

Stanisław KORNACKI

Politechnika Warszawska, Instytut Automatyki i Robotyki,
Warszawa

BŁĘDY I KOREKCJA BŁĘDÓW MODELI W APLIKACJACH PRZEMYSŁOWYCH

Słowa kluczowe

Modele procesów, błędy modeli, monitorowanie procesów, diagnostyka procesów, kotły energetyczne.

Streszczenie

W referacie omówiono zagadnienia związane ze stosowaniem modeli procesów w aplikacjach przemysłowych, zwłaszcza odnoszące się do błędów modeli, ich zmienności w czasie i możliwości korekcji. Przedstawiono algorytm korekcji wyjść neuronowych modeli zanieczyszczeń emitowanych przez kotły energetyczne, który został zastosowany w wirtualnym analizatorze spalin. Algorytm minimalizuje błąd wartości średniej i wartości skutecznej. Przedstawiono wyniki wieloletniej eksploatacji analizatora świadczące o skuteczności opisanego algorytmu oraz obrazujące wielkość i charakter zmian właściwości modelowanych procesów przemysłowych. Przedstawiono modyfikację algorytmu, która umożliwia jego stosowanie w przypadkach, gdy modele są źródłami sygnałów wzorcowych w zadaniach diagnozowania korzystających z metody residuów. Wskazano warunki stosowania algorytmu.

Wprowadzenie

W wielu zadaniach sterowania, monitorowania i diagnostyki wykorzystywane są modele procesów. Dokładność modeli jest podstawowym warunkiem poprawnego działania aplikacji, które z tych modeli korzystają.

Rozwój systemów pomiarowych i metod identyfikacji spowodował, że obecnie możliwe jest budowanie precyzyjnych modeli nawet bardzo złożonych procesów. Szczególne znaczenie zyskały modele neuronowe i rozmyto-neuronowe, uzyskiwane poprzez uczenie odpowiednich struktur danymi pomiarowymi.

Problemy z modelami w przemysłowych aplikacjach często wynikają z tego, że rzeczywiste procesy zmieniają swoje właściwości w czasie. Dzieje się tak w następstwie zużywania się urządzeń technologicznych oraz zabiegów naprawczych i modernizacyjnych. Innym źródłem zmian jest oddziaływanie czynników, które nie są mierzalne i nie mogą być uwzględnione w modelu. Następstwem jest pogarszanie się zgodności modelu z rzeczywistym procesem. Było tak między innymi w przypadku wirtualnego analizatora spalin emitowanych przez kotły energetyczne [2].

1. Błędy przykładowego modelu

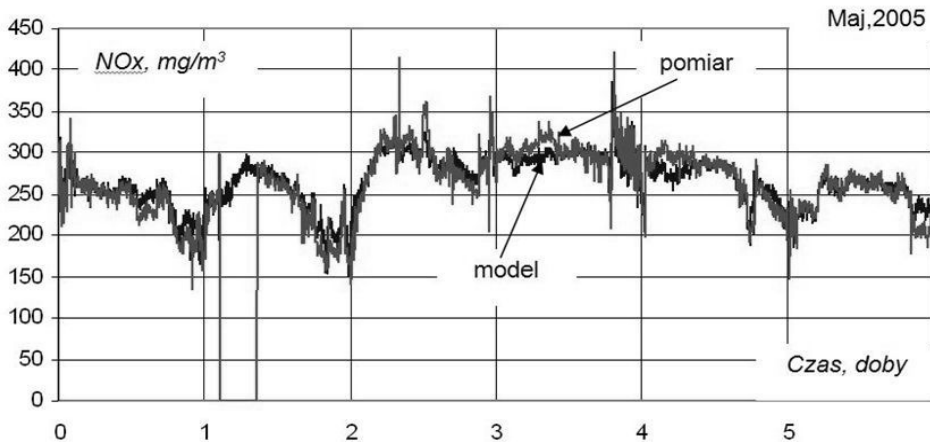
Konieczność minimalizacji narastających w czasie błędów modeli wystąpiła podczas realizacji wirtualnego analizatora spalin, którego zadaniem było wyliczanie zawartości w spalinach tlenków azotu (NO_x), tlenku i dwutlenku węgla (CO , CO_2), dwutlenku siarki (SO_2) oraz pyłu. Wyliczanie następowało z wykorzystaniem neuronowych modeli poszczególnych składników spalin. Dla zaprezentowania praktycznych aspektów realizacyjnych wykorzystana zostanie sekcja analizatora z modelem tlenków azotu.

Wszystkie modele opracowano, wykorzystując dane pomiarowe z 2004 roku. W początkowym okresie eksploatacji dokładność modelu była dobra i spełniała stawiane wymagania (rys. 1), jednak w kolejnych miesiącach zaobserwowano narastanie różnic między wartościami wyliczonymi przez model i wartościami wzorcowymi (rys. 2).

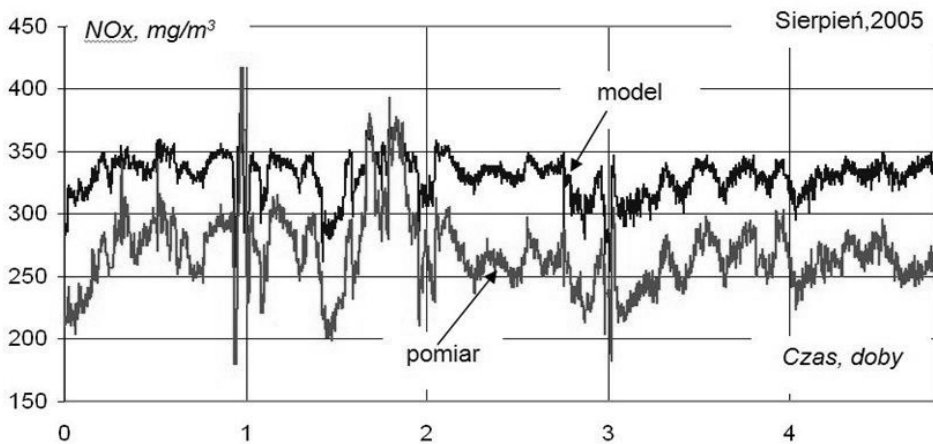
Zadowolająca dokładność w pierwszych miesiącach dowodzi, że model poprawnie opisuje te cechy procesu, które były reprezentowane przez dane pomiarowe użyte do uczenia, czyli cechy procesu w 2004 roku. W wyniku szczegółowej analizy wykryto czynniki, które spowodowały zmiany w przebiegu procesu, lecz nie miało to praktycznego znaczenia, gdyż czynniki te nie mogły być uwzględnione w modelach poprzez odpowiednie rozszerzenie zestawu zmiennych wejściowych (brak odpowiednich sygnałów pomiarowych).

W opisanej sytuacji naturalnym sposobem przywrócenia zgodności wskaźników obu analizatorów byłoby zbudowanie nowego modelu. Takie rozwiązanie

jest jednak trudne do zaakceptowania w przemysłowej aplikacji, od której wymaga się ciągłego i pewnego działania bez angażowania personelu.



Rys. 1. Porównanie pomiarów wzorcowych z wartościami z modelu. Maj 2005 r., model na podstawie danych z 2004 roku. Błąd wartości średniej 0,17%, iloraz wartości skutecznych 1,09



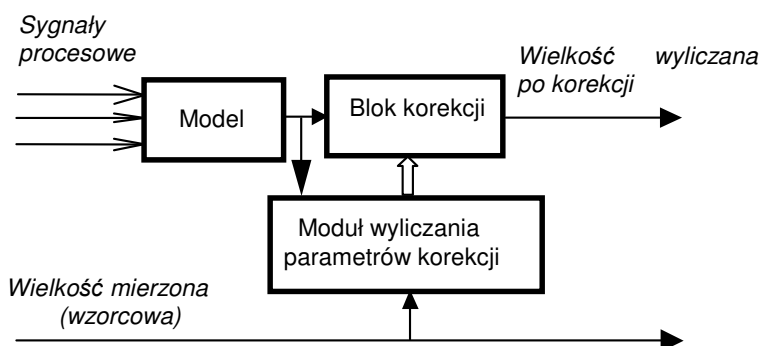
Rys. 2. Porównanie pomiarów wzorcowych z wartościami z modelu. Sierpień 2005 r., model podstawie danych z 2004 roku. Błąd wartości średnich 23%, iloraz wartości skutecznych 1,7

Analiza zamieszczonych przebiegów (rys. 2) pozwala zauważyć, że mają one podobny charakter, zaś różnią się głównie wartością średnią oraz intensywno-

nością zmian. Uzasadniało to przypuszczenie, że być może wymaganą zgodność obu analizatorów uda się zapewnić poprzez prostą korekcję wyjść modeli. Jest to nieporównanie prostsze niż aktualizowanie modeli i może być realizowane automatycznie.

2. Algorytm korekcji

Zasadę korekcji wyjść modeli wirtualnego analizatora spalin ilustruje schemat (rys. 3). Poprzez uśrednianie w przesuwym oknie czasowym wyznaczone są wartości średnie i odchylenia standardowe wyjścia z modelu i sygnału pomiarowego. Różnica wartości średnich oraz iloraz wartości skutecznych stają się współczynnikami korekcji wyjścia modelu. Wielkość okna czasowego jest tak dobierana, by współczynniki korekcji odzwierciedlały długookresowe trendy. W przypadku modelowania emisji spalin stosowano okna 8–10-dobowe.



Rys. 3. Schemat układu korekcji

Uśrednianie w przesuwym oknie czasowym nie jest wygodne w realizacji (konieczność buforowania dużej liczby danych). Porównywalne wyniki osiąga się, stosując filtrowanie dolnoprzepustowe.

Wyjście modelu jest przeliczane zgodnie z zależnością (1):

$$y(k) = (x(k) - s_m(k)) r_a + s_m(k) + r_s(k) \quad (1)$$

gdzie:

- $x(k)$ – wyjście modelu,
- $y(k)$ – wyjście skorygowane,
- s_m – średnia wyjścia modelu,

r_a – współczynnik korekcji składowej zmiennej (iloraz wartości skutecznych),

r_s – współczynnik korekcji składowej stałej (różnica wartości średnich).

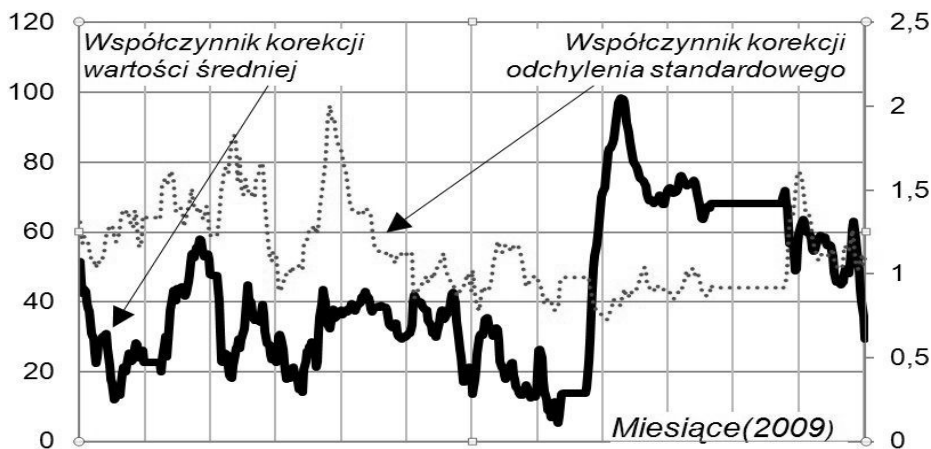
Parametry korekcji aktualizowane są w każdym cyklu analizatora (co 1 minutę), jeśli tylko z analizatora sprzętowego uzyskuje się prawidłową wartość wielkości wzorcowej. W stanach niesprawności analizatora sprzętowego obowiązują ostatnio wyliczone wartości współczynników korekcji.

3. Wyniki

Opisany algorytm korekcji implementowano w wirtualnym analizatorze spalin we wrześniu 2005 roku. Dla oceny działania w długim przedziale czasu przez kilka kolejnych lat (do 2009) pozostawiono bez zmian pierwotne modele.

W całym obserwowanym okresie algorytm korekcji utrzymywał zgodność obu analizatorów na poziomie zbliżonym do stanu wyjściowego.

Zgromadzone dane pozwalają też na oszacowanie wielkości zmian w procesie, z jakimi trzeba się liczyć, zakładając stosowanie tego samego modelu w długim przedziale czasu. Na rys. 4 przedstawiono zmiany wartości współczynników korekcji w 2009 roku. Zwraca uwagę duża zmienność obu współczynników oraz to, że osiągają one znaczne wartości.



Rys. 4. Wartości współczynników korekcji w 2009 roku (model na podstawie danych z 2004 r.)

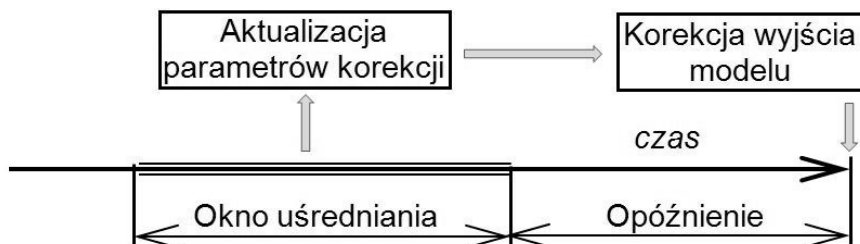
Przedstawione wyniki oznaczają, że w przypadku procesów przemysłowych o charakterze podobnym do procesów zachodzących w kotłach energetycznych trzeba zakładać możliwość znacznego pogarszania się w czasie zgodności modeli z rzeczywistymi procesami.

Przedstawiony sposób okazał się skuteczny w przypadku wirtualnego analizatora spalin i prawdopodobnie może być stosowany wszędzie tam, gdzie spełnione są dwa warunki: 1) dostępny jest, przynajmniej okresowo, sygnał wzorcowy, 2) charakter procesu nie ulega zmianie i wskazania modelu mogą być skutecznie skorygowane poprzez proste przekształcenie wyjścia modelu.

4. Modele w zadaniach diagnostycznych

W pracach związanych z kotłami energetycznymi podjęto między innymi zadanie wczesnego wykrywania nieszczelności. Jedną z wykorzystywanych metod jest metoda residuów zmiennych wrażliwych na nieszczelność układu parowo-wodnego. W tym przypadku modele (zwykle neuronowe) dostarczają wzorce, które odpowiadają stanom, gdy nieszczelność nie występuje. Różnica między wartością mierzoną i wzorcową jest traktowana jako objaw nieszczelności. W rzeczywistości różnica ta jest sumą efektu nieszczelności i niedokładności, z jaką model wylicza stan prawidłowy. Te dwa składniki residuum są nierozróżnialne i dla uniknięcia fałszywych alarmów błąd wzorca musi być pomijalnie mały w porównaniu ze zmianą sygnału pomiarowego wywołaną nieszczelnością. Jest to wymaganie trudne do spełnienia, gdyż zmiany sygnałów pomiarowych spowodowane nieszczelnością zwykle nie przekraczają kilku procent, podczas gdy składnik residuum pochodzący od niedokładności modelu może być i zwykle bywa wielokrotnie większy.

Opisany wcześniej algorytm korekcji jest stosowany także w odniesieniu do modeli wzorcowych w metodzie residuum z tą różnicą, że okno czasowe uśredniania jest opóźnione w czasie (rys. 5). Wielkość opóźnienia dobiera się odpowiednio do średniego czasu rozwijania się nieszczelności i zwykle są to opóźnienia 2–6-dobowe. Jest to konieczne, by korekcja modelu nie minimalizowała symptomu nieszczelności.



Rys. 5. Aktualizacja współczynników korekcji w przypadku modeli-wzorców w metodzie residuum

Podsumowanie

Od przemysłowych aplikacji wymaga się w pierwszym rzędzie przewidywalnego działania we wszystkich możliwych warunkach. Dotyczy to w szczególności aplikacji krytycznych, które poprzez błędne działanie mogą bądź wprost negatywnie wpłynąć na proces, bądź spowodować błędne decyzje personelu. W przypadku aplikacji korzystających z modeli częstym powodem niepowodzeń są niedokładności modeli, zwykle ujawniające się dopiero podczas działania w warunkach obiektowych. Skuteczne rozwiązanie tego problemu wydaje się jednym z podstawowych warunków rozwoju przemysłowych zastosowań takich aplikacji.

Bibliografia

1. Jankowska, A.: Ocena sygnałów procesowych z kotła energetycznego pod względem ich przydatności diagnostycznej. *Pomiary Automatyka Robotyka*, 2010, 11, 79–83.
2. Kornacki, S: Neuronowe modele procesów o zmiennych właściwościach. *Pomiary Automatyka Kontrola*, 2005, 9, 112–114.

Recenzenci:

Jerzy GŁUCH
Krzysztof PATAN

Errors and correction of model errors in industrial applications

Key words

Process models, errors of models, process monitoring, process diagnostics, power boilers.

Summary

The article presents issues concerning the applicability of process models under industrial conditions. It focuses on model errors, their time variability, and their ability to introduce necessary corrections. It presents an algorithm dedicated to output error corrections for neural net models applied to assess contamination produced by power plant boilers. This model has been successfully applied to the virtual exhaust analyser. This algorithm reduces the mean value and effective value errors. The article presents the results of long term (xxx years) application of this model. It focuses on its efficiency while deployed

to large-scale variable industrial processes. Variability of processes under consideration may be large; therefore, it has to be taken into account while planning to deploy models of this kind. For that reason, an algorithm modification was developed in order to make this art of models applicable to the cases where models themselves may be a source of master signals for tasks such as technical diagnostics based on the residual method. Although the group of processes successfully covered by this approach is limited, it is wide enough to make it practically viable. Important advantages of this algorithm are its simplicity of practical deployment and its long-term stable work without human operator's intervention.