



Wykorzystanie metod optycznych do klasyfikacji stanu procesu współspalania pyłu węglowego i biomasy

Daniel Sawicki^{}, Andrzej Kotyra^{*},
Ardak Akhmetova^{**}, Imanbek Baglan^{***},
Alibek Suleymenov^{***}*

^{}Politechnika Lubelska*

*^{**}Al-Farabi Kazakh National University*

*^{***}Kazakh National Research Technical University
named after K.I.Satpayev*

1. Wstęp

Podstawowym surowcem energetycznym w polskiej energetyce zawodowej są paliwa kopalne. Według prognoz, do 2030 roku nadal będą miały one dominującą pozycję, wynoszącą ok. 60% udziału w Polsce i ok. 11% udziału w UE (Wilk 1999). Ciągłe występującym problemem spalania paliw kopalnych jest emisja do atmosfery szkodliwych związków chemicznych, głównie: dwutlenku węgla, dwutlenku siarki, tlenków azotu oraz pyłów (Lorenz 2005). Obecna polityka Unii Europejskiej dąży do wdrożenia pakietu klimatyczno-energetycznego. Polega on na redukcji gazów cieplarnianych i zmniejszeniu zużycia energii elektrycznej o 20%, oraz zwiększenia udziału w produkcji energii ze źródeł odnawialnych (OZE) do 20%. Zobowiązania podjęte przez Polskę w sprawie odnawialnych źródeł energii przyjmują udział 15% energii odnawialnej w zużyciu energii ogółem w kraju w 2020 roku. Najszybszym sposobem spełnienia wymagań UE jest współspalanie węgla i biomasy z wykorzystaniem istniejących instalacji energetyki zawodowej (Golec 2004).

Do badań wykorzystano rozdrobnioną słomę stanowiącą 10% i 20% paliwa spalanego w warunkach laboratoryjnych przy różnych wydatkach powietrza i paliwa. Z pomocą wiedzy eksperckiej określono dwa stany procesu spalania: „stabilny” i „niestabilny”. Badania przeprowadzono za pomocą optycznego systemu monitorowania procesu spalania. Sygnał pochodzący z tego systemu, zawiera bardzo szerokie informacje o procesie spalania, stąd jego analiza może przebiegać na wiele różnych metod, np. analiza czasowo-częstotliwościowa (Ciężczyk i in. 2013, Lu i in. 2006), analiza rozkładu temperatury (Lu & Yan 2006), analiza obrazu (González-Cencerrado i in. 2012, Sawicki & Kotyra 2013), analiza wymiaru fraktalnego (Omiołek 2012) oraz analiza z wykorzystaniem o wyodrębnionych cech geometrycznych obrazu (Ballester & García-Armingol 2010) która to metoda została przyjęta w niniejszej pracy. Do analizy wybrano 19 cech geometrycznych obrazu i dokonano klasyfikacji stanu procesu współspalania pyłu węglowego i biomasy dla obrazów zarejestrowanych w czasie testów spalania. Porównano metody klasyfikacji: metodę wektorów nośnych oraz sztuczne sieci neuronowe typu MLP. Przetestowano szereg parametrów klasyfikatorów w celu uzyskania najlepszego modelu klasyfikującego.

2. Monitorowanie stanu procesu współspalania pyłu węglowego i biomasy

Węgiel spalany na cele energetyczne jest dobrze rozpoznany paliwem, o ugruntowanej technologii jego wykorzystania. Ciągłe podejmowane są próby unowocześnienia pracujących systemów i istniejących technologii (Wójcik 2005). Związane to jest z wprowadzaniem coraz bardziej restrykcyjnych norm i obostrzeń dotyczących ochrony środowiska (Williams i in. 2012). Próba dalszej redukcji ilości emisji związków szkodliwych do atmosfery wpływa na prowadzenie procesu spalania. Przy możliwie najmniejszej emisji, instalacje i układy regulacji powinny zapewnić jak najlepszą sprawność. W takiej sytuacji konieczne wydaje się monitorowanie i diagnostyka stanu procesu spalania wszystkich paliw kopalnych (Wójcik i in. 2011).

Stosowanie biomasy jako paliwa energetycznego znacznie ogranicza emisję szkodliwych związków chemicznych. W zależności od rodzaju spalanej biomasy stwierdzono nawet 10-krotną redukcję emisji

tlenków siarki oraz około 3-krotną redukcję tlenków azotu. Natomiast w przypadku dwutlenku węgla przyjmuje się tzw. bilans zerowy. Oznacza to, że ilość wydzielonego na skutek spalania biomasy dwutlenku węgla jest równa ilości, która została pobrana w procesie fotosyntezy. Współspalanie biomasy z węglem niesie ze sobą także szereg problemów logistycznych i ekonomicznych. Wyższa zawartość wilgoci, wpływa negatywnie na efektywność procesu spalania. Wyższa zawartość części lotnych zmienia warunki zapłonu i spalania. Współspalanie rodzi także problemy natury ekonomicznej, ponieważ zwiększenie o 1% zawartości biomasy o wilgotności 40-60% w strumieniu paliwa podawanego do kotła w celu jej współspalania z węglem powoduje 0,5-1% spadek sprawności kotła. Podczas współspalania występują także problemy natury technicznej. Osadzanie materiałów sypkich na powierzchniach ogrzewalnych wymienników ciepła, korozję nisko- i wysokotemperaturową oraz emisję niepożądanych produktów ubocznych w spalinach i popiele, związaną głównie z częstą zmianą składu paliwa i jego fluktuacjami (Głodek 2010).

W energetyce zawodowej najczęściej stosowane jest spalanie niskoemisyjne oraz jednoczesne wykorzystywanie biomasy. Niesie to jednak ze sobą szereg problemów, w głównej mierze związanych ze niestabilnością procesu spalania. Niestabilność procesu spalania definiowana jest na wiele sposobów. Jednym z nich jest podatność na małe zaburzenia procesu spalania objawiające się szybkimi zmianami kształtu płomienia po ustąpieniu których, samoistnie wraca do pierwotnego stanu (Smolarz 2013). Takie chwilowe zaburzenia pojawiają się dość często w warunkach przemysłowych i zwykle nie wymagają one reakcji ze strony operatora kotła, ale mają konsekwencje ekonomiczne. Kolejnym aspektem charakteryzującym niestabilność procesu spalania jest pojawienie się warunków których przekroczenie powoduje jego zanik (Chen i in. 2012). Jest to sytuacja szczególnie groźna ponieważ paliwo ciągle jest doprowadzane do komory spalania. Pod wpływem panującej tam, wysokiej temperatury może dojść do zapłonu części lotnych a nawet wybuchu. Dla zapewnienia stabilności procesu spalania wymagana jest odpowiednia temperatura w komorze spalania, co jest ściśle związane z temperaturą płomienia. Zbyt niska temperatura doprowadza do niecałkowitego spalania, czego konsekwencją są zwiększone ilości CO oraz zwiększone straty niedopału (Su i in. 2001).

W związku z powyższym monitorowanie stanu procesu spalania jest konieczne do efektywnego prowadzenia procesu współspalania pyłu węglowego i biomasy.

3. Przygotowanie materiału badawczego

Potrzeba uzyskania szybkiej informacji o procesie spalania doprowadziła do znacznego wzrostu zainteresowań badaniami dotyczącymi samego płomienia (Ballester & García-Armingol 2010). Uzyskana w taki sposób informacja jest praktycznie nieopóźniona i co więcej – selektywna przestrzennie. Wykorzystywanie szeroko pojętych metod optycznych doprowadziło do powstania wielu bezinwazyjnych układów monitorowania stanu procesu spalania (Tillman i in. 2012). Badania procesu współspalania pyłu węglowego i rozdrobnionej biomasy przeprowadzono na laboratoryjnym stanowisku pomiarowym o mocy $0,5 \text{ MW}_{\text{th}}$. Głównym elementem tego stanowiska jest cylindryczna komora spalania wraz z zainstalowanym modelem palnika pyłowego wykonanego w skali 1:10, w stosunku do palników przemysłowych. Paliwo w postaci pyłu węglowego lub mieszaniny pyłu węglowego i biomasy dostarczane jest do palnika za pomocą pyłoprzewodu. W badaniach wykorzystano kamerę cyfrową z matrycą z pełnym przeniesieniem ramki. Przymocowanie kamery do boroskopu wysokotemperaturowego, zainstalowanego we wzierniku komory spalania pod kątem ok. 45° do osi palnika. Ze względu na ograniczenia sprzętowe, w trakcie przeprowadzonych badań ograniczono szybkość rejestracji sekwencji obrazów do 150 klatek/s.

Testy obejmowały spalanie mieszaniny węgla i 10% oraz 20% udziału wagowego rozdrobnionej biomasy (słomy). Przeprowadzono dziewięć wariantów spalania, dla trzech różnych poziomów mocy ($250 \text{ kW}_{\text{th}}$, $300 \text{ kW}_{\text{th}}$, $400 \text{ kW}_{\text{th}}$) oraz trzech różnych wartości współczynnika nadmiaru powietrza (0,65, 0,75, 0,85). Wartość $\lambda \approx 0,75$ odzwierciedlała warunki panujące w niskoemisyjnym palniku wirowym. Po ustaleniu się równowagi termicznej, w komorze spalania dokonywano rejestracji procesu przez ok. 5 min. Podczas rejestracji parametry procesu spalania (wydatki paliwa i powietrza oraz temperatura) były utrzymywane na stałym poziomie.

Pełny zbiór danych wykorzystany w badaniach zawierał dziewięć tysięcy przypadków dla każdego wariantu badań. Natomiast proporcja

przypadków stanu procesu: „stabilny” i „niestabilny” była różna dla każdego wariantu i dla procentowego udziału biomasy (10% i 20%).

Na drodze losowania, dokonano podziału tego zbioru na zbiory: treningowy, walidacyjny i testowy, przy czym każdy z nich liczył po trzy tysiące przypadków. Zbiory danych podzielono w równych proporcjach, aby zbyt duża liczebność zbioru uczącego nie wpłynęła na obniżenie liczby obserwacji zbiorów użytych do oceny dokładności klasyfikatorów. W każdym z tych trzech zbiorów zachowano tę samą proporcję pomiędzy liczbą przypadków stanu procesu: „stabilny” i „niestabilny”, co w pełnym zbiorze danych. W efekcie, każdy zbiór składał się z różnych ilości przypadków klasy „stabilny” i „niestabilny”. W celu klasyfikacji stanu procesu konieczne jest określenie cech będących wyróżnikami między obrazami danych grup. Deskryptory powinny zostać zdefiniowane jako wartości liczbowe opisujące obraz w sposób ilościowy.

4. Nadzorowana klasyfikacja stanu procesu współspalania

Istnieje wiele algorytmów klasyfikacji, które zalicza się najczęściej do metod rozpoznawania wzorców. W niniejszej pracy wykorzystano klasyfikatory jednomodelowe: sieci neuronowe MLP (ang. Multilayer Perceptron) oraz maszyny wektorów wspierających SVM (ang. Support Vector Machine). W czasie testowania klasyfikatorów wykorzystano zbiór treningowy i walidacyjny, natomiast do oceny ich jakości zastosowano niezależny zbiór testowy. Przeprowadzone eksperymenty miały na celu dokonanie wyboru klasyfikatorów, które dobrze sprawdzają się przy monitorowaniu stanu procesu współspalania węgla i biomasy dla różnego udziału procentowego słomy (odpowiednio 10% i 20%).

W celu oceny jakości klasyfikacji konieczne jest zastosowanie odpowiednich miar. W niniejszej pracy wykorzystano najczęściej stosowane miary w zadaniach klasyfikacji. Dokładność klasyfikacji (ang. *Classification Accuracy*) jest to prawdopodobieństwo prawidłowej klasyfikacji należącej do obu klas. Wrażliwość (ang. True Positive Rate) odzwierciedla prawdopodobieństwo poprawnej klasyfikacji przypadku procesu „niestabilny” po warunkiem że należy on do klasy procesu „niestabilny”. Specyficzność (ang. True Negative Rate) odzwierciedla prawdopodobieństwo poprawnej klasyfikacji przypadku procesu „stabilny” pod warunkiem, że należy on do klasy procesu „stabilny”.

4.1. Klasyfikacja stanu procesu współspalania z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych typu MLP

Bardzo często do klasyfikacji, stosuje się sztuczne sieci neuronowe (ang. *Artificial Neural Networks* – ANN), Neurony są układami o wielu wejściach pobudzanych sygnałami x_i pochodzącymi z zewnątrz sieci lub z wyjść innych neuronów i jednym wyjściu y_i . Wejściom neuronu przypisane są współczynniki wagowe w_i , wskazując siłę powiązania pomiędzy elementami. Poziom aktywności neuronu jest wyznaczany przez nieliniowe przekształcenie $f(u_i)$, zwane funkcją aktywacji ważonej sumy sygnałów wejściowych u_i .

Do budowy klasyfikatorów opartych na sztucznych sieciach neuronowych zastosowano najprostszą sieć typu MLP z jedną warstwą ukrytą. Po wykonaniu szeregu testów, jako najlepszy, wybrano model ANN-5. Model ten charakteryzują następujące parametry: funkcja aktywacji *softmax*, pięć neuronów w warstwie ukrytej. Przyjęto także możliwość bezpośredniego połączenia warstwy wejściowej z wyjściową oraz maksymalną liczbę iteracji równą tysiąc. Wyznaczono wrażliwość, specyficzność oraz dokładność klasyfikacji dla modelu ANN-5. W tabelach 1, 2 przedstawiono dokładność klasyfikacji dla 10% i 20% udziału wagiowego biomasy w stosunku do węgla dla poszczególnych wariantów. Natomiast na rysunkach 1, 2 przedstawiano wrażliwość i specyficzność dla różnych modeli przy różnych procentowych udziałach wagowych biomasy w stosunku do węgla.

Tabela 1. Dokładność modelu ANN-5 dla udziału biomasy 10%

Table 1. ANN-5 model classifying accuracy for 10% biomass share

Model	Numer wariantu								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
ANN-5	0,8375	0,8457	0,8479	0,8704	0,8888	0,8768	0,8649	0,8754	0,8699

Tabela 2. Dokładność modelu ANN-5 dla udziału biomasy 20%

Table 2. ANN-5 model classifying accuracy for 20% biomass share

Model	Numer wariantu								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
ANN-5	0,7881	0,7926	0,7812	0,7977	0,7979	0,7968	0,7994	0,7936	0,7977

4.2. Klasyfikacja stanu procesu współspalania z wykorzystaniem maszyny wektorów wspierających (SVM)

Często wykorzystywanym rozwiązaniem jest metoda klasyfikacji SVM (ang. *Support Vector Machine*), nazywana maszyną wektorów wspierających. Klasyfikacja metodą SVM polega na separacji wielowymiarowego zbioru danych różnych klas za pomocą pewnej hiperpłaszczyzny. Możliwa jest zarówno liniowa jak i nieliniowa separacja danych. Przyjmując, że (x_i, z_i) jest zbiorem par uczących, dla $i=1, 2, \dots, n$ podawanym klasyfikacji, gdzie x_i jest wektorem wejściowym, a z_i – to wartość klasy równa 0 lub 1. Jeżeli obie klasy są liniowo separowane to równanie hiperpłaszczyzny separującej można zapisać w postaci:

$$\mathbf{w}^T \mathbf{z} + b = 0, \quad (1)$$

gdzie: $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_k]^T$, $\mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_k]^T$.

Natomiast równania określające przynależność do odpowiednich klas są następujące:

$$\begin{cases} \mathbf{w}^T \mathbf{z}_i + b \geq 1, & y_i = 1 \\ \mathbf{w}^T \mathbf{z}_i + b \leq -1, & y_i = 0 \end{cases} \quad (2)$$

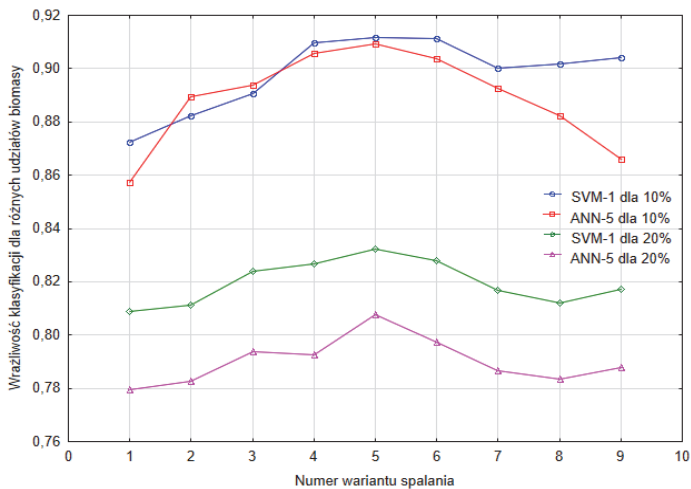
W przypadku danych procesu współspalania węgla i biomasy wskazane jest stosować separację klas w sposób nieliniowy. Klasyfikator SVM, większą skuteczność klasyfikacji zawdzięcza zastosowaniu funkcji jądrowych (ang. *kernel function*) $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi^T(\mathbf{x}_i) \Phi(\mathbf{x}_j)$. Ich działanie opiera się na wyznaczeniu iloczynów skalarnych przekształconych próbek i $\Phi(\mathbf{x})$. Najczęściej stosowane są funkcje: liniowa, wielomianowa, radialna lub sigmoidalna (Sawicki & Kotyra 2013). Po wykonaniu szeregu testów, jako najlepszy, wybrano model SVM-1. Model ten charakteryzują następujące wartości: parametr $\gamma = 2$, wielomianowa funkcję jądrową, stopień wielomianu $D = 1$, wyraz wolny $\delta = 10$. Wyznaczono wrażliwość, specyficzność oraz dokładność klasyfikacji dla modelu SVM-1. W tabelach 3-4 przedstawiono dokładność klasyfikacji dla 10% i 20% udziału wagowego biomasy dla poszczególnych wariantów.

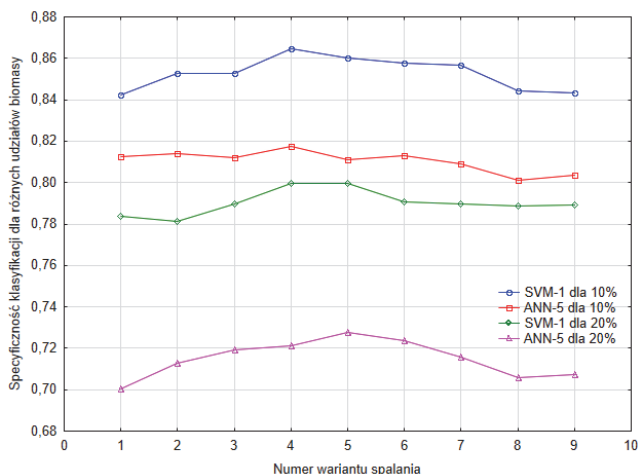
Tabela 3. Dokładność modelu SVM-1 dla udziału biomasy 10%**Table 3.** SVM-1 model classifying accuracy for 10% biomass share

Model	Numer wariantu								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
SVM-1	0,8468	0,8576	0,8618	0,8765	0,8885	0,8781	0,8716	0,876	0,8744

Tabela 4. Dokładność modelu SVM-1 dla udziału biomasy 20%**Table 4.** SVM-1 model classifying accuracy for 20% biomass share

Model	Numer wariantu								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
SVM-1	0,7824	0,7944	0,7982	0,7902	0,8022	0,8002	0,7984	0,8014	0,8069

**Rys. 1.** Wrażliwość klasyfikacji dla różnych modeli**Fig. 1.** Sensitivity classification for the various models



Rys. 2. Specyficzność klasyfikacji dla różnych modeli

Fig. 2. The specificity classification for the various models

Tabela 5. Wyniki testowania modeli klasyfikatorów uwzględniające wrażliwość specyficzność i dokładność klasyfikacji

Table 5. Sensivity, specificity and accuracy for tested classifier models

Model	Udział biomasy	Wrażliwość	Specyficzność	Dokładność
SVM-1	10%	0,8983	0,8527	0,8704
SVM-1	20%	0,8198	0,7931	0,7971
ANN-5	10%	0,8889	0,8104	0,8641
ANN-5	20%	0,7902	0,7149	0,7939

W tabeli 5 zestawiono średnie wartości wrażliwości, specyficzności i błędu klasyfikacji dla wszystkich wariantów procesu spalania przy 10% i 20% udziale wagowym. Największą wrażliwość uzyskano dla klasyfikatora SVM-1 wynoszącą 0,8983 przy wysokiej specyficzności 0,8527 dla 10% udziału wagowego biomasy. Wraz ze zwiększeniem udziału wagowego biomasy pogorszeniu o 9,2% dla modelu SVM-1 i o 8,8% dla modelu ANN-5 uległa dokładność. Wrażliwość, czyli klasyfikacja stanu „niestabilny” do klasy „niestabilny” uległa pogorszeniu o 9,6% dla modelu SVM-1 i o 12,5% dla modelu ANN-5. W przypadku specyficzności otrzymano gorsze prawdopodobieństwo klasyfikacji stanu

„stabilnego” dla klasy „stabilny” o 7,5% i 13,4% odpowiednio dla modeli SVM-1 i ANN-5.

5. Podsumowanie

Ciągłe próby zwiększania niezawodności pracy kotłów energetycznych oraz coraz większe restrykcje dotyczące ich pracy w kontekście ekonomicznym i ekologicznym wymagają stosowania najnowszych dostępnych metod diagnozowania i oceny stanu procesu spalania. Obecnie elektrownie zawodowe dodają tylko około 10% biomasy do węgla w ujęciu wagowym, ponieważ występują trudności z rozdrobnieniem mieszanki w młynach węglowych. Powyższe badania prezentują możliwość zwiększenia udziału wagowego biomasy do 20%. Konsekwencją, oczywiście będzie pogorszenie stabilności procesu spalania. Z punktu widzenia prowadzenia procesu przez operatora kotła najistotniejszym parametrem jest wrażliwość klasyfikacji, która bezpośrednio określa prawdopodobieństwo wykrycia stanu niestabilnego. W prezentowanych badaniach wykrycie stanu niestabilnego zmalało o 9,6% dla najlepszego modelu klasyfikującego SVM-1. Przedstawiona metoda oceny jakości procesu spalania poprzez wykrycie stanu niestabilnego może być wykorzystana do sterowania procesem.

Literatura

- Ballester, J, García-Armingol, T. (2010). Diagnostic techniques for the monitoring and control of practical flames. *Prog. Energy Combustion*, 36, 375-411.
- Chen, R., Fan W., Bian J., Meng F. (2012). Research on Stability Criterion of Furnace Flame Combustion Based on Image Processing. In: *International Conference on Control Engineering and Communication Technology*, 569-572.
- Cięszczyk, S., Ławicki, T., Miaskowski, A. (2013). The Curvelet Transform Application to the Analysis of Data Received from GPR Technique. *Elektronika i Elektrotechnika*, 19(6), 99-102.
- Golec, T. (2004). Współspalanie biomasy w kotłach energetycznych. *Energetyka i Ekologia*, 437-444.
- González-Cencerrado, A., Peña, B., Gil, A. (2012). Coal flame characterization by means of digital image processing in a semi-industrial scale PF swirl burner. *Applied Energy*, 94, 375-384.

- Głodek, E. (2010). *Spalanie i Współspalanie Biomasy – Przewodnik*. Opole: Oddział Inżynierii Materiałowej, Procesowej i Środowiska.
- Lorenz, U. (2005). *Skutki spalania węgla kamiennego dla środowiska przyrodniczego i możliwości ich ograniczania*. Kraków: Instytut GSMiE PAN. 97-112.
- Lu, G, Yan, Y, Colechin, M, Hill, R. (2006). Monitoring of oscillatory characteristics of pulverized coal flames through image processing and spectral analysis. *IEEE Trans Instrum Meas*; 55, 226-231.
- Lu, G, Yan, Y. (2006). Temperature profiling of pulverized coal flames using multicolour pyrometric and digital imaging techniques. *IEEE*, 55, 1303-1308.
- Omiotek, Z. (2012). The use of the fractal dimension for analysis of the contour of objects. *Informatyka, Automatyka, Pomiar w Gospodarce i Ochronie Środowiska*, 2.
- Sawicki, D., Kotyra, A. (2013). Comparison of selected flame area detection methods in vision diagnostic system. *Informatyka, Automatyka Pomiar w Gospodarce i Ochronie Środowiska*, 4, 14-17.
- Smolarz, A. (2013). *Diagnostyka procesów spalania paliw gazowych, pyłu węglowego oraz mieszaniny pyłu węglowego i biomasy z wykorzystaniem metod optycznych*. Lublin: Politechnika Lubelska.
- Su, S., Pohl, J.H., Holcombe, D., Hart, J.A. (2001). Techniques to determine ignition, flame stability and burnout of blended coals in p.f. power station boilers. *Progress in Energy and Combustion Science*, 27, 79-98.
- Tillman, D. et al. (2012). *Solid Fuel Blending. Principles, Practices, and Problems*. Oxford: Butterworth Heinemann.
- Wilk, R. (1999). Energetyka a ochrona środowiska. W: *Materiały konferencyjne "Spalanie węgla '99"*, Wrocław.
- Williams, A., Jones, J.M., Ma, L., Pourkashanian, M. (2012). Pollutants from the combustion of solid biomass fuels. *Progress in Energy and Combustion Science*, 2, 113-137.
- Wójcik, W. (2005). *Nowe kierunki wytwarzania i wykorzystania energii - Zrównoważone systemy energetyczne* Lublin: Wydawnictwo Lubelskiego Towarzystwa Naukowego.
- Wójcik, W., Kotyra, A., Smolarz, A., Gromaszek, K. (2011). Nowoczesne metody monitoringu i sterowania procesem spalania paliw stałych w celu zmniejszenia jego oddziaływania na środowisko naturalne. *Rocznik Ochrona Środowiska*, 13, 1559-1576.

Using Optical Methods for Process State Classification of Co-firing of Coal and Biomass

Abstract

Fossil fuels constitute the primary energy source in the Polish power industry. According to the forecasts, by 2030, they will continue to be in the major position of approx. 60% share in Poland and approx. 11% share in the EU. The current policy of the European Union aims at the implementation of the climate and energy package. It is based on the reduction of greenhouse gas emissions and electricity consumption by 20% and increasing the share of energy production from renewable energy sources (RES) to 20%. The commitments made by Poland on renewable energy sources involve achieving a 15% share of renewable energy in total energy consumption in the country in 2020.

The quickest way to fulfill the EU requirements is the coal and biomass co-firing in the existing power plants. There are problems with the preparation of material for combustion, because biomass has different physicochemical properties than coal. For this reason, the share of biomass co-firing process stability deteriorates and reduces the capacity and efficiency of the boiler.

Combustion tests were carried out on the test bench at the Institute of Energy. Measurements were made at the position of the camera perpendicular to the axis of the flame for different variants of power. After the initial analysis of the images of the co-pulverized coal and biomass, the images sequences corresponding to stable and unstable combustion were determined. Image classification method was used to determine the state of the process. The article compared two methods for image classification with SSN and support vector machine with varying participation of biomass.

This study presents the possibility of increasing the weight fraction of the biomass to 20%. The consequence, of course, is the deterioration of the stability of the combustion process. However, from the point of view of the boiler operator, the most important parameter is the sensitivity of the classification, which directly determines the probability of detecting an unstable state.

Słowa kluczowe:

combustion, biomass, process stability

Keywords:

spalanie, biomasa, stabilności procesu