Szczecin, 23.04.2019 r.

AUTOREFERAT
przedstawiający opis dorobku i osiągnięć naukowych

1. Dane osobowe

Marcin Pluciński

2. Posiadane dyplomy i stopnie naukowe

1996 – stopień naukowy doktora nauk technicznych, nadany uchwałą Rady Wydziału Techniki Morskiej Politechniki Szczecińskiej. Tytuł rozprawy doktorskiej: „Adaptacyjny układ sterowania kursem bezzałogowego pojazdu podwodnego, wykorzystujący rozmytą bazę wiedzy o obiekcie"; promotor: prof. dr hab. inż. Andrzej Piegat.

1992 – ukończone Podyplomowe Studium Systemów Mikrokomputerowych na Politechnice Szczecińskiej.

1988 – tytuł magistra inżyniera uzyskany w Instytucie Okrętowym Politechniki Szczecińskiej, specjalność: automatyka okrętowa.

3. Informacje o dotychczasowym zatrudnieniu

1988 – 1991 – *pracownik naukowo-techniczny* w Zakładzie Automatyki i Techniki Systemów w Instytucie Okrętowym Politechniki Szczecińskiej.

1991 – 1997 – *asystent* w Zakładzie Automatyki Okrętowej w Instytucie Informatyki i Automatyki Morskiej, na Wydziale Budowy Maszyn i Okrętów (po kilku zmianach organizacyjnych na wydziale, w Zakładzie Robotyki i Automatyki Procesów Przemysłowych w Instytucie Informatyki, na Wydziale Techniki Morskiej).

1997 – 2013 – *adiunkt* w Zakładzie Sztucznej Inteligencji i Robotyki, w Instytucie Informatyki na Wydziale Techniki Morskiej (po kilku zmianach organizacyjnych na wydziale i uczelni, w Zakładzie Metod Sztucznej Inteligencji, w Katedrze Metod Sztucznej Inteligencji i Matematyki Stosowanej na Wydziale Informatyki Zachodniopomorskiego Uniwersytetu Technologicznego).

2013 – 2019 – *starszy wykładowca* w Zakładzie Metod Sztucznej Inteligencji, w Katedrze Metod Sztucznej Inteligencji i Matematyki Stosowanej na Wydziale Informatyki Zachodniopomorskiego Uniwersytetu Technologicznego, od lutego 2019 ponownie *adiunkt*.

1990 – 2005 – *programista* w firmach tworzących oprogramowanie wykorzystywane w księgowości (systemy zarządzania surowcami i wyrobami gotowymi, systemy planowania produkcji, systemy ewidencji środków trwałych).

W roku 2005 pełniłem funkcję dyrektora, a w latach 2006-2007 zastępcy dyrektora Instytutu Metod Sztucznej Inteligencji i Metod Matematycznych na Wydziale Informatyki. Od roku 2006 do chwili obecnej, pełnię funkcję kierownika Zakładu Metod Sztucznej Inteligencji na wyżej wymienionym Wydziale.

Profile naukowe

ORCID: 0000-0003-1740-3095
ResearcherID: J-7745-2016
SCOPUS AuthorID: 55443220500
Google Scholar: https://scholar.google.pl/citations?user=2PLS13EAAAAJ&hl=pl
Research Gate: https://www.researchgate.net/profile/Marcin_Plucinski

4. Osiągnięcie naukowe

Tytuł osiągnięcia naukowego

Modelowanie i przetwarzanie informacji z wykorzystaniem arytmetyki danych niepewnych

Publikacje wchodzące w skład osiągnięcia naukowego

Poniższy cykl publikacji powiązanych tematycznie zawiera 10 pozycji opublikowanych w latach 2012-2019. W jego skład wchodzi: monografia, artykuły opublikowane w czasopismach posiadających Impact Factor (4 współautorskie artykuły) oraz artykuły opublikowane w recenzowanych materiałach konferencyjnych indeksowanych przez Web of Science (5 artykułów). Sumaryczny Impact Factor zgodnie z rokiem opublikowania artykułów wchodzących w skład cyklu osiągnięcia naukowego wynosi: **IF = 4.519**, natomiast Impact Factor pięcioletni wg JCR zgodnie z datą publikacji wynosi: **IF5 = 3.113**. Łączna **liczba punktów MNiSW** cyklu publikacji wynosi **170** do roku 2018 + **80 punktów** wg listy z roku 2019, natomiast uwzględniając udział procentowy habilitanta odpowiednio **122.5 + 80 punktów MNiSW**.

A1 **Pluciński M.**: Zastosowanie lokalnych modeli regresyjnych (mini-modeli) w przetwarzaniu informacji niepewnych, monografia wydana przez Wydawnictwo Uczelniane Zachodniopomorskiego Uniwersytetu Technologicznego, 2019.
punkty MNiSW: 80 wg listy z roku 2019, udział: 100%

A2 **Pluciński M.**: Mini-models – Local regresion models for the function approximation learning, L. Rutkowski et al. (Eds.): ICAISC 2012, Artificial Intelligence and Soft Computing, part II. Lecture Notes in Artificial Intelligence 7268, pp. 160-167, Springer, Heidelberg, 2012.
Seria LNCS indeksowana w WoS, punkty MNiSW: 15, udział: 100%

A3 **Pluciński M.**: Evaluation of the Mini-Models Robustness to Data Uncertainty with the Application of the Information-Gap Theory, L. Rutkowski et al. (Eds.): Artificial Intelligence and Soft Computing, ICAISC 2013, part II. Lecture Notes in Artificial Intelligence 7895, pp. 230-241, Springer, Heidelberg, 2013.
Seria LNCS indeksowana w WoS, punkty MNiSW: 15, udział: 100%

A4 **Pluciński M.**: Application of mini-models to the interval information granules processing, A. Wiliński, I. El Fray, J. Pejaś (Eds.): Soft Computing in Computer and Information

Science, pp. 37-48, Springer International Publishing, 2015. (Seria: Advances in Intelligent Systems and Computing, 342 – ISBN: 978-3-319-15146-5).
Seria indeksowana w WoS, punkty MNiSW: 15, udział: 100%

A5 **Pluciński M.**: Solving Zadeh's challenge problems with the application of RDM-arithmetic, Artificial Intelligence and Soft Computing, Eds.: L. Rutkowski et al., Lecture Notes in Artificial Intelligence 9119, part I, pp. 239-248, Springer International Publishing Switzerland, DOI: 10.1007/978-3-319-19324-3_22, 2015.
Seria LNCS indeksowana w WoS, punkty MNiSW: 15, udział: 100%

A6 Piegat A., **Pluciński M.**: Fuzzy number addition with the application of horizontal membership functions, The Scientific World Journal, vol. 2015, Article ID: 367214, 16 pages, DOI: 10.1155/2015/367214, 2015.
IF = 1.73, punkty MNiSW: 30[1], udział: 50%
Wkład autorski: udział w opracowaniu koncepcji badań, udział w opracowaniu przykładów, opracowanie oprogramowania do obliczeń i ich realizacja, opracowanie ilustracji, udział w opracowaniu tekstu artykułu, redakcja tekstu.

A7 Piegat A., **Pluciński M.**: Computing with Words with the use of inverse RDM models of membership functions, International Journal of Applied Mathematics & Computer Science, vol. 25, no 3, pp. 675-688, DOI: 10.1515/amcs-2015-0049, 2015.
IF = 1.037, **IF5 = 1.151**, punkty MNiSW: 25, udział: 50%
Wkład autorski: udział w opracowaniu koncepcji badań, udział w opracowaniu przykładów, opracowanie oprogramowania do obliczeń i ich realizacja, opracowanie ilustracji, opracowanie wyników testu rozwiązania badanego problemu, udział w opracowaniu tekstu artykułu, redakcja tekstu.

A8 Piegat A., **Pluciński M.**: Some advantages of the RDM-arithmetic of Intervally-Precisiated Values, International Journal of Computational Intelligence Systems, vol. 8, no 6, pp. 1192-1209, DOI: 10.1080/18756891.2015.1113756, 2015
IF = 0.391, **IF5 = 0.639**, punkty MNiSW: 15, udział: 50%
Wkład autorski: udział w badaniach wielowymiarowej, interwałowej arytmetyki RDM, udział w opracowaniu przykładów, opracowanie oprogramowania do obliczeń i ich realizacja, opracowanie ilustracji, udział w opracowaniu tekstu artykułu, redakcja tekstu.

A9 Piegat A., **Pluciński M.**: Fuzzy number division and the multi-granularity phenomenon, Bulletin of the Polish Academy of Sciences, Technical Sciences, vol.65, no 4, pp.497-511, DOI: 10.1515/bpasts-2017-0055, 2017.
IF = 1.361, **IF5 = 1.323**, punkty MNiSW: 25, udział: 50%
Wkład autorski: udział w opracowaniu koncepcji badań, udział w opracowaniu przykładów, opracowanie oprogramowania do obliczeń i ich realizacja, analiza wyników, opracowanie ilustracji, udział w opracowaniu tekstu artykułu, redakcja tekstu, udział w przygotowaniu odpowiedzi dla recenzentów.

A10 **Pluciński M.**: Processing of Z^+-numbers Using the k Nearest Neighbors Method, In: Pejaś J., El Fray I., Hyla T., Kacprzyk J. (eds) Advances in Soft and Hard Computing. ACS 2018. Seria: Advances in Intelligent Systems and Computing, vol. 889. Springer,

[1] Podany wskaźnik IF i liczba punktów odnoszą się do roku publikacji artykułu (czerwiec, 2015 r.). W drugiej połowie roku, czasopismo zostało usunięte z listy WoS, czego konsekwencją było usunięcie z listy A MNiSW i zerowa punktacja w wersji listy opublikowanej w grudniu 2015 r. Publikacja jest w bazie Scopus.

Cham, pp.76-85 (DOI: 10.1007/978-3-030-03314-9_7), 2019.
Seria indeksowana w WoS[2], punkty MNiSW: 15, udział: 100%

W tabeli poniżej przedstawiono wskaźniki cytowań publikacji stanowiących osiągnięcie naukowe.

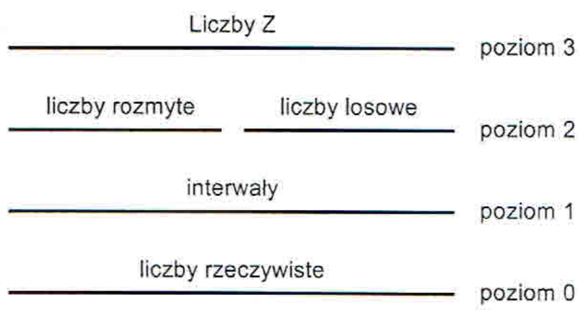
Baza	Liczba cytowań	Liczba cytowań bez autocytowań	Indeks Hirscha
Web of Science	29	27	3
Scopus	59	51	4
Google Scholar	68		4

Omówienie celu naukowego ww. prac i osiągniętych wyników wraz z omówieniem ich ewentualnego wykorzystania

Wprowadzenie

Dane wykorzystywane przez ludzi nie zawsze muszą być pewne. Dostępność dokładnych, pewnych informacji jest sytuacją komfortową, jednak często mogą być one podane w sposób nieprecyzyjny, niekompletny lub zniekształcony [48]. Człowiek posiada zadziwiającą umiejętność wykorzystywania tego typu informacji do skutecznego podejmowania decyzji, stąd naturalne dążenie do tworzenia metod, które także będą umiały je wykorzystać.

Niepewność informacji posiada określoną hierarchię przedstawioną na rys. 1.



Rysunek 1: Hierarchia liczb niepewnych [1]

Im wyższy poziom niepewności, tym mniejsza jest precyzja informacji opisywanej przez liczby określonego typu. Dla każdego z nich opracowana jest specjalna arytmetyka, umożliwiająca przetwarzanie danych, przy czym warte zauważenia jest, że arytmetyka liczb każdego poziomu wykorzystuje arytmetyki liczb poziomów niższych. Przykładowo: arytmetyka liczb rozmytych wykorzystuje arytmetykę interwałową, a arytmetyka liczb Z wykorzystuje arytmetykę liczb rozmytych i losowych.

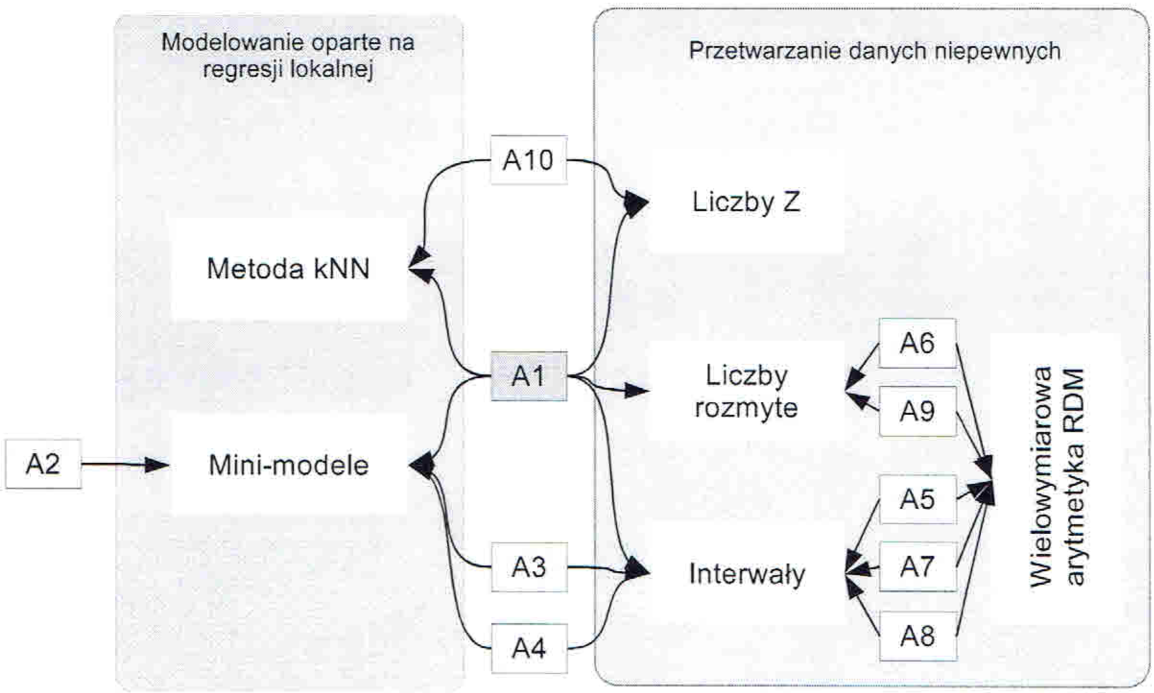
Oprócz typów niepewności wymienionych na rys. 1 istnieją także inne, np.: liczby rozmyte typu II [14, 28], liczby szare (ang. *grey numbers*) [26], liczby w formie zbioru możliwych wartości (ang. *set-valued numbers*) [1, 25]. Liczby tego typu nie były omawiane i wykorzystywane w pracach składających się na osiągnięcie.

Ludzie przetwarzając informacje, czy podejmując decyzje, często robią to z wykorzystaniem tzw. granul informacyjnych (ang. *information granules*). Posiadamy umiejętność ich

[2]Publikacja oczekuje na wpis do bazy WoS.

tworzenia, przetwarzania, czy wykorzystywania w procesie wnioskowania. Przetwarzaniem danych tego typu zajmuje się teoria obliczeń granularnych (ang. *granular computing*) [33] i jest ona uogólnieniem wielu istniejących, zbadanych i opisanych teorii takich jak: klasyczna teoria zbiorów, teoria zbiorów rozmytych, teoria zbiorów przybliżonych, czy arytmetyka interwałowa [8, 31, 32, 34, 45]. Niezwykle istotne jest, aby modele matematyczne przetwarzające granule informacyjne, posiadały zdolność radzenia sobie z danymi różnego typu (często mieszanego) [25]. Przykładowo, model utworzony na podstawie danych dokładnych powinien być w stanie przetwarzać granule informacyjne. Dodatkowo, powinna także istnieć możliwość tworzenia modeli na podstawie danych niepewnych [13, 18, 47].

Omawiane dalej prace skupiają się wokół dwóch głównych kierunków badań jakimi są: modelowanie oparte na regresji lokalnej oraz arytmetyka liczb niepewnych, jednak ich wspólnym mianownikiem jest koncentracja na możliwości wykorzystania i przetwarzania informacji niepewnych. Na rys. 2 przedstawiono schemat, obrazujący udział poszczególnych publikacji w obszarach nauki powiązanych z osiągnięciem naukowym.



Rysunek 2: Schemat, obrazujący udział poszczególnych publikacji w obszarach nauki powiązanych z osiągnięciem naukowym

Głównym celem naukowym opisanego cyklu prac było:

- omówienie nowej arytmetyki liczb niepewnych (interwałów i liczb rozmytych), pozbawionej wielu wad arytmetyk opisanych wcześniej w literaturze, umożliwiającej skuteczną realizację działań arytmetycznych i wnioskowanie na podstawie informacji wyrażonej w języku naturalnym – wielowymiarowej arytmetyki RDM dla interwałów i liczb rozmytych.

- opracowanie metody modelowania bazującej na regresji lokalnej, umożliwiającej skuteczne tworzenie modeli na podstawie danych niepewnych (interwałów, liczb rozmytych i liczb Z), a także umożliwiającej wyznaczanie odpowiedzi takich modeli dla wejść zarówno dokładnych, jak i niepewnych.

W dalszej części zostaną opisane główne cele oraz osiągnięcia naukowe w przedstawionym do oceny cyklu publikacji.

Wielowymiarowa arytmetyka interwałów i liczb rozmytych

Z najczęstszym typem niepewności mamy do czynienia w sytuacji, w której zamiast dokładnej wartości x znamy dla niej jedynie dolne $\underline{x}$ i górne $\overline{x}$ ograniczenie. Nie wiemy jakie wartości interwału $[\underline{x}, \overline{x}]$ są bardziej lub mniej możliwe czy prawdopodobne. Niepewność tego typu będziemy nazywali niepewnością interwałową, a wartości, liczbami interwałowymi lub prościej interwałami.

Formalnie, interwał X będziemy definiowali jako zbiór liczb rzeczywistych [31]:

$$X = [\underline{x}, \overline{x}] = \{x \in \mathbb{R} : \ \underline{x} \leqslant x \leqslant \overline{x}\}. \tag{1}$$

Opracowana została arytmetyka interwałowa (określana jako standardowa), definiująca sposób realizacji podstawowych operacji arytmetycznych [30]. Za jej twórcę uważany jest R. Moore. W arytmetyce tej, obliczenia wykonywane są na wartościach brzegowych interwałów, a wynik ma również formę interwału. Oprócz niej w literaturze spotkać można także inne przykłady arytmetyk interwałowych jak np. rozszerzona arytmetyka interwałowa [27], uogólniona arytmetyka interwałowa [16] i inne.

Za pomocą standardowej arytmetyki interwałowej można poprawnie realizować różnorodne operacje matematyczne, choć w sposób uproszczony, przede wszystkim bez uwzględnienia zależności jakie mogą występować pomiędzy poszczególnymi operandami. Podejście takie może powodować wiele paradoksów, które opisane zostały w literaturze [10, 39]. Najważniejsze mankamenty arytmetyki opracowanej przez R. Moore'a wyliczono poniżej [A7, A8]:

a) z każdą kolejną operacją rośnie szerokość interwału wynikowego;

b) brak możliwości uwzględnienia zależności występujących pomiędzy operandami;

c) kłopotliwe rozwiązywanie nawet najprostszych równań interwałowych.

Dobrą alternatywą dla arytmetyki Moore'a może być być opis interwałów z wykorzystaniem notacji RDM [A7, A8]. Autorem tej koncepcji jest prof. Andrzej Piegat. Wielowymiarowa arytmetyka RDM wprowadza dodatkową zmienną wewnętrzną $\alpha \in [0, 1]$, która jest względną miarą odległości (ang. *relative-distance-measure – RDM*) od dolnego ograniczenia interwału, rys. 3.

W notacji RDM interwał X można opisać jako:

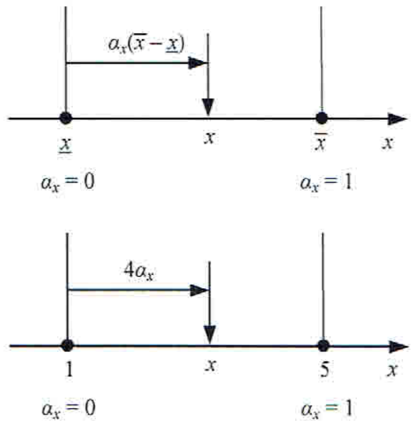
$$X = [\underline{x}, \overline{x}] = \underline{x} + \alpha_x(\underline{x} - \overline{x}), \quad \alpha_x \in [0, 1]. \tag{2}$$

Przykładowo, interwał $A = [1, 4]$ w notacji RDM będzie miał postać:

$$A = 1 + 3\alpha_A, \quad \alpha_A \in [0, 1].$$

Dzięki zmiennej α, arytmetyka RDM wprowadza do interwału lokalną współrzędną i pozwala na uwzględnienie w obliczeniach także jego wnętrza. Jest to szczególnie istotne w bardziej skomplikowanych obliczeniach, dla których największe lub najmniejsze wartości wyniku nie są efektem działań na wartościach brzegowych operandów.

Arytmetyka RDM posiada prawie te same własności co klasyczna arytmetyka liczb rzeczywistych [A7, A8]. Załóżmy, że A,B,C to interwały. Najważniejsze własności arytmetyki RDM przedstawiono poniżej.



Rysunek 3: Przykładowa zmienna wewnętrzna α, będąca względną miarą odległości od dolnego ograniczenia interwału

1. $A + B = B + A$, $AB = BA$ – prawo przemienności dodawania i mnożenia.
2. $A+(B+C) = (A+B)+C$, $A(BC) = (AB)C$ – prawo łączności dodawania i mnożenia.
3. Dla każdego interwału A należącego do $\mathbb{IR}$ istnieje interwał $-A$ należący do $\mathbb{IR}$ taki, że $A + (-A) = (-A) + A = 0$. $-A$ jest liczbą przeciwną do A.
4. Dla każdego interwału A należącego do $\mathbb{IR}$, $0 \notin A$, istnieje interwał $A^{-1} = 1/A$ należący do $\mathbb{IR}$ taki, że $AA^{-1} = A(1/A) = 1$. A^{-1} jest liczbą odwrotną do A.
5. $A(B+C) = (AB)+(AC)$, $(B+C)A = (BA)+(CA)$ – prawo rozdzielności mnożenia względem dodawania.
6. $A + C = B + C \Rightarrow A = B$.
7. $CA = CB \Rightarrow A = B$.

W przypadku arytmetyki Moore'a, prawa 3, 4, 5 i 7 nie są spełnione [31], czego najważniejszą konsekwencją jest niemożliwość przekształcania wzorów. Przykładowo, w równaniu $A + X = C$ przeniesienie A na prawą stronę, aby otrzymać wyrażenie $X = C - A$, nie jest dozwolone, ponieważ prawo nr 3 nie jest spełnione. Ponieważ nie jest możliwe przekształcanie wzorów, wiele bardziej skomplikowanych problemów matematycznych nie może być skutecznie rozwiązanych.

Udowodnienie prawdziwości powyższych praw dla arytmetyki RDM jest proste. Wystarczy w miejsce powyższych wzorów wstawić interwały A,B,C zapisane w formie RDM. Do najważniejszych korzyści jakie daje arytmetyka RDM można zaliczyć:

a) możliwość rozwiązywania złożonych problemów (przede wszystkim równań), dzięki możliwości skutecznego przekształcania wzorów;

b) prawie wszystkie prawa arytmetyki liczb rzeczywistych zachowane są dla arytmetyki RDM;

c) wynik wyznaczony z wykorzystaniem arytmetyki RDM jest kompletnym, wielowymiarowym rozwiązaniem, z którego możemy wyznaczyć różne uproszczone reprezentacje, jak: rozkład kardynalności, rozpiętość wartości (rozwiązanie jakie daje arytmetyka Moore'a), czy środek ciężkości.

Jedną z największych zalet arytmetyki RDM, jest możliwość uwzględnienia w obliczeniach zależności występujących między interwałami. W problemach rzeczywistych występują one bardzo często. Zależności takie można uwzględniać za pomocą zmiennych RDM [A5].

Przykładowo, w klasycznej arytmetyce interwałowej Moore'a, w wyniku odejmowania dwóch identycznych interwałów mamy:

$$Y = X - X = [\underline{x}, \overline{x}] - [\underline{x}, \overline{x}] = [\underline{x} - \overline{x}, \overline{x} - \underline{x}]. \tag{3}$$

Jeśli $A = [1, 4]$:

$$A - A = [1, 4] - [1, 4] = [-3, 3].$$

W arytmetyce RDM, możemy wprowadzić dwie pomocnicze zmienne RDM: α_{x1}, $\alpha_{x2} \in [0, 1]$:

$$Y = X - X = (\underline{x} + \alpha_{x1}(\overline{x} - \underline{x})) - (\underline{x} + \alpha_{x2}(\overline{x} - \underline{x})) = (\alpha_{x1} - \alpha_{x2})(\overline{x} - \underline{x}). \tag{4}$$

Wynik jest funkcją dwóch zmiennych RDM α_{x1} i α_{x2}: $Y = f(\alpha_{x1}, \alpha_{x2})$. Możemy wyznaczyć z niego prostsze reprezentacje opisane powyżej, między innymi dolne i górne ograniczenie interwału będącego rozpiętością rozwiązania. Funkcja przyjmuje najmniejszą wartość dla $\alpha_{x1} = 0$ i $\alpha_{x2} = 1$ – w ten sposób wyznaczamy dolne ograniczenie rozpiętości, które jest równe $\underline{x} - \overline{x}$. Funkcja przyjmuje największą wartość dla $\alpha_{x1} = 1$ i $\alpha_{x2} = 0$ – w ten sposób wyznaczamy górne ograniczenie rozpiętości, które jest równe $\overline{x} - \underline{x}$.

Jeśli jednak wiemy, że we wzorze (3) występuje ten sam interwał X, możemy założyć że $\alpha_{x1} = \alpha_{x2} = \alpha_x$. Wówczas:

$$Y = X - X = (\underline{x} + \alpha_x(\overline{x} - \underline{x})) - (\underline{x} + \alpha_x(\overline{x} - \underline{x})) = 0, \tag{5}$$

co jest zgodne ze zdrowym rozsądkiem, ale nieosiągalne dla klasycznej arytmetyki Moore'a.

Podobnie jak dla interwałów, dla zbioru liczb rozmytych również opracowano wiele rodzajów arytmetyk. Do najbardziej popularnych należy arytmetyka oparta na α-przekrojach i standardowej arytmetyce interwałowej [7, 9, 19]. Innym, często wykorzystywanym sposobem realizacji różnych działań arytmetycznych jest wykorzystanie zasady rozszerzenia, sformułowanej przez L. Zadeha [43].

Zarówno arytmetykę bazującą na działaniach na α-przekrojach, jak i opartą na zasadzie rozszerzenia, zalicza się do tzw. standardowych arytmetyk rozmytych [11, 12, 17]. W literaturze spotyka się ponadto inne przykłady działań na liczbach rozmytych, np.: uogólniona metoda wierzchołków (ang. *generalized vertex method*) [6], arytmetyka rozmyta z ograniczeniami (ang. *constrained fuzzy arithmetic*) [20, 24], algorytmiczna arytmetyka rozmyta (ang. *algorithmic fuzzy arithmetic*) [33], metoda oparta na transformacji (ang. *transformation method*) [17], odwrotna arytmetyka rozmyta (ang. *inverse fuzzy arithmetic*) [17], metoda oparta na reprezentacji parametrycznej [40]. Dobry przegląd różnych arytmetyk rozmytych można znaleźć w pracach [11, 41].

Standardowa arytmetyka oparta na α-przekrojach posiada cały szereg mankamentów, odziedziczonych głównie po arytmetyce interwałowej Moore'a. Przykładowo, nie istnieje w niej element przeciwny i odwrotny do zadanej liczby rozmytej, nie działa prawo rozdzielności mnożenia względem dodawania, nie ma możliwości uwzględnienia zależności występujących pomiędzy operandami. Wady te powodują kłopoty w przekształcaniu wzorów, a konsekwencją tego jest między innymi kłopotliwe rozwiązywanie nawet najprostszych równań rozmytych. Z tego powodu możliwości standardowej arytmetyki są ograniczone.

Rozwiązaniem wielu wymienionych problemów może być zastosowanie wielowymiarowej arytmetyki rozmytej RDM (ang. *multi-dimensional, relative distance measure fuzzy arithmetic*). Arytmetyka ta bazuje na zastosowaniu tzw. poziomej funkcji przynależności. Jej koncepcja oraz liczne przykłady zastosowań zaprezentowane zostały w pracach [A6, A9].

W teorii systemów rozmytych liczby modelowane są za pomocą funkcji przynależności, które opisują zależność: $\mu = f(x)$. Dla przypomnienia, dla trapezowej liczby rozmytej ma ona postać:

$$\mu(x) = \begin{cases} (x-a)/(b-a) & \text{dla } x \in [a,b), \\ 1 & \text{dla } x \in [b,c], \\ (d-x)/(d-c) & \text{dla } x \in (c,d], \\ 0 & \text{poza tym.} \end{cases} \tag{6}$$

Zależność (6) opisuje związek pomiędzy „pionową" zmienną μ, a „poziomą" zmienną x. Tak naprawdę, modeluje jedynie brzegi funkcji przynależności, pomijając jej część wewnętrzną. Jeśli użyjemy takiej funkcji w obliczeniach na liczbach rozmytych, również wykorzystamy tylko jej brzegi. Ma to wpływ na obniżenie dokładności uzyskiwanych wyników obliczeń, a w wielu przypadkach zwiększa także ich komplikację. Funkcje przynależności typu (6) będziemy dalej nazywali funkcjami „pionowymi".

Można zadać pytanie: czy jest możliwe utworzenie odwrotnej (poziomej) funkcji opisującej zależność $x = f^{-1}(\mu)$. Pozornie wydaje się to niemożliwe, ponieważ zależność taka będzie niejednoznaczna i przez to nie będzie funkcją. Okazuje się jednak, że taki model może być utworzony przy założeniu, że wartością funkcji będzie interwał.

Rozważmy teraz poziomy przekrój funkcji przynależności na poziomie μ. Przekrój taki będziemy dalej nazywali μ-przekrojem (w odróżnieniu od tradycyjnie przyjętego α-przekroju), rys. 4a. Zmienna α_x, $\alpha_x \in [0,1]$, będzie nazywana zmienną RDM. Określa ona względną odległość punktu $x^* \in [x_L(\mu), x_R(\mu)]$ od początku lokalnego układu współrzędnych (rys. 4).

Zmienna RDM α_x wprowadza lokalny kartezjański układ współrzędnych w interwale, pozwalając tym samym modelować jego wnętrze. Lewy brzeg funkcji przynależności $x_L(\mu)$ oraz prawy brzeg $x_R(\mu)$ opisują zależności:

$$x_L = a + (b-a)\mu, \qquad x_R = d - (d-c)\mu. \tag{7}$$

Zmienna RDM α_x umożliwia transformację lewego brzegu $x_L(\mu)$ funkcji przynależności, w brzeg prawy $x_R(\mu)$.

Zdefiniujmy teraz następującą funkcję:

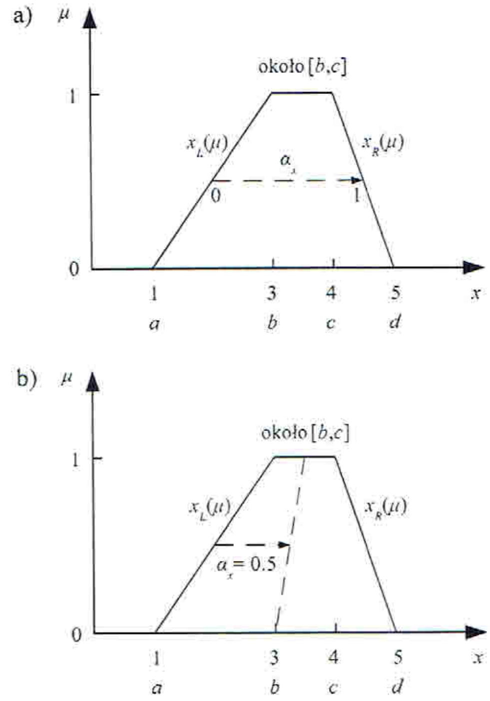
$$x(\mu, \alpha_x) = x_L + (x_R - x_L)\alpha_x, \quad \alpha_x \in [0,1], \tag{8}$$

która dla trapezowej liczby rozmytej przyjmie postać:

$$x = [a + (b-a)\mu] + [(d-a) - (d-c+b-a)\mu]\alpha_x, \quad \alpha_x \in [0,1]. \tag{9}$$

Funkcję taką będziemy dalej nazywać poziomą funkcją przynależności. Funkcja $x = f(\mu, \alpha_x)$ jest funkcją dwóch zmiennych, stąd jej wykres jest trójwymiarowy (rys. 5). Jak każda funkcja opisuje ona jednoznaczną zależność x od μ i α_x.

Pozioma funkcja przynależności $x = f(\mu, \alpha_x)$ nie definiuje pojedynczej wartości zmiennej x, ale zbiór możliwych wartości x dla zadanego μ-przekroju, opisuje zatem granulę informacyjną. Równanie (9) przedstawia funkcję dla liczby trapezowej. Przyjmując $b = c$, łatwo otrzymamy wzór dla liczby trójkątnej, a przyjmując $a = b$ i $c = d$ wzór dla liczby prostokątnej.



Rysunek 4: Ilustracja opisu funkcji przynależności z wykorzystaniem zmiennej RDM

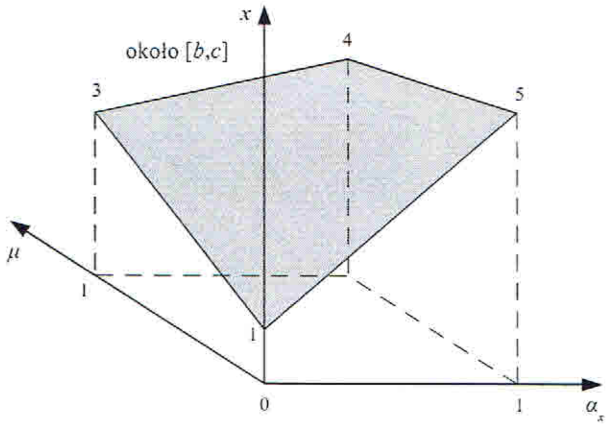
Publikacje A5, A6, A7, A8 i A9 przedstawiają koncepcję wielowymiarowej arytmetyki RDM dla interwałów i liczb rozmytych oraz przykłady jej zastosowań w obliczeniach i wnioskowaniu.

Celem naukowym artykułu A8 było zaprezentowanie wielowymiarowej arytmetyki interwałowej RDM. Omówiono zasady wykonywania podstawowych działań arytmetycznych z jej wykorzystaniem, a także cechy i korzyści z jej zastosowania.

Arytmetyka RDM została zilustrowana przykładem dzielenia dwóch interwałów. Główny nacisk położony tu został na zaprezentowanie dwóch największych zalet wynikających z jej stosowania. Po pierwsze pokazano, że właściwy wynik operacji jest wielowymiarową granulą informacyjną, z której można dopiero wyznaczyć uproszczone reprezentacje jak: rozkład kardynalności, rozpiętość rozwiązania, czy jego środek ciężkości.

Po drugie, pokazano, że w działaniach można uwzględniać zależności występujące pomiędzy operandami. W jednym z przykładów pokazano dzielenie identycznych interwałów, pomiędzy którymi występują różne stopnie zależności (interwały niezależne, w pełni zależne, zależne częściowo), przy czym w każdym z przypadku wynik operacji uzyskiwano różny i jednocześnie zgodny ze zdrowym rozsądkiem. Uwzględnienie zależności tego typu, w przypadku standardowej arytmetyki interwałowej, nie jest możliwe.

Celem naukowym artykułu A7 było opracowanie sposobu wykorzystania wielowymiarowej arytmetyki interwałowej RDM w matematyce słów (ang. *Computing with Words* – CwW). Podobnie jak w artykule A8 zaprezentowano tu podstawowe zasady działania arytmetyki RDM. Tym razem jednak wykorzystano ją do rozwiązania problemu, który należy do licznych problemów testowych sformułowanych przez prof. L. Zadeha – jednego z twórców koncepcji matematyki słów. Opracował on szereg zadań, za pomocą których można badać jakość metod przetwarzania informacji opisanej w języku naturalnym i porównywać ze sobą otrzymane rozwiązania. Przykłady takich zadań można znaleźć na stronie internetowej: `http://www.cs.berkeley.edu/~zadeh/` [44, 46].



Rysunek 5: Pozioma funkcja przynależności $x = (1 + 2\mu) + (4 - 3\mu)\alpha_x$, $\alpha_x \in [0, 1]$, odpowiadająca pionowej funkcji pokazanej na rys. 4

W artykule rozwiązano problem następujący:

> „Większość samolotów United Airlines odlatuje z lotniska w San Francisco o czasie. Jakie jest prawdopodobieństwo, że mój lot będzie opóźniony?"

Problemy tego typu mogą się wydawać trywialne dla osób postronnych, jednak w rzeczywistości takie nie są. Wiele osób ma problem z odpowiedzią na postawione powyżej pytanie, a umiejętność odpowiedzi na pytania proste, otwiera drogę do wyznaczania rozwiązań dużo bardziej złożonych zadań z zakresu CwW i wnioskowania na podstawie przesłanek wyrażonych w języku naturalnym.

W artykule problem rozwiązany został z zastosowaniem opisu niepewnych, lingwistycznych pojęć za pomocą interwałów zdefiniowanych z wykorzystaniem zmiennych RDM. Dodatkowo w celu zweryfikowania uzyskanego rozwiązania, opisano wyniki ankiety przeprowadzonej na grupie osób, której celem było udzielenie odpowiedzi (w formie słownej) na pytanie postawione w zadaniu. Wyniki uzyskane z ankiety porównano z wynikiem uzyskanym za pomocą arytmetyki RDM i przeprowadzono analizę ich niewielkiej rozbieżności.

Celem naukowym artykułu A5 (podobnie jak w przypadku artykułu A7) było opracowanie sposobu wykorzystania opisu interwałów za pomocą notacji RDM w matematyce słów oraz opracowanie bardziej ogólnej metodyki rozwiązywania zadań tego typu. Podobnie jak wcześniej przedmiotem rozważań było tu jedno z zadań testowych opracowanych przez prof. L. Zadeha. Tym razem był to problem znany jako problem „kulek w pudełku":

> „W pudełku znajduje się 20 kulek o różnych rozmiarach. Większość kulek jest duża. Jaka jest liczba kulek małych? Jakie jest prawdopodobieństwo, że wybrana losowo kulka nie będzie ani mała, ani duża?"

Rozwiązania zadań testowych L. Zadeha spotykane w literaturze są zwykle bardzo złożone [2, 37, 38]. Dlatego jednym z założeń zaproponowanej metody opartej na opisie interwałów za pomocą notacji RDM, była jej względnie mała złożoność, dzięki czemu rozwiązywanie zadań tego typu mogłoby się stać prostsze i tym samym matematyka słów bardziej dostępna i częściej stosowana w zadaniach podejmowania decyzji na podstawie przesłanek opisanych słownie.

W artykule przedstawiono sposób znalezienia odpowiedzi na oba postawione w zadaniu pytania. W podsumowaniu zaprezentowano również uogólnioną metodykę rozwiązywania zadań CwW z zastosowaniem uproszczonych modeli RDM niepewnych danych lingwistycznych.

Aflw

Celem naukowym artykułu A6 było zaprezentowanie wielowymiarowej arytmetyki RDM dla liczb rozmytych. W artykule omówiono wady opisanych w literaturze i stosowanych powszechnie arytmetyk rozmytych (jak np. arytmetyka oparta na α-przekrojach). Przedstawiona została koncepcja „poziomej" funkcji przynależności i sposób modelowania liczb rozmytych z wykorzystaniem notacji RDM. Zaprezentowano dalej sposób wykonywania podstawowych operacji arytmetycznych, pokazano najważniejsze cechy nowej arytmetyki i wyliczono jej największe zalety.

Rozmyta arytmetyka RDM zilustrowana została przykładem dodawania liczb rozmytych. Pokazano w jaki zposób wyznaczać wynik działania dla liczb niezależnych, zależnych całkowicie i zależnych częściowo (z istniejącą pomiędzy nimi relacją porządku). Omówiono także sposób rozwiązywania równania rozmytego typu $A+X=C$. Otrzymane wyniki porównano z wynikami otrzymywanymi innymi metodami.

Celem naukowym artykułu A9 było pokazanie, że o ile w wyniku wykonywania takich operacji jak: dodawanie, odejmowanie czy mnożenie, otrzymujemy w rezultacie zawsze jedną granulę informacyjną, o tyle w wyniku dzielenia możemy otrzymać 2 albo nawet większą ilość granul. Efekt taki występuje, jeżeli do nośnika liczby rozmytej będącej dzielnikiem należy liczba 0. Większość typów arytmetyk rozmytych nie zezwala wtedy na wykonanie dzielenia, jednak w przypadku wielowymiarowej arytmetyki RDM jest to możliwe i artykuł pokazuje jak tego typu działania wykonać.

Podobnie jak w artykule A6 omówiono koncepcję „poziomej" funkcji przynależności, zasady arytmetyki rozmytej RDM, jej cechy i najważniejsze zalety. Kolejno skupiono się na operacji dzielenia i zilustrowano przykładami efekt wielogranularności jaki występuje w przypadku, gdy nośnik mianownika rozpatrywanego wyrażenia zawiera 0.

W przypadku gdy obliczamy wartość bardziej złożonego wyrażenia, fakt zawierania się 0 w nośniku mianownika nie zawsze jest oczywisty i łatwy do zauważenia. Ponieważ standardowe arytmetyki rozmyte (jak np. arytmetyka oparta na α-przekrojach) wykonują operacje jedynie na brzegach liczb rozmytych, w wielu takich przypadkach ich wynikiem będzie jedna liczba rozmyta (granula informacyjna) wyznaczona nieprawidłowo. Zastosowanie wielowymiarowej, rozmytej arytmetyki RDM daje zawsze gwarancję poprawności wyniku, nawet w przypadku, w którym nie będzie on jedną granulą informacyjną.

Modelowanie oparte na regresji lokalnej, umożliwiające pracę z danymi niepewnymi

Kolejna część osiągnięcia naukowego poświęcona jest jednemu z głównych rodzajów indukcyjnego uczenia się, jakim jest aproksymacja funkcji. Inaczej mówiąc, będziemy poszukiwali modeli realizujących odwzorowanie przykładów z pewnej dziedziny na przeciwdziedzinę. Aproksymata tworzona będzie na podstawie danych (próbek), z których każda opisywana będzie zestawem cech (atrybutów, wejść) oraz informacją o zadanej wartości odpowiedzi. Proces uczenia się, z jakim będziemy mieli do czynienia, będzie zatem procesem nadzorowanym.

Uczące się aproksymatory funkcji możemy różnicować według różnych kryteriów, takich jak: dopuszczalne tryby uczenia się, postać informacji trenującej, czy ich wewnętrzna struktura. Struktura, czyli sposób reprezentacji aproksymowanej funkcji, określa sposób jej modyfikowania (uczenia) na podstawie dostępnych przykładów [5]. Biorąc pod uwagę kryterium reprezentacji, modele możemy podzielić na dwie podstawowe kategorie.

1. Aproksymatory parametryczne, dla których odpowiedź wyznaczana jest na podstawie zestawu parametrów modyfikowanych w procesie uczenia, według pewnej ustalonej z góry formuły. Aproksymatory tego typu tworzą zwykle jeden model dla całej dziedziny danych, stąd nazwiemy go modelem globalnym.

2. Aproksymatory pamięciowe, przechowujące dostarczone im przykłady trenujące i wyznaczające odpowiedź dla podanego zapytania na podstawie znanych wartości funkcji docelowej dla najbardziej do niego podobnych zapamiętanych próbek. Odpowiedź aproksymatora będzie tu zatem wyznaczana jako odpowiedź modelu lokalnego, tworzonego dla sąsiedztwa punktu wejściowego.

Uczenie aproksymatorów funkcji z wykorzystaniem tzw. metod pamięciowych może być często atrakcyjnym podejściem w porównaniu z technikami tworzącymi modele globalne, bazujące na regresji parametrycznej. W pewnych przypadkach (np. dla niewielkiej liczby danych uczących) tworzenie modeli globalnych może być trudne lub nawet niemożliwe i wtedy metody pamięciowe stają się jedynymi z dostępnych metod realizujących zadanie aproksymacji.

Metody pamięciowe są dobrze zbadane i opisane w literaturze przedmiotu. Najważniejszą z nich jest na pewno metoda k najbliższych sąsiadów (ang. *k nearest neighbours method – kNN method*) opisana w pracach [5, 15, 29]. Mimo swojej popularności, metoda ta jest cały czas przedmiotem badań [21, 23] i udoskonaleń. Stosowana jest w prostej, podstawowej formie, jak i np. z uwzględnieniem wag przypisanych do próbek [3, 5]. Do metod pamięciowych zaliczyć możemy także regresję lokalną [15], probabilistyczne sieci neuronowe (ang. *probabilistic neural networks*), czy uogólnione sieci regresyjne (ang. *generalised regression networks*) [42].

Metody bazujące na lokalnej regresji (czasem nazywanej też regresją ruchomą), zamiast jednego, wspólnego dla całej dziedziny modelu globalnego, tworzą wiele modeli lokalnych, których parametry zmieniają się w zależności od położenia punktu wejściowego w dziedzinie danych. Modele lokalne zwykle są proste (często jest to regresja liniowa), dzięki czemu udaje się powiązać prostotę tworzenia modelu z dobrym dopasowaniem do danych, jakie z kolei daje regresja nieliniowa. Opisane dalej prace poświęcone są przede wszystkim modelom bazującym na mini-modelach, które należą do metod pamięciowych i są przykładem zastosowania regresji lokalnej.

W ujęciu klasycznym modele tworzone są na podstawie danych rzeczywistych, jednak bardzo często mamy też do czynienia z informacjami niedokładnymi, niepewnymi, zniekształconymi, czy też niekompletnymi. Mimo braku precyzji niosą one zwykle wartościowe informacje, które także powinno się wykorzystać w procesie modelowania. W omówionych dalej pracach podjęto próbę zaadaptowania metod – które oryginalnie opracowane zostały dla danych rzeczywistych – do danych niepewnych (interwałów, liczb rozmytych i liczb Z). Opracowane zostały metody tworzenia modeli lokalnych na podstawie nieprecyzyjnej informacji, a także sposoby wyznaczania odpowiedzi takich modeli. Ilustrują to publikacje A1, A2, A3, A4 i A10.

Celem naukowym artykułu A2 było opracowanie metody modelowania bazującej na regresji lokalnej, czyli na mini-modelach liniowych i nieliniowych. Koncepcja mini-modeli jest podobna do metody k najbliższych sąsiadów (kNN). Podczas obliczania wyjścia modelu dla zadanego punktu wejściowego $\mathbf{x}^*$, branych jest pod uwagę tylko k najbliższych (w sensie założonej metryki) próbek sąsiednich. W artykule, do wyznaczania odległości stosowano metrykę euklidesową.

W klasycznej (prostej) wersji metody kNN, wyjście modelu jest obliczane jako średnia arytmetyczna lub średnia ważona wartości zadanych z analizowanych próbek. Przy wyznaczaniu średniej ważonej, wartości wag przypisanych do próbek zwykle zależą od odległości $\delta(\mathbf{x}^*;\mathbf{x})$ pomiędzy wejściem $\mathbf{x}^*$ i analizowanymi sąsiadami $\mathbf{x}$. Przykładowo:

$$w_{x^*;x} = \frac{1}{1 + m \cdot (\delta(\mathbf{x}^*;\mathbf{x})/k)^2}, \tag{10}$$

gdzie: parametr m jest dobierany empirycznie.

dhuv

Każdy mini-model jest lokalną regresją, a odpowiedź dla wejścia $\mathbf{x}^*$ modelu globalnego jest wyznaczana na podstawie modelu lokalnego tworzonego dla k najbliższych sąsiadów. Mini-modele są tworzone w czasie wyznaczania wyjścia modelu (oznacza to, że podobnie jak w innych metodach pamięciowych, w czasie uczenia próbki są jedynie zapamiętywane, a lokalny mini-model jest tworzony podczas obliczania wyjścia dla zadanego punktu wejściowego $\mathbf{x}^*$).

W najprostszym przypadku można zastosować mini-modele liniowe. Wyjście będzie wtedy obliczane na podstawie liniowej regresji:

$$f(\mathbf{x}^*) = \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}^*, \tag{11}$$

gdzie: $\mathbf{w}$ – wektor współczynników liniowego mini-modelu, wyznaczony jest dla k najbliższych sąsiadów.

Wektor $\mathbf{w}$ możemy wyznaczyć za pomocą metody najmniejszych kwadratów [22]. Dla k sąsiadów możemy utworzyć macierz danych wejściowych $\mathbf{X}$ i wektor zadanych wyjść $\mathbf{Y}$:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \dots & x_{N1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{1k} & x_{2k} & \dots & x_{Nk} \end{bmatrix}, \qquad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_k \end{bmatrix}, \tag{12}$$

gdzie: $i = 1 \dots N$ – numer wejścia, $j = 1 \dots k$ – numer próbki.

Wektor parametrów modelu, minimalizujący średni błąd kwadratowy, możemy wyznaczyć z zależności:

$$\mathbf{w} = (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{Y}. \tag{13}$$

W artykułach A. Piegata i in. [35, 36] opisane są mini-modele tworzone dla wycinków przestrzeni wejściowej o kształcie trójkątnym (dla 2-wymiarowej przestrzeni wejściowej) lub simpleksowym (w wielowymiarowej przestrzeni wejściowej). Taki wycinek będzie dalej nazywany bazą mini-modelu. Przedstawione w artykule [A2] mini-modele będą miały zawsze bazę kołową w 2-wymiarowej przestrzeni wejściowej, sferyczną w przestrzeni 3-wymiarowej lub hipersferyczną w przestrzeni o większej wymiarowości. Baza mini-modelu ma środek w zadanym punkcie wejściowym $\mathbf{x}^*$, a jej promień jest zdefiniowany jako odległość między punktem $\mathbf{x}^*$ a najbardziej odległym punktem spośród k sąsiadów.

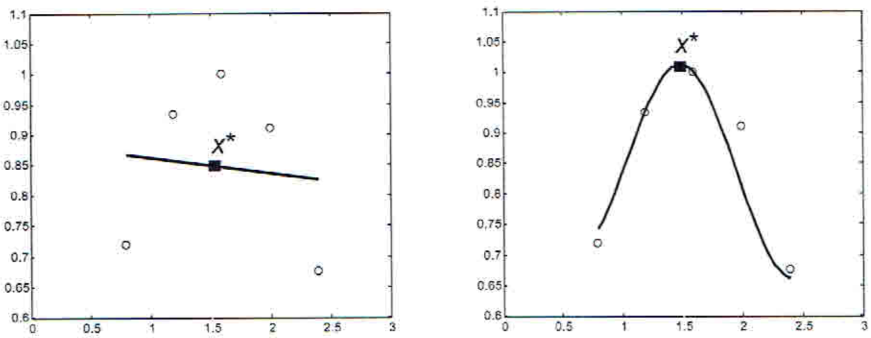
Mini-modele nieliniowe mają lepsze możliwości dopasowywania się do próbek. Wyjście takiego modelu będzie sumą mini-modelu liniowego oraz dodatkowego nieliniowego składnika:

$$f(\mathbf{x}^*) = \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}^* + f_N(\mathbf{x}^*). \tag{14}$$

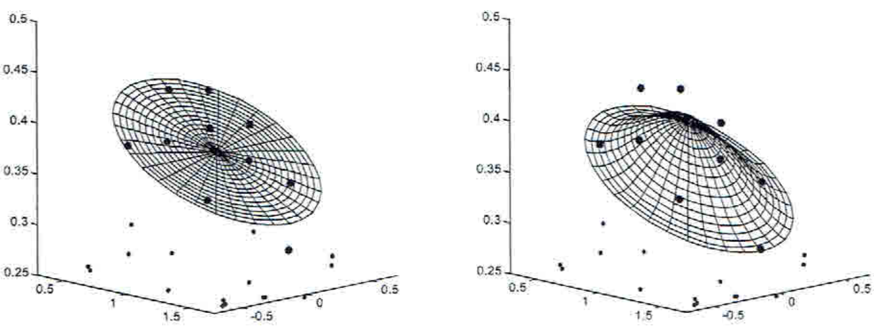
Ponieważ mini-model jest zwykle tworzony dla niewielkiej liczby k najbliższych sąsiadów, nieliniowy składnik f_N powinien mieć możliwość zmiany kształtu dzięki tak małej liczbie współczynników jak to tylko możliwe (ponieważ $n+1$ współczynników musi być dobranych w wektorze $\mathbf{w}$). Spośród wielu zbadanych, bardzo korzystne własności miała funkcja:

$$f_N(\mathbf{x}) = w_N \cdot \sin\left[\frac{\pi}{2} - ||\mathbf{x} - \mathbf{x}^*||\frac{\pi}{r}\right], \tag{15}$$

gdzie: r to promień bazy mini-modelu. W funkcji utworzonej w ten sposób, występuje tylko jeden współczynnik w_N do dobrania. W procesie strojenia należy dobrać taką wartość w_N, aby zapewnić najlepsze dopasowanie mini-modelu do k sąsiadów. Przykładowe liniowe i nieliniowe mini-modele w przestrzeniach wejściowych 1- i 2-wymiarowych pokazane zostały na rys. 6 i 7.



Rysunek 6: Przykłady liniowych i nieliniowych mini-modeli w 1-wymiarowej przestrzeni wejściowej



Rysunek 7: Przykłady liniowych i nieliniowych mini-modeli w 2-wymiarowej przestrzeni wejściowej

W artykule porównana została również jakość modeli bazujących na technice kNN, mini-modelach liniowych i nieliniowych. Funkcja aproksymująca oparta na mini-modelach posiada wiele użytecznych własności. Zapewnia dobrą dokładność modelu i korzystne własności ekstrapolacyjne. Uczenie funkcji jest szybkie i niezłożone obliczeniowo, dzięki czemu możliwa była dalsza skuteczna adaptacja metody do przetwarzania informacji niepewnych.

Celem naukowym artykułu A4 było zaadaptowanie metody modelowania opartej na mini-modelach liniowych i nieliniowych do pracy z danymi niepewnymi w formie interwałów. Artykuł skrótowo przedstawia koncepcję mini-modeli, a następnie omawia sposób modelowania wykorzystujący interwałowe dane uczące oraz sposób wyznaczania odpowiedzi dla wejścia interwałowego. Końcową część stanowią wyniki eksperymentów, w których porównano jakość modeli otrzymanych za pomocą technik kNN oraz mini-modeli.

Ważnym zagadnieniem jakie poruszono w pracy jest jakość modeli. W artykule zaprezentowana została metoda wyznaczania interwałowego błędu modelu oraz wprowadzono pojęcie jego jakości.

Celem naukowym artykułu A3 było zaprezentowanie w jaki sposób wykorzystać pojęcia znane z teorii luk informacyjnych [4] do oceny jakości modeli tworzonych na podstawie informacji niepewnych (interwałów) i przetwarzających takie informacje. W artykule omówiono pojęcia funkcji odporności (ang. *robustness*) i podatności (ang. *opportunity*) oraz pokazano jak użyć ich do doboru optymalnych parametrów modelu.

Celem naukowym artykułu A10 było pokazanie w jaki sposób można zaadaptować metodę k najbliższych sąsiadów do przetwarzania danych niepewnych – tu w postaci liczb Z^+. W artykule omówiono koncepcję liczb Z i Z^+ oraz arytmetykę tych ostatnich. Wprowadzono również pojęcie odległości pomiędzy liczbami Z^+, niezbędne do wyznaczania próbek sąsiednich dla wejścia modelu.

Metoda kNN – oryginalnie pomyślana do pracy z danymi rzeczywistymi – została zaadaptowana do przetwarzania liczb Z^+ oraz do tworzenia modeli na ich podstawie. Jej bardzo ważną zaletą, okazała się skuteczna praca nie tylko z jednorodnymi danymi w postaci liczb Z^+, ale także z danymi o mieszanym typie niepewności (dane złożone z liczb rzeczywistych, interwałów, liczb rozmytych i liczb Z^+). Zarówno tworzenie modeli, jak i wyznaczanie ich odpowiedzi dla danych niejednorodnych przebiegało skutecznie i z dobrą jakością.

Najważniejszą i najobszerniejszą pracą w tej części osiągnięcia jest monografia A1. Jej treść w niewielkim stopniu pokrywa się z pracami A2, A3 i A4, jednak niektóre z metod (np. tworzenie mini-modeli na podstawie interwałów) zostały opracowane w niej na nowo. Również eksperymenty, których wyniki zaprezentowano w monografii, zrealizowane zostały ponownie, z uwzględnieniem zmian w opracowanych metodach modelowania.

Celem naukowym monografii A1 było opracowanie i omówienie skutecznych metod tworzenia modeli bazujących na regresji lokalnej na podstawie danych niepewnych różnego typu (interwały, liczby rozmyte, liczby Z) oraz przetwarzających takie informacje.

W pierwszej części monografii zaprezentowana została koncepcja mini-modeli liniowych i nieliniowych wykorzystujących bazę hiper-sferyczną i hiper-elipsoidalną. Kończą ją wyniki eksperymentów, w których zbadano jakość działania i dokładność modeli.

Rozdział trzeci poświęcony jest pierwszemu analizowanemu typowi niepewności, czyli interwałom. W tej części pracy omówiono pojęcia podstawowe i arytmetykę interwałów, a także zaprezentowano interwałową wersję metody najmniejszych kwadratów, która wykorzystywana jest przy tworzeniu mini-modeli. Rozdział ten, podobnie jak poprzedni, kończy prezentacja wyników badań eksperymentalnych.

W rozdziale czwartym przedstawiono najważniejsze informacje o liczbach rozmytych i ich arytmetyce. Najważniejszą jego częścią jest omówienie sposobu modelowania lokalnego dla danych rozmytych, bazującego na rozmytej wersji metody najmniejszych kwadratów.

W przedostatnim, piątym rozdziale scharakteryzowano liczby Z i Z^+ oraz ich arytmetykę. Również i tu opisana została metoda najmniejszych kwadratów dla danych w postaci liczb Z oraz wykorzystujące ją metody modelowania lokalnego. Zarówno czwarty, jak i piąty rozdział, kończą wyniki badań, których głównym zadaniem było zademonstrowanie wiarygodności i dobrej jakości uzyskiwanych wyników.

Podsumowanie

Główne osiągnięcia naukowe habilitanta w przedstawionym powiązanym tematycznie cyklu publikacji są następujące.

- Opracowanie koncepcji mini-modeli z hiper-sferyczną i hiper-elipsoidalną bazą. Modele bazujące na mini-modelach charakteryzują się dobrą dokładnością i korzystnymi własnościami ekstrapolacyjnymi. Dodatkowo, mini-modele z bazą hiper-elipsoidalną działają dobrze w przypadku danych, które nie są równomiernie rozłożone w przestrzeni wejściowej. Z sytuacją taką mamy często do czynienia w przypadku danych wielowejściowych. Prostota działania i tworzenia modeli bazujących na mini-modelach, umożliwiła ich skuteczną adaptację do przetwarzania danych niepewnych.

- Opracowanie metod wyznaczania regresji dla danych w postaci: interwałów, liczb rozmytych i liczb Z. W tym celu opracowane zostały wersje metody najmniejszych kwadratów pracujące na tego typu danych. Są one względnie proste i tym samym niezawodne. Pozbawione są mankamentów podobnych metod opisanych w literaturze, takich jak: wrażliwość na dane odstające, nadmierna szerokość (niepewność) wyznaczanego rozwiązania, czy zła praca w przypadku ekstrapolacji. Bardzo ważną zaletą metod jest możliwość pracy z danymi jednorodnymi jak i mieszanymi. Zarówno dane uczące, jak i wejścia otrzymanych modeli mogą mieć postać liczb rzeczywistych, interwałów, liczb rozmytych i liczb Z. W każdym przypadku tworzone modele dają dobre i wiarygodne odpowiedzi.

- Współudział w opracowaniu koncepcji modelu RDM dla interwału oraz wielowymiarowej arytmetyki interwałowej RDM.
- Współudział w opracowaniu sposobu wykorzystania wielowymiarowej arytmetyki interwałowej RDM w matematyce słów. Opracowana została ogólna metodyka wnioskowania (rozwiązywania zadań) na podstawie przesłanek, które podane są w języku naturalnym.
- Współudział w opracowaniu koncepcji poziomej funkcji przynależności i sposobu modelowania liczb rozmytych z wykorzystaniem notacji RDM oraz w opracowaniu wielowymiarowej arytmetyki rozmytej RDM.

Według dostępnych baz danych publikacje przedstawione w cyklu są cytowane przez wielu naukowców z całego świata, jak na przykład: L. Stefanini, M. Guerra, B. Kovalerchuk, V. Kreinovich, M. Mazandarani, R.A. Aliev, O. Huseynov i innych. Publikacje te są cytowane między innymi w czasopismach znajdujących się w bazie Journal Citation Reports, takich jak: Granular Computing, Information Sciences, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Journal of the Franklin Institute, International Journal of Approximate Reasoning i innych.

5. Omówienie pozostałych osiągnięć naukowo-badawczych

Po obronie pracy doktorskiej pod tytułem: „Adaptacyjny układ sterowania kursem bezzałogowego pojazdu podwodnego, wykorzystujący rozmytą bazę wiedzy o obiekcie", w latach 1997-1999, swoją działalność naukowo-badawczą skupiłem przede wszystkim na zagadnieniach związanych z regulacją obiektów głównie metodami opartymi na sztucznej inteligencji (wykorzystującymi regulatory rozmyte i neuronowo-rozmyte). Efektem tych prac był szereg artykułów opublikowanych na konferencjach międzynarodowych i krajowych (artykuły od E2 do E8, wymienione w części II.E w załączniku nr 3) i jeden artykuł w czasopiśmie (E1).

W latach 2001-2002 byłem współwykonawcą grantu KBN nr 8T10A-02516, którego celem było modelowanie i regulacja silników magnetoelektrycznych z wykorzystaniem metod sztucznej inteligencji. Efektem tych prac były publikacje: E15, E16, E17 i E19.

Od roku 2002 zająłem się badaniami związanymi z robotami mobilnymi, symulacją i sterowaniem ich ruchu oraz różnymi metodami planowania ich trajektorii, jak na przykład algorytmy mrówkowe czy uczenie ze wzmocnieniem. Efektem tych badań były artykuły opublikowane w materiałach z konferencji międzynarodowych i krajowych (E20, artykuły od E22 do E30, E32).

W roku 2009, wspólnie z grupą współpracowników z Zakładu Metod Sztucznej Inteligencji, podjęliśmy współpracę naukową z uniwersytetem w Modenie. Efektem tej współpracy, był realizowany w latach 2009-2011 międzynarodowy projekt badawczy: „Measuring Interaction between Quality of Life, Children Well-Being, Work and Public Policies" finansowany przez Fondazione Cassa di Risparmio di Modena. Koordynatorem projektu był: University of Modena and Reggio Emilia, Włochy. W ramach projektu wykonywałem prace badawcze i programistyczne. Wyniki badań opublikowane były w artykułach: E33, E34, E35.

Od roku 2011 moja działalność naukowa skupiła się na metodach modelowania opartych na regresji lokalnej i wykorzystaniem ich w modelowaniu i przetwarzaniu danych niepewnych. Efektem tych badań był cykl publikacji od A1 do A10, ale także artykuły: E36, E37, E39, E40 wymienione w załączniku nr 3.

Mhiw

Bardzo ważnym elementem mojego dorobku naukowo-badawczego był udział w projekcie realizowanym w ramach programu Innowacje Społeczne, nr /IS-2/55/NCBR/2015. Tytuł projektu: „System wsparcia ośrodków terapii behawioralnej pracujących z osobami dotkniętymi zaburzeniami rozwojowymi". Projekt realizowany był w latach 2016-2018 wspólnie z Polskim Stowarzyszeniem Terapii Behawioralnej PSTB, Instytutem Pedagogiki Specjalnej Dolnośląskiej Szkoły Wyższej i Firmą Doradczo-Szkoleniową NADAM prowadzoną przez dr Nelę Grzegorczyk-Dłuciak. W jego ramach, byłem współautorem projektu systemu wspomagającego terapeutów w pracy z dziećmi autystycznymi. System miał umożliwiać zbieranie notowań zachowań pacjentów i wyników terapii oraz ich wstępną analizę. W toku prac przy projekcie byłem współautorem systemu baz danych umożliwiającego gromadzenie notowań oraz autorem prototypowej aplikacji internetowej umożliwiającej jego wstępne testowanie.

Wynikiem projektu była ostatecznie gotowa aplikacja, która od września 2018 roku jest z powodzeniem wykorzystywana przez kilka ośrodków terapeutycznych w kraju. Dane jakie zostały zgromadzone przez ten czas, będą przedmiotem dalszej analizy w najbliższych miesiącach. Efektem prac przy projekcie jest też monografia E41.

Za swoją działalność naukową zostałem zagrodzony w roku 2016 nagrodą indywidualną II stopnia przyznaną przez Rektora Zachodniopomorskiego Uniwersytetu Technologicznego.

W pracach wymienionych jako dorobek w pozycji II.E załącznika nr 3, zdecydowanie największa część stanowią artykuły prezentowane na konferencjach naukowych międzynarodowych i krajowych. Było ich 38 z czego większość prezentowana była w formie referatów ustnych i kilka w formie prezentacji plakatowych. Moje publikacje naukowe w czasopismach o szerokim zasięgu zostały zauważone przez środowisko naukowe, czego wyrazem są liczne cytowania przez zagranicznych i krajowych autorów. Najwyższą liczbę cytowań ma artykuł A7: 15 wg WoS i 20 wg Google Scholar oraz A6 – 25 wg Google Scholar.

Działalność popularyzująca naukę, dydaktyczna i organizacyjna

Biorę czynnie udział w popularyzacji nauki w środowisku naukowym, jak również dla uczniów szkół podstawowych, gimnazjalnych i ponadgimnazjalnych. Systematycznie brałem czynny udział w promowaniu specjalności prowadzonej przez moją Katedrę, jak i w promowaniu Wydziału i Uczelni. Uczestniczyłem aktywnie z ramienia Wydziału Informatyki ZUT w Nocach Naukowca w roku 2009 i kilku kolejnych, prezentując stanowisko demonstrujące roboty mobile, ich symulator i algorytmy sterowania ruchem. W ramach Festiwalu Nauki od roku 2009, corocznie wygłaszam wykłady dla młodzieży na tematy związane z prowadzoną działalnością badawczą. Kilka razy w roku wygłaszam też wykład dla młodzieży ze szkół ponadpodstawowych odwiedzającej nasz Wydział. Przykładowe tematy wykładów: „Sterowanie ruchem robotów mobilnych za pomocą metod sztucznej inteligencji", „Czy sztuczna inteligencja przewyższy inteligencję ludzką?", „Algorytmy mrówkowe, czyli jak rozwiązywać problemy podpatrując kolonie owadów".

Poza działalnością naukową prowadzę też aktywną działalność dydaktyczną, starając się angażować w pracę naukową studentów. Efektem tego jest promotorstwo 84 prac magisterskich i inżynierskich i jedna, wspólna z dyplomantem, publikacja naukowa (E38, poz. II.E w załączniku nr 3). Prowadzę wykłady, ćwiczenia audytoryjne i laboratoryjne dla studiów następujących kierunków studiów: Informatyka, Bioinformatyka, Inżynieria Cyfryzacji, Zarządzanie i Inżynieria Produkcji, Inżynieria Środowiska. Szczegółowy wykaz tematów prowadzonych zajęć znajduje się w załączniku 3 (poz. III.Q).

W 2009 r. opracowałem, wspólnie z dr E. Adamus, skrypt „MATLAB – ćwiczenia" wydany przez Wydawnictwo Uczelniane ZUT. Skrypt stanowił materiał pomocniczy do przedmiotów: „Inżynierskie pakiety obliczeniowe" i „Inżynierskie pakiety oprogramowania – CAD/CAM/CAE", do których prowadzę od kilkunastu lat wykłady i laboratoria. Za jego wydanie otrzymałem w październiku 2010 r. nagrodę zespołową III stopnia przyznaną przez Rektora Zachodniopomorskiego Uniwersytetu Technologicznego za działalność dydaktyczną.

Niezależnie od działalności naukowej i dydaktycznej jestem też aktywny na polu działań organizacyjnych. W roku 2005 pełniłem funkcję dyrektora, a w latach 2006-2007 zastępcy dyrektora, Instytutu Metod Sztucznej Inteligencji i Metod Matematycznych na Wydziale Informatyki. Od 2007 r. do chwili obecnej pełnię funkcję kierownika Zakładu Metod Sztucznej Inteligencji na wyżej wymienionym Wydziale w Katedrze Metod Sztucznej Inteligencji i Matematyki Stosowanej.

W latach 1997-2005 byłem członkiem Komisji Programowej dla kierunku studiów Informatyka. Od roku 2016 do chwili obecnej jestem przewodniczącym Komisji Programowej dla kierunku studiów Informatyka. W ramach pracy w Komisji, biorę udział w modyfikowaniu i kreowaniu nowych treści programowych na studiach informatycznych.

W latach 2000-2016 czterokrotnie byłem wybierany do Rady Wydziału Informatyki jako przedstawiciel nauczycieli akademickich. Od roku 2015 do chwili obecnej jestem przewodniczącym Wydziałowej Komisji Wyborczej na Wydziale Informatyki. W roku 2016 byłem odpowiedzialny za organizację wyborów aktualnych władz Wydziału Informatyki i jego organów obieralnych. Od kilkunastu lat zaliczony jestem do osób stanowiących minimum kadrowe dla kierunku studiów Informatyka na poziomie S1 i S2.

Podsumowanie dorobku naukowego

Mój dorobek naukowy po uzyskaniu stopnia naukowego doktora obejmuje 52 prace (10 składa się na omówione wcześniej osiągnięcie naukowe i 42 to prace pozostałe). 4 artykuły zostały opublikowane w czasopismach z listy JCR. Sumaryczny Impact Factor zgodnie z rokiem opublikowania tych prac wynosi: **IF = 4.519**, natomiast Impact Factor pięcioletni wg JCR zgodnie z datą publikacji wynosi: **IF5 = 3.113**.

Całkowita liczba cytowań według bazy Web of Science wszystkich publikacji, których jestem autorem lub współautorem wynosi **34** (bez autocytowań **28**). Indeks Hirscha: **4**.

Całkowita liczba cytowań według bazy Scopus wszystkich publikacji, których jestem autorem lub współautorem wynosi **59** (bez autocytowań **51**). Indeks Hirscha: **4**.

Całkowita liczba cytowań według bazy Google Scholar wszystkich publikacji, których jestem autorem lub współautorem wynosi **131**. Indeks Hirscha: **5**.

Łączna liczba punktów MNiSW wszystkich publikacji, których jestem autorem lub współautorem wynosi **307** do roku 2018 + **80 punktów** wg listy z roku 2019, natomiast uwzględniając udział procentowy habilitanta odpowiednio **204 + 80 punktów MNiSW**.

Literatura

[1] Aliev, R., Huseynov, O., Aliyev, R., Alizadeh, A.: The Arithmetic of Z-numbers: Theory and Applications. World Scientific (2015)

[2] Aliev, R., Pedrycz, W., Fazlollahi, B., Huseynov, O., Alizadeh, A., Guirimov, B.: Fuzzy logic-based generalized decision theory with imperfect information. Information Sciences **189**, 18–42 (2012)

[3] Atkeson, C., Moore, A., Schaal, S.: Locally weighted learning. Artificial Intelligence Review **11**, 11–73 (1997)

[4] Ben-Haim, Y.: Information-gap decision theory: decisions under severe uncertainty. Academic Press, New York (2001)

[5] Cichosz, P.: Systemy uczące się. WNT, Warszawa, Polska (2000)

[6] Dubois, D., Fargier, H., Fortin, J.: A generalized vertex method for computing with fuzzy intervals. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems, vol. 1, s. 541–546 (2004)

[7] Dubois, D., Prade, H.: Operations on fuzzy numbers. International Journal of Systems Science **9**(6), 613–626 (1978)

[8] Duch, W.: Uncertainty of data, fuzzy membership functions, and multilayer perceptrons. IEEE Transactions on Neural Networks **16**(1), 10–23 (2005)

[9] Dutta, P., Boruah, H., Ali, T.: Fuzzy arithmetic with and without using α-cut method: a comparative study. International Journal of Latest Trends in Computing **2**(1), 99–107 (2011)

[10] Dymova, L.: Soft computing in economics and finance. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg (2011)

[11] Fodor, J., Bede, B.: Arithmetics with fuzzy numbers: a comparative overview. In: Proceeding of 4th Slovakian-Hungarian Joint Symposium on Applied Machine Intelligence, s. 54–68. Herlany, Slovakia (2006)

[12] Goguen, J.: L-fuzzy sets. Journal of mathematical analysis and applications **18**(1), 145–174 (1967)

[13] Haag, T., Hanss, M.: Comprehensive modeling of uncertain systems using fuzzy set theory. In: Nondeterministic Mechanics, s. 193–226. Springer, Vienna (2012)

[14] Hamrawi, H., Coupland, S.: Type-2 fuzzy arithmetic using alpha-planes. In: Proceedings of the IFSA-EUSFLAT Conference, s. 606–611. Portugal (2009)

[15] Hand, D., Mannila, H., Smyth, P.: Principles of data mining. The MIT Press (2000)

[16] Hansen, E.: A generalized interval arithmetic. In: K. Nickel (ed.) Interval matematics, Lecture Notes in Computer Science 29, s. 7–18. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg (1975)

[17] Hanss, M.: Applied fuzzy arithmetic. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg (2005)

[18] Hanss, M.: Fuzzy arithmetic for uncertainty analysis. In: R. Seising, E. Trillas, C. Moraga, S. Termini (eds.) On Fuzziness: A Homage to Lotfi A. Zadeh – vol. 1, s. 235–240. Springer (2013)

[19] Kaufmann, A., Gupta, M.: Introduction to fuzzy arithmetic. Van Nostrand Reinhold, New York (1991)

[20] Klir, G., Pan, Y.: Constrained fuzzy arithmetic: basic questions and some answers. Soft Computing **2**(2), 100–108 (1998)

[21] Kordos, M., Blachnik, M., Strzempa, D.: Do we need whatever more than k-NN? In: L. Rutkowski, R. Scherer, R. Tadeusiewicz, L. Zadeh, J. Zurada (eds.) Proceedings of 10-th International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing, LNCS, vol. 6113, s. 414–421. Springer, Heidelberg (2010)

[22] Koronacki, J., Ćwik, J.: Statystyczne systemy uczące się. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa (2005)

[23] Korzeń, M., Klęsk, P.: Sets of approximating functions with finite Vapnik-Czervonenkis dimension for nearest-neighbors algorithm. Pattern Recognition Letters **32**, 1882–1893 (2011)

[24] Li, Q., Liu, S.: The foundation of the grey matrix and the grey input-output analysis. Applied Mathematical Modelling **32**(3), 267–291 (2008)

[25] Liu, B.: Uncertainty theory. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg (2010)

[26] Liu, S., Lin, Y.: Grey systems, theory and applications. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg (2010)

[27] Markov, S.: Extended interval arithmetic and some applications. Freiburger Intervall-Berichte **78**(4), 1–12 (1978)

[28] Mendel, J.: Type-2 fuzzy sets and systems: An overview. IEEE Computational Intelligence Magazine **2**(2), 20–29 (2007)

[29] Moore, A., Atkeson, C., Schaal, S.: Memory-based learning for control. Technical report CMU-RI-TR-95-18, Carnegie-Mellon University, Robotics Institute (1995)

[30] Moore, R.: Interval analysis. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jork (1966)

[31] Moore, R., Kearfott, R., Cloud, M.: Introduction to interval analysis. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia (2009)

[32] Pawlak, Z.: Rough sets: theoretical aspects of reasoning about data. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers (1991)

[33] Pedrycz, W., Skowron, A., Kreinovich, V.: Handbook of granular computing. John Wiley & Sons, Chichester (2008)

[34] Piegat, A.: Fuzzy modeling and control. Physica Verlag, Heidelberg-New York (2001)

[35] Piegat, A., Wąsikowska, B., Korzeń, M.: Application of the self-learning, 3-point mini-model for modeling of unemployment rate in poland. Studia Informatica **27**, 59–69 (2010). [in Polish]

[36] Piegat, A., Wąsikowska, B., Korzeń, M.: Differences between the method of mini-models and the k-nearest neighbors on example of modeling of unemployment rate in Poland. In: Proceedings of 9th Conference on Information Systems in Management, s. 34–43. WULS Press, Warsaw, Poland (2011)

[37] Rajati, M., Mendel, J.: Lower and upper probability calculations using compatibility measures for solving zadeh's challenge problems. In: Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems, s. 1–8 (2012)

[38] Rajati, M., Wu, D., Mendel, J.: On solving zadeh's tall swedes problem. In: Proceedings of 2011 World Conference on Soft Computing (2011)

[39] Sevastjanov, P., Dymova, L.: A new method for solving interval and fuzzy equations: linear case. Information Sciences **17**, 925–937 (2009)

[40] Stefanini, L., Sorini, L., Guerra, M.: Parametric representation of fuzzy numbers and application to fuzzy calculus. Fuzzy Sets and Systems **157**(18), 2423–2455 (2006)

[41] Stefanini, L., Sorini, L., Guerra, M.: Fuzzy numbers and fuzzy arithmetic. In: W. Pedrycz, A. Skowron, V. Kreinovich (eds.) Handbook of Granular Computing, s. 249–283. John Wiley & Sons, Chichester (2008)

[42] Wasserman, P.: Advanced methods in neural computing. Van Nostrand Reinhold, New York (1993)

[43] Zadeh, L.: Fuzzy sets. Information and Control **8**, 338–353 (1965)

[44] Zadeh, L.: Fuzzy logic = computing with words. IEEE Transactions on Fuzzy Systems **4**(2), 103–111 (1996)

[45] Zadeh, L.: Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic. Fuzzy sets and systems **90**(2), 111–127 (1997)

[46] Zadeh, L.: From computing with numbers to computing with words – from manipulation of measurements to manipulation of perceptions. International Journal of Applied Mathematics and Computer Science **12**(3), 307–324 (2002)

[47] Zadeh, L.: Toward a generalized theory of uncertainty (GTU) – an outline. Information sciences **172**(1), 1–40 (2005)

[48] Zadeh, L.: A note on Z-numbers. Information Sciences **181**, 2923–2932 (2011)