

KLASYFIKACJA STANU PROCESU SPALANIA NA PODSTAWIE ANALIZY OBRAZU PŁOMIENIA

Daniel Sawicki

Politechnika Lubelska, Wydział Elektrotechniki i Informatyki, Instytut Elektroniki i Technik Informacyjnych

Streszczenie. W pracy przedstawiono porównanie wybranych metod klasyfikacji obrazów dla współspalania pyłu węglowego i biomasy. Zdefiniowano dwie klasy spalania: stabilne i niestabilne dla dziewięciu wariantów z różnymi parametrami mocy oraz stałą ilością biomasy. Wyniki badań pokazują, poprawną klasyfikację obrazów dla założonych wariantów. Najlepsze wyniki uzyskano dla klasyfikatora K-NN z parametrem $K = 7$.

Słowa kluczowe: płomień, spalanie, klasyfikacja obrazów

COMBUSTION PROCESS STATE CLASSIFICATION BASED ON FLAME IMAGE ANALYSIS

Abstract. This paper presents comparison image classification method of cofiring biomass and pulverized coal. Defined two class of combustion: stable and unstable for nine variants with different power value parameters and fixed amount biomass. Experimental results show that achieved correct classification of images for the assumed variants. The best results were obtained with K-NN classifier (parameter $K = 7$).

Keywords: flame, combustion, image classification

Wstęp

W polskiej energetyce zawodowej paliwa kopalne są podstawowym surowcem energetycznym. Nadal będą miały one dominującą pozycję wynoszącą według prognoz, do 2030 roku, ok. 60% udziału w Polsce i ok. 11% udziału w UE [14]. Największym problemem spalania paliw kopalnych jest emisja do atmosfery szkodliwych związków chemicznych, głównie: dwutlenku węgla, dwutlenku siarki, tlenków azotu oraz pyłów [8]. Pakiet klimatyczno-energetyczny, który Unii Europejskiej wdraża ma na celu zmniejszenie emisji gazów cieplarnianych i redukcję zużycia energii elektrycznej o 20%, oraz zwiększenie udziału w produkcji energii ze źródeł odnawialnych (OZE) do 20%. Polska, natomiast zobowiązała się do wprowadzenia 15% udziału energii odnawialnej w zużyciu energii ogółem w kraju do 2020 roku [14]. Najszybszym sposobem spełnienia wymagań UE jest współspalanie węgla i biomasy z wykorzystaniem istniejących instalacji energetyki zawodowej [6].

1. Analiza procesu spalania

Na podstawie obserwacji procesu spalania oraz właściwości fizykochemicznych biomasy, która nie jest mieszaniną jednorodną, posiada inny stopień granulacji, można stwierdzić, że udział biomasy w procesie współspalania pogarsza stabilność procesu oraz obniża wydajność i sprawność kotła. Istnieje szereg przyczyn utraty stabilności spalania: zła jakość przemiału biomasy powodująca niedopalenie, zlepianie się, zmienny skład chemiczny biomasy znacząco zwiększający ilość składników lotnych, nieprawidłowe wydatki powietrza pierwotnego i powietrza wtórnego [5].

Do badań wykorzystano rozdrobnioną słomę stanowiącą 20% paliwa spalane 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 szeroką informację o procesie spalania, stąd jego analiza może przebiegać na wiele różnych sposobów, np. analiza czasowo-częstotliwościowa [4, 10], analiza rozkładu temperatury [11], analiza obrazu [7, 13], analiza wymiaru fraktalnego [12] oraz analiza z wykorzystaniem wyodrębnionych cech geometrycznych obrazu [1], która to metoda została przyjęta w niniejszej pracy. Do analizy wybrano 24 cechy obrazu dokonując klasyfikacji stanu procesu współspalania pyłu węglowego i biomasy dla obrazów zarejestrowanych w czasie testów spalania. Porównano metody klasyfikacji: metodę K najbliższych sąsiadów oraz metody LDA i QDA. Przetestowano szereg parametrów klasyfikatorów w celu uzyskania najlepszego modelu.

1.1. Przygotowanie materiału badawczego

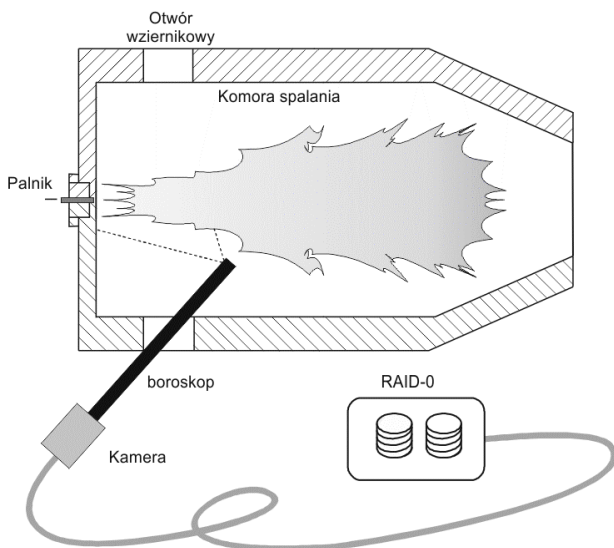
Znaczny wzrost zainteresowań badaniami dotyczącymi samego płomienia jest odpowiedzią na potrzebę uzyskania jak najszybszej informacji o procesie [3, 17]. Uzyskana za pomocą systemu wizyjnego informacja jest praktycznie nieopóźniona i selektywna przestrzennie. Wykorzystywanie szeroko pojętych metod optycznych doprowadziło do powstania wielu bezinwazyjnych układów monitorowania stanu procesu spalania [15]. W niniejszej pracy do badania procesu współspalania pyłu węglowego i rozdrobnionej biomasy wykorzystano laboratoryjne stanowisko pomiarowe o mocy 0,5 MW_{th}. Podstawowym elementem budowy tego stanowiska jest cylindryczna komora spalania z zainstalowanym modelem palnika pyłowego wykonanego w skali 1:10, w stosunku do palników przemysłowych. Za pomocą pyłoprzewodu do palnika dostarczane jest paliwo w postaci pyłu węglowego lub mieszaniny pyłu węglowego i biomasy. Stanowisko wyposażono w instalację powietrza pierwotnego i wtórnego oraz obrotowy podajnik paliwa. W badaniach wykorzystano kamerę cyfrową z matrycą z pełnym przenoszeniem ramki, która wyposażona była w interfejs CameraLink. Kamerę przymocowano do boroskopu wysokotemperaturowego, zainstalowanego we wzierniku komory spalania pod kątem ok. 45° do osi palnika. W trakcie przeprowadzonych badań, ze względu na ograniczenia sprzętowe ograniczono szybkość rejestracji sekwencji obrazów do 150 klatek/s. Omawiany układ pomiarowy przedstawiono na rysunku 1.

W celu ochrony części optycznej przed zabrudzeniami (sadzą, popiołem), które osadzały się na elementach optycznych boroskop przedmuchiwany był sprężonym powietrzem. Dodatkowo, układ wyposażony był w system chłodzenia był wodą, w celu ochrony przed wpływem wysokiej temperatury, układ wyposażony był w system chłodzenia wodą podawaną pod ciśnieniem ok. 0,3 MPa.

Testy obejmowały spalanie mieszaniny węgla i 20% udziału wagowego rozdrobnionej biomasy (słomy). Przeprowadzono dziewięć wariantów spalania, dla trzech różnych poziomów mocy (250 kW_{th}, 300 kW_{th}, 400 kW_{th}) oraz trzech różnych wartości współczynnika nadmiaru powietrza λ (0,65, 0,75, 0,85). Dla wartości $\lambda \approx 0,75$ odzwierciedlono warunki panujące w niskoemisyjnym palniku wirowym. Rejestracji procesu dokonywano przez ok. 5 min. po ustaleniu się równowagi termicznej w komorze spalania. Podczas rejestracji procesu współspalania na stałym poziomie utrzymywano wydatki paliwa, powietrza oraz temperaturę. Wartości średnie parametrów testów przedstawiono w tabeli 1.

Zarejestrowany materiał wideo podczas testów współspalania węgla i biomasy został zapisany w formacie RGB, w postaci nieskompresowanych plików w formacie AVI. Dane źródłowe zostały przekształcone na oddzielne obrazy zapisane w formacie BMP z 8-bitową skalą szarości. W celu poprawy kontrastu, obrazy

wykorzystywane do dalszych badań zostały poddane operacji normalizacji zakresu jasności z automatyczną korekcją liniową. Wyznaczono obszar płomienia za pomocą metody aktywnego konturu [13], który analizowano w dalszych badaniach. 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. Procentowy udział biomasy dla dziewięciu wariantów przedstawiono w tabeli 2.



Rys. 1. Stanowisko badawcze wraz z układem monitorowania płomienia.

Tabela 1. Warianty procesu spalania

Wariant	Moc cieplna, kW _{th}	Współczynnik nadmiaru powietrza, λ	Wydatek paliwa kg/h	Przepływ powietrza wtórnego Nm ³ /h
1	250	0,75	36,0	73,2
2	250	0,65	39,4	62,9
3	250	0,85	35,2	103,6
4	300	0,75	43,5	96,4
5	300	0,65	42,6	67,4
6	300	0,85	44,2	132,5
7	400	0,75	59,7	181,3
8	400	0,65	56,8	152,8
9	400	0,85	59,4	205,1

Tabela 2. Rozkład przypadków klasy procesu „stabilny” i „niestabilny”

Wariant	Klasa procesu „stabilny”		Klasa procesu „niestabilny”	
	%*	Liczba obrazów	%*	Liczba obrazów
1	19	1710	81	7290
2	44	3960	56	5040
3	13	1170	87	7830
4	62	5580	38	3420
5	88	7920	12	1080
6	62	5580	38	3420
7	64	5760	36	3240
8	77	6930	23	2070
9	83	7470	17	1530

* – procentowy udział klasek obrazów dla poszczególnych klas procesu

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. Wybrano dwadzieścia cech

geometrycznych opisujących kształt płomienia: pole powierzchni płomienia, długość konturu, kolistość, momenty centralne I, II, III i IV rzędu, współrzędna x środka ciężkości płomienia, współrzędna y środka ciężkości płomienia, prostokątność, wypukłość, długość dłuższej osi elipsy, długość krótszej osi elipsy, kąt nachylenia dłuższej osi elipsy w stosunku do osi poziomej, współrzędna x i y pierwszego i drugiego najbardziej wysuniętego punktu płomienia, odległość pomiędzy najbardziej wysuniętymi punktami płomienia. Pozostałe cechy to: średnia, wariancja, skośność i kurtoza histogramu obrazu płomienia

1.2. Nadzorowana klasyfikacja stanu procesu współspalania

Istnieje wiele algorytmów klasyfikacji, które zalicza się najczęściej do metod rozpoznawania wzorców. W niniejszej pracy wykorzystano klasyfikatory jednomodelowe: K najbliższych sąsiadów (ang. *K Nearest Neighbors*) oraz liniowa i kwadratowa analiza dyskryminacyjna (ang. *Linear and Quadratic Discriminant Analysis*). 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.

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 niestabilnego procesu spalania do klasy procesu „niestabilny”. Specyficzność (ang. *True Negative Rate*) odzwierciedla prawdopodobieństwo poprawnej klasyfikacji przypadku stabilnego procesu spalania do klasy procesu „stabilny”.

1.3. Klasyfikacja stanu procesu współspalania z wykorzystaniem metody K-NN

Klasyfikator K-NN do klasyfikacji wykorzystuje ustalone miary odległości, sąsiadów. Obiekt zostaje zaklasyfikowany do tej klasy, do której przynależała największa liczba sąsiadów z tej grupy. Wartość parametru K przyjmuje wartości od jeden (1-NN) do kilkunastu. Dla dużej liczby danych znalezienie odpowiedniej liczby sąsiadów w wielowymiarowej przestrzeni jest procesem czasochłonnym. Przypisywanie do klas jest realizowane poprzez sprawdzenie odległości bieżącego obiektu od pozostałych obiektów ze zbioru danych. Dla przypadku dwóch klas pojawiające remisy rozstrzygane są arbitralnie, jednakże nie występują one jeżeli wykorzystano nieparzystą wartość K [2].

W zależności od wyboru parametru K obiekt oznaczony znakiem zapytania zostanie zaklasyfikowany do następujących klas: dla K = 1 przypisana klasa to „koło”, dla K = 3 przypisana klasa to „prostokąt”, dla K = 7 przypisana klasa to „trójkąt”. Metoda K-NN zapewnia wysoką jakość klasyfikacji, jest prosta w implementacji. Jakość klasyfikacji może zależeć od liczby uwzględnianych sąsiadów oraz rozkładu cech w przestrzeni wielowymiarowej. Podstawowym zadaniem przy budowaniu klasyfikatora jest określenie wartości K, czyli odpowiedniej liczby sąsiadów [2].

W procesie uczenia klasyfikatora K-NN, wykorzystano zbiór treningowy dla wszystkich wariantów procesu spalania z różną wartością parametru K (zakres 1-10). Do oceny dokładności klasyfikacji wykorzystano zbiór walidacyjny i testowy wyznaczając błąd klasyfikacji. Najmniejsze wartości błędów klasyfikacji otrzymano dla parametru K = 7 oraz K = 5. Średnia wartość błędu dla K = 5, dla wszystkich wariantów wyniosła 0,2419, natomiast dla K = 7 wyniosła 0,2139.

W celu wyznaczenia błędu klasyfikacji dla zbioru testowego, proces uczenia powtórzono dla połączonego zbioru treningowego i walidacyjnego. Tabela 3 prezentuje wartości błędów klasyfikatora K-NN dla zbioru testowego. Najmniejsze wartości uzyskano dla parametru $K=7$ (model 7-NN), dla większości wariantów (oprócz wariantu trzeciego, gdzie błąd był większy i siódmego, gdzie błąd był taki sam). Średnie wartości błędów dla wszystkich wariantów spalania z wykorzystaniem modelu 5-NN wyniosły 0,2125, natomiast dla modelu 7-NN wyniosły 0,2002. Chociaż wartość średnia błędu sugeruje wybór modelu 7-NN, należy stwierdzić, że wartości błędów cząstkowych dla poszczególnych wariantów są zbliżone.

Tabela 3. Błąd klasyfikatora K-NN dla zbioru testowego, dla wybranych parametrów K, dla różnych wariantów

Model	Numer wariantu								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
5-NN	0,2278	0,2178	0,2137	0,2238	0,2067	0,2017	0,1976	0,2122	0,2117
7-NN	0,2237	0,2013	0,2185	0,1974	0,1926	0,1954	0,1976	0,1906	0,1854

1.4. Klasyfikacja stanu procesu współspalania z wykorzystaniem analizy LDA i QDA

Liniowa analiza dyskryminacyjna (ang. *Linear Discriminant Analysis* – LDA) oraz kwadratowa analiza dyskryminacyjna (ang. *Quadratic Discriminant Analysis* – QDA), są również popularnymi technikami klasyfikacji, wykorzystujące podział przestrzeni cech [9].

Za kryterium liniowej separowalności klas można uznać wyrażenie [16]:

$$F = \frac{S_b}{S_w}, \tag{1}$$

gdzie:

S_b - macierz rozrzutu międzyklasowego,
 S_w - macierz rozrzutu wewnątrzklasowego.

Wartość współczynnika F określa prawdopodobieństwo liniowej separowalności klas. Większa wartość F , oznacza lepszą separowalność klas. Przyjmując N obserwacji x_i w C klasach można obliczyć całkowitą macierz rozrzutu wewnątrzklasowego za pomocą zależności 2 i całkowitą macierz rozrzutu międzyklasowego za pomocą zależności 3:

$$S_w = \sum_{i=1}^C \frac{n_i}{N} S_1^i, \tag{2}$$

gdzie:

n_i - liczba obserwacji x_i dla każdej klasy,
 N - całkowita liczba obserwacji,
 S_1^i - macierz rozrzutu wewnątrzklasowego dla klasy i ,

$$S_b = \sum_{i=1}^C \frac{n_i}{N} S_2^i, \tag{3}$$

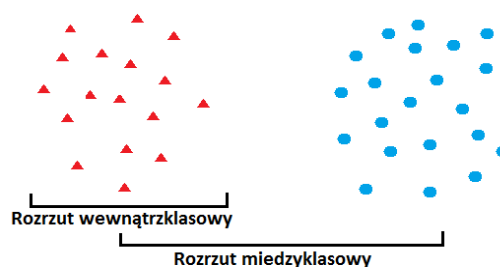
gdzie:

n_i - liczba obserwacji x_i dla każdej klasy,
 N - całkowita liczba obserwacji,
 S_2^i - macierz rozrzutu międzyklasowego dla klasy i .

W celu określenia najlepszej separowalności wyznacza się macierz będącą ilorazem macierzy rozrzutu międzyklasowego i rozrzutu wewnątrzklasowego (4).

$$S = S_w^{-1} S_b, \tag{4}$$

Na rysunku 2 przedstawiono rozrzut międzyklasowy i wewnątrzklasowy.



Rys. 2. Prezentacja rozrzutu wewnątrzklasowego i międzyklasowego

Często wykorzystywana jest też kwadratowa analiza dyskryminacyjna (Quadratic Discriminant Analysis – QDA). W metodzie tej klasy separowane są z wykorzystaniem funkcji kwadratowych. Według pracy [9] możliwe jest, że dla niektórych zbiorów danych łatwiej można separować klasy za pomocą funkcji kwadratowych (kwadraturowych). Mówimy wtedy o tak zwanej kwadraturowej analizie dyskryminacyjnej (Quadratic Discriminant Analysis – QDA).

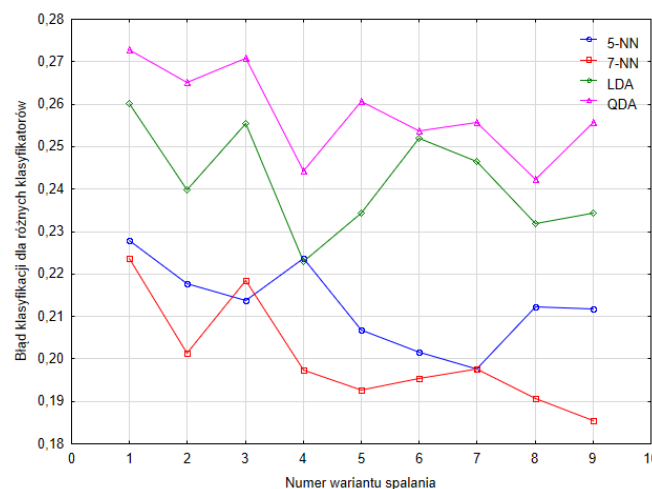
Tabela 4 prezentuje wartości błędów klasyfikatorów LDA i QDA dla zbioru testowego. Mniejsze wartości błędów dla wszystkich wariantów uzyskano dla klasyfikatora LDA. Średnie wartości błędów dla wszystkich wariantów spalania z wykorzystaniem klasyfikatora LDA wyniosły 0,2419, natomiast dla klasyfikatora QDA wyniosły 0,2579.

Tabela 4. Błąd klasyfikatora LDA i QDA dla różnych wariantów

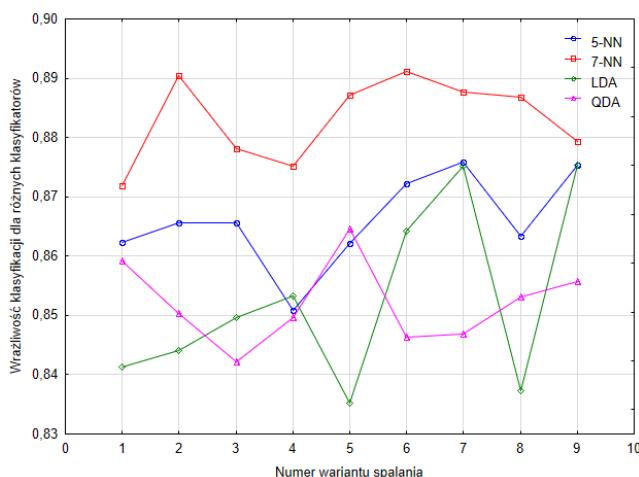
Model	Numer wariantu								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
LDA	0,2601	0,2397	0,2554	0,2230	0,2344	0,2519	0,2466	0,2318	0,2343
QDA	0,2729	0,2650	0,2708	0,2444	0,2607	0,2536	0,2558	0,2424	0,2557

1.5. Ocena jakości klasyfikacji

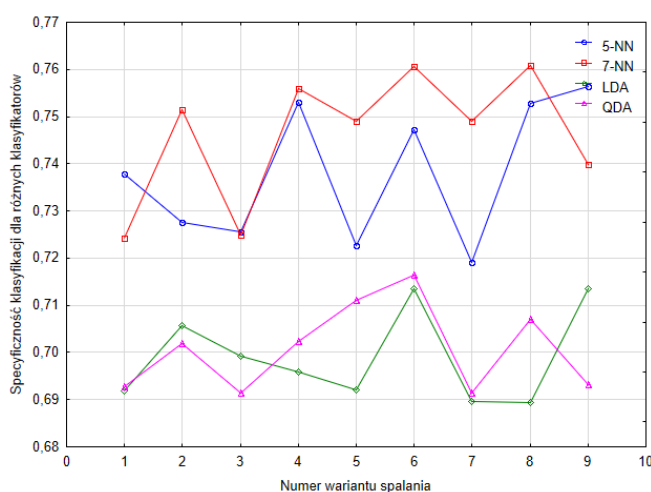
Do oceny jakości klasyfikacji wybrano trzy najczęściej stosowane miary w zadaniach klasyfikacji: wrażliwość, specyficzność oraz błąd klasyfikacji. Na rysunkach 3–5, przedstawiono te parametry klasyfikacji w zależności od wariantu spalania dla klasyfikatorów 5-NN, 7-NN, LDA i QDA.



Rys. 3. Błąd klasyfikacji dla zbioru testowego w zależności od wariantu spalania, dla klasyfikatora 5-NN, 7-NN, LDA oraz QDA



Rys. 4. Wrażliwość klasyfikacji dla zbioru testowego w zależności od wariantu spalania, dla klasyfikatora 5-NN, 7-NN, LDA oraz QDA



Rys. 5. Specyficznosc klasyfikacji dla zbioru testowego w zależności od wariantu spalania, dla klasyfikatora 5-NN, 7-NN, LDA oraz QDA

Z przedstawionych rysunków najlepszym dla procesu współspalania przetestowanym klasyfikatorem jest K-NN z parametrem $K = 7$.

W tabeli 5 zestawiono średnie wartości wrażliwości, specyficznosci i błędów klasyfikacji dla wszystkich wariantów procesu współspalania. Największą wrażliwość, czyli klasyfikację stanu „niestabilny” do klasy „niestabilny” uzyskano dla klasyfikatora 7-NN wynoszącą 0,8830. Dla tego klasyfikatora uzyskano także największą specyficznosc, czyli klasyfikację stanu „stabilnego” dla klasy „stabilny” wynoszącą 0,7463. Dla pozostałych klasyfikatorów otrzymano gorszą wrażliwość odpowiednio o 1,97% dla 5-NN, 3,54% dla LDA i 3,64% dla QDA, a także gorszą specyficznosc odpowiednio o 1,12% dla 5-NN, 6,76% dla LDA i 6,49% dla QDA.

Tabela 5. Błąd klasyfikatora LDA i QDA dla różnych wariantów

Model	Wrażliwość	Specyficznosc	Błąd
5-NN	0,8659	0,7380	0,2126
7-NN	0,8830	0,7463	0,2003
LDA	0,8528	0,6990	0,2341
QDA	0,8520	0,7008	0,2416

Podsumowanie

Bezpośrednie współspalanie pyłu węglowego i biomasy pogarsza stabilność oraz utrudnia sterowanie procesem. Wynika to nie tylko ze zjawisk jakie towarzyszą temu procesowi, ale także z właściwości biomasy. Trwające prace nad zwiększaniem 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.

Z punktu widzenia prowadzenia procesu przez operatora kotła najistotniejszym parametrem jest wrażliwość klasyfikacji, która bezpośrednio określa prawdopodobieństwo wykrycia stanu niestabilnego. W prezentowanych badaniach najlepszym klasyfikatorem okazał się K-NN z parametrem $K = 7$. Przedstawiona metoda oceny jakości procesu spalania poprzez wykrycie stanu niestabilnego może wspomagać pracę operatora kotła informując o sytuacji awaryjnej.

Literatura

- [1] Ballester J, García-Armingol T.: Diagnostic techniques for the monitoring and control of practical flames. *Prog. Energy Combustion*, 36/2010, 375–411.
- [2] Boshnakov K., Petkov V., Nikolov M.: Decision Making For Control Of Combustion Process Of Pulverized Coal, *Journal of Chemical Technology and Metallurgy*, 50/2015, 183–192.
- [3] Chen R., Fan W., Bian J., Meng F.: Research on Stability Criterion of Furnace Flame Combustion Based on Image Processing, *International Conference on Control Engineering and Communication Technology*, 2012, 569–572.
- [4] Cieszycki S., Ławicki T., Miaskowski, A.: The Curvelet Transform Application to the Analysis of Data Received from GPR Technique, *Elektronika Ir Elektrotechnika*, 19(6)/2013, 99–102.
- [5] Głodek E.: Spalanie i Współspalanie Biomasy - Przewodnik, Oddział Inżynierii Materiałowej, Procesowej i Środowiska, Opole, Maj 2010.
- [6] Golec T.: Współspalanie biomasy w kotłach energetycznych, *Energetyka i Ekologia*, 2004, 437–444.
- [7] González-Cencerrado A., Pela B., Gil A.: Coal flame characterization by means of digital image processing in a semi-industrial scale PF swirl burner, *Applied Energy*, 94/2012, 375–384.
- [8] Koronacki J., Čwik J.: Statystyczne systemy uczące się, Exit, 2008.
- [9] Lorenz U.: Skutki spalania węgla kamiennego dla środowiska przyrodniczego i możliwości ich ograniczania, Instytut GSMiE PAN, Kraków, 2005, 97–112.
- [10] Lu G, Yan Y, Colechin M, Hill R.: Monitoring of oscillatory characteristics of pulverized coal flames through image processing and spectral analysis, *IEEE Trans Instrum Meas*; 55/2006, 226–231.
- [11] Lu G, Yan Y.: Temperature profiling of pulverized coal flames using multicolour pyrometric and digital imaging techniques, *IEEE*, 55/2006, 1303–1308.
- [12] Omiołek Z.: The use of the fractal dimension for analysis of the contour of objects, *Informatyka, Automatyka, Pomiary w Gospodarce i Ochronie Środowiska*, 2/2012, 8–11.
- [13] Sawicki D., Kotyra A.: Comparison of selected flame area detection methods in vision diagnostic system, 4/2013, 14–17.
- [14] Smolarz A.: Diagnostyka procesów spalania paliw gazowych, pyłu węglowego oraz mieszaniny pyłu węglowego i biomasy z wykorzystaniem metod optycznych, Politechnika Lubelska, Lublin, 2013.
- [15] Su S., Pohl J.H., Holcombe D., Hart J.A.: Techniques to determine ignition, flame stability and burnout of blended coals in p.f. power station boilers, *Progress in Energy and Combustion Science*, 27/2001, 79–98.
- [16] Varol M., Atımtay A., Olgun H.: Emission characteristics of co-combustion of a low calorie and high-sulfur-lignite coal and woodchips in a circulating fluidized bed combustor: Part 2. Effect of secondary air and its location, *Fuel*, 130/2014, 1–9.
- [17] Wójcik W., Kotyra A., Smolarz A., Gromaszek K.: Nowoczesne metody monitoringu i sterowania procesem spalania paliw stałych w celu zmniejszenia jego oddziaływania na środowisko naturalne, *Rocznik Ochrona Środowiska*, 13/2011, 1559–1576.

Dr inż. Daniel Sawicki
e-mail: d.sawicki@pollub.pl

Ukończył studia o kierunku elektrotechnika na Wydziale Elektrotechniki i Informatyki Politechniki Lubelskiej w 2006 r. Obecnie jest zatrudniony jako asystent w Instytucie Elektroniki i Techniki Informatycznych Politechniki Lubelskiej w Zakładzie Diagnostyki i Analizy Pomiarów. Jego prace badawcze związane są ze zwiększeniem efektywności współspalania węgla kamiennego i biomasy z wykorzystaniem analizy obrazu.

