

DOI: 10.5604/20830157.1176565

ROZMYTA KLASTERYZACJA SUROWYCH TRÓJWYMIAROWYCH DANYCH TOMOGRAFICZNYCH DLA POTRZEB ROZPOZNAWANIA PRZEPLÝWÓW DWUFUZOWYCH

Paweł Fiderek, Tomasz Jaworski, Radosław Wajman, Jacek Kucharski

Politechnika Łódzka, Instytut Informatyki Stosowanej

Streszczenie. Artykuł zawiera opis wykorzystania klasteryzacji rozmytej dla potrzeb rozpoznawania rodzajów przepływów dwufazowych typu gaz-ciecz. Autorzy przedstawili szczegółowy opis procesu pozyskiwania trójwymiarowych danych tomograficznych, tak zwanych surowych danych tomograficznych, nowych metod gromadzenia, interpretacji oraz statystycznego przetwarzania tego typu danych. Dodatkowo w artykule znajduje się opis podstawowych zagadnień z zakresu logiki rozmytej i klasteryzacji rozmytej takich jak wyznaczenie wektora cech znaczących czy zasady działania klasyfikatora rozmytego (FCM) w odniesieniu do specyficznego rodzaju danych wykorzystanych podczas badań. Uzasadniając wybór klasteryzacji rozmytej autorzy zaprezentowali wyniki przeprowadzanych eksperymentów, które potwierdziły, że algorytmy rozmyte bardzo dobrze nadają się do badań nad zjawiskami o bardzo dynamicznym charakterze, jakimi bez wątpienia są przepływy dwufazowe typu gaz-ciecz.

Słowa kluczowe: logika rozmyta, klasteryzacja rozmyta, trójwymiarowa tomografia pojemnościowa

FUZZY CLUSTERING OF RAW THREE DIMENSIONAL TOMOGRAPHIC DATA FOR TWO-PHASE FLOWS RECOGNITION

Abstract. The paper contains a description of the fuzzy clustering method usage for the recognition of two-phase gas-liquid flows. The authors present a detailed description of the obtaining process of three dimensional tomographic data, the so-called raw tomographic data, and new methods of the data collection, interpretation and statistical processing. In addition, the article includes a description of the key issues in the field of fuzzy logic and fuzzy clustering such as the determination of the primary features vector or the fuzzy classifier (FCM) principle of use with a specific type of data used in the study. Justifying the choice of fuzzy clustering authors presented the results of experiments carried out, which confirmed that the fuzzy algorithms are very good matched to the study of phenomena of a very dynamic nature, which, definitely, are the two-phase gas-liquid flows.

Keywords: fuzzy logic; fuzzy clustering, three dimensional capacitance tomography

Wstęp

Rozpoznawanie rodzajów przepływów dwufazowych jest problemem szeroko opisywanym w literaturze [4, 7]. Przemysłowe wykorzystanie przepływów typu gaz-ciecz wymaga opracowywania coraz to nowszych i bardziej wydajnych algorytmów ich rozpoznawania [7]. Głównym problemem w tym procesie jest przede wszystkim potrzeba precyzyjnego przetwarzania bardzo dużej ilości danych. Opisywane w dalszej części artykułu algorytmy bazują na surowych danych tomograficznych pochodzących z 32 elektrodowego, pojemnościowego czujnika tomograficznego, zbieranych przez dostępny w Instytucie Informatyki Stosowanej Politechniki Łódzkiej tomograf z częstotliwością 12 ramek na sekundę (1 ramka pomiarowa to 496 wartości pomiarowe). Powstające algorytmy rozpoznawania przepływów dwufazowych muszą być więc nastawione nie tylko na dokładność i jednoznaczność zwracanych wyników, ale również na szybkość ich otrzymywania. Zaproponowane w artykule rozwiązanie opiera się na klasteryzacji rozmytej wyznaczonych statystycznie cech reprezentujących poszczególne rodzaje przepływów dwufazowych. Ze względu na szybkość i dokładność działania rozwiązanie to wydaje się być bardzo dobrym rozwiązaniem spełniającym wymagania stawiane przez dzisiejszy przemysł.

1. Surowe dane tomograficzne

1.1. Budowa tomograficznego czujnika pojemnościowego

Czujniki wykorzystane w opisywanych badaniach zostały zbudowane w oparciu o technikę wielokrotnego nawijania tkaniny z włókna syntetycznego laminowanej żywicą epoksydową. Proces wyznaczania optymalnej struktury czujnika przeprowadzony był zarówno wstępnie na drodze symulacji, jak i eksperymentalnie. W ramach analizy komputerowej zostały zastosowane standardowe reguły wyznaczania rozkładu pojemności wewnątrz układu kondensatorów w oparciu o zjawiska fizyczne zachodzące w polu elektrycznym. Natomiast analiza wartości pojemności międzyelektrodowych zgromadzonych przy pomocy miernika LCR Agilent E4980A pozwoliła efektywnie zidentyfikować obszary wnętrza czujnika o niższej czułości i przyjąć strategię struktury czujnika tomografu pojemnościowego (ECT) 3D o elektrodach

wewnętrznych, charakteryzującą się jednorodną czułością pomiarową w całej przestrzeni skanowania.

1.2. Pojęcie i budowa ramki pomiarowej

Pod pojęciem ramki pomiarowej należy rozumieć zbiór danych pomiarowych (uporządkowanych jak wektor) pobranych z tomografu w jednym cyklu pomiarowym. Wartości pomiarowe to wartości pojemności pomiędzy poszczególnymi elektrodami w czujniku. Wartości pomiarowe w ramce są zapisane zawsze w tej samej kolejności. Ramka zbudowana jest w ten sposób, że do wartości pomiarowych dodawany jest nagłówek, w którego skład wchodzi:

- znacznik początku ramki,
- znacznik formatu ramki.

Po pobraniu ramki z tomografu następuje jej translacja polegająca na usunięciu nagłówka oraz zapisie samych wartości pomiarowych.

Wartości pomiarowe zorganizowane są w ten sposób, że najpierw pobierany jest młodszy a potem starszy bajt, razem 992 bajty czy 496 dwubajtowych wartości pomiarowych.

1.3. Walidacja poprawności wartości pomiarowych

Przed zapisem wartości pomiarowych z ramki przeprowadzana jest walidacja pobranych wartości. Sprawdzane jest przede wszystkim czy pobranych zostało dokładnie 496 wartości oraz czy wśród nich nie ma wartości błędnych takich jak np.: H"8001" lub H"7FFF", które powinny być traktowane jako przepełnienia. Jeżeli algorytm walidacyjny stwierdzi, że w wartościach pomiarowych istnieją nieprawidłowe wartości lub ilość tych wartości jest nieprawidłowa – ramka jest odrzucana i nie jest brana pod uwagę w procesie klasyfikacji.

1.4. Pozyskiwanie surowych danych tomograficznych

W celu optymalizacji pozyskiwania surowych danych tomograficznych powstała aplikacja stanowiąca interfejs pomiędzy

tomografem a komputerem odpowiedzialna za pozyskiwanie i zarządzanie surowymi danymi tomograficznymi.

Aplikacja wykorzystuje port szeregowy, jako medium transmisji i kontroli poprawności pozyskiwanych danych. Tomograf jest wyposażony w wewnętrzną pamięć (bufor), gdzie przechowywane są pozyskiwane w czasie rzeczywistym dane pochodzące z czujnika pojemnościowego. Bufor zorganizowany jest w ten sposób, że jeżeli dane nie są z niego odbierane a nowe ciągle przychodzą, najstarsze pobrane dane są porzucane, istnieje więc konieczność optymalnego pobierania danych z bufora tomografu, aby zniwelować ryzyko utraty części danych. Aplikacja po uruchomieniu od razu czytuje całą zawartość bufora tomografu, a następnie go kasuje, takie podejście sprawia, że nie ma ryzyka ponownego odczytu tych samych danych. Pobrane dane są następnie przetwarzane pod kątem ekstrakcji całych ramek pomiarowych, które są przekazywane do kolejki typu FIFO, która jest traktowana jako „baza pobranych ramek”. Częstym przypadkiem jest sytuacja, w której z bufora tomografu zostanie pobranych oprócz n ramek jeszcze część danych należących do kolejnej ramki, w takim przypadku dane nie są porzucane ale dołączane do następnej porcji pobranych z bufora danych – takie podejście nie wymusza „porzucania” niepełnych ramek. Można więc powiedzieć, że do dalszego przetwarzania przekazywane są wszystkie istniejące i jednocześnie prawidłowe dane pomiarowe.

2. Analiza surowych danych tomograficznych

2.1. Przygotowanie danych pomiarowych

W trakcie badań autorzy postanowili nie rekonstruować obrazów tomograficznych z ramek pomiarowych a następnie analizować sekwencje tych obrazów (takie podejście jest bardzo popularne, gdy rozpoznaje się przepływy dwufazowe na podstawie zrekonstruowanych obrazów [4]), ale postanowili analizować konkretne wyselekcjonowane pomiary wewnątrz ramki i ich zachowanie (zmiany oraz sposób tych zmian) w sekwencji kolejnych ramek. Wiedząc, że pomiar na i -tej pozycji ramki n jest analogicznym pomiarem (pomiarem tej samej wartości pomiędzy tymi samymi elektrodami czujnika pojemnościowego) na i -tej pozycji w ramce m , obszar analizy pomiarów w kolejnych ramkach możemy przedstawić jako następującą tabelę, gdzie R_1P_1 to pierwszy pomiar w pierwszej ramce, a R_nP_i to i -ty pomiar w n -tej ramce.

Tabela 1. Przedziały analizy surowych danych tomograficznych

R_1P_1	R_2P_1	...	R_nP_1
R_1P_2	R_2P_2	...	R_nP_2
...
R_1P_{i-1}	R_2P_{i-1}	...	R_nP_{i-1}
R_1P_i	R_2P_i	...	R_nP_i

Chcąc analizować zmiany w sekwencji konkretnych pomiarów wewnątrz ramki brany jest teraz jeden analogiczny pomiar z sekwencji n ramek. W trakcie opisywanych badań n było ilością ramek zebranych w ciągu 15 sekund przepływu, czyli biorąc pod uwagę prędkość pobierania ramek (12 ramek na sekundę) było to 180 analogicznych pomiarów. Takie podejście sprawia, że w ciągu 15 sekund otrzymujemy 496 zbiorów (wewnątrz ramki mamy 496 pomiarów) 180 elementowych zbiorów.

2.2. Wyznaczanie statystycznych cech pomiarów

Cechą statystyczną nazywamy pewną wartość opisującą zbiór danych. Na potrzeby badań autorzy wyznacali 4 najpopularniejsze w literaturze cechy [1] dla każdego badanego zbioru (za zbiór rozumiemy 180 elementowy zbiór analogicznych wartości pomiarowych w ramach badanej sekwencji ramek pomiarowych). Wiedząc że w ramach każdej badanej sekwencji ramek mamy 496 zbiorów, z których wyznaczamy 4 cechy statystyczne, co w sumie daje 1984 cechy opisujące daną sekwencję ramek pomiarowych.

Podstawową cechą statystyczną wyznaczaną dla każdego

zbioru to średnia arytmetyczna, która mówi czy na przykład średnia wartość zbiorów w sekwencji badanych ramek jest zbliżona do średniej wartości analogicznych zbiorów w sekwencji ramek wzorcowych:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

gdzie n to ilość wartości w badanym zbiorze (w opisywanych badaniach 180) a x_i to i -ta wartość zbioru.

Kolejną wyznaczaną cechą statystyczną badanych zbiorów jest odchylenie standardowe, które wyraża stopień skupienia wartości w badanym zbiorze wokół wartości średniej:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (2)$$

Następną cechą wykorzystaną do opisu badanych zbiorów jest skośność tego zbioru. Skośność opisuje jak rozkładają się wartości w zbiorze dookoła średniej wartości zbioru. Obrazuje, czy w zbiorze jest więcej wartości mniejszych, większych bądź równych wartości średniej:

$$g_1 = \frac{m_3}{m_2 * \sqrt{m_2}} \quad (3)$$

gdzie:

$$m_2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n} \quad (4)$$

$$m_3 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{n-1} \quad (5)$$

Ostatnią wykorzystaną do opisu badanych zbiorów cechą statystyczną jest kurtოza, tj. wartość informująca o tym, czy rozkład jest wysmukły (leptokurtyczny), czy spłaszczony (paktokurtyczny). Wartość kurtოzy zbioru wykorzystywana jest do określenia stopnia koncentracji zmiennej wokół wartości średniej:

$$g_2 = \frac{m_4}{m_2^2} - 3 \quad (6)$$

gdzie:

$$m_4 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{n} \quad (7)$$

2.3. Wyznaczanie wektora cech znaczących

Wektorem cech znaczących nazywamy wektor wszystkich cech jednoznacznie opisujący dany przepływ. Pod pojęciem jednoznaczności rozumie się spełnienie przez daną cechę dwóch następujących warunków:

Homogeniczność w obrębie jednego rodzaju przepływu. Aby znać cechę za homogeniczną w ramach jednego przepływu dwufazowego, autorzy przyjęli, że zmiana wartości cechy dla wszystkich przepływów wzorcowych jednego rodzaju nie może przekroczyć poziomu 30%.

Heterogeniczność w obrębie wszystkich przepływów wzorcowych. Aby znać cechę za heterogeniczną dla wszystkich rodzajów przepływów, autorzy przyjęli, że wartości cechy powinny różnić się o co najmniej 100% dla różnych rodzajów przepływów wzorcowych.

Dla przykładu można podać, że w rurze o średnicy 60 mm w rurociągu poziomym przy warunkach panujących w trakcie badań do uzyskania możliwe były tylko 3 rodzaje przepływów: rzutowy, warstwowy oraz pianowy.

W przepływie rzutowym mamy 187 cech homogenicznych, w warstwowym 336 a w pianowym 194 cechy. Wspólnych cech homogenicznych dla wszystkich 3 rodzajów przepływów jest 78, z których tylko 51 możemy uznać za heterogeniczne względem siebie.

Opisana procedura wyznaczania cech znaczących została sprawdzona za pomocą wyznaczenia współczynnika korelacji dla cech heterogenicznych i homogenicznych.

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (8)$$

gdzie: r_{xy} – współczynnik korelacji Pearsona [1, 3] dla cech x oraz y ; x_i/y_i – wartość cechy i .

Analiza wartości współczynnika korelacji wykazała, że cechy uznane za homogeniczne są ze sobą skorelowane (wartość współczynnika zawiera się w przedziałach $<1:0.5>$ i $<0.5:1>$), z kolei wartości analogicznych cech homogenicznych dla różnych rodzajów przepływów dwufazowych są ze sobą bardzo słabo skorelowane (wartość współczynnika zawiera się w przedziałach $<-0.3:0.3>$)

3. Klasteryzacja rozmyta

3.1. Wprowadzenie do logiki rozmytej

Logika rozmyta (ang. *fuzzy logic*) jest jedną z logik wielowartościowych i stanowi uogólnienie klasycznej logiki dwuwartościowej [9]. Została zaproponowana przez Lotfi Zadeha, i jest ściśle powiązana z jego teorią zbiorów rozmytych. W logice rozmytej między stanem 0 (fałsz) a stanem 1 (prawda) rozciąga się szereg wartości pośrednich, które określają stopień przynależności elementu do zbioru.

Logika rozmyta okazała się bardzo przydatna w zastosowaniach inżynierskich, gdzie klasyczna logika klasyfikująca jedynie według kryterium prawda/fałsz nie potrafi skutecznie poradzić sobie z wieloma niejednoznacznościami i sprzecznościami. Znajduje wiele zastosowań, między innymi w elektronicznych systemach sterowania (maszynami, pojazdami i automatami), zadaniach eksploracji danych czy też w budowie systemów eksperckich.

3.2. Klasteryzacja rozmyta FCM

Klasyfikator FCM (*fuzzy c-means*) [2, 6] jest najpopularniejszym klasyfikatorem opartym na logice rozmytej. Mechanizmy klasyfikacji algorytmu pozwalają na klasyfikację jednego obiektu do więcej niż jednej klasy (grupy) z różnym stopniem przynależności do nich. Cechą charakterystyczną algorytmu jest to, że kształt każdej klasy jest taki sam i zależy od przyjętej normy [8]. Działanie algorytmu opiera się na minimalizacji kryterium:

$$J(X; U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^M (\mu_{ik})^m \|X_k - V_i\|_A^2 \quad (9)$$

gdzie U jest macierzą przynależności obiektów do klas, a V jest macierzą reprezentującą środki klas wyznaczanych przez algorytm.

Algorytm klasyfikatora rozmytego może być podzielony na następujące kroki:

1) Losowe zainicjalizowanie macierzy przynależności U :

$$U = |\mu_{ik}| \quad (10)$$

gdzie:

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ij}, \quad \forall j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

2) Wyznaczenie centrów klas:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m X_j}{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m} \quad (12)$$

gdzie:

$$\mu_i = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (13)$$

gdzie d_{ij} – pozycja centrum j -tego klastra w i -tej iteracji;

3) Wyznaczenie nowej macierzy przynależności (uwzględniając nowe pozycje centrów klas);

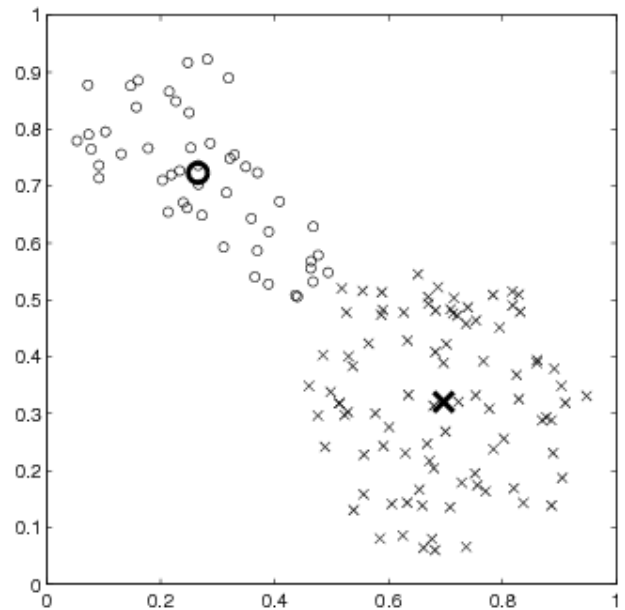
4) Sprawdzenie warunku zatrzymania działania algorytmu. Dla FCM najczęściej jest to sprawdzenie zbieżności macierzy przynależności U lub liczba wykonanych iteracji.

Przed rozpoczęciem działania algorytmu należy najpierw zdefiniować miarę odległości, w której będzie mierzona odległość klasyfikowanych obiektów do centrów klas (na przykład miara Euklidesowa), liczbę pożądaných klas oraz parametr rozmycia m .

Parametr m definiuje stopień rozmycia wyników klasyfikacji, wartość parametru powinna być następująca:

$$m > 1 \quad (14)$$

Wartość m zbliżona do jedności spowoduje, że wyniki klasyfikacji będą zbliżone do tych uzyskiwanych po zastosowaniu klasyfikatorów ostrych (kNN, HCM). Natomiast, gdy wartość parametru będzie zbyt duża, wartość stopni przynależności obiektów do określonych grup będzie bliska odwrotności ich liczby. W praktyce [5] najczęściej stosuje się wartość parametru m równą 2.



Rys. 1. Przykład użycia klasyfikatora FCM dla dwóch klas w celu wyznaczenia środków tych klas

3.3. Praktyczne zastosowanie opracowanych algorytmów

Praktyczne wyniki zostaną zaprezentowane na przykładzie wspomnianym już wcześniej, mianowicie na sekcji poziomej rurociągu dla rury o średnicy 60mm. Do sprawdzenia poprawności działania algorytmu została wykorzystana opinia eksperta o wieloletnim doświadczeniu w dziedzinie przepływów dwufazowych. Jego rola polegała na ocenie charakteru poszczególnych przepływów dwufazowych. Autorzy dokonali wyboru 9 rozpoznanych przez eksperta przepływów, po 3 z każdego możliwego do uzyskania rodzaju:

- rzutowy,
- warstwowy,
- pianowy.

Przykładowe wektory cech dla poszczególnych przepływów wyglądały jak w tabeli 2.

Tabela 2. Przykładowe wartości wektorów cech

Rzutowy	Warstwowy	Pianowy
0,9732931	0,809204	1,265042
1,156781	1,74779	1,184039
1,042549	1,108444	1,192154
1,039133	1,065585	1,195555
1,063463	1,373046	1,160515
1,054744	1,140894	1,178425
0,9795476	0,8923343	1,188933
0,0089927	0,03218058	0,0278025
1,044666	1,294533	1,175325
1,13347	1,656492	1,169968
...
1,036832	1,062161	1,188965
0,9574885	0,7492933	1,269663
1,035669	1,058609	1,190613
1,093333	1,047041	1,196884
0,9817279	0,8536359	1,169193

Po przeprowadzeniu klasteryzacji FCM z użyciem wektorów cech znaczących uzyskano następujące stopnie przynależności:

Tabela 3. Wyniki uzyskane metodą klasteryzacji FCM

	I zbiór	II zbiór	III zbiór	Klasyfikacja
Stopień przynależności	0,007913345	0,9837972	0,0082895	II zbiór
	0,001307145	0,9973721	0,0013207	II zbiór
	0,0148088	0,9718004	0,0133908	II zbiór
	0,005334495	0,0078185	0,986847	III zbiór
	0,004842961	0,0087146	0,9864424	III zbiór
	2,07E-06	3,37E-06	0,9999946	III zbiór
	0,7386973	0,1993449	0,0619578	I zbiór
	0,9989628	0,0006552	0,0003819	I zbiór
	0,9483826	0,0294117	0,0222057	I zbiór

Wartości przynależności w przedstawionej tabeli są bardzo wyraźne i można je potraktować jako jednoznaczne wskazanie przynależności badanego przepływu do badanej klasy przepływów. Mając rozbudowaną bazę wzorców można z powodzeniem stosować klasteryzację FCM jako wstępną metodę identyfikacji przepływów dwufazowych typu gaz ciecz i traktować ją jako wejście do dalszej analizy rozmytej będącej przedmiotem aktualnie prowadzonych przez autorów badań.

4. Wnioski

Na podstawie przedstawionych wyników można stwierdzić, że klasteryzacja rozmyta jest bardzo skutecznym narzędziem w rozpoznawaniu charakterów przepływów dwufazowych typu gaz ciecz. Oczywiście narzędzie to należy połączyć z odpowiednim przygotowaniem danych wejściowych opisujących badane przepływy. Badanie zmienności wartości pojemności pomiędzy konkretnymi elektrodami czujnika okazuje się być dobrą metodą bazową do opisu cech specyficznych dla konkretnych rodzajów przepływów dwufazowych i w połączeniu z metodami rozmytymi daje bardzo dobrą podstawę do dalszych badań w tym do prac nad sterowaniem w/w przepływami dwufazowymi.

5. Podziękowania

Prace przedstawione w ramach niniejszego artykułu były finansowane przez Narodowe Centrum Nauki w ramach projektu badawczego nr 2011/01/D/ST6/07209.

Literatura

- [1] Correa C., Valero C., Barreiro P., Diago M. P., Tardáguila J.: Feature extraction on vineyard by Gustafson Kessel FCM and K-means. Proceedings of the Mediterranean Electrotechnical Conference, Melecon 2012.
- [2] Ji Z., Xia Y., Chen Q., Sun Q., Xia D., Feng D. D.: Fuzzy c-means clustering with weighted image patch for image segmentation. Applied Soft Computing Journal 12 (6), 2012, 1659–1667.
- [3] Kannan S. R., Ramathilagam S., Chung P. C.: Effective fuzzy c-means clustering algorithms for data clustering problems. Expert Systems with Applications 39 (7), 2012, 6292–6300.
- [4] Loser T., Wajman R., Mewes D.: Electrical capacitance tomography: image reconstruction along electrical field lines. Measurement Science and Technology, Volume 12, Number 8, 2001.
- [5] Ross T. J.: Fuzzy logic with engineering applications. John Wiley & Sons, 1995.
- [6] Shao Xiao-Yin, Huang Zhi-Yao, Ji Hai-Feng, Li Hai-Qing: Study on Flow Pattern Identification of Gas-oil Two-phase Flow Based on Electrical Capacitance Tomography and Fuzzy Pattern Recognition. Journal of Chemical Engineering of Chinese Universities, 2003.
- [7] Soleimani M., Mitchrill C. N., Banasiak R., Wajman R., Adler A.: Four-dimensional electrical capacitance tomography imaging using experimental data. Progress in Electromagnetics Research, 2009.
- [8] Zadeh L. A.: Information and Control. Elsevier, Volume 8, Issue 3, June 1965, 338–353.
- [9] Zadeh L. A.: Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic. Fuzzy Sets and Systems, 1997.

Mgr inż. Paweł Fiderek
e-mail: p.fiderek@kis.p.lodz.pl

Mgr inż. Paweł Fiderek jest doktorantem w Instytucie Informatyki Stosowanej Politechniki Łódzkiej. W swoich pracach zajmuje się zagadnieniami związanymi z tomografią komputerową, rozpoznawaniem obrazów oraz sztuczną inteligencją zwłaszcza logiką rozmytą. Głównym nurtem jego prac jest rozpoznawanie przepływów dwufazowych na podstawie surowych danych tomograficznych i metod rozmytych oraz sterowanie rozmyte.



Dr inż. Tomasz Jaworski
e-mail: tjaworski@kis.p.lodz.pl

Dr inż. Tomasz Jaworski jest adiunktem w Instytucie Informatyki Stosowanej Politechniki Łódzkiej. W swoich pracach zajmuje się zagadnieniami związanymi z logiką rozmytą oraz przetwarzaniem obrazów. Interesuje się autonomicznymi układami jezdnyymi i latającymi.



Dr inż. Radosław Wajman
e-mail: rwajman@kis.p.lodz.pl

Dr inż. Radosław Wajman jest adiunktem w Instytucie Informatyki Stosowanej Politechniki Łódzkiej. Prowadzone badania skupiają się nad zastosowaniem systemów trójwymiarowej tomografii pojemnościowej do nieinwazyjnego monitorowania, diagnozowania oraz automatycznego sterowania pracą przemysłowych instalacji transportu pneumatycznego materiałów sypkich oraz przepływu dwu-fazowego gaz-ciecz.



Dr hab. inż. Jacek Kucharski, prof. PŁ
e-mail: jkuchars@kis.p.lodz.pl

Profesor Jacek Kucharski pełni rolę wicedyrektora Instytutu Informatyki Stosowanej Politechniki Łódzkiej. W swoich pracach naukowych zajmuje się przede wszystkim logiką rozmytą oraz problemami cieplnymi w elektrotechnice.

