

**Dr Zofia M. Łabęda-Grudziak**

Instytut Automatyki i Robotyki  
Wydział Mechatroniki  
Politechnika Warszawska  
02-525 Warszawa, ul. św. A. Boboli 8  
E-mail: z.labeda@mchtr.pw.edu.pl

## **Technika diagnostyki oparta na addytywnych modelach regresyjnych w zadaniach bieżącej eksploatacji sieci gazowej**

**Słowa kluczowe:** *detekcja uszkodzeń, addytywny model regresji, identyfikacja, eksploatacja, sieci przesyłowe gazu*

**Streszczenie:** W artykule przedstawiono metodę oszacowania wartości ciśnienia w określonych punktach węzłowych sieci przesyłowej gazu ziemnego dla potrzeb przewidywania zmiany stanu procesu w trakcie jego eksploatacji. W tym celu wykorzystano addytywny model regresji wraz z nieparametrycznymi technikami estymacji, który posłużył zarówno do monitorowania pracy sieci gazowej, jak i do konstrukcji układu detekcji uszkodzeń, a następnie do oceny wrażliwości na występowanie poszczególnych uszkodzeń. Badania przeprowadzono na podstawie danych z modelu analitycznego symulatora sieci, który dostrojony jest do rzeczywistej sieci przesyłowej gazu.

### **1. Wstęp**

W rozległych instalacjach wykorzystywanych do transportowania dużych ilości gazu pod wysokim ciśnieniem na znaczne odległości istotnym problemem jest monitorowanie stanu instalacji zarówno w zakresie prawidłowego działania urządzeń pomiarowych jak i występowania ewentualnych wycieków. Eksploatacja sieci gazowej wymaga okresowej kontroli szczelności sieci oraz usuwania uszkodzeń i nieszczelności. W przypadku stwierdzenia nieszczelności w gazociągu, podlega on pracom remontowym. Wykonywane są one po wyłączeniu danego odcinka sieci z ruchu poprzez albo armaturę zaporową, albo doraźne zamknięcia. Prace wykonywane na czynnych gazociągach zaliczane są do prac niebezpiecznych i muszą wykonywane być przez wykwalifikowane ekipy.

Trudne warunki eksploatacji stawiają coraz większe wymagania dotyczące długotrwałości i wysokiego stopnia bezawaryjności systemów sterowania. Ze względu na łatwopalność, awarie powodujące rozszczelnienie instalacji i uchodzenie gazu stwarzają silne zagrożenie wystąpienia wybuchu i skażenia środowiska. Zagrożenia te wyeliminować można poprzez bieżącą detekcję, pozwalającą przewidzieć ewentualną konieczność wyłączenia tłoczenia lub odcięcia nieszczelnego odcinka rurociągu.

W bieżącej eksploatacji sieci gazowych wykorzystuje się szereg rozwiązań pozwalających na monitorowanie i diagnostykę, ze szczególnym uwzględnieniem detekcji wycieków. Metody detekcji sieci przesyłowych można podzielić na dwie ogólne kategorie

[2,11,21]: bezpośrednie (zewnętrzne), kiedy dokonuje się detekcji od zewnątrz rury poprzez zastosowanie wyspecjalizowanych urządzeń lub obserwacji wizualnej oraz pośrednie (wewnętrzne), kiedy detekcja jest oparta na pomiarach i analizie parametrów procesu przepływu (ciśnienia, strumienia, temperatury). Wśród metod bezpośrednich wyróżnić można metody akustyczne [12], które opierają się na detekcji szumów generowanych przez wyciek i wymagają zainstalowania wzdłuż rurociągu czujników akustycznych. Metody pośrednie dzielą się na metody oparte na detekcji fal akustycznych spowodowanych uchodzeniem, metody oparte na bilansowaniu medium wpływającego do i wypływającego z rurociągu oraz metody analityczne, oparte na modelu matematycznym i danych pomiarowych z obiektu otrzymanych z systemu telemetrii [7,8,17,22].

Gaz ziemny jest gazem lepkiem i ściśliwym, którego wszystkie parametry fizykochemiczne silnie zależą od warunków ciśnieniowo-temperaturowych. Dla opisu takiego medium konieczne jest zastosowanie skomplikowanych równań stanu, na przykład wirialnych lub kubicznych równań stanu gazu [5,23]. Dynamikę elementarnego odcinka rurociągu gazu można wyrazić również za pomocą układu różniczkowych równań cząstkowych [7,17], które można wyprowadzić z zasady zachowania masy oraz zasady zachowania pędu i rozwiązywać metodami jawnymi oraz uwikłanymi.

Do analizy pracy fragmentów systemu przesyłowego mogą być również stosowane algorytmy optymalizacyjne oparte o sztuczne sieci neuronowe [1,9,16] lub inteligencję roju. Jest to technika sztucznej inteligencji oparta o obserwację zachowań społecznych w zorganizowanych populacjach. Do identyfikacji, czy jest wyciek czy nie, można zastosować tzw. maszynę wektorów wspierających (ang. *Support Vector Machine*), jest to algorytm identyfikujący zależności między elementami (w tym przypadku wynikami pomiarów) na podstawie przykładów – zbiorów danych treningowych, obejmujących przypadki z wyciekami i bez [3].

Metody bezpośrednie wymagają dużego doświadczenia od operatora urządzenia, w związku z czym usługi wykrywania nieprawidłowości zwykle są każdorazowo zlecane wyspecjalizowanym firmom. Z kolei metody pośrednie, w których ekspert (pracownik firmy) obserwuje parametry sieci i stwierdza anomalie posiadają szereg wad, znacząco obniżających ich wartość. Przede wszystkim system nie sygnalizuje uszkodzeń automatycznie, wymagając nieprzerwanej uwagi eksperta. Z drugiej strony, rozwiązania najbardziej zaawansowane technologicznie bazują na modelu symulacyjnym sieci przesyłowej gazu i są jednocześnie najbardziej złożone.

## 2. Metodyka badań

Dla obiektu jakim jest sieć gazowa opracowanie modelu na podstawie równań fizycznych jest bardzo trudne, a identyfikacja jego parametrów dostarcza dodatkowych trudności. Dla starych rurociągów, które są trudne do zidentyfikowania i zlokalizowania nie zawsze można dokładnie odtworzyć wymiary geometryczne ani chropowatości. Ponadto, gazociągi są obiektami o bardzo zróżnicowanych w skali doby i roku wartościach strumienia objętości, co bardzo utrudnia zastosowanie wszystkich opisanych powyżej metod. Z drugiej strony, zwiększenie liczby wejść procesu gwałtownie zwiększa nakłady obliczeniowe w modelowaniu neuronowym.

W pracy przedstawiono wykorzystanie alternatywnej techniki, która przewyższa ograniczenia związane z nieliniowym modelowaniem wielowymiarowym. Są to addytywne modele regresyjne (ang. *Additive Models*) [4]. Metoda identyfikacji oparta na addytywnym modelu regresji jest nowym podejściem w diagnostyce procesów przemysłowych i została przedstawiona w pracach autora, opublikowanych m.in. w pozycjach [13,15,20] spisu literatury.

Celem niniejszej pracy jest opracowanie efektywnych metod modelowania sygnału ciśnienia w określonych punktach węzłowych sieci przesyłowej gazu dla potrzeb detekcji uszkodzeń. Model ma zapewnić odtwarzanie sygnałów pomiarowych oraz służyć do obliczania residuum. Głównym założeniem jest możliwość opracowania algorytmów detekcji uszkodzeń z wykorzystaniem modelu addytywnego, szacowanego na podstawie archiwalnych danych procesowych.

Podczas pracy sformułowano następujące problemy badawcze związane z wybranym procesem detekcji uszkodzeń:

- **Niepewność i niepełność wiedzy o obiekcie diagnozowania.** Metody detekcji bazujące na modelach obiektu wymagają konieczności posiadania archiwalnych lub symulacyjnych zbiorów sygnałów pomiarowych, związanych z pracą diagnozowanego obiektu. Zbiory te często obarczone są niedokładnościami, błędami, brakami i zakłóceniami. W celu budowy poprawnego modelu bazując na niepewnych danych pomiarowych, w badaniach wykorzystano metody eksploracyjnej analizy danych (ang. *Data Mining*), w postaci wstępnej obróbki danych w formie czyszczenia i przekształcania danych.
- **Duża złożoność obiektu diagnozowania.** Ze względu na dynamiczny charakter zjawisk zachodzących w rurociągach gazu, wybór odpowiedniej struktury modelu obiektu diagnozowania znacząco wpływa na dokładność identyfikacji. Przyjęcie zbyt uproszczonego lub zbyt skomplikowanego modelu może wpływać niekorzystnie na niezawodność systemu diagnostycznego. Konieczne jest porównanie modeli o różnej strukturze i złożoności. Na ogół model o większej liczbie predyktorów daje dokładniejsze przewidywania, jednak ma też większą skłonność do przeuczenia. W celu porównania jakości dwóch lub więcej modeli wykorzystano wiedzę ekspercką oraz test końcowego błędu prognozy FPE (ang. *Final Prediction Error*) i kryterium informacyjne AIC (ang. *Akaike Information Criteria*), które uwzględniając liczbę parametrów modelu oceniają dopasowanie modeli do danych pomiarowych.
- **Dokładność a zdolności generalizacyjne modelu.** Realizacja układu detekcji uszkodzeń wymaga poprawnego modelu obiektu diagnozowania. Model taki powinien być z jednej strony modelem dokładnym, pozwalającym dobrze estymować wyjście procesu, a z drugiej strony pozwalającym na predykcję odporną na zakłócenia i szumy pomiarowe. W pracy zbadano wykorzystanie nieparametrycznych technik estymacji - estymatorów lokalnie wielomianowych (ang. *Locally Polynomial Smoothers*) i naturalnych kubicznych funkcji sklepanych (ang. *Natural Cubic Spline*). Metody te posiadają pojedyncze parametry wygładzające, które kontrolują „gładkość” estymatora funkcji regresji i zwykle ich wartości wybierane są poprzez optymalizację kryterium uogólnionej krosvalidacji (ang. *Generalized Cross-Validation*), liczbę stopni swobody (*df*), która jest równa liczbie funkcji bazowych funkcji wygładzającej lub poprzez określenie szerokości pasma (*span*), które stanowi proporcję danych użytych do każdego lokalnego dopasowania. Wybór odpowiedniej techniki i parametru wygładzania pozwala na zmniejszenie problemu nadmiernego dopasowania modelu do danych uczących, zwiększając tym samym jego zdolności generalizacyjne dla danych testowych.
- **Niepewność związana z niedokładnością modelu, wpływem niemierzalnych zakłóceń i szumów.** Bez względu na zastosowaną technikę identyfikacji, zawsze istnieje problem niepewności modelu, tzn. różnicy pomiędzy zachowaniem modelu, a

systemu. Prowadzi to do konieczności konstruowania układów detekcji uszkodzeń, które są odporne na niedokładność modelu, wpływ niemierzalnych zakłóceń i szumów. Jakość układu detekcji uszkodzeń zależy w dużym stopniu od jego części decyzyjnej. W badaniach wykorzystano stałe progi nakładane na sygnał residuum. Odporność była realizowana z wykorzystaniem statystycznych charakterystyk przebiegu residuów.

Poniżej omówiono istotę zaproponowanej metody w odniesieniu do przeprowadzonych badań.

### 3. Addytywny model regresji

Rozważając strukturę MISO (ang. *Multiple Input Single Output*), dla  $p > 1$  sygnałów wejściowych  $X_1, X_2, \dots, X_p$  oraz jednego sygnału wyjściowego  $Y$ , zdefiniujmy model addytywny w postaci:

$$Y = \alpha + \sum_{j=1}^p \varphi_j(X_j) + \varepsilon, \quad (1)$$

gdzie  $\alpha$  jest pewną stałą, błąd  $\varepsilon$  jest niezależny od  $(X_1, X_2, \dots, X_p)$ ,  $\mathbf{E}(\varepsilon) = 0$ ,  $\mathbf{Var}(\varepsilon) = \sigma^2$  oraz  $\varphi_j$  są jednowymiarowymi funkcjami zmiennej  $X_j$  niekoniecznie liniowymi. Nie zakładamy monotoniczności funkcji  $\varphi_j$ , ani tym bardziej znajomości analitycznych postaci tych funkcji. Modele prognozy mogą być nieliniowe względem sygnałów  $X_j$ , ale nadal są liniowe względem sygnałów  $\varphi_j(X_j)$ . Podkreślmy, że nie zakładamy, że sygnały  $X_j$  są niezależne [6]. Stąd użycie linii opóźniających sygnały  $X_j$  zapewnia dynamiczne własności modelu (1) oraz prowadzi do zwiększenia odporności modelu (i tym samym zwiększenia odporności układu detekcji uszkodzeń) na wpływ impulsowych zakłóceń oddziałujących na sygnały pomiarowe.

Dla danych pomiarowych  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ , gdzie  $x_i = \{x_{ij}\}_{j=1}^p$ , formalnie, zadanie wyznaczenia modelu addytywnego na podstawie danych pomiarowych, rejestrowanych w trakcie eksploatacji obiektu, możemy zapisać jako zadanie minimalizacji sumy kwadratów błędów

$$\arg \min_{\{\alpha, \varphi_j\}} \sum_{i=1}^n (y_i - \alpha - \sum_{j=1}^p \varphi_j(x_{ij}))^2, \quad (2)$$

które oznacza znalezienie stałej  $\alpha$ , równej  $\hat{\alpha}$  oraz  $p$  funkcji jednej zmiennej  $\hat{\varphi}_j(\cdot)$ , określonych na prostej, a nie na oryginalnej przestrzeni  $p$ -wymiarowej. Tym sposobem unikamy konieczności rozwiązywania zadania estymacji w przestrzeni wielowymiarowej.

Aby osiągnąć większą elastyczność, relacje  $\varphi_j$  między sygnałem wyjściowym a sygnałami wejściowymi są szacowane na podstawie danych pomiarowych przez zastosowanie nieparametrycznych technik wygładzania, takich jak estymatory lokalnie liniowe lub naturalne kubiczne funkcje sklepane [6,13]. W celu estymacji modelu addytywnego w pracy wykorzystano iteracyjny algorytm dopasowania wstecznego (ang. *Backfitting Algorithm*),

który przy spełnieniu pewnych założeń zbiega do jednoznacznego rozwiązania, startując z dowolnych wartości początkowych [6].

### 3.1. Ocena modelu procesu i zasady weryfikacji

Weryfikacja modelu stanowi procedurę mającą na celu sprawdzenie jakości oszacowanego modelu, co sprowadza się do określenia z jakim błędem model naśladuje zachowanie się rzeczywistego procesu. Obiektywną oceną modelu procesu jest wykorzystanie wyznaczonego modelu do symulacji wyjścia dla zbioru danych testowych.

Zastosowanie addytywnego modelu rozkładu ciśnienia w sieci gazowej wymaga jego kalibracji, które odbywa się off-line na podstawie danych archiwalnych przy założeniu, że dane zostały zarejestrowane w okresie, gdy nie występowały uszkodzenia w sieci. Poprawnie skalibrowany model posiada zdolności prognostyczne pozwalające uzyskać dostatecznie zbliżone odwzorowanie zachowania rzeczywistego systemu w zmiennych warunkach prowadzenia procesu. W celu sprawdzenia jakości oszacowanego modelu, wyznaczono wartości miar dopasowania takich jak: średni kwadrat błędów (*MSE*), średni moduł błędów (*MADE*), średni bezwzględny błąd procentowy wyrażony w zakresie pomiarowym wyjścia (*MAPE*), wariancja błędów (*VAR*).

## 4. Diagnostyka uszkodzeń

Istotnym problemem każdego operatora rurociągu jest bezpieczna eksploatacja. W miarę upływu czasu, zachodzące w konstrukcji procesy przebiegające w różnych jej fragmentach z różnym natężeniem, powodują, że parametry eksploatacyjne rurociągu ulegają zmianie. Podejmowanie stosownych decyzji wymaga monitorowania stanu technicznego rurociągu. Wiele informacji może dostarczyć okresowe wykonywanie inspekcji, niezależnie od rzeczywistego stanu technicznego rurociągu. Na ich podstawie operator może podjąć decyzję o ewentualnej naprawie lub remoncie rurociągu, bądź w ekstremalnych przypadkach o wymianie fragmentu lub całości rurociągu. W większości przypadków obsługa jest niepotrzebna, gdyż stan techniczny rurociągu jest dobry.

Współczesne systemy sterowania i monitorowania procesów przemysłowych coraz częściej realizują bardziej zaawansowane funkcje, związane z diagnostyką urządzeń automatyki i procesu. Taki nadzór nad obiektem polega na wykorzystaniu modelu jako źródła informacji o wzorcowym przebiegu procesów, co pozwala zauważyć wczesne objawy niekorzystnych zmian w obiekcie oraz wspomóc operatorów procesu w zakresie zabezpieczenia obiektu.

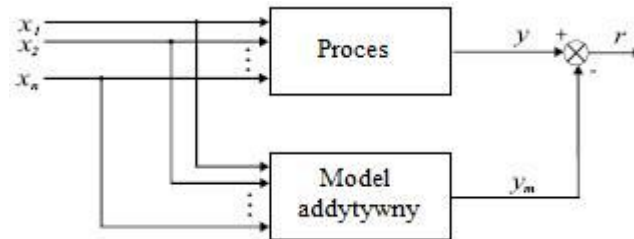
Diagnostyka obiektu technicznego polega na przeprowadzeniu szeregu operacji, które w rezultacie doprowadzą do wykrycia, lokalizacji i identyfikacji możliwych uszkodzeń. Niniejszy artykuł podejmuje zagadnienie pierwszego etapu postępowania diagnostycznego, mianowicie detekcji uszkodzeń, czyli wykrywania nieprawidłowych stanów procesów oraz uszkodzeń urządzeń technologicznych, wykonawczych i pomiarowych [10]. Kontynuacją tych badań będzie opracowanie algorytmów lokalizacji uszkodzeń.

### 4.1. Układ detekcji uszkodzeń

Detekcja uszkodzeń ma na celu zauważenie powstania uszkodzenia w obiekcie i określenie chwili detekcji, poprzez realizację testów diagnostycznych. Zbiór testów

wykonywany jest automatycznie przez komputer i powinien być tak dobrany, aby umożliwić wykrycie wszystkich uszkodzeń, które mogą wystąpić podczas eksploatacji obiektu przemysłowego. Negatywny wynik testu jest symptomem stanu nieprawidłowego, np. wystąpienia uszkodzenia.

W oparciu o skonstruowany addytywny model regresji możemy obliczyć rozkład ciśnień w sieci na podstawie znanych, zmierzonych w rzeczywistej sieci wartości dostępnych zmiennych pomiarowych, a następnie możemy monitorować różnice (tzw. residua  $r$ ) między wartościami ciśnienia zmierzonymi w rzeczywistej sieci, a wartościami ciśnienia estymowanymi za pomocą modelu addytywnego. Schemat przedstawiający generowanie residuów za pomocą modelu addytywnego przedstawiono na rys. 1.



Rys. 1. Schemat generowania residuów z wykorzystaniem modelu addytywnego.

Dla większości prawidłowych stanów pracy sieci gazowej, przy założeniu prawdziwości modelu, residua powinny być bliskie zero, a po pojawieniu się uszkodzenia ich wartości powinny różnić się od zera. Dysponując wygenerowanymi za pomocą modelu addytywnego residuami należy zaprojektować algorytm decyzyjny, na podstawie którego następować będzie ocena wartości residuów oraz podejmowana będzie decyzja o wykryciu symptomu uszkodzenia.

W badaniach wykorzystano najprostszy algorytm decyzyjny, który porównuje wartości residuum z wartościami progowymi. Symptom uszkodzenia w chwili  $t$  zostaje wykryty, jeśli sygnał diagnostyczny przyjmuje wartość 1, to znaczy kiedy wartość progowa została przekroczona przez residuum. Wartości progowe są wyliczane z wykorzystaniem danych statystycznych charakteryzujących przebieg wartości residuum w stanie normalnej eksploatacji. Należy zaznaczyć, że możliwość generacji fałszywych symptomów zależy w dużym stopniu od wartości przyjętych ograniczeń za dopuszczalne wartości residuów i przedziału czasu, na podstawie którego podejmowana jest decyzja. W przypadku zbyt małych limitów algorytm generuje wiele fałszywych alarmów, zaś w przypadku gdy limity są zbyt duże detekcja jest bardzo opóźniona.

## 4.2. Wskaźniki jakości detekcji

Powyższy schemat detekcji uszkodzeń opiera swoje działanie na wyidealizowanych założeniach, że model jest wierną repliką systemu i idealnie reprezentuje jego dynamikę oraz, że szумы, zakłócenia występujące w systemie są znane. Założenia te nie mogą być ze względów oczywistych spełnione w praktyce. Odporność w kontekście detekcji uszkodzeń można zdefiniować jako maksymalizację wykrywalności uszkodzeń przy jednoczesnej minimalizacji niepożądanych efektów takich jak zakłócenia, szумы pomiarowe, zmiany w sygnałach wejściowych i stanach systemu.

W celu sprawdzenia jakości proponowanego algorytmu detekcji w badaniach wykorzystano następujące wskaźniki jakości diagnozowania:

- $t_{dt}$  - czas detekcji, który jest czasem mierzonym od czasu rozpoczęcia symulowania uszkodzenia do czasu wystąpienia jego symptomu
- $\theta_{fd}$  - stopień fałszywej detekcji, którego wartość informuje o tym jak wiele wystąpiło fałszywych alarmów
- $\theta_{td}$  - stopień prawdziwej detekcji, którego wartość informuje o efektywności detekcji uszkodzeń.

Należy mieć na uwadze, że wartości wskaźników jakości detekcji ściśle zależą od zbioru zmiennych procesowych w pełni odzwierciedlających funkcjonowanie obiektu oraz doboru wartości progowych algorytmu.

## **5. Obiekt diagnozowania – fragment gazociągu Warszawa-Białystok.**

Ze względu na brak możliwości realizacji rzeczywistych uszkodzeń, badania przeprowadzono na podstawie danych pochodzących z symulatora sieci gazowej, dostrojonego do rzeczywistej sieci gazowej znajdującej się na dużym obszarze Polski. Symulator został opracowany na podstawie modeli analitycznych, w systemie zaawansowanego monitorowania i diagnostyki AMandD [18,19] w Instytucie Automatyki i Robotyki Politechniki Warszawskiej.

Niniejsza praca została częściowo zrealizowana w ramach projektu badawczego rozwojowego „Badania nad systemami detekcji i lokalizacji nieszczelności rurociągów”, nr O R00 0013 06 [14,20,22]. Badania weryfikacyjne przeprowadzono przy użyciu programu R-project, przeznaczonego do zaawansowanych obliczeń statystycznych [4].

### **5.1. Opis analizowanego fragmentu gazociągu.**

Odcinek sieci gazowej wykorzystywany podczas badań obejmuje fragment rzeczywistego gazociągu Warszawa - Białystok, od stacji wejściowej w Wólce Radzymańskiej do wszystkich punktów poboru zasilanych z tej stacji, tzn. żaden z odcinków nie wyprowadza gazu poza monitorowany obszar (rys. 2). Gazociąg ten jest stosunkowo dobrze opomiarowany i jest bardzo charakterystyczny dla krajowej sieci – zawiera wiele odgałęzień i punktów odbioru wyposażonych w stacje redukcyjno – pomiarowe.

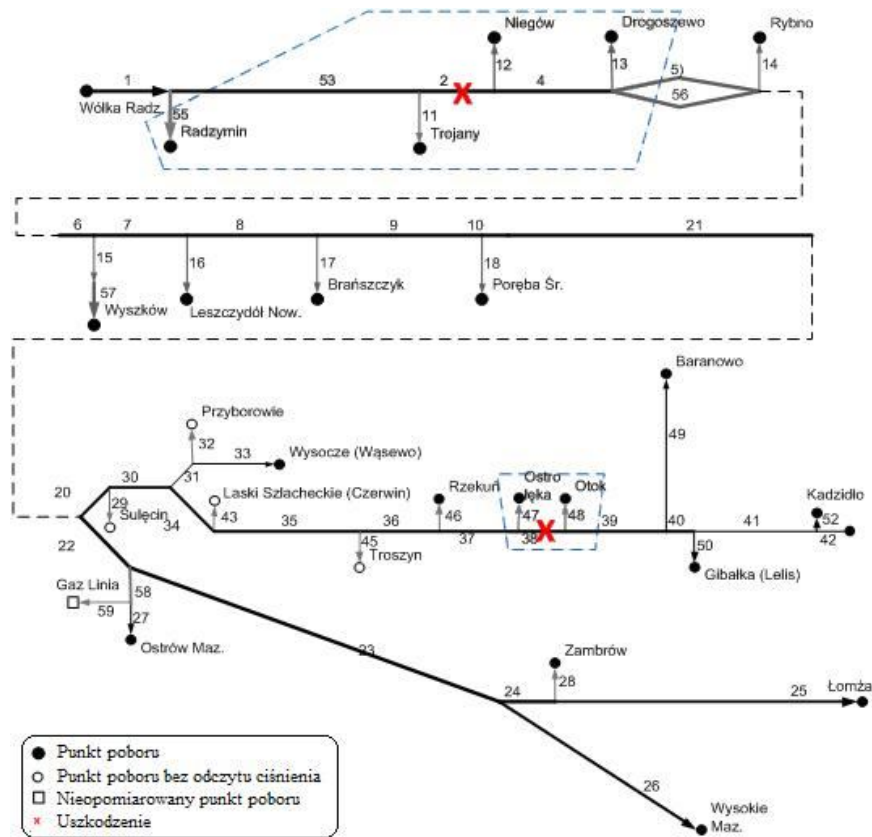
W ramach badań wybrano fragmenty sieci, dla których zbudowane zostały addytywne modele cząstkowe, określono wzorcowe uszkodzenia, wykorzystane następnie do testowania algorytmów detekcji, przygotowano zbiory danych uczących oraz testowych uwzględniających symulację wybranych uszkodzeń.

### **5.2. Wykorzystanie modeli addytywnych**

Diagnostyka procesu z użyciem addytywnych cząstkowych modeli wymaga opracowania modeli niewielkich fragmentów sieci, reagujących lokalnie na uszkodzenia i pokrywających w sumie zasięgiem cały modelowany obiekt. W przeprowadzonych badaniach analizowano możliwość wykorzystania modeli addytywnych  $ADD_{Nazwa\_wezla\_sieci}$  o różnej strukturze, odtwarzających wartości ciśnień w poszczególnych punktach węzłowych sieci przesyłowej gazu. Ze względu na brak pomiaru strumienia (dostępne są jedynie pomiary strumieni poborów w poszczególnych węzłach sieci) zdecydowano się na wykorzystanie wartości ciśnień w sąsiednich punktach poboru oraz szacowanego strumienia przepływu gazu. Szacowany strumień wyliczany jest na podstawie skumulowanej sumy poborów z punktów



znajdujących się za analizowanym odcinkiem z uwzględnieniem dynamiki zmiany objętości gazu skumulowanego w gazociągu [18]. Aby ocenić przydatność modeli addytywnych w detekcji uszkodzeń gazociągu zostały zasymulowane uszkodzenia typu wyciek i niesprawność czujnika pomiaru ciśnienia w dwóch wybranych lokalizacjach gazociągu (rys. 2).

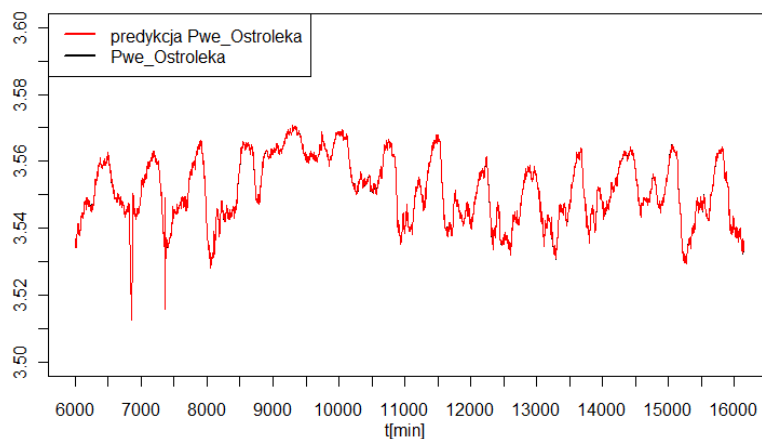


Rys. 2. Schemat gazociągu. Krzyżykami oznaczono miejsca zasymulowanych wycieków.

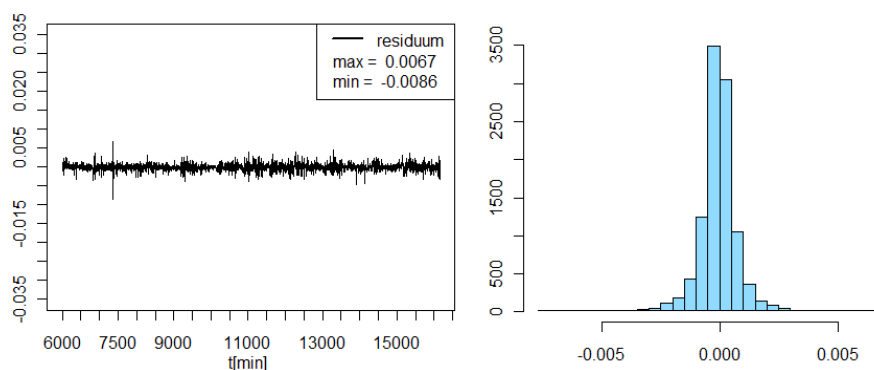
Aby osiągnąć większą elastyczność przy szacowaniu modeli addytywnych, dokonano analizy porównawczej dwóch alternatywnych metod wygładzania - naturalnej kubicznej funkcji sklejaney i estymatora lokalnie wielomianowego. Przeprowadzone badania pokazały, że najbardziej korzystne wyniki identyfikacji otrzymano stosując naturalną kubiczną funkcję sklejaną z parametrem  $df=4$  lub alternatywnie estymator lokalnie liniowy z parametrem wygładzania  $span=0.55$ . Należy zaznaczyć, że wybór techniki i parametru wygładzania wpływa również na jakość detekcji uszkodzeń. W niniejszym artykule przedstawiono wyniki dla naturalnej kubicznej funkcji sklejaney z parametrem określającym liczbę stopni swobody funkcji wygładzającej.

Wykorzystując algorytm dopasowania wstecznego oszacowano modele poszczególnych węzłów sieci. Na podstawie danych uczących, pochodzących ze stanu zdadności procesu, otrzymano estymowane wartości ciśnienia gazu (predykcja  $P_{we}$ ) wraz z rzeczywistymi wartościami ciśnienia gazu danymi z procesu ( $P_{we}$ ), a także odpowiadające im przebiegi residuów. Poniżej przedstawiono przykładowe wyniki modelowania dla węzła Ostrołęka. Na rys. 3 i 4 przedstawiono odtwarzanie sygnału oraz przebieg i histogram residuów znormalizowanych do przedziału  $[-1, 1]$ .





Rys. 3. Odtwarzanie sygnału Pwe\_Ostroleka na podstawie próby uczącej dla modelu ADDOstr.



Rys. 4. Przebieg i histogram residuów na podstawie próby uczącej dla modelu ADDOstr.

W celu sprawdzenia jakości oszacowanych modeli, obliczono wartości różnych miar dopasowania dla poszczególnych modeli. Wyniki dla przykładowych modeli addytywnych ADDTroj, ADDNieg oraz ADDOstr przedstawiono w tab. 1.

Tab. 1. Wskaźniki jakości dopasowania modeli addytywnych.

Model	MSE	MADE	MAPE	VAR
ADDTroj	3e-06	2e-05	0.0423%	2e-06
ADDNieg	2e-06	1.4e-05	0.0254%	1e-06
ADDOstr	2e-06	3e-05	0.0513%	1e-06

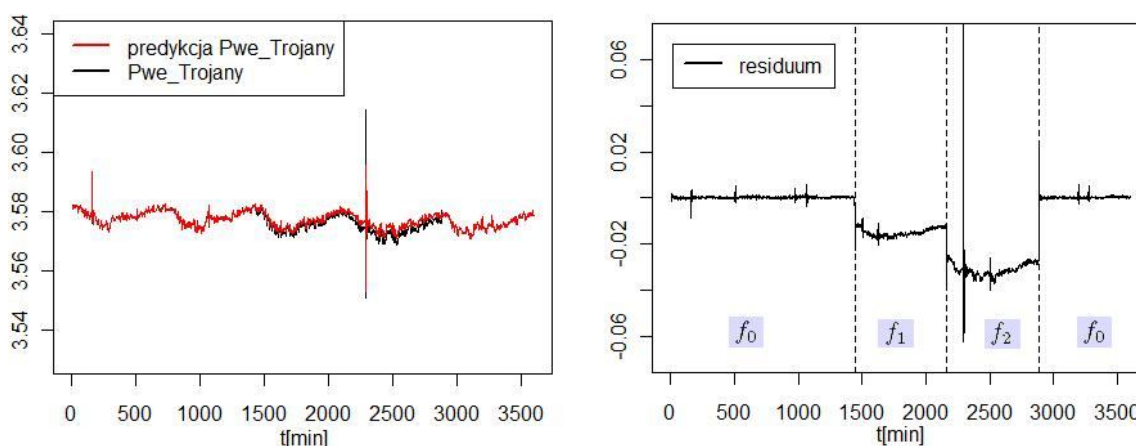
Otrzymane wyniki dopasowania są zadowalające. Skonstruowane cząstkowe modele dobrze odzwierciedlają dynamikę procesu, dzięki użyciu wejść opóźnionych o jeden i dwa takty próbkowania. Przebiegi wyniku modelowania niemalże idealnie nadążają za zasymulowanym procesem, co potwierdza brak istotnych odchyłek od wartości zerowej, poza pojedynczymi obserwacjami odstającymi. Błędy MADE i MAPE modelowania dla poszczególnych modeli nie przekraczają odpowiednio wartości 3e-05 i 0.06% zakresu zmienności wyjścia procesu.

Do weryfikacji algorytmów detekcji wykorzystano dwie nieszczelności oraz dwa uszkodzenia czujników ciśnienia, przy czym wykorzystano kilka poziomów "wielkości uszkodzenia", tak aby sprawdzić ogólną zmianę wrażliwości modeli. Opis uszkodzeń przedstawiono w tab. 2.

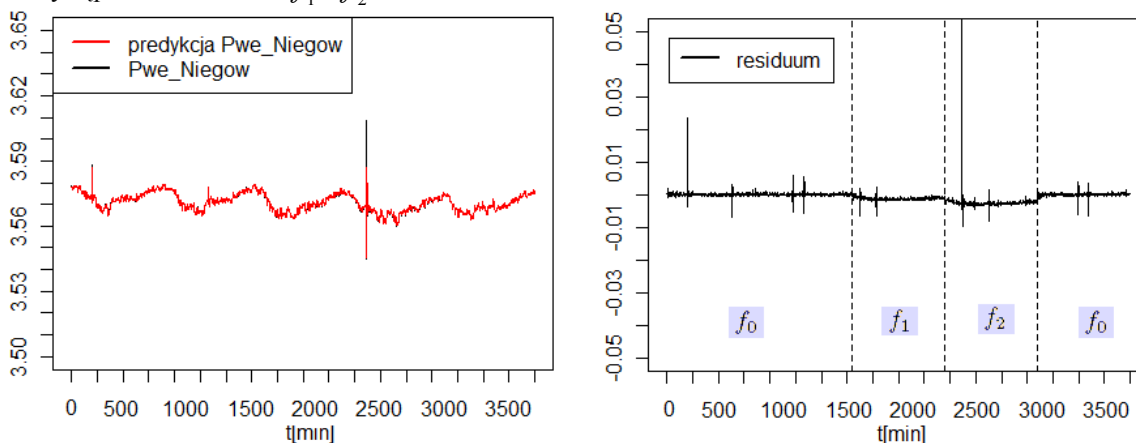
Tab. 2. Wybrane scenariusze symulacji uszkodzeń.

Nazwa uszkodzenia	Opis uszkodzenia	Ozn.	Wartość
Wyciek 1	W połowie pomiędzy stacjami Trojany a Niegów (przepływ nominalny około $6000 \text{ m}^3 / \text{h}$ )	$f_1$	$500 \text{ m}^3 / \text{h}$
		$f_2$	$1000 \text{ m}^3 / \text{h}$
Wyciek 2	W połowie pomiędzy stacjami Ostrołęka a Otok (przepływ nominalny około $600 \text{ m}^3 / \text{h}$ )	$f_3$	$150 \text{ m}^3 / \text{h}$
		$f_4$	$300 \text{ m}^3 / \text{h}$
Ciśnienie 1	Stacja Niegów (wartości aktualnej)	$f_5$	-2%
		$f_6$	-5%
		$f_7$	-10%
Ciśnienie 2	Stacja Otok (wartości aktualnej)	$f_8$	+2%
		$f_9$	+5%
		$f_{10}$	+10%

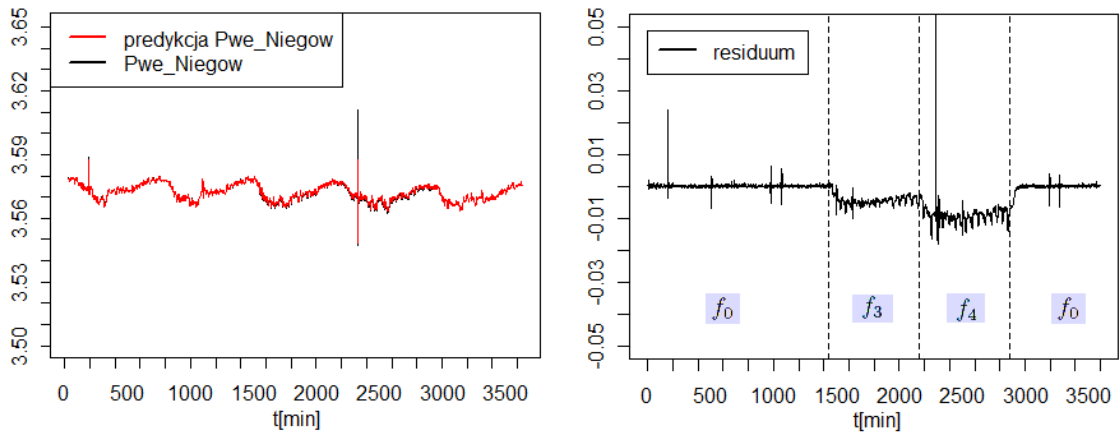
Szczegółowe wykresy wybranych scenariuszy symulujących odpowiednio nominalne warunki pracy  $f_0$  i poszczególne uszkodzenia oraz odpowiadające im wykresy przebiegu wartości residuów zostały przedstawione na rys. 5 - 9.



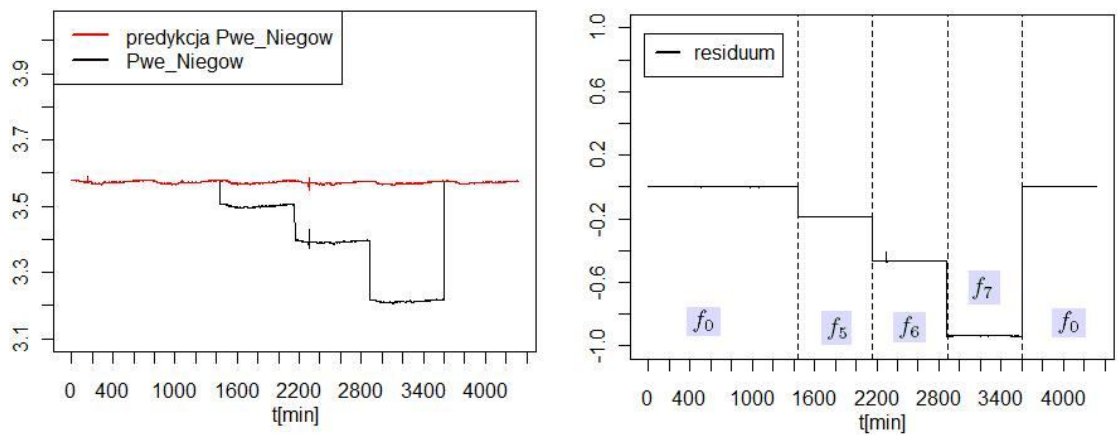
Rys. 5. Przebiegi rozkładu ciśnienia w sieci (Pwe\_Trojany) i residuów w warunkach nominalnych oraz wystąpienia uszkodzeń  $f_1$  i  $f_2$ .



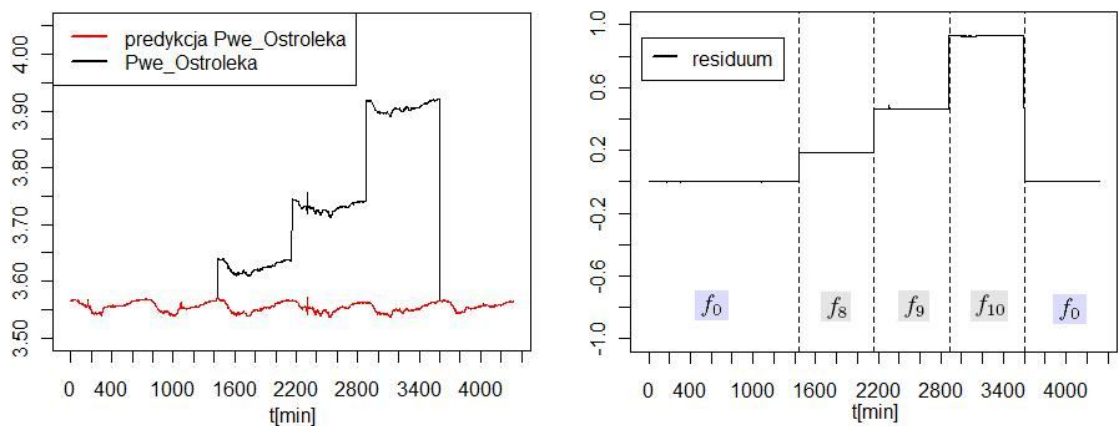
Rys. 6. Przebiegi rozkładu ciśnienia w sieci (Pwe\_Niegow) i residuów w warunkach nominalnych oraz wystąpienia uszkodzeń  $f_1$  i  $f_2$ .



Rys. 7. Przebiegi rozkładu ciśnienia w sieci (Pwe\_Niegow) i residuów w warunkach nominalnych oraz wystąpienia uszkodzeń  $f_3$  i  $f_4$ .



Rys. 8. Przebiegi rozkładu ciśnienia w sieci (Pwe\_Niegow) i residuów w warunkach nominalnych oraz wystąpienia uszkodzeń  $f_5$ ,  $f_6$  i  $f_7$ .



Rys. 9. Przebiegi rozkładu ciśnienia w sieci (Pwe\_Ostroleka) i residuów w warunkach nominalnych oraz wystąpienia uszkodzeń  $f_8$ ,  $f_9$  i  $f_{10}$ .

Na podstawie powyższych przebiegów residuów można stwierdzić, że uzyskano bardzo dobrą detekcję uszkodzeń torów pomiarowych - najwyższe bezwzględne wartości residuum otrzymano dla uszkodzenia typu skok ciśnienia w stacji rurociągu. Wszystkie modele lokalne bardzo dobrze wykrywają uszkodzenia tego typu we wszystkich badanych

lokalizacjach. W przypadku symulacji wycieku reakcja residuum (przy tak wysokim poziomie wycieku) jest zauważalna, ale dużo mniejsza. Przykładowo wrażliwość modelu ADD<sub>Troj</sub> na wyciek  $f_1$  jest rzędu 0.96% zakresu zmienności wielkości mierzonej, zaś modelu ADD<sub>Nieg.</sub> jest rzędu 0.37% - właściwie na poziomie ok. 25% błędów obliczeniowych modelu dla próby testowej.

Wartości wskaźnika prawdziwej detekcji  $\theta_{td}$  dla algorytmu decyzyjnego opartego na poszczególnych modelach addytywnych zestawiono w tab. 3 i 4.

Tab. 3. Wskaźnik  $\theta_{td}$  jakości detekcji uszkodzeń  $f_1 - f_4$ .

Model	Uszkodzenia			
	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$
ADD <sub>Troj</sub>	0.9972	1	0.0112	0.7878
ADD <sub>Nieg.</sub>	1e-05	0.0083	0.0153	0.8641
ADD <sub>Ostr</sub>	1e-05	0.0069	0.0014	0.0194

Tab. 4 Wskaźnik  $\theta_{td}$  jakości detekcji uszkodzeń  $f_5 - f_{10}$ .

Model	Uszkodzenia					
	$f_5$	$f_6$	$f_7$	$f_8$	$f_9$	$f_{10}$
ADD <sub>Troj</sub>	1e-04	0.0083	0.0014	0.0014	0.0111	0.028
ADD <sub>Nieg.</sub>	1	1	0.9958	1e-05	0.0027	1e-05
ADD <sub>Ostr</sub>	1e-05	0.0083	1e-05	1	1	0.9958

W powyższych tabelach zaznaczono kolorem czerwonym te wartości wskaźników prawdziwej detekcji, które były najwyższe wśród poszczególnych modeli. Wartości wskaźnika  $\theta_{td}$  były bardzo wysokie, zaś współczynnik czasu detekcji  $t_{dt}$  wynosił ok. 1-2 min. Ponadto najwyższe wartości wskaźnika fałszywej detekcji  $\theta_{fd}$  w poszczególnych próbach testowych zanotowano na poziomie 0.5%. Wynika to głównie z pewnej wady metody progowania. Analizując sygnał residuum zarejestrowany podczas pracy sieci gazowej w warunkach nominalnych (rys. 5 i 6) można zaobserwować, że w niektórych przedziałach czasu występują znaczne odchyłki sygnału residuum od wartości zero (chwilowe symptomy uszkodzeń). Takie odchyłki, spowodowane przez zakłócenia czy błędy modelowania, mogą powodować powstanie fałszywych alarmów.

## 6. Podsumowanie

W pracy zaprezentowano efektywne rozwiązanie umożliwiające modelowanie i przewidywanie rozkładu ciśnienia w ściśle określonym węźle sieci gazowej za pomocą addytywnego modelu regresji dla potrzeb detekcji uszkodzeń. Jest to nowe podejście w diagnostyce procesów przemysłowych, które rozszerza możliwości w dziedzinie aproksymacji dynamicznych i wielowymiarowych obiektów nieliniowych. Podstawowym celem opracowanych algorytmów detekcji uszkodzeń było możliwe spełnienie wymagań wynikających ze specyfiki diagnostyki procesów, przedstawionych w rozdziale 2.

Zaproponowane modele addytywne są korzystnym podejściem w zagadnieniach identyfikacji procesów. Omijają problemy wymiarowości, gdyż funkcja regresji jest modelowana przez sumę funkcji poszczególnych sygnałów wejściowych. Pozwalają na

budowę nieliniowych modeli procesu na podstawie wiedzy eksperta i z wykorzystaniem danych pomiarowych, dostępnych ze współczesnych systemów automatyki. Jednocześnie należy zaznaczyć, że dokładność modelu opisującego rozkład ciśnienia gazu w sieci oraz jakość wprowadzanych danych (dane uczące, obejmujące pełny zakres zmienności sygnałów z pracy gazociągu) były ważnymi czynnikami wpływającymi na jakość identyfikacji procesu i tym samym na jakość wykrywania uszkodzeń. Ponadto, modele addytywne posiadają prostą strukturę oraz niski rząd, co znacznie skraca czas ich uczenia. Nie wymagają w żadnym miejscu przyjmowania założeń dotyczących postaci funkcji wiążących sygnały wejściowe i wyjściowe, stąd zastosowanie nieparametrycznych metod estymacji umożliwia identyfikację procesów nieliniowych w sytuacji gdy informacja wstępna o nich jest tak mała, że metody parametryczne nie mogą być efektywnie zastosowane.

Dokładność modeli addytywnych uzyskanych w fazie identyfikacji była wysoka i wystarczająca do wykorzystania w algorytmach detekcji. Większość zweryfikowanych modeli cechuje się dużą wrażliwością wobec uszkodzeń toru pomiarowego ciśnienia. Uszkodzenia rzędu 2% wielkości mierzonej mogą być skutecznie wykrywane. Przydatność cząstkowych modeli do detekcji wycieków jest dużo mniejsza niż wobec uszkodzeń torów pomiarowych ciśnienia. Możliwa jest detekcja nieszczelności stosunkowo dużego rozmiaru za modelowanym odcinkiem. Jednocześnie, zbudowane modele są mało wrażliwe na uszkodzenia w postaci wycieków małego rzędu. Ogólnie można powiedzieć, że wrażliwość residuów na wycieki gazu jest znacznie wyższa z wykorzystaniem modeli tych węzłów sieci, które znajdują się w "okolicy wycieku" (tuz przed).

Ze względu na dużą ściśliwość gazu, która sprawia że ciśnienia w gazociągu są dużo mniej wrażliwe na wycieki gazu (zmienność ciśnień w sytuacji nieszczelności jest niewielka) oraz zmienny strumień gazu, który jest funkcją zapotrzebowania na gaz, na który dostawca nie ma wpływu, wartości residuów wyznaczone z modeli rozkładu ciśnienia w sieci nieznacznie będą się zmieniać. Stąd znacznie trudniejszym zadaniem jest diagnostyka sieci przesyłu gazu ziemnego, niż diagnostyka rurociągów cieczy.

Podsumowując można stwierdzić, że modele addytywne są korzystnym podejściem w zagadnieniach detekcji uszkodzeń. Omijają problemy związane z nieliniowym modelowaniem dynamicznym oraz nie wymagają dużych nakładów obliczeniowych, co stwarza dobre perspektywy przyszłych aplikacji tych modeli w zagadnieniu lokalizacji uszkodzeń. Należy jednak zaznaczyć, że model addytywny jest prawie zawsze aproksymacją prawdziwej powierzchni regresji, ale pomimo tego zachowuje dużą użyteczność prognostyczną.

## Literatura

1. Ahmad A, Abd. Hamid M. K. Pipeline Leak Detection System in a Palm Oil Fractionation Plant Using Artificial Neural Network. Proceedings of the International Conference on Chemical and Bioprocess Engineering 2003, Kota Kanibalu.
2. Bilman L, Isermann R. Leak detection methods for pipelines. Automatica 1987; 23(3): 381-385.
3. Chen H, Ye H, Su H. Application of support vector machine learning to leak detection and location in pipelines. Proceedings of the 21st IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference 2004; 3.
4. Good P I. Introduction to statistics through resampling methods and R/S-PLUS. Wiley, 2005.

5. Gregorowicz J, Warowny W. Równania stanu w przemyśle naftowym i gazowniczym. *Nafta – Gaz* 1998; 54: 15-23.
6. Hastie T, Tibshirani R. *Generalized additive models*. Chapman and Hall, 1990.
7. Hauge E, Aamo O M, Godhavn J M (2009): Model based pipeline monitoring with leak detection, *SPE Projects, Facilities & Construction* 2009; 4(3): 53-60.
8. Jin H, Hang L, Liang W, Ding Q. Integrated leakage detection and localization model for gas pipelines based on the acoustic wave method. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 2014; 27(1): 74–88.
9. Kogut K. Możliwości wykorzystania sztucznych sieci neuronowych w analizie pracy sieci przesyłowej gazu ziemnego. *Nowoczesne Gazownictwo* 2004; 3: 1-4.
10. Kościelny J M. *Diagnostyka zautomatyzowanych procesów przemysłowych*. Warszawa: Akadem. Oficyna Wyd. EXIT, 2001.
11. Kowalczyk Z, Gunawickrama K. Detekcja i lokalizacja wycieków w rurociągach Przemysłowych; rozdział 21 pracy zbiorowej pod red. J. Korbicza i J. Kościelnego. Warszawa: WNT, 2002.
12. Liang W, Hang L, Xu Q, Yan C. Gas pipeline leakage detection based on acoustic technology. *Engineering Failure Analysis* 2013; 31: 1–7.
13. Łabęda-Grudziak Z M. Identification of dynamic system additive models by KDD methods. *Pomiary Automatyka Kontrola* 2010; 57(3): 249-252.
14. Łabęda-Grudziak Z M. Identyfikacja i symulacja rozkładu ciśnienia w sieciach gazowych z wykorzystaniem addytywnego modelu regresji. *Pomiary Automatyka Robotyka* 2010; 11: 60-64.
15. Łabęda-Grudziak Z M. Smoothing parameters selection in the additive regression models approach for the fault detection scheme. *Pomiary Automatyka Kontrola* 2010; 57(2): 197-200.
16. Neuroth M, MacConnell P, Stronach F, Vampillew P. Improved modeling and control of oil and gas transport facility operations using artificial intelligence. *Knowledge-Based Systems* 2000; 13: 81-92.
17. Osiadacz A J. *Simulation and Analysis of Gas Networks*. Gulf Publishing Company, 1987.
18. Stachura M, Syfert M. Model sieci gazowej w systemie monitorowania i diagnostyki AMandD. *Pomiary Automatyka Robotyka* 2010; 11: 110-115.
19. Syfert M, Wnuk P, Kościelny J M. System zaawansowanego monitorowania i diagnostyki AMandD. *Pomiary Automatyka Kontrola* 2005; 9: 157-159.

20. Syfert M, Jankowska A, Łabęda-Grudziak Z, Tabor Ł. Porównanie cząstkowych modeli parametrycznych w zadaniu detekcji uszkodzeń sieci gazowej. *Pomiary Automatyka Kontrola* 2012; 58(1): 3-9.
21. Turkowski M, Bratek A, Słowikowski M. Methods and system of leak detection in long range pipelines. *Journal of Automation, Mobile Robotics & Intelligent Systems* 2007; 1(3): 39-46.
22. Turkowski M, Bratek A, Słowikowski M, Bogucki A. Postępy i problemy realizacji systemów detekcji i lokalizacji nieszczelności rurociągów. *Pomiary Automatyka Robotyka* 2009; 1: 5-9.
23. Warowny W. Kubiczne równania stanu i ich wykorzystanie w gazownictwie ziemnym. *Nafta – Gaz* 2007; 10: 613-623.