

WYKORZYSTANIE PODEJŚCIA KOEWOLUCYJNEGO DO MODELOWANIA JAKOŚCIOWEGO - KLASYCZNY UKŁAD ROZMYTY

Artur Włoszek*

Michał Rzewuski[†]

Paweł D. Domański[‡]

*Instytut Automatyki i Informatyki
Stosowanej
Politechnika Warszawska
ul. Nowowiejska 15/19
00-665 Warszawa
e-mail: domanski@ia.pw.edu.pl

[†]Instytut Podstaw Elektroniki
Politechnika Warszawska
ul. Nowowiejska 15/19
00-665 Warszawa
e-mail: rzewuski@koral.ipe.pw.edu.pl

1. Wstęp

Identyfikacja modeli systemów rozmytych składa się z dwóch głównych faz. Faza pierwsza to identyfikacja struktury modelu rozmytego (identyfikacja strukturalna), a faza druga to estymacja wartości parametrów modelu rozmytego (identyfikacja parametryczna). Mówiąc inaczej, identyfikacja strukturalna obejmuje wyznaczanie zmiennych wejściowych i wyjściowych, relacji między zmiennymi (struktura reguł), liczby reguł w bazie reguł i podział zmiennych wejściowych i wyjściowych na zbiory rozmyte [1]. Identyfikacja strukturalna jest procesem trudnym i wyjątkowo źle zdefiniowanym, bardziej sztuką niż nauką, i nie przystosowanym do technik automatycznych.

Poniżej została zaprezentowana metoda znajdowania modelu rozmytego polegająca na zastosowaniu kilku współpracujących ze sobą Algorytmów Genetycznych. Wykorzystując tę metodę zamodelowano proces odsiarczania zachodzący w kotle fluidalnym.

Przykładem wykorzystania metody jest zaprojektowanie modelu jakościowego służącego predykcji stężenia dwutlenku siarki (SO₂) w procesie spalania węgla w kotle fluidalnym OFz 450 znajdującym się w elektrociepłowni Żerań oraz porównanie z innymi technikami: klasyczną liniową i neuronową. Niniejsze opracowanie składa się z następujących części:

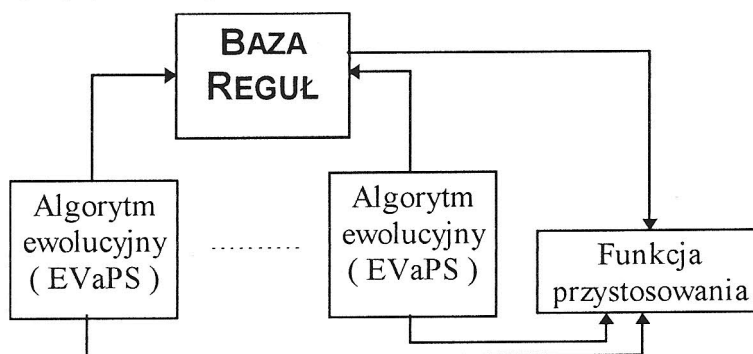
- podejście koewolucyjne do modelowania rozmytego;
- opis działania kotłów fluidalnych ze złożem cyrkulującym;
- klasyczna identyfikacja liniowa;
- model neuronowy;
- koewolucyjny model rozmyty;
- analiza i porównanie wyników.

2. Podejście koewolucyjne do modelowania rozmytego.

Poniższy rysunek przedstawia schemat blokowy całego algorytmu (patrz Rys. 1). Prezentowany algorytm składa się kilku (jest to parametr programu) Algorytmów Ewolucyjnych AE działających równolegle i niezależnie. Elementem łączącym poszczególne podsystemy jest wspólna funkcja przystosowania mająca

[‡] Praca ta była w części finansowana z prac grantu Komitetu Badań Naukowych KBN N° 8T 11A 003 10

działanie globalne i operująca na wspólnej Bazie Reguł. Teraz zostaną przedstawione opisy poszczególnych składników algorytmu.



Rys. 1 Blokowy schemat algorytmu.

2.1. Algorytm Ewolucyjny.

Wykorzystano tu algorytm ze zmienną wielkością populacji EVaPS (Evolutionary algorithm with Varying Population Size [3]) z minimalizacją funkcji celu.

Do znalezienia zbioru reguł wykorzystano metodę zwaną „podejściem Michigan” [2], polegające na tym, że chromosom reprezentuje pojedynczą regułę (ma on tyle alleli ile jest zmiennych lingwistycznych). Zastosowano tutaj kodowanie naturalnoliczbowe.

2.2. Baza Reguł.

Jest to zbiór reguł, które zostały wybrane w wyniku działania AE. Jej wielkość jest parametrem programu i określa ona maksymalną ilość reguł. Może się jednak zdarzyć, że będzie ich mniej.

2.3. Funkcja przystosowania.

Przy obliczeniu wartość przystosowania każdego z chromosomów zastosowano wnioskowanie rozmyte z wykorzystaniem istniejącej Bazy Reguł, w której najsłabszą regułę zastępuje przez dany chromosom. Miarą jakości chromosomu jest błąd średniokwadratowy różnicy pomiędzy wartością rzeczywistą a wyliczoną (1).

$$f_{PI} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (1)$$

gdzie:

N - ilość danych wejściowych

y_k - wyjście obliczone na podstawie bazy reguł

$\hat{y}_k$ - wyjście faktyczne

2.4. Dostrajanie zbiorów rozmytych.

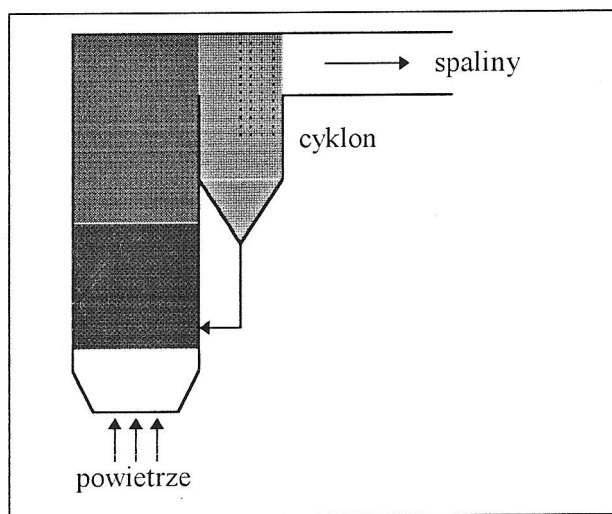
Dostrajanie jest dokonywane przez prosty algorytm optymalizacji bezgradientowej dostosowany do powyższego problemu. Został on zaproponowany przez Sugeno i Yasukawa w 1993 roku [1].

3. Budowa i zasada działania kotłów fluidalnych.

Elektrownie konwencjonalne są obecnie jednym z największych emitentów dwutlenku siarki, który wyrzucony do atmosfery jest przyczyną powstawania kwaśnych deszczy. Wprowadzane w wielu krajach coraz ostrzejsze normy emisji zmuszają producentów energii do poszukiwania coraz lepszych metod ograniczania emisji SO_2 i innych szkodliwych produktów ubocznych. Jednym ze sposobów jest stosowanie kotłów fluidalnych, które dzięki swoim własnościom umożliwiają poprawę własności procesu spalania [4], [5], [6].

W paleniskach fluidalnych materiał palny utrzymywany jest na poduszce powietrznej przez wtłaczane od spodu komory spalania powietrze. Przepływające powietrze powoduje, że dokładnie wymieszane cząstki przyjmują własności podobne do cieczy. Powstaje tak zwane złożo fluidalne, w którym następuje spalanie. Powietrze przepływa przez warstwę fluidalną i wydobywa się na powierzchnię w postaci bąbli. W kotłach fluidalnych stosowanych w energetyce, przepływ powietrza jest na tyle silny, że powoduje unoszenie cząstek i rozproszenie złoża, jednak nie na tyle aby doszło do transportu pneumatycznego, czyli wyrzucenia całego materiału palnego z komory spalania. Cząstki, które opuściły komorę są wychwytywane i powracają do niej przez tak zwany cyklon. Taki proces nazywa się cyrkulacyjnym złożem fluidalnym. Schematyczną budowę kotła fluidalnego przedstawia Rys. 1.

Fluidalne spalanie węgla umożliwia dokładniejsze spalanie, utrzymanie niższej temperatury spalania co poprawia wydajność procesu wiązania siarki oraz jednocześnie obniżenie emisji tlenków azotu NO_x . Dłuższy czas przebywania cząstek w komorze spalania umożliwia w mniejszych kotłach dobre spalanie innych paliw jak miał węglowy, drewno lub nawet śmieci.



Rys. 2 Schemat paleniska z cyrkulującym złożem fluidalnym.

Zależności te zostały wykorzystane przy próbach identyfikacji modelu procesu odsiarczania. Kotły fluidalne zostały wprowadzone w szerokim zakresie do eksploatacji przede wszystkim dla zmniejszenia ujemnego wpływu spalania paliw na środowisko naturalne. Na skutek spalania w niskich temperaturach wywiązują się bardzo małe ilości chlorowodoru i fluorowodoru, a przez możliwość

dodania do paleniska związków wapnia tym bardziej zmniejsza się emisję tlenków siarki. Poza tym kotły fluidalne posiadają następujące właściwości:

- możliwość uzyskania minimalnego obciążenia paleniska bez dopalania podtrzymującego,
- duża sprawność paleniska uzyskiwana dzięki temu, że czas przebywania cząstek w palenisku jest długi, a mieszanie paliw dobre,
- niski nadmiar powietrza,
- możliwość szybkich zmian obciążenia kotła podobnie jak w kotłach pyłowych,
- wysoki stopień odsiarczania z uwagi na dobre mieszanie addytywów z paleniskiem na skutek recyrkulacji.

W świetle rozporządzenia Ministerstwo Ochrony Środowiska, Zasobów Naturalnych i Leśnictwa z 15 lutego 1990 roku (Dziennik Ustaw R.P., 15/1990) w sprawie ochrony powietrza przed zanieczyszczeniem, kotły pracujące w chwili wydania rozporządzenia mają dość liberalne normy ograniczające emisję ale tylko do 31 grudnia 1997 roku.

Z tych powodów zaistniała potrzeba stworzenie systemu regulacji i minimalizacji poziomu emisji tlenków siarki na kotle fluidalnym w Elektrociepłowni na Żeraniu. Drogą do tej realizacji ma być możliwość predykcji emisji w oparciu o rozmyty model jakościowy.

4. Identyfikacja procesu emisji SO_2

4.1. Klasyczny model liniowy

Do modelowania procesu spalania i emisji dwutlenku siarki został najpierw zastosowany klasyczny wielowejsciowy model o postaci:

$$A(q)y(t) = \frac{B_1(q)}{F_1(q)}u_1(t-d_1) + K + \frac{B_N(q)}{F_N(q)}u_N(t-d_N) + \frac{C(q)}{D(q)}e(t),$$

gdzie:

$y(t)$ - wyjście;

$u_i(t)$ - i -te wejście, $i=1, \dots, N$;

d_i - opóźnienie i -tego wejścia;

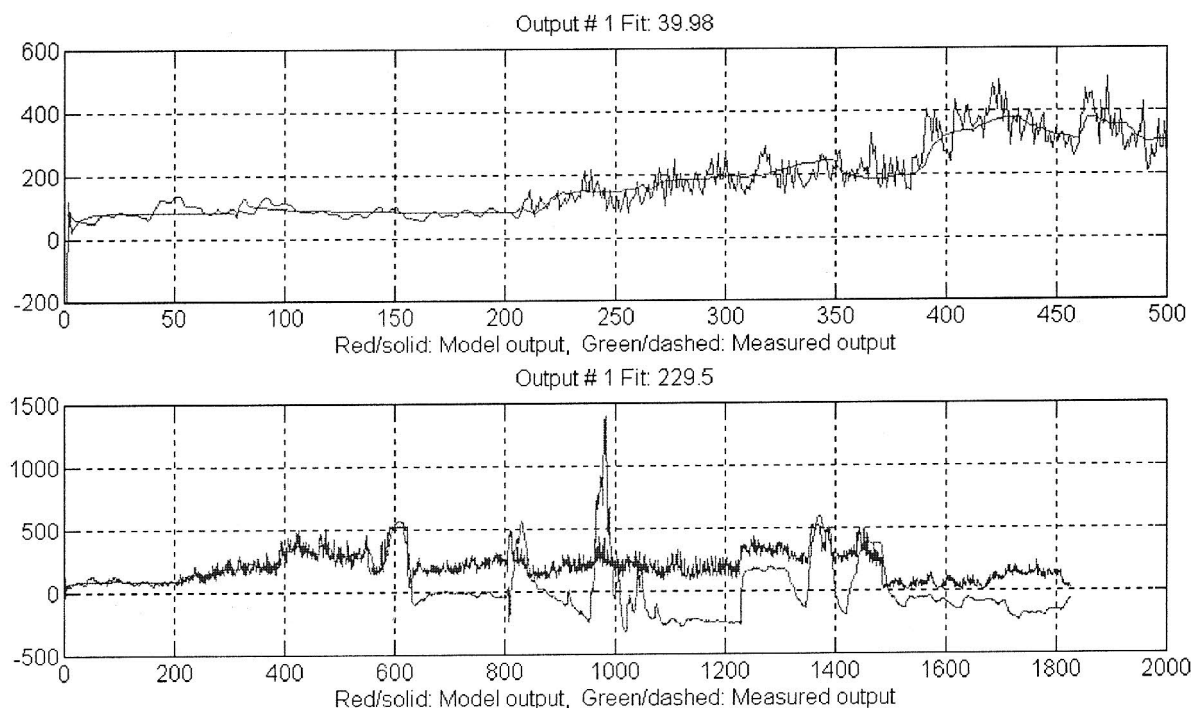
$A(q)$, $B_i(q)$, $C(q)$, $D(q)$, $F_i(q)$ - wielomiany;

$e(t)$ - biały szum.

Podczas modelowania został wykorzystany uogólniony algorytm minimalizacji Gaussa-Newtona wraz z odpornym wskaźnikiem jakości błędu predykcji. Najlepszy pozyskany model miał następującą strukturę (Rys. 3):

- 5 wejść odpowiednio:
obciążenie (produkcja pary);
dopływ powietrza pierwotnego;
ilość wrzucanego kamienia wapiennego;
temperatura półki 2;
temperatura półki 4.
- rzędy wielomianów $[N_A, N_B, N_C, N_D, N_F, d]$:
[1 [2 2 5 1 1] 0 0 [3 5 6 2 2] [1 1 0 0 0]]

Otrzymany model został przebadany symulacyjnie. Rysunek górny prezentuje model testowany na danych uczących (pierwsze 500 próbek) a dolny na wszystkich danych.



Rys. 3 Model liniowy.

4.2. Model neuronowy.

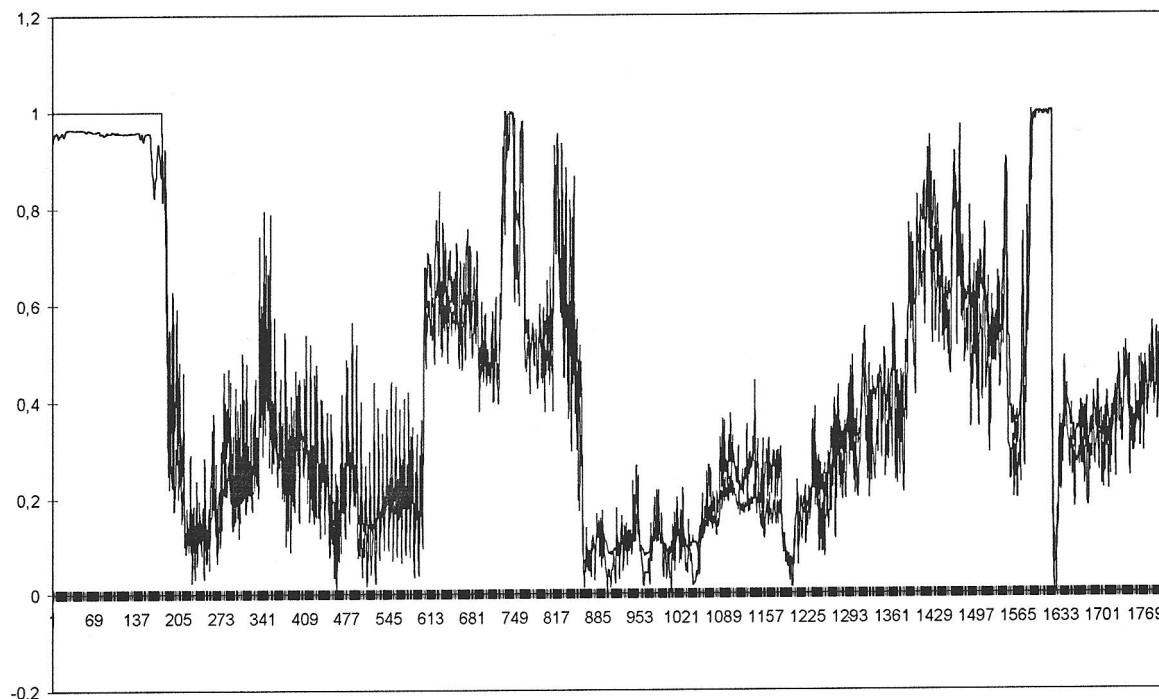
Neuronowy model obiektu można traktować jako czarną skrzynkę poddawaną uczeniu. Potrzeba tylko dysponować odpowiednią ilością danych wejściowych i odpowiadających im danych wyjściowych, następnie należy nauczyć sieć wykorzystując jedną z metod uczenia na przykład metodę wstecznej propagacji błędów. Warunkiem koniecznym uzyskania dobrych wyników jest to aby dane były wystarczająco reprezentatywne i sieć była dostatecznie duża dla analizowanego problemu. Dla sieci neuronowych typowe jest zjawisko przeuczenia sieci, wynika ono z zatracania przez sieć cech uogólniających. Zjawisko to występuje często dla zbyt małych i słabo reprezentatywnych danych w stosunku do wielkości sieci.

Przy modelowaniu kotła OFz-450 na Żeraniu zastosowano sieć neuronową typu perceptron wielowarstwowy. Jest to rodzaj sieci często stosowany do modelowania obiektów nieliniowych. A we wspomnianym kotle zachodzi wiele zjawisk tego typu, ponadto w zasadzie nie istnieje dla niego żaden model matematyczny. Zachodzące w nim zjawiska zależą od wielu czynników w sposób trudny do przewidzenia, pewna ich część jest prawdopodobnie niemierzalna lub w praktyce trudna do identyfikacji.

Za najważniejsze sygnały uznano: ilość podawanego węgla do kotła, ilość wdmuchiwanego powietrza i pomiar temperatur węgla w trzech różnych punktach pieca. Prócz tego ze względu na dynamikę zjawisk dodano informacje z przeszłości o punkcie pracy układu w poprzedniej chwili czasowej pochodzącą z

pomiarów stężenia SO_2 , CO i O_2 . Przy tak wybranych sterowaniach stworzono sieć neuronową o ośmiu wejściach i trzech wyjściach (SO_2 , CO , O_2).

Struktura sieci została wybrana arbitralnie: warstwa wejściowa osiem neuronów, pierwsza warstwa ukryta szesnaście neuronów, druga warstwa ukryta dziesięć neuronów i warstwa wyjściowa trzy neurony. Zbliżone wyniki uzyskano dla sieci mniejszej w konfiguracji 8:10:5:3 jak i dużo większej 8:20:20:3, w tej ostatniej zdecydowanie uzyskano najmniejszy błąd.



Rys. 4 Model neuronowy.

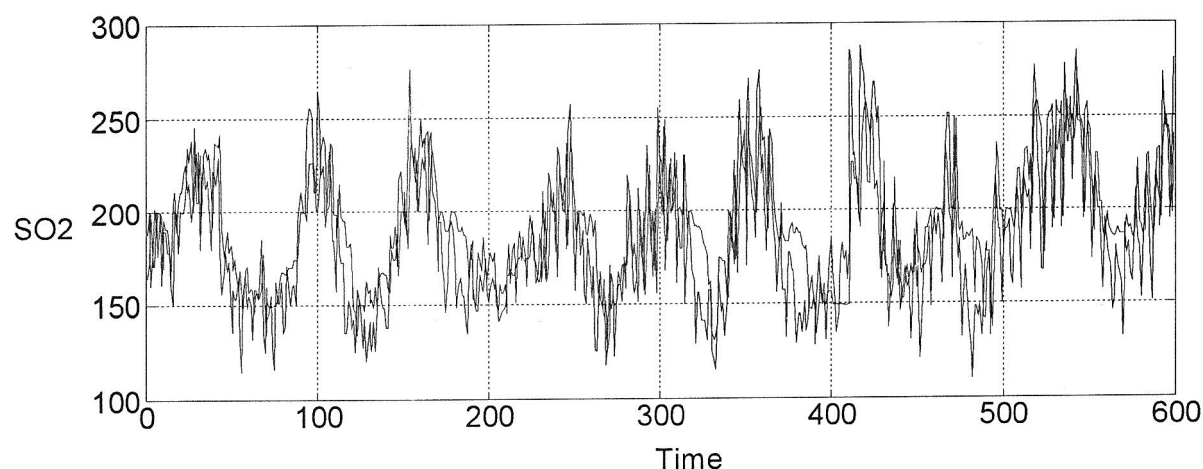
Każdy z sygnałów na wejściach i wyjściach został przeskalowany w zakresie $\langle 0.0, +1.0 \rangle$. Następnie otrzymane pliki przetworzono do postaci akceptowanej przez symulator sieci neuronowych SNNS (Stuttgart Neural Network Simulator v4.1). Otrzymane wyniki dla wszystkich trzech zestawów danych są na dołączonych wykresach.

4.3. Koewolucyjny model rozmyty.

Z dostarczonych danych (63 punkty procesowe, 2400 danych dla każdego punktu) dostarczonych z kotła fluidalnego z Elektrociepłowni Żerań, w wyniku analizy procesu jak i badania korelacji pomiędzy punktem reprezentującym poziom SO_2 w spalinach (wyjście) a pozostałymi punktami zostały wybrane następujące punkty (jako zmienne wejściowe):

- częstotliwość zasilania podajników kamienia wapiennego (A0080S01+A0080S02)
- ilość pary wylotowej, świadcząca o obciążeniu kotła (A8010F01+A8010F02)
- ilość dostarczanego powietrza (AR3FCPM2)
- temperatury na II i IV poziomie (A0610T20, A0610T40)

Z 2400 rekordów danych zostało wybranych poprzez równomierny podział 600 rekordów danych na których szukano zbioru reguł modelujących dany proces.



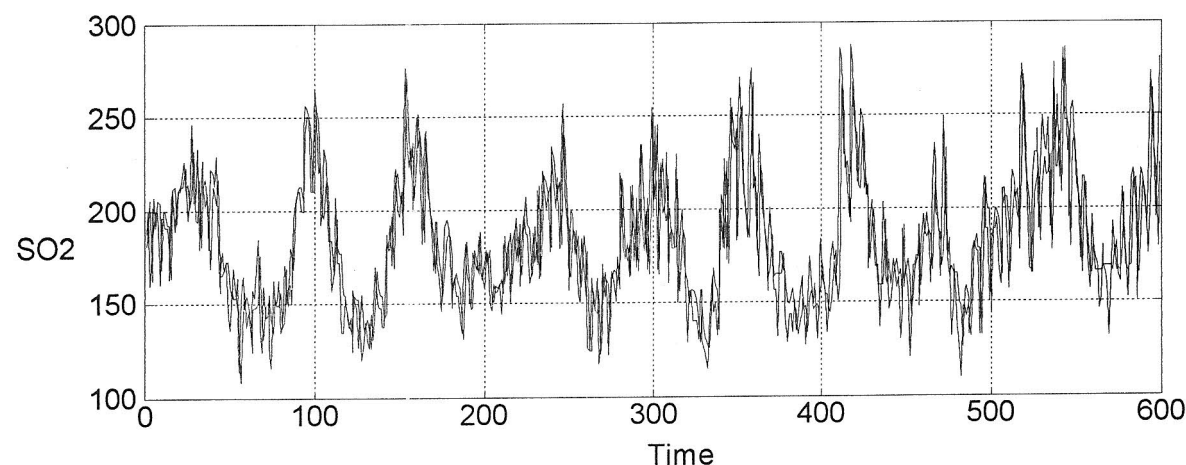
Rys. 5 Porównanie wyjścia rzeczywistego z wyliczonym na zbiorze testowym przed dostrojeniem.

Korzystając z informacji na temat minimalnej i maksymalnej wartości każdego z sygnałów, wejścia 1-3 zostały podzielone na pięć (pojęć lingwistycznych), a wejście 4 na siedem trójkątnych partycji, natomiast wyjście na siedem partycji.

W wyniku działania algorytmu otrzymano następujące rozwiązanie (Rys. 5):

- błąd średniokwadratowy jest równy 1071.0
- 38 elementowa baza reguł

Po dostrojeniu błąd predykcji zmalał do 635.4 (Rys. 6).



Rys. 6 Porównanie wyjścia rzeczywistego z wyliczonym na zbiorze testowym.

5. Podsumowanie i wnioski

Na podstawie powyżej przedstawionych rezultatów możemy przebadać jakość modelowania rozmytego w oparciu o podejście koewolucyjne na

przykładzie rzeczywistym. Jednocześnie dokonane jest porównanie z innymi rozwiązaniami, tzn. klasycznym podejściem liniowym oraz innym rozwiązaniem jakościowym - czystym modelem neuronowym.

Z otrzymanych przebiegów widać, że model liniowy jest stanowczo niewystarczający i nie jest w stanie nauczyć się nieznanej i nieliniowej dynamiki procesu. Model oparty o sztuczną sieć neuronową jest już dokładniejszy i potrafi nauczyć się występujących w procesie nieliniowości. Jednakże ma on pewne trudności z nauczeniem się występującej w procesie dość szybkiej dynamiki (w rozpatrywanej skali czasowej próbkowania).

Natomiast model rozmyty pozwala uzyskać stanowczo najlepszy rezultat i po ostatecznym dostrojeniu tak samo nauczy się trendu jak i szybkiej dynamiki.

Podstawą do uzyskania satysfakcjonujących rezultatów jest zbiór danych do uczenia modelu. Powinien on zawierać dane w możliwie jak najszerszym przedziale ich zmienności. W kolejnym kroku należy odpowiedniego dobrać parametry (a jest ich wiele) algorytmu w zależności od rozwiązywanego zadania, jak również od preferencji rozwiązyującego.

W dalszym ciągu pozostaje problem doboru zmiennych wejściowych i wyjściowej oraz odpowiedni dobór ilości i kształtu funkcji przynależności dla poszczególnych zmiennych, ponieważ ma on wpływ na ostateczną wielkość błędu (zbyt mała ilość partycji zwiększa błąd).

6. Bibliografia

- [1] Sugeno M., Yasukawa T. *A Fuzzy Logic based Approach to the Qualitative Modelling* IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol.1, No.1, pp.1-31, February 1993.
- [2] Włoszek A., Domański P.D., *Aplication of the Coevolutionary Strategy to the Rule Generation in Fuzzy Systems*, Proc. of 1KAE96, pp.203-210, Murzasichle, Poland, 1996
- [3] Arabas J. *Algorytmy ewolucyjne ze zmienną licznością populacji i zasięgiem krzyżowania.*, rozprawa doktorska, IPE, Politechnika Warszawska, Warszawa 1995.
- [4] Mazurkiewicz A. „Zmniejszenie emisji gazów szkodliwych dzięki wprowadzeniu kotłów z cyrkulacyjnym paleniskiem fluidalnym”, Rafako 1991 r.
- [5] Praca zbiorowa, „Fluidalne spalanie węgla w energetyce”, Instytut Inżynierii Środowiska, Politechnika Częstochowska, Elektrownia Turów 1995 r.
- [6] Rostowski P. „Kocioł fluidalny OFz 450 w EC Żerań - wstępne doświadczenia eksploatacyjne pod kątem serwisowym”, Seminarium „Modernizacje obiektów energetycznych” 1996 r.