

AUTOREFERAT

Metodyka komputerowego wspomagania decyzji
oparta na różnorodnych formach pośredniej informacji preferencyjnej
oraz wszechstronnej analizie odporności rozwiązań

dr inż. Miłosz Kadziński

Instytut Informatyki
Wydział Informatyki
Politechnika Poznańska

Poznań, 31 października 2016r.

I. IMIĘ I NAZWISKO

Miłosz Kadziński

II. POSIADANE STOPNIE I TYTUŁY NAUKOWE

1. **Stopień doktora nauk technicznych** - Politechnika Poznańska, Wydział Informatyki; dyscyplina - informatyka; specjalizacja - komputerowe wspomaganie decyzji:
 - data nadania: 18 grudnia 2012r.;
 - tytuł rozprawy doktorskiej: "New Directions in Robustness Analysis and Preference Modeling in Multiple Criteria Decision Aiding";
 - promotor: prof. dr hab. inż. Roman Słowiński.
2. **Tytuł zawodowy magistra** - Politechnika Poznańska, Wydział Informatyki; kierunek - informatyka; specjalizacja - inteligentne systemy wspomaganie decyzji:
 - data nadania: 28 września 2008r.;
 - tytuł pracy magisterskiej: "Decision Support System for Multiple Criteria Sorting of Actions Based on Ordinal Regression Principle";
 - promotor: prof. dr hab. inż. Roman Słowiński.
3. **Tytuł zawodowy inżyniera** - Politechnika Poznańska, Wydział Informatyki i Zarządzania; kierunek - informatyka:
 - data nadania: 13 lutego 2007r.;
 - tytuł pracy inżynierskiej: "Task Management System for Mobile Devices";
 - promotor: dr inż. Ewa Łukasik.

III. DOTYCHCZASOWE ZATRUDNIENIE W JEDNOSTKACH NAUKOWYCH

1. **Wykładowca**
 - Instytut Informatyki, Wydział Informatyki, Politechnika Poznańska;
 - okres: 1 października 2010r. - 30 września 2011r.
2. **Asystent**
 - Instytut Informatyki, Wydział Informatyki, Politechnika Poznańska;
 - okres: 1 października 2011r. - 28 lutego 2013r.
3. **Adiunkt**
 - Instytut Informatyki, Wydział Informatyki, Politechnika Poznańska;
 - okres: od 1 marca 2013r.
4. **Wizyty naukowe**
 - Cork Constraint Computation Centre, University College Cork, Cork, Irlandia; kwiecień 2009r.; uczestnik Doctoral School on Decision Theoretic Artificial Intelligence;
 - INESC Coimbra, University of Coimbra, Coimbra, Portugalia, kwiecień 2010r.; wizyta naukowa (w ramach COST Action IC0602) na zaproszenie prof. Luisa Diasa;
 - Instituto Superior Tecnico, Technical University of Lisbon, Lizbona, Portugalia, kwiecień 2010r.; uczestnik Doctoral School on Computational Social Choice;
 - Laboratoire de Génie Industriel, Ecole Centrale Paris, Paryż, Francja; czerwiec-lipiec 2010r.; wizyta naukowa na zaproszenie prof. Vincenta Mousseau połączona z uczestnictwem w 10th Multiple Criteria Decision Aiding/Making Summer School 2010;
 - Erasmus Research Institute of Management, Erasmus University, Rotterdam, Holandia; styczeń 2013r.; wizyta naukowa na zaproszenie dr. Tommiego Tervonena;

- Dipartimento di Economia e Impresa, University of Catania, Catania, Włochy; październik 2013r.; wizyta na zaproszenie prof. Salvatore Greco połączona z uczestnictwem w konferencji naukowej;
- Dipartimento di Scienze Agrarie, University of Perugia, Perugia, Włochy; maj 2014r.; wykładowca w ramach 1st Spring School on Multiple Criteria Decision Aiding;
- LUSI, Telecom Bretagne, Brest, Francja; październik 2014r.; wizyta na zaproszenie dr. Patricka Meyera połączona z uczestnictwem w konferencji naukowej;
- Center for Decision Systems and Information Development, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, Pernambuco, Brazylia; lipiec 2016r.; wykładowca w ramach 12th Multiple Criteria Decision Aiding/Making Summer School 2016.

IV. WSKAZANIE OSIĄGNIĘCIA NAUKOWEGO WYNIKAJĄCEGO Z USTAWY O STOPNIACH NAUKOWYCH I TYTULE NAUKOWYM ORAZ O STOPNIACH I TYTULE W ZAKRESIE SZTUKI

A. TYTUŁ OSIĄGNIĘCIA NAUKOWEGO

Metodyka komputerowego wspomagania decyzji oparta na różnorodnych formach pośredniej informacji preferencyjnej oraz wszechstronnej analizie odporności rozwiązań

B. LISTA PRAC WCHODZĄCYCH W SKŁAD OSIĄGNIĘCIA NAUKOWEGO

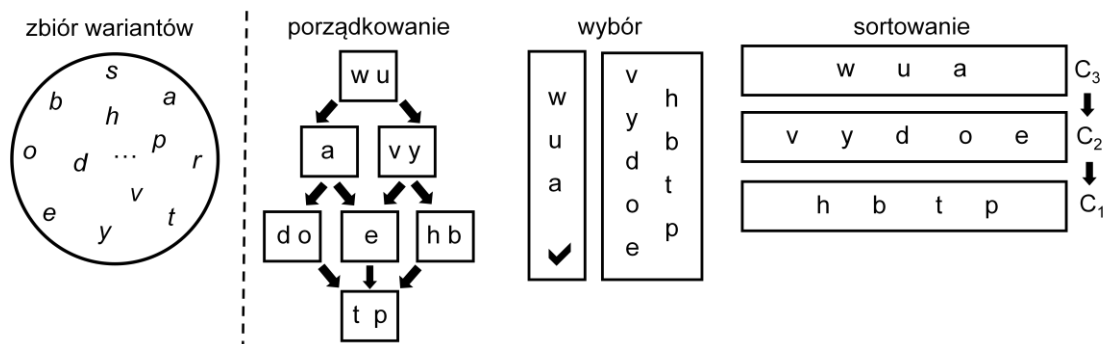
- [P1] M. Kadziński, T. Tervonen, Stochastic ordinal regression for multiple criteria sorting problems. *Decision Support Systems*, 55(1):55-66, 2013.
- [P2] M. Kadziński, T. Tervonen, Robust multi-criteria ranking with additive value models and holistic pair-wise preference statements. *European Journal of Operational Research*, 228(1):169-180, 2013.
- [P3] S. Corrente, S. Greco, M. Kadziński, R. Słowiński. Robust ordinal regression in preference learning and ranking. *Machine Learning*, 93(2-3):381-422, 2013.
- [P4] M. Kadziński, S. Greco, R. Słowiński, Robust Ordinal Regression for Dominance-based Rough Set Approach to multiple criteria sorting. *Information Sciences*, 283:211-228, 2014.
- [P5] M. Kadziński, S. Corrente, S. Greco, R. Słowiński, Preferential reducts and constructs in robust multiple criteria ranking and sorting. *OR Spectrum*, 36(4):1021-1053, 2014.
- [P6] M. Kadziński, K. Ciomek, R. Słowiński, Modeling assignment-based pairwise comparisons within integrated framework for value-driven multiple criteria sorting. *European Journal of Operational Research*, 241(3):830-841, 2015.
- [P7] M. Kadziński, R. Słowiński, Parametric evaluation of research units with respect to reference profiles. *Decision Support Systems*, 72:33-43, 2015.
- [P8] M. Kadziński, T. Tervonen, J. Figueira, Robust multi-criteria sorting with the outranking preference model and characteristic profiles. *Omega*, 55:126-140, 2015.
- [P9] M. Kadziński, R. Słowiński, S. Greco, Multiple Criteria Ranking and Choice with All Compatible Minimal Cover Sets of Decision Rules. *Knowledge-Based Systems*, 89:569-583, 2015.
- [P10] M. Kadziński, K. Ciomek, P. Rychły, R. Słowiński, Post factum analysis in robust multiple criteria ranking and sorting. *Journal of Global Optimization*, 65(3):521-562, 2016.
- [P11] M. Kadziński, M. Michalski, Scoring procedures for multiple criteria decision aiding with robust and stochastic ordinal regression. *Computers & Operations Research*, 71:54-70, 2016.
- [P12] M. Kadziński, K. Ciomek, Integrated framework for preference modeling and robustness analysis for outranking-based multiple criteria sorting with ELECTRE and PROMETHEE. *Information Sciences*, 352:167-187, 2016.

C. OMÓWIENIE CELU NAUKOWEGO W/W PRAC ORAZ OSIĄGNIĘTYCH WYNIKÓW WRAZ Z OMÓWIENIEM ICH EWENTUALNEGO WYKORZYSTANIA

Przedstawiony cykl prac dotyczy *komputerowego wspomaganie decyzji*. Istotą tej specjalności informatyki jest rozwój narzędzi pozwalających na rozwiązywanie złożonych problemów decyzyjnych, w których zbiorów potencjalnych *wariantów* ocenia się z wielu, często konfliktowych punktów widzenia [Bel02]. Mnogość i różnorodność kryteriów oceny powodują, że zwykle nie można znaleźć obiektywnie najlepszego rozwiązania. W związku z tym, celem wspomaganie decyzji w obecności wielu *kryteriów* jest rekomendacja decyzji najbardziej spójnej z systemem wartości uczestników procesu decyzyjnego oraz pomoc w uzyskaniu odpowiedzi na pytania stawiane przez te podmioty.

Wielokryterialne wspomaganie decyzji (WWD) jest jednym z najistotniejszych nurtów współczesnej informatyki. Zapotrzebowanie na przetwarzanie danych do postaci wniosków użytecznych przy podejmowaniu decyzji obserwuje się bowiem w tak różnych dziedzinach jak ekonomia, edukacja, zarządzanie, medycyna, transport, gospodarka przestrzenna, inżynieria czy ochrona środowiska [Gre16]. Wyróżnia się przy tym trzy podstawowe kategorie wielokryterialnych problemów decyzyjnych [Roy96] (Rysunek 1):

- *porządkowanie* wariantów od najlepszego do najgorszego; np. ranking uczelni wyższych lub wnioskodawców w programie grantowym;
- *wybór* podzbioru najlepszych wariantów (w szczególności jednego z nich); np. wybór dostawcy, trasy przewozowej lub oferty przetargowej;
- *sortowanie* wariantów do zbioru predefiniowanych i uporządkowanych klas; np. kategoryzacja jednostek naukowych lub ocena stopnia ryzyka inwestycji.



Rys. 1. Kategorie wielokryterialnych problemów decyzyjnych.

Systemy komputerowego wspomaganie decyzji uwzględniają moduły elicytacji informacji preferencyjnej, konstrukcji oraz eksploatacji matematycznego modelu wiedzy (preferencji), a także generacji uzasadnień rekomendowanej decyzji. Postać preferencji, modelu wiedzy oraz uzasadnień, do których odwołuje się metoda, oraz sposób ich wykorzystania w interakcji z decydentem odgrywają kluczową rolę w uzyskaniu satysfakcjonującej rekomendacji. W związku z tym, w dążeniu do uzyskania jak największej użyteczności metod WWD, dwa podstawowe pola ich rozwoju dotyczą modelowania preferencji oraz analizy odporności rozwiązań.

Istotą *modelowania preferencji* jest reprezentowanie subiektywnych opinii decydenta w kategoriach technicznych parametrów modelu wiedzy. Doświadczenie w wykorzystaniu metod wspomaganie decyzji wskazuje, że podanie precyzyjnych wartości parametrów takich modeli lub bezpośrednio zdefiniowanie postaci modelu jest zadaniem zbyt wymagającym dla większości decydentów [Gre08]. Coraz większą uwagę przykładana się więc do uwzględnienia we wspomaganie decyzji preferencji w formie pośredniej, niekompletnej i nieprecyzyjnej. Szczególną popularność zyskują metody *regresji porządkowej* (dezagregacji preferencji) [Jac01], w których instancje modelu wiedzy spójne z preferencjami decydenta konstruuje się na podstawie podanych przez niego

przykładów decyzji dla małego podzbioru *wariantów referencyjnych* lub nieprecyzyjnych wymagań w stosunku do oczekiwanego wyniku. Badania psychologiczne wskazują, że decydenci są przyzwyczajeni do udzielania informacji w takiej formie, gdyż odwołuje się ona do ich intuicji i posiadanej już wiedzy.

Wzięcie pod uwagę preferencji obarczonych takimi naturalnymi niedoskonałościami przekłada się na brak jednoznaczności w definicji modelu wiedzy, tj. na istnienie wielu jego instancji odtwarzających preferencje decydenta. Wnioski płynące z wykorzystania tych instancji mogą się znacząco różnić, a rekomendacja silnie zależy od tego, którą z nich wybrać do jej wypracowania. Rodzi to konieczność przeprowadzenia *analizy odporności* [Roy10b], tj. badania wpływu niejednoznaczności w reprezentacji dostarczonych przez decydenta preferencji na stabilność sugerowanej przez metodę rekomendacji. Takie podejście kontrastuje z tradycyjnie wykorzystywanymi metodami WWD, które stosują arbitralne reguły wyboru jednej instancji modelu wiedzy, zaniedbując przy tym wszystkie pozostałe instancje spójne z pośrednimi, niekompletnymi lub nieprecyzyjnymi preferencjami decydenta.

Cykl prac przedstawia oryginalną *metodykę komputerowego wspomaganie decyzji* opartą na różnorodnych formach pośredniej informacji preferencyjnej oraz wszechstronnej analizie odporności rozwiązań. Metodologia to w twórczy sposób łączy teorię decyzji i sztuczną inteligencję z technikami modelowania matematycznego i symulacjami komputerowymi.

Zaproponowane algorytmy pozwalają na uwzględnienie w procesie decyzyjnym różnorodnych preferencji o charakterze pośrednim, niekompletnym i nieprecyzyjnym, w tym takich, których dotychczas nie brano pod uwagę we wspomaganie decyzji. Z kolei opracowane metody analizy odporności wykorzystują programowanie liniowe i symulacje Monte Carlo do konstrukcji rezultatów o charakterze koniecznym, probabilistycznym, możliwym, skrajnym, reprezentatywnym i jednoznacznym. Wyniki te odzwierciedlają różne poziomy pewności co do elementów sugerowanej rekomendacji. Ich analiza stymuluje decydenta do interaktywnego wzbogacenia wyrażonych preferencji, a jego zaufanie do sposobu działania metody jest potęgowane dzięki generacji dedykowanych uzasadnień oraz symulacji konsekwencji potencjalnych zmian ocen wariantów. Jako matematyczne modele preferencji rozpatrzono funkcje wartości, relacje przewyższania oraz reguły decyzyjne. Praktyczną przydatność metod udowodniono w kontekście rzeczywistych problemów z dziedziny ochrony środowiska, edukacji, ekonomii i politologii.

Omówienie celów naukowych prac wchodzących w skład prezentowanego cyklu zostanie podzielone na dziewięć następujących części, grupujących najważniejsze opracowane metody i uzyskane wyniki:

- [H1] Odporna regresja porządkowa dla problemu wielokryterialnego sortowania oparta na różnorodnych formach pośredniej informacji preferencyjnej oraz wszechstronnym badaniu odporności rozwiązań z wykorzystaniem funkcyjnego i relacyjnego modelu preferencji [P6, P12].
- [H2] Odporna regresja porządkowa dla problemów wielokryterialnego porządkowania i wyboru oparta na różnorodnych formach pośredniej informacji preferencyjnej oraz wszechstronnym badaniu odporności rozwiązań z wykorzystaniem funkcyjnego modelu preferencji [P3].
- [H3] Stochastyczna regresja porządkowa dla problemów wielokryterialnego porządkowania i sortowania z wykorzystaniem funkcyjnego modelu preferencji [P1, P2].
- [H4] Analiza odporności rozwiązań w oparciu o model wiedzy w postaci wszystkich zbiorów reguł decyzyjnych odtwarzających holistyczne preferencje decydenta dla problemów wielokryterialnego porządkowania, wyboru i sortowania [P4, P9].
- [H5] Wybór reprezentatywnej instancji modelu preferencji na podstawie wyników stochastycznej analizy odporności [P1, P2, P4, P9].

- [H6] Konstrukcja jednoznacznej rekomendacji na podstawie wyników analizy odporności [P11].
- [H7] Wspomaganie decyzji z wykorzystaniem referencyjnych i charakterystycznych profili definiujących klasy decyzyjne [P7, P8].
- [H8] Generacja wyjaśnień rekomendowanej decyzji w kontekście holistycznej informacji preferencyjnej dostarczonej przez decydenta [P5].
- [H9] Badanie konsekwencji zmian ocen wariantów w kontekście osiągnięcia lub utrzymania przez nie określonego celu decyzyjnego [P10].

H1. Odporna regresja porządkowa dla problemu wielokryterialnego sortowania oparta na różnorodnych formach pośredniej informacji preferencyjnej oraz wszechstronnym badaniu odporności rozwiązań z wykorzystaniem funkcyjnego i relacyjnego modelu preferencji

Typ akceptowanej przez metodę WWD informacji preferencyjnej, przyjęty model preferencji, procedura jego eksploatacji oraz charakterystyka zwracanych wyników mają ogromny wpływ na zapewnienie spójności pomiędzy systemem wartości decydentów, przebiegiem procesu decyzyjnego oraz rekomendacją określonej decyzji. Z jednej strony, dąży się więc do tego, by metody analizy wielokryterialnej akceptowały preferencje w różnych postaciach, w tym takich, których dotychczas nie brano pod uwagę we wspomagananiu decyzji. Wpływa to na zwiększenie elastyczności procesu elicytacji preferencji, a tym samym - umożliwia uzyskanie postępu w procesie rozwiązywania problemu decyzyjnego. Z drugiej strony, rozszerzany jest zakres narzędzi analizy odporności rozwiązań. Wyniki ich działania pozwalają na dogłębne zrozumienie konsekwencji zastosowania modelu preferencji na zbiorze wariantów, oferując decydentowi argumenty niezbędne do podjęcia decyzji lub stymulujące go do interaktywnego wzbogacenia informacji preferencyjnej.

W pracach [P6] i [P12] zaprezentowano metody wielokryterialnego sortowania wariantów decyzyjnych, które konstruują zbiór spójnych instancji modelu preferencji na podstawie trzech następujących typów informacji preferencyjnej:

- *nieprecyzyjnych przydziałów do klas* dla podzbioru wariantów referencyjnych (np. wariant *a* powinien znaleźć się w klasie *najlepszej*; wariant *b* nie powinien znaleźć się w klasie *najgorszej*);
- *porównań parami wariantów referencyjnych pod względem ich pożądanых przydziałów do klas* (np. wariant *c* jest o dwie klasy lepszy od wariantu *d*; warianty *e* oraz *f* powinny znaleźć się w tej samej klasie; wariant *g* jest o co najwyżej jedną klasę lepszy od wariantu *h*);
- *nieprecyzyjnych ograniczeń na licznosc poszczególnych klas decyzyjnych* (np. od 3 do 5 wariantów może znaleźć się w klasie *najlepszej*; co najmniej połowa wariantów musi zostać przydzielona do klasy *najgorszej*).

Wymagania takie są często formułowane w praktyce, a dotychczas istniejące metody WWD albo w ogóle nie pozwalały na ich uwzględnienie albo nie akceptowały preferencji o tak zróżnicowanym charakterze [Gre10, Kok09].

Praca [P6] skupia się na wykorzystaniu do sortowania modelu preferencji w postaci addytywnej funkcji wartości [Kee76, Zop02], dodatkowo dopuszczając ograniczenia dotyczące wklęsłości lub wypukłości cząstkowych funkcji wartości oraz pożądanых wartości całkowitych osiąganych przez warianty przypisane do określonej klasy lub przedziału klas (np. warianty przypisane do klasy co najmniej *średniej* powinny osiągać wartość nie mniejszą niż 0.4; różnica wartości pomiędzy wariantami przypisanymi do klasy *dobrej* i *złej* powinna wynosić co najmniej 0.7). Z kolei praca [P12] jest poświęcona sortowaniu z użyciem relacyjnego modelu preferencji [Bra86, Roy90], uwzględniając przy tym nieprecyzyjne ograniczenia dotyczące wartości wag poszczególnych kryteriów oraz prognozy odcięcia.

Różnorodne stwierdzenia pochodzące od decydenta są wykorzystywane w zaproponowanych metodach w procesie konstrukcji instancji modelu wiedzy spójnych z jego preferencjami. W tym celu, wykorzystano techniki *mieszanego całkowitoliczbowego programowania liniowego*. Uwzględniono przy tym specyfikę;

- procedur sortowania, w których granice między klasami decyzyjnymi są zdefiniowane bezpośrednio przez progi na skali wartości całkowitych [Zop02] lub pośrednio przez przykłady decyzji [Gre10];
- modeli preferencji charakterystycznych dla metod z rodziny Utadis [Zop02], Electre [Gov16] oraz Promethee [Beh10].

Dodatkowo, w pracy [P12] przedstawiono bardziej ogólny schemat, który można stosować z dowolnym modelem preferencji pod warunkiem, że procedura sortowania dostarcza precyzyjnych przydziałów wariantów do klas.

Uwzględnienie informacji pośredniej i niekompletnej przekłada się na brak jednoznaczności w definicji modelu, tj. istnienie wielu jego instancji spójnych z preferencjami decydenta. Rozwiązanie dedykowanych problemów programowania matematycznego, biorących pod uwagę wszystkie takie instancje, pozwala na wypracowanie następujących wyników analizy odporności [P6, P12]:

- *koniecznego i możliwego przydziału do klas decyzyjnych*, które muszą być potwierdzone przez odpowiednio wszystkie lub co najmniej jedną spójną instancję modelu (np. wariant *a* jest zawsze (koniecznie) w klasie *dobrej*; możliwa ocena wariantu *b* jako *słabego* lub *średniego* zależy od wyboru konkretnej instancji modelu);
- *koniecznej i możliwej relacji preferencji w odniesieniu do przydziałów do klas decyzyjnych*, które dla par wariantów określają, czy jeden z nich jest przypisany do klasy co najmniej tak dobrej jak drugi dla odpowiednio wszystkich lub co najmniej jednej spójnej instancji modelu (np. wariant *c* jest zawsze w klasie co najmniej tak dobrej jak wariant *d*; wariant *e* znajduje się w klasie lepszej niż wariant *f* dla co najmniej jednej spójnej instancji modelu);
- *skrajnych licznosci klas decyzyjnych*, tj. największej i najmniejszej liczby wariantów przypisanych do każdej z klas dla jakiegokolwiek spójnej instancji modelu (np. do klasy *średniej* zostało przypisanych od 5 do 10 wariantów).

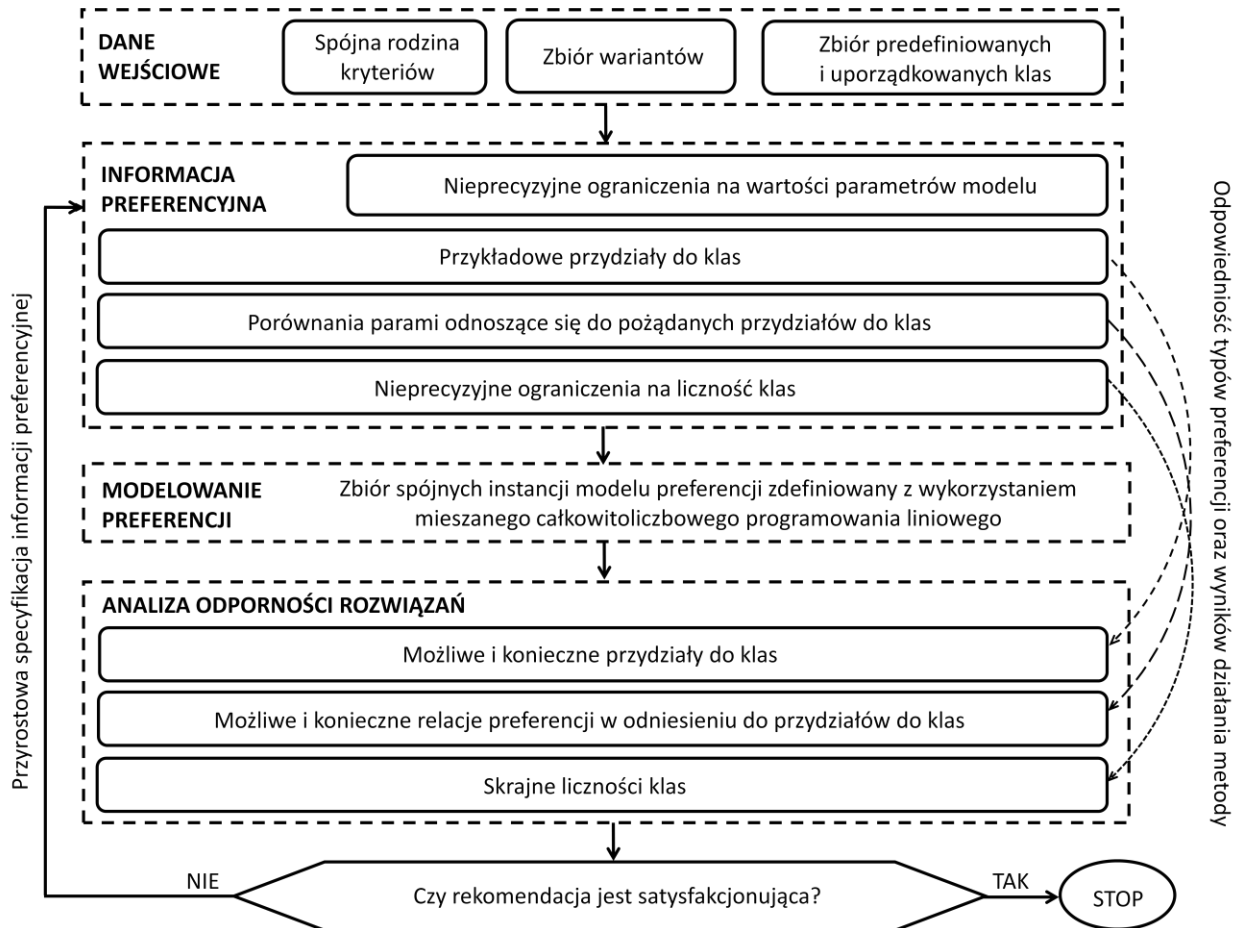
Wyniki te oferują trzy perspektywy spojrzenia na odporność rekomendacji, skupiając się na pojedynczych wariantach, parach wariantów oraz klasach decyzyjnych. Dodatkowo, dopełniają one wielowymiarowej odpowiedniości pomiędzy wejściem i wyjściem zaproponowanych metod, co jest istotne z dwóch powodów.

Po pierwsze, preferencje wyrażone przez decydenta mają bezpośrednie przełożenie na wypracowaną rekomendację. W pracy [P6] sformułowano twierdzenie, które ujmuje takie zależności. Przykładowo, jeśli decydent wymaga by w klasie najlepszej znalazło się od 3 do 5 wariantów, obserwowalne skrajne licznosci wykażą, że wariantów przypisanych do tej klasy może być jednocześnie co najmniej 3 i co najwyżej 5. Z kolei, przydział wariantu *a* do klasy co najmniej *średniej* będzie skutkowało tym, że jego możliwy przydział na pewno nie będzie szerszy.

Po drugie, wyniki tak wszechstronnego badania odporności można wykorzystać do zachęcenia decydenta do wzbogacenia informacji preferencyjnej. Przykładowo, jeśli uzna on, że obserwowalny przedział licznosci danej klasy jest za szeroki, może go ograniczyć, podając bardziej restrykcyjne wymagania co do pożądanej liczby wariantów w tej klasie. Jeśli zaś zauważy, że porządek klas dla określonej pary wariantów zależy od wyboru konkretnej instancji, może chcieć uczynić je bardziej porównywalnymi. Taka konfrontacja wyników z systemem wartości decydenta pozwala mu lepiej zrozumieć wpływ wyrażonych preferencji na działanie metody i odpowiednio zareagować.

Z praktycznego punktu widzenia, interaktywne wzbogacenie preferencji pozwala na zawężenie zbioru spójnych instancji modelu preferencji, co wpływa na zwiększenie odporności rekomendacji. W pracy [P6] sformułowano twierdzenie, które ujmuje zależności pomiędzy wynikami badania

odporności w kolejnych iteracjach. W szczególności, wraz z przyrostem informacji preferencyjnej przedziały możliwych przydziałów do klas oraz licznosci klas decyzyjnych mogą stać się węższe, a relacje koniecznej i możliwej preferencji w odniesieniu do przydziałów ulegają odpowiednio wzbogaceniu i zubożeniu. Schemat procesu decyzyjnego z wykorzystaniem zaproponowanych metod odpornej regresji porządkowej dla problemów wielokryterialnego sortowania przedstawiono na Rysunku 2.



Rys. 2. Schemat procesu decyzyjnego z wykorzystaniem zaproponowanych metod odpornej regresji porządkowej dla problemów wielokryterialnego sortowania.

Praktyczną użyteczność zaproponowanych metod zilustrowano na przykładach problemów oceny miast ze względu na oferowaną przez nie jakość życia [P6] oraz jednostek naukowych ze względu na uzyskane przez nie osiągnięcia [P12].

H2. Odporna regresja porządkowa dla problemów wielokryterialnego porządkowania i wyboru oparta na różnorodnych formach pośredniej informacji preferencyjnej oraz wszechstronnym badaniu odporności rozwiązań z wykorzystaniem funkcyjnego modelu preferencji

Celem regresji porządkowej jest uczenie się preferencji decydenta przez model wiedzy, tj. formalna reprezentacja preferencji poprzez parametry modelu. Wyniki jego zastosowania na zbiorze wariantów mogą być także wykorzystane zwrotnie do uczenia się decydenta o swoich preferencjach [Roy10a]. *Obopólne uczenie modelu i decydenta* jest cechą charakterystyczną metod zaproponowanych w ramach przedstawionego cyklu prac. Ma ono charakter iteracyjny i powinno być kontynuowane aż do chwili, gdy wypracowana rekomendacja zostanie uznana za satysfakcjonującą, tj. wystarczającą do podjęcia decyzji.

Takie konstruktywistyczne podejście do WWD zostało przedstawione w pracy [P3] na przykładzie zaproponowanej metody odpornej regresji porządkowania dla problemów wielokryterialnego porządkowania i wyboru. Metoda ta dopuszcza różnorodne formy pośredniej informacji preferencyjnej, jednocześnie oferując szerokie spektrum wyników badania odporności rozwiązań. Konstrukcja zbioru spójnych funkcji wartości opiera się w niej na czterech następujących typach pośrednich, niekompletnych i nieprecyzyjnych preferencji:

- *porównaniach parami* dla podzbioru wariantów referencyjnych (np. wariant *a* jest lepszy od wariantu *b*; warianty *c* oraz *d* są nierozróżnialne);
- *porównaniach intensywności preferencji* dla różnych par wariantów referencyjnych (np. intensywność preferencji wariantu *e* nad wariantem *f* jest większa niż dla porównania wariantów *g* oraz *h*);
- *nieprecyzyjnych ograniczeniach co do pożądaných pozycji* wariantów referencyjnych (np. wariant *i* powinien się znaleźć w najlepszej piątce wariantów; wariant *j* powinien zająć miejsce w dolnej połowie rankingu);
- *nieprecyzyjnych ograniczeniach dotyczących całkowitych wartości* wariantów referencyjnych (np. wartość całkowita dla wariantu *k* powinna być większa niż 0.7).

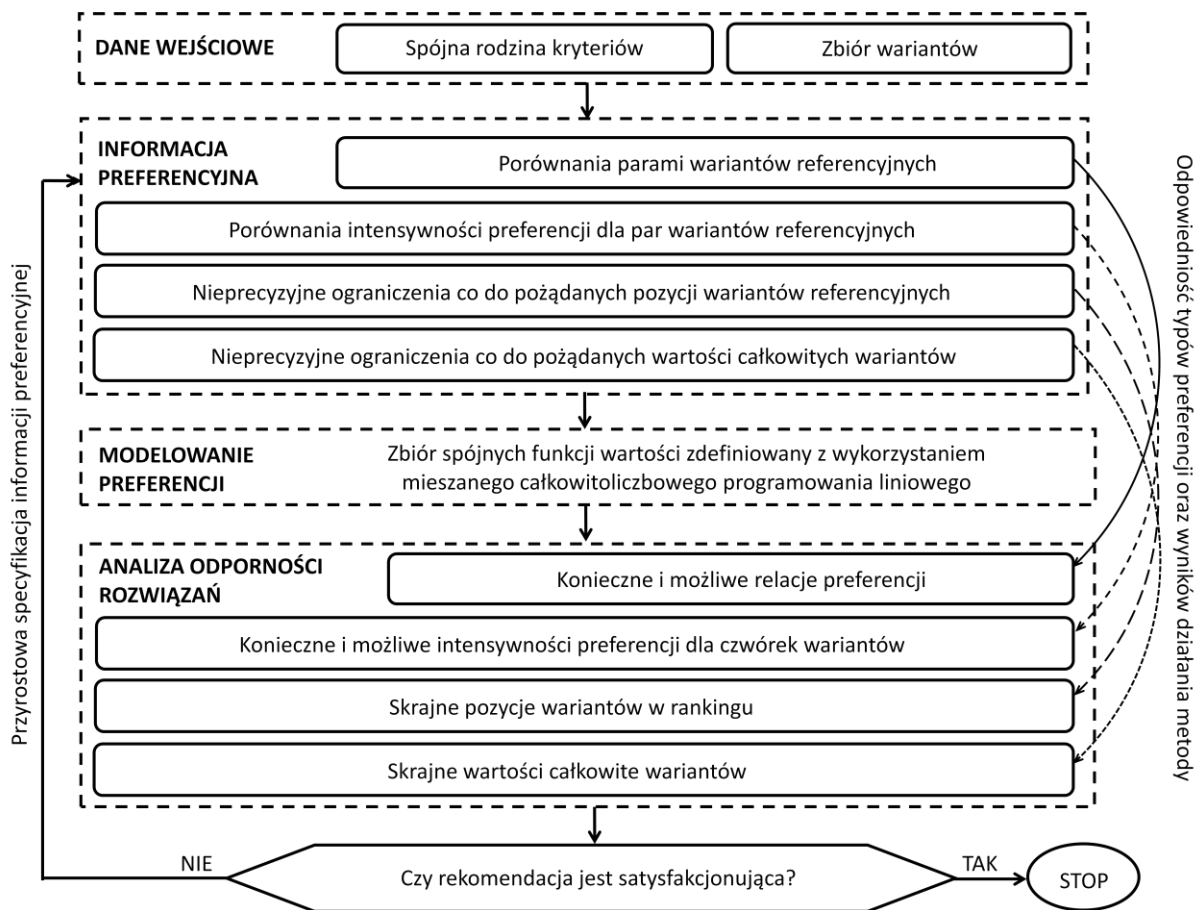
Dopuszczenie na wejściu metody powyższych przykładów decyzji i wymagań w stosunku do oczekiwanego wyniku pozwala uniknąć bezpośredniego odwołania się przez decydenta do parametrów funkcji wartości, takich jak przebieg funkcji cząstkowych czy wagi poszczególnych kryteriów. Zbiór funkcji wartości spójnych z wymaganiami sformułowanymi przez decydenta jest tu bowiem konstruowany w sposób pośredni. Jego eksploatacja prowadzi do następujących czterech wyników analizy odporności:

- *koniecznych oraz możliwych relacji preferencji oraz intensywności preferencji* dla odpowiednio par oraz czwórek wariantów (np. wariant *a* jest preferowany nad wariant *b* dla co najmniej jednej funkcji wartości spójnej z preferencjami decydenta; wariant *c* jest preferowany nad wariant *d* co najmniej tak mocno jak *e* nad *f* dla wszystkich spójnych funkcji wartości);
- *skrajnych pozycji oraz skrajnych wartości całkowitych* osiąganých przez warianty w zbiorze spójnych funkcji wartości (np. wariant *g* w najlepszym razie osiąga trzecią lokatę, a w najgorszym - jest plasowany na szóstym miejscu; obserwowalne wartości całkowite dla wariantu *h* zawierają się w przedziale [0.4, 0.7]).

W zaprezentowanej metodzie preferencje decydenta oraz wyniki mogą dotyczyć holistycznej oceny wariantów, biorąc pod uwagę wszystkie istotne punkty widzenia łącznie, lub ograniczać się tylko do wybranego podzbioru kryteriów w ich hierarchicznej strukturze.

W pracy [P3] sformułowano problemy programowania matematycznego, które pozwalają na równoczesne uwzględnienie wszystkich wymienionych powyżej typów preferencji oraz wielowymiarową analizę odporności rozwiązań. Modelowanie preferencji i konstrukcja wyników dotyczących relacji preferencji, intensywności preferencji oraz wartości całkowitych opiera się na *programowaniu liniowym*. W przypadku pozycji w rankingu wymagane jest dodatkowe uwzględnienie *zmiennych binarnych*.

Szczególną uwagę poświęcono ujęciu związków między wyrażonymi przez decydenta preferencjami oraz wynikami analizy odporności, a także ewolucji tych ostatnich wraz z przyrostową specyfikacją preferencji. Zagadnienia te są kluczowe w kontekście postulowanego paradygmatu obopólnego uczenia modelu i decydenta. Schemat procesu decyzyjnego z wykorzystaniem zaproponowanej metody odpornej regresji porządkowej dla problemów wielokryterialnego porządkowania przedstawiono na Rysunku 3. Jego praktyczną użyteczność zilustrowano w pracy [P3] na przykładzie problemu oceny innowacyjności gospodarek europejskich krajów.



Rys. 3. Schemat procesu decyzyjnego z wykorzystaniem zaproponowanej metody odpornej regresji porządkowej dla problemów wielokryterialnego porządkowania.

Podnosząc problem *uczenia preferencji*, praca [P3] dodatkowo oferuje jedno z pierwszych w literaturze naukowej porównanie dyscyplin wspomaganie decyzji oraz *uczenia maszynowego* [Fur10]. Obejmuje ono kilkadziesiąt zagadnień dotyczących charakterystyki rozważanych problemów, roli decydenta lub użytkownika, wykorzystania różnorodnych typów informacji preferencyjnej, metod konstrukcji oraz interpretowalności modelu preferencji, technik wypracowania rankingu, tolerowania niespójności w danych oraz ryzyka błędnej rekomendacji, interpretacji pojęcia odporności oraz sposobów porównywania różnych metod.

H3. Stochastyczna regresja porządkowej dla problemów wielokryterialnego porządkowania i sortowania z wykorzystaniem funkcyjnego modelu preferencji

Metody odpornej regresji porządkowej kontrastują z tradycyjnymi podejściami wspomaganie decyzji, które dokonują arbitralnego wyboru jednej instancji modelu preferencji spójnej z preferencjami decydenta [Jac01]. Biorąc pod uwagę wszystkie takie instancje, podejścia odporne dostarczają wyników koniecznych (tj. potwierdzonych przez wszystkie instancje), możliwych (tj. potwierdzonych przez co najmniej jedną instancję) oraz skrajnych (tj. najbardziej i najmniej korzystnych dla danego wariantu lub klasy). Podstawą ich obliczenia jest rozwiązanie dedykowanych problemów programowania matematycznego. Praktyka wykorzystania tych metod do wspomaganie rzeczywistych problemów decyzyjnych pokazuje jednak, że gdy zbiór spójnych instancji modelu preferencji jest bardzo liczny, odporność wyników może być niska. Odzwierciedleniem tego jest nieporównywalność wielu par wariantów względem koniecznej relacji preferencji, szerokie przedziały możliwych przydziałów do klas, czy też duże różnice między skrajnymi pozycjami wariantów.

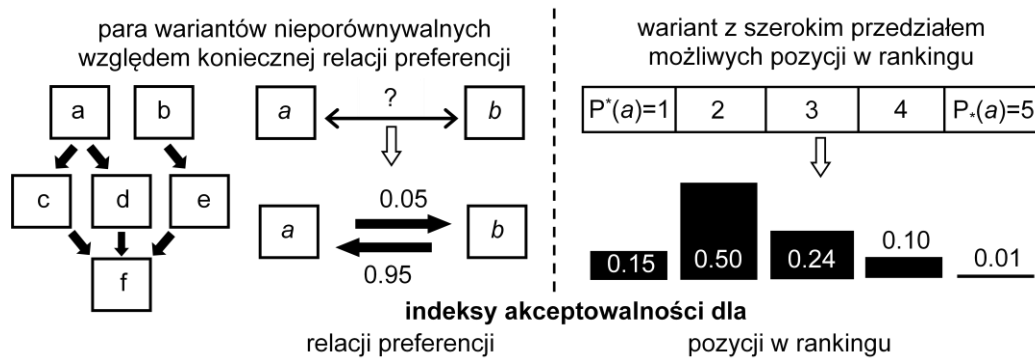
Odporna regresja porządkowa jest więc użyteczna do wskazania elementów rekomendacji, które są prawdziwe zawsze, czasami lub nigdy, ale nie pozwala na oszacowanie prawdopodobieństwa wyników, które są możliwe, ale nie konieczne. Aby to umożliwić, w ramach prezentowanego cyklu prac zaproponowano metody *stochastycznej regresji porządkowej* dla problemów wielokryterialnego porządkowania [P2] i sortowania [P1]. Metody te w istotny sposób rozszerzają znaną wcześniej w literaturze *wielokryterialną analizę akceptowalności rozwiązań* [Lah01]. Choć jako informację preferencyjną przyjęto podstawowe formy pośrednich preferencji (tj. porównania parami [P2] oraz przykładowe przydziały do klas [P1]), a jako model preferencji - zbiór addytywnych funkcji wartości [Kee76], to zaproponowane podejścia można łatwo uogólnić do innych typów preferencji i modeli. Ich istotą jest wykorzystanie symulacji Monte Carlo w celu estymacji prawdopodobieństw wyników na podstawie odpowiednio licznego podzbioru wszystkich spójnych instancji modelu preferencji. W pracach [P1] i [P2] zdefiniowano algorytmy próbkowania przestrzeni takich spójnych instancji oparte na schemacie ze zwracaniem.

Wyniki stochastycznej regresji porządkowej dla problemów porządkowania mają postać indeksów akceptowalności dla poszczególnych pozycji w rankingu (tj. wariant *a* zajmuje pozycję *k*-tą) oraz słabej relacji preferencji (tj. wariant *a* jest co najmniej tak dobry jak wariant *b*). Dla problemów sortowania uwzględniono indeksy akceptowalności dla przydziałów do klas (tj. wariant *a* jest przypisany do klasy C_h) oraz słabej relacji preferencji w odniesieniu do tych przydziałów (tj. wariant *a* jest w klasie co najmniej tak dobrej jak wariant *b*). Z formalnego punktu widzenia, wartość indeksu akceptowalności to procentowy udział spójnych instancji modelu preferencji, które potwierdzają prawdziwość określonego elementu rekomendacji. Analiza takich wyników pozwala na wskazanie najbardziej i najmniej prawdopodobnych pozycji lub klas dla danego wariantu oraz dokładne porównanie par wariantów poprzez zestawienie prawdopodobieństw preferencji jednego wariantu nad drugim w zbiorze spójnych funkcji wartości. Takie wnioski umożliwiają wskazanie, które elementy rekomendacji są bardziej odporne, a które są wrażliwe na zmiany w informacji preferencyjnej.

Wartości indeksów akceptowalności można estymować z zadaną dokładnością poprzez odpowiedni dobór liczby spójnych instancji modelu preferencji w próbce [Ter07]. Z wyjątkiem bardzo małych problemów nie można ich jednak obliczyć dokładnie. W związku z tym, w prezentowanym cyklu sformułowano rekomendację łącznej analizy estymowanych wartości indeksów akceptowalności oraz wyników koniecznych, możliwych i skrajnych. W tym kontekście, może się okazać, że estymowane wartości indeksów akceptowalności równe 0% lub 100% odpowiednio nie wykluczają możliwości lub nie potwierdzają konieczności określonego rezultatu.

W pracach [P1] i [P2] zdefiniowano wszystkie zależności pomiędzy wynikami odpornej oraz stochastycznej regresji porządkowej, wskazując na fakt ich komplementarności (jej przykład w kontekście wyników typowych dla problemu porządkowania przedstawiono na Rysunku 4). Omówiono też wpływ informacji preferencyjnej na rezultaty analizy odporności obliczone z wykorzystaniem programowania liniowego oraz symulacji Monte Carlo. Dodatkowym wkładem pracy [P2] jest dowód twierdzenia o ciągłości przedziału możliwych pozycji wariantów w przypadku analizy zbioru addytywnych funkcji wartości spójnych z porównaniami parami. Dowód ten opiera się na obserwacji, że zbiór takich funkcji jest wypukły.

Praktyczną użyteczność stochastycznej regresji porządkowej omówiono na przykładzie problemów porządkowania krajów pod względem jakości uniwersytetów, które się w nich znajdują [P2] oraz oceny poziomu rozwoju demokracji w krajach azjatyckich [P1].



Rys. 4. Przykład komplementarności wyników odpornej i stochastycznej regresji porządkowej dla problemów wielokryterialnego porządkowania.

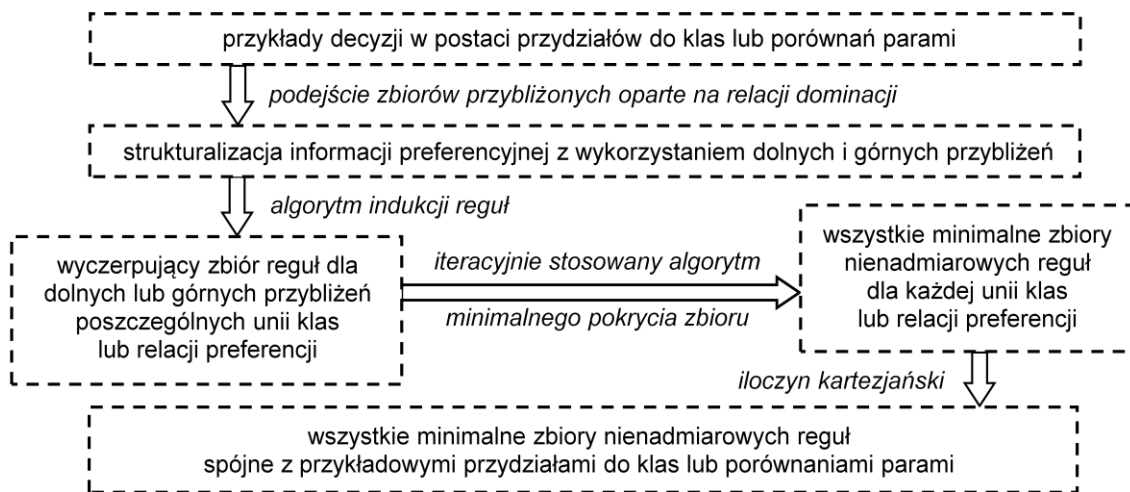
H4. Analiza odporności rozwiązań w oparciu o model wiedzy w postaci wszystkich zbiorów reguł decyzyjnych odtwarzających holistyczne preferencje decydenta dla problemów wielokryterialnego porządkowania, wyboru i sortowania

Analiza odporności rozwiązań jest jednym z najistotniejszych trendów w WWD. Pozwala ona bowiem na określenie stopnia wiarygodności wypracowanej rekomendacji, co jest kluczowe dla jej późniejszego wdrożenia, tj. ostatecznego podjęcia decyzji w zgodzie z tym, co sugeruje metoda. Wątek ten został podniesiony w pierwszej kolejności w kontekście metod opartych na funkcyjnym [Gre08] oraz relacyjnym [Gre11] modelu preferencji. W przypadku metod wykorzystujących reguły decyzyjne, dotychczas rekomendacja opierała się na arbitralnie wybranym zbiorze reguł bądź małym podzbiorem wszystkich zbiorów reguł spójnych z preferencjami decydenta uzyskanych z użyciem technik typu *bagging* lub *boosting* [Bla10, Bla11, Ste01].

W pracach wchodzących w skład prezentowanego cyklu zaproponowano metodę *odpornej regresji porządkowej dla regułowego modelu wiedzy*. Została ona sformułowana z uwzględnieniem specyfiki problemów wielokryterialnego porządkowania i wyboru [P9] oraz sortowania [P4]. Cechą charakterystyczną tych podejść jest odwołanie się do wszystkich minimalnych zbiorów nienadmiarowych reguł spójnych z holistycznymi preferencjami decydenta i weryfikacja konsekwencji ich zastosowania na całym zbiorze wariantów.

W przypadku wykorzystania funkcyjnego lub relacyjnego modelu preferencji, konstrukcja zbioru spójnych instancji opiera się na sformułowaniu liniowych ograniczeń dotyczących wartości parametrów modelu. Obliczenie wyników koniecznych, możliwych lub skrajnych bazuje zaś tam na rozwiązaniu problemów programowania matematycznego, które weryfikują określoną hipotezę przy takim zbiorze ograniczeń. Specyfika modelu regułowego powoduje, że wszystkie minimalne zbiory reguł spójne z preferencjami decydenta muszą być odkryte w sposób jawny.

Prezentowane metody wykorzystują informację preferencyjną w postaci holistycznych przykładów decyzji, tj. potencjalnie nieprecyzyjnych przydziałów do klas dla problemów sortowania oraz porównań parami odnoszących się do prawdziwości relacji przewyższania lub nieprzewyższania dla problemów porządkowania i wyboru. Zaproponowane w pracach [P4] i [P9] algorytmy indukcji wszystkich minimalnych zbiorów nienadmiarowych reguł składają się z czterech etapów, które przedstawiono na Rysunku 5. Wykorzystują one odpowiednio zaadaptowane lub rozszerzone: podejście zbiorów przybliżonych oparte na relacji dominacji w ujęciu ze stałą lub zmienną spójnością [Slo12], algorytm indukcji wszystkich nienadmiarowych reguł z dolnego lub górnego przybliżenia określonej unii klas lub relacji preferencji, a także algorytm konstrukcji wszystkich minimalnych zbiorów reguł dla danej unii lub relacji, bazujący na analogii do rozwiązania problemu minimalnego pokrycia zbioru [Vaz01].



Rys. 5. Algorytm generacji wszystkich minimalnych zbiorów nienadmiarowych reguł.

Każdy z minimalnych zbiorów nienadmiarowych reguł jest stosowany indywidualnie do wypracowania rekomendacji w duchu problemu porządkowania lub sortowania, a analiza odporności opiera się na agregacji wyników zastosowania wszystkich takich zbiorów. W kontekście problemów porządkowania pozwala to na konstrukcję koniecznej i możliwej relacji preferencji, obliczenie skrajnych pozycji wariantów oraz odpowiadających im indeksów akceptowalności [P9]. Zaproponowano także procedury eksploatacji struktury preferencji utworzonej w wyniku zastosowania koniecznych lub probabilistycznych relacji. Tworzą one ranking wariantów na podstawie bilansu przepływów. Uwzględniono tu logikę dwuwartościową, która opiera się na relacji przewyższania i nieprzewyższania, oraz logikę czterowartościową, która uwzględnia przewyższanie o charakterze prawdziwym, fałszywym, nieznanym lub sprzecznym.

W przypadku problemów sortowania wyniki o charakterze koniecznym, możliwym i skrajnym oraz wartości indeksów akceptowalności dotyczą przydziałów do klas [P4], choć można je wykorzystać także w kontekście relacji preferencji odnoszącej się do przydziałów oraz liczności klas. Dodatkowy wkład omawianych prac wynika ze:

- zdefiniowania pojęcia kluczowej (rozstrzygającej) reguły decyzyjnej, która w kontekście zastosowania wielu zbiorów reguł ma największy wpływ na rekomendację wypracowaną dla danego wariantu [P4];
- ilustracji praktycznej przydatności metod na przykładach oceny ryzyka dla życia ryb w środowisku naturalnym dla obszarów wodnych w Normandii [P4] oraz rankingu innowacyjności polskich miast [P9].

H5. Wybór reprezentatywnej instancji modelu preferencji na podstawie wyników stochastycznej analizy odporności

Większość istniejących metod WWD opartych na paradygmacie dezagregacji preferencji zakłada wybór pojedynczej spójnej instancji modelu preferencji, która wykorzystywana jest do wypracowania rekomendacji [Beu01, Jac01]. Wybór takiej instancji wynika z zastosowania predefiniowanych reguł, które najczęściej opierają się na kryterium różnie interpretowanej centralności [Bou10]. Biorąc pod uwagę wszystkie spójne instancje modelu preferencji, metody odpornej i stochastycznej regresji porządkowej mają na celu przedstawienie różnych konsekwencji podanej przez decydenta informacji preferencyjnej. Takie wyniki są z definicji bardziej wiarygodne niż rekomendacja płynąca z zastosowania arbitralnie wybranej instancji. Nie zmienia to faktu, że w wielu sytuacjach decyzyjnych pożądanym jest przypisanie parametrom modelu precyzyjnych wartości. Dla większości użytkowników

analiza pojedynczej instancji oraz odpowiadających jej jednoznacznych wyników jest bowiem mniej abstrakcyjna niż rozpatrywanie całego ich zbioru.

W ramach prezentowanego cyklu prac przedstawiono szereg procedur wyboru *reprezentatywnej instancji modelu preferencji* na podstawie wyników stochastycznej analizy odporności. Mają one na celu wskazanie pojedynczej instancji, która reprezentowałaby wszystkie pozostałe przez fakt, że wnoszą one wkład w jej wybór. Zaproponowano przy tym dwa różne sposoby postępowania. Pierwszy z nich zakłada wybór reprezentatywnej instancji, która uwypukla konsekwencje wynikające z zastosowania wszystkich spójnych instancji modelu preferencji [P1, P2]. Drugi szuka zaś instancji, która potwierdza elementy rekomendacji, występujące najczęściej w wyniku zastosowania wszystkich spójnych instancji [P4, P9].

W pracach [P1] i [P2] sformułowano *procedury wyboru reprezentatywnej funkcji wartości dla problemów porządkowania i sortowania* w oparciu o wyniki stochastycznej regresji porządkowej. Eksploatują one indeksy akceptowalności w celu określenia pożądanej relacji pomiędzy wartościami całkowitymi dla wszystkich par wariantów. Zasada kierująca wyborem reprezentatywnej funkcji mówi, że im większa liczba spójnych funkcji wartości, dla których jeden wariant jest wyżej w rankingu lub w lepszej klasie niż drugi, tym większa powinna być jego przewaga pod względem przypisanej mu reprezentatywnej wartości całkowitej. Celem jest zatem uwypuklenie supremacji jednych wariantów nad innymi, która jest obserwowana w przekroju całego zbioru spójnych instancji lub podkreślenie niejednoznaczności w porównaniu innych par wariantów, które zawsze osiągają ten sam wynik lub dla których porządek pozycji/klas jest niejednoznaczny. Procedury te nie tracą więc korzyści wynikających ze znajomości zbioru spójnych funkcji wartości, a poprzez zwięzłą i precyzyjną reprezentację wyników analizy odporności ułatwiają ich zrozumienie.

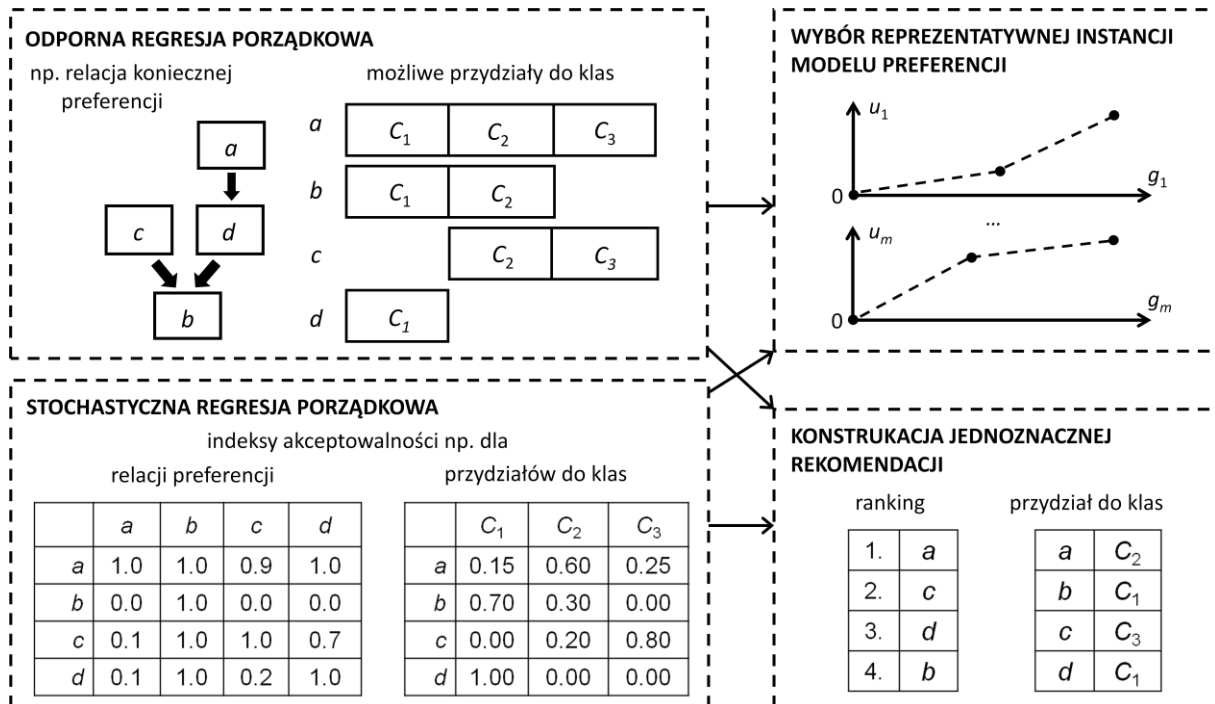
O ile wybór reprezentatywnej funkcji wartości jest realizowany przez rozwiązanie dedykowanych problemów programowania liniowego, to *wyбір reprezentatywnego zbioru reguł* wynika z przeglądu własności wszystkich jawnie skonstruowanych spójnych zbiorów reguł. W pracach [P4] i [P9] sformułowano procedury wyboru takiego zbioru dla problemów sortowania i porządkowania. Zakładają one, że rekomendacja, którą sugeruje reprezentatywny zbiór reguł dla różnych wariantów lub ich par powinna być zgodna z rekomendacją wypracowaną przez jak największą liczbą spójnych zbiorów reguł. W przypadku problemów sortowania maksymalizowane jest więc minimalne lub sumaryczne wsparcie dla klas sugerowanych przez ten zbiór reguł dla każdego wariantu. Dla problemów porządkowania w analogiczny sposób optymalizowane jest wsparcie dla typu relacji przewyższania sugerowanej przez reprezentatywny zbiór reguł dla każdej pary wariantów. Procedury te identyfikują więc instancję, która potwierdza najczęstsze wskazania elementarnych składowych rekomendacji wypracowanej z wykorzystaniem wszystkich spójnych instancji modelu preferencji.

H6. Konstrukcja jednoznacznej rekomendacji na podstawie wyników analizy odporności

Trzy podstawowe nurty metodologiczne funkcjonujące w WWD w kontekście wykorzystania pośredniej informacji preferencyjnej są reprezentowane przez podejścia odpornej i stochastycznej regresji porządkowej oraz procedury wyboru reprezentatywnej instancji modelu preferencji na podstawie wyników analizy odporności. W prezentowanym cyklu prac zapoczątkowano także czwarty nurt, który ma na celu *konstrukcję jednoznacznej rekomendacji poprzez eksploatację i agregację wyników odpornych* bez wyboru spójnej instancji modelu preferencji (Rysunek 6).

W pracy [P11] przedstawiono metody rankingowe oparte na modelu preferencji w postaci addytywnej funkcji wartości. Eksploatują one konieczną relację preferencji, skrajne pozycje w rankingu oraz odpowiadające im indeksy akceptowalności w celu uszeregowania wariantów od najlepszego do najgorszego. Większość z tych procedur zakłada obliczenie bilansu przepływów poprzez wykorzystanie różnych operatorów takich jak minimum, maksimum czy suma do agregacji wyników

odpornej lub stochastycznej regresji porządkowej [Bou92, Sze14]. Przykładowe trzy spośród kilkudziesięciu rozważonych w pracy metod szeregują warianty, odwołując się do ich najlepszych pozycji, lub liczby obiektów, nad które są one koniecznie preferowane, lub najmniej korzystnego indeksu akceptowalności dla relacji preferencji w zestawieniu z jakimkolwiek innym wariantem. Zaproponowane metody eksploatacji mają charakter jedno- lub wieloetapowy. Zasadą tych drugich jest zastosowanie w kolejnych etapach tej samej funkcji oceny w celu rozstrzygnięcia potencjalnych remisów dla podzbiorów wariantów.



Rys. 6. Podstawowe nurty metodologiczne rozwijane w wielokryterialnym wspomaganie decyzji w kontekście regresji porządkowej.

Dla zaproponowanych procedur przeprowadzono rozległy eksperyment obliczeniowy [P11]. Jego istotą była ocena, na ile dobrze każda z procedur jest w stanie odtworzyć prawdziwe preferencje decydenta, które w metodzie były reprezentowane przez ograniczoną liczbę porównań parami. Wyniki eksperymentu odwołują się do pięciu miar zgodności rekomendacji dla problemów wyboru i porządkowania (w tym trzech oryginalnych). Wskazują one, że jeśli celem jest wybór najbardziej preferowanego wariantu, to na gruncie badania odporności najlepszym rozwiązaniem jest analiza indeksów akceptowalności dla pierwszej pozycji w rankingu i identyfikacja wariantu, dla którego wartość takiego indeksu jest największa. Jeśli jednak istotny jest cały ranking, to największą zgodność z preferencjami decydenta osiąga się poprzez uszeregowanie wariantów względem ich oczekiwanej pozycji w rankingu lub różnicy przepływów skonstruowanych na bazie indeksów akceptowalności dla relacji preferencji.

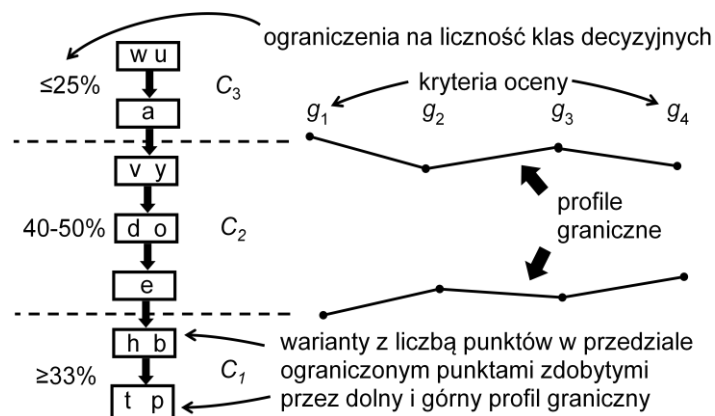
H7. Wspomaganie decyzji z wykorzystaniem referencyjnych i charakterystycznych profili definiujących klasy decyzyjne

Jedną z najistotniejszych cech metod WWD jest interpretowalność procedur, które są przez nie wykorzystywane do wypracowania rekomendacji. W tym kontekście, w analizie problemów wielokryterialnego sortowania na znaczeniu zyskują metody, które uzależniają przydział wariantów do klas od ich porównania z profilami referencyjnymi. Profile te reprezentują wymagania lub normy na poszczególnych kryteriach, które wariant powinien osiągnąć, by znaleźć się w określonej klasie.

W ramach prezentowanego cyklu prac zaproponowano dwie nowe metody WWD, których reguły decyzyjne wykorzystują profile referencyjne. W obydwu przypadkach wykorzystano relacyjny model preferencji [Beh10, Gov16].

Opracowanie metody przedstawionej w pracy [P7] było motywowane oceną parametryczną jednostek naukowych w Polsce. Istota tej oceny polega na przypisaniu każdej jednostki do jednej z predefiniowanych i uporządkowanych klas na podstawie porównań parami z wszystkimi pozostałymi jednostkami. W pracy przedstawiono modele matematyczne, które pozwalają na konstrukcję *granicznych (separujących) profili referencyjnych* w celu zwiększenia interpretowalności uzyskanych wyników. Profile tworzone są tak, by każda klasa decyzyjna kumulowała warianty, które osiągają wynik co najmniej tak dobry jak profil ograniczający ją od dołu i gorszy niż profil ograniczający ją od góry. Na etapie konstrukcji profili uwzględnia się dodatkowo pożądane licznosci klas tak, by w związku z ograniczonym budżetem instytucji finansującej można było narzucić wymagania odnośnie minimalnej i maksymalnej liczby jednostek, które mogą znaleźć się w poszczególnych klasach (Rysunek 7).

Unikalność zaproponowanego podejścia wynika z faktu, że jednocześnie mierzy się ono z problemami wielokryterialnego sortowania i porządkowania. Jednostki przypisane do danej klasy są bowiem uporządkowane pod względem osiągniętego przez każdą z nich rezultatu, który wynika z jej porównania z innymi jednostkami i profilami referencyjnymi. Pozwala to na wskazanie jednostek, które są bliższe osiągnięciu klasy lepszej oraz tych, które muszą bronić się przed spadkiem do klasy gorszej, a także na dostarczenie jednostkom informacji o ich względnej efektywności.



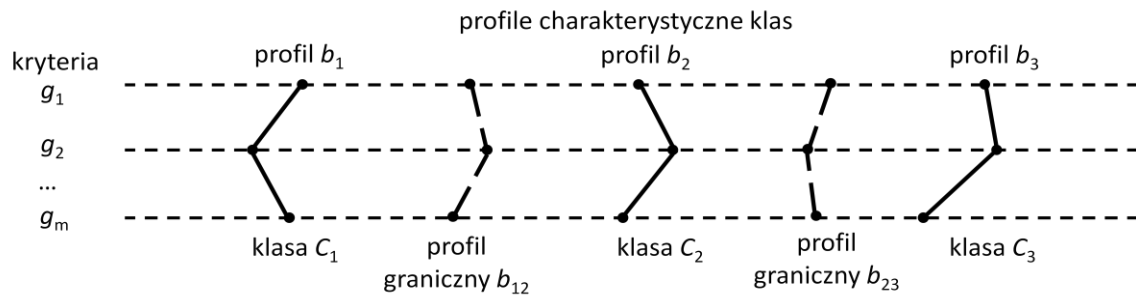
Rys. 7. Przykładowe założenia dotyczące konstrukcji profili referencyjnych dla problemu oceny parametrycznej jednostek naukowych.

W pracy sformułowano modele matematyczne oparte na mieszanym całkowitoliczbowym programowaniu liniowym, które pozwalają na:

- realizację porównań parami z uwzględnieniem progu preferencji i ewentualnie progu nierozróżnialności;
- przyznanie każdej jednostce rozmytej lub binarnej liczby punktów wynikających z porównania z inną jednostką lub profilem na podstawie zestawienia stopni preferencji obliczonych zgodnie z założeniami metody Promethee [Beh10];
- analizę odporności sugerowanej rekomendacji z wykorzystaniem możliwych przydziałów do klas oraz skrajnych pozycji jednostek w kontekście potencjalnego istnienia wielu profili referencyjnych, które spełniają wymagania decydenta.

Druga z zaproponowanych w tej grupie metod zakłada, że przydział wariantów do klas decyzyjnych wynika z ich porównania z profilami charakterystycznymi klas. W przeciwieństwie do profili granicznych, składają się one z najbardziej typowych dla danej klasy ocen na każdym kryterium

(Rysunek 8). Motywacją dla propozycji przedstawionych w pracy [P8] był rozwój metody Electre TRI-C [Alm10], która wymaga od decydenta bezpośredniego podania szeregu parametrów dla relacyjnego modelu preferencji. Metoda ta wykorzystuje dwie procedury - wstępującą i zstępującą - do wskazania klas ograniczających potencjalnie nieprecyzyjny przydział dla danego wariantu. Z punktu widzenia interpretowalności jej działania, problematyczny jest fakt, że kolejność klas wskazanych przez te reguły nie jest jednoznaczna, tzn. klasa ograniczająca przydział od dołu lub od góry może być wskazana przez regułę wstępującą lub zstępującą zależnie od parametrów modelu. Wkład pracy [P8] w rozwój rodziny metod wykorzystujących profile charakterystyczne klas należy postrzegać czterostopniowo.



Rys. 8. Definicja przykładowych profili charakterystycznych i granicznych dla klas decyzyjnych.

Po pierwsze dokonano szczegółowej analizy sposobu działania wstępującej oraz zstępującej reguły dla metody Electre TRI-C oraz warunków, przy których każda z tych reguł sugeruje klasę ograniczającą przydział dla danego wariantu od dołu lub od góry. Na tej podstawie sformułowano nowe reguły przydziału, które jednoznacznie wskazują najgorszą i najlepszą klasę, do której może trafić dany wariant.

Po drugie, sformułowano modele matematyczne, które pozwalają na dezagregację preferencji w kontekście metody Electre TRI-C. Zaproponowane podejście jest historycznie pierwszym opartym na relacyjnym modelu preferencji, które dopuszcza nieprecyzyjne przydziały do klas. Fakt ten zwiększa swobodę procesu elicytacji informacji preferencyjnej, dopuszczając stwierdzenia, które wyrażają wahanie decydenta w stosunku do pożądanego przydziału (np. wariant *a* powinien znaleźć się w klasie *średniej* lub *dobrej*; wariant *b* nie powinien znaleźć się w klasie *najgorszej*). W pracy wykorzystano przykładowe przydziały do klas do sformułowania ograniczeń na wartości parametrów międzykryterialnych (takich jak wagi kryteriów, próg odcięcia czy progi weta), których bezpośrednia specyfikacja jest najbardziej wymagająca dla decydentów.

Po trzecie, opracowano zasadę odpornej regresji porządkowej dla metody Electre TRI-C. W szczególności, zaproponowano problemy mieszanego całkowitoliczbowego programowania liniowego, które pozwalają na wyznaczenie dla każdego wariantu możliwego oraz koniecznego przydziału do klasy.

Po czwarte, sformułowano nowe procedury przydziału do klas, dając początek metodzie Electre TRI-rC. Ich interpretowalność jest zdecydowanie wyższa niż w przypadku Electre TRI-C, co pozwala na uzasadnienie wypracowanego przydziału w kontekście sformułowania reguł, które o tym decydują. Przykładowo, jeśli C_h jest klasą najgorszą sugerowaną dla wariantu *a*, można to uzasadnić preferencją tego wariantu nad wszystkimi profilami charakterystycznym klas gorszych od C_h oraz wystarczająco silnymi argumentami za tym, że *a* jest co najmniej tak dobry jak profil charakterystyczny klasy C_h . Poza tym, zaproponowane reguły charakteryzują się lepszymi własnościami z punktu widzenia odpowiadającego im podejścia regresji porządkowej. W pracy udowodniono, że przestrzeń parametrów relacyjnego modelu preferencji spójna z przykładowymi przydziałami decydenta jest wypukła. To z kolei, przekłada się na ciągłość przedziału możliwych klas dla każdego wariantu, co znowu jest pożądane z punktu widzenia interpretowalności rekomendacji.

H8. Generacja wyjaśnień rekomendowanej decyzji w kontekście holistycznej informacji preferencyjnej dostarczonej przez decydenta

Każda metoda WWD powinna gwarantować decydentowi nie tylko możliwość zdobycia dodatkowej wiedzy o problemie, z którym się on mierzy, ale także przekonanie o wpływie jego preferencji na ostateczną rekomendację oraz zaletach wypracowanego rozwiązania. Wymaga to generacji dedykowanych uzasadnień, które dowodziłyby słuszności i poprawności sugerowanej decyzji. Pomimo swojej istotności, w większości istniejących systemów wspomaganie decyzji moduł *generacji wyjaśnień* jest jednak pomijany [Amg09, Car06]. Aby wypełnić tę lukę dla metod odpornej regresji porządkowej, w pracy [P5] podjęto temat generacji uzasadnień, które wskazują bezpośredni związek pomiędzy przykładami decyzji podanymi na wejście metody a wynikami prezentowanymi na jej wyjściu. Skupiono się przy tym na wykorzystaniu informacji preferencyjnej w postaci porównań parami lub przykładowych przedziałów do klas w kontekście funkcyjnego modelu preferencji. Głównym wkładem pracy jest definicja trzech typów uzasadnień oraz podanie algorytmów pozwalających na ich generację.

Pierwsze z zaproponowanych uzasadnień ma postać *reduktu preferencyjnego* zdefiniowanego jako minimalny podzbiór elementów informacji preferencyjnej dostarczonych przez decydenta, implikujący prawdziwość wyniku, który jest aktualnie obserwowalny w przekroju wszystkich spójnych instancji modelu preferencji. Przykładowo, redukt preferencyjny dla koniecznej relacji preferencji dla określonej pary wariantów to minimalny podzbiór porównań parami, które wymuszają prawdziwość tej relacji. Analizując taki redukt, decydent mógłby się dowiedzieć, że wariant *a* jest koniecznie preferowany nad wariant *b* w konsekwencji porównania przez niego par wariantów *c* i *d* oraz *e* i *f*, a wszystkie pozostałe dostarczone porównania nie miały na ten element rekomendacji żadnego wpływu.

Minimalność reduktu preferencyjnego wynika więc z faktu, że żaden jego podzbiór właściwy sam nie implikuje prawdziwości rozważanego wyniku. W pracy [P5] sformułowano dwa alternatywne algorytmy, pozwalające na wyznaczenie reduktu: metodę addytywną oraz filtrowanie usuwające. Opierają się one na obserwacji, że problem ten jest analogiczny do identyfikacji *nienadmiarowego systemu niespójności* [Chi08], a więc zbioru ograniczeń problemu programowania matematycznego, który sam jest niespójny, ale każdy z jego podzbiorów właściwych jest spójny.

Motywacją dla drugiego typu uzasadnień była obserwacja, że dla tego samego elementu rekomendacji może istnieć wiele reduktów preferencyjnych. Ich iloczyn jest nazywany *rdzeniem preferencyjnym*. Z praktycznego punktu widzenia rdzeń zawiera elementy informacji preferencyjnej, które są najbardziej kluczowe dla prawdziwości aktualnie obserwowanego wyniku. W pracy [P5] sformułowano metodę addytywną, która pozwala na jego wyznaczenie.

Trzeci typ uzasadnień ma postać *konstruktu preferencyjnego* zdefiniowanego jako maksymalny podzbiór elementów informacji preferencyjnej, dopuszczający prawdziwość wyniku, który nie zachodzi przy wzięciu pod uwagę wszystkich takich elementów dostarczonych przez decydenta. Przykładowo, w kontekście przydziału do klasy, który aktualnie nie jest możliwy dla określonego wariantu, konstrukt preferencyjny to maksymalny podzbiór przykładowych przydziałów do klas, które dopuszczałyby jego prawdziwość. Analizując taki konstrukt, decydent mógłby się dowiedzieć, że wariant *a* byłby oceniony jako *dobry* pod warunkiem, że usunąłby ocenę wariantu *b* jako *średniego*, pozostawiając wszystkie pozostałe przykładowe przydziały.

W pracy [P5] sformułowano algorytm wykorzystujący mieszane całkowitoliczbowe programowanie liniowe, pozwalający na wyznaczenie wszystkich konstruktywów preferencyjnych. Opiera się on na obserwacji, że problem znalezienia konstruktu preferencyjnego jest analogiczny do identyfikacji *maksymalnego podzbioru spójności* [Chi08], a więc podzbioru ograniczeń problemu programowania matematycznego, który sam jest spójny, ale wszystkie jego nadzbiory właściwe są

niespójne. Maksymalność konstruktów oznacza więc, że składa się on z wszystkich elementów informacji preferencyjnej, które są spójne z hipotezą dopuszczającą prawdziwość wyniku, który aktualnie nie zachodzi.

Algorytmy generacji wszystkich powyższych uzasadnień sformułowano dla różnych typów wyników charakterystycznych dla problemów porządkowania i sortowania. Omówiono też ich rozszerzenia, pozwalające na uwzględnienie wiedzy o stopniach pewności skojarzonych z poszczególnymi elementami informacji preferencyjnej lub argumentów wskazanych przez użytkownika.

Dzięki znajomości takich wyjaśnień decydent zyskuje możliwość lepszego zrozumienia wpływu poszczególnych elementów dostarczonej przez siebie informacji preferencyjnej na wypracowaną rekomendację, a w konsekwencji zdobywa dodatkowe argumenty za jej zasadnością. Zrozumienie sugerowanej rekomendacji ma szczególną wagę tam, gdzie podejmowane są trudne i ryzykowne decyzje, np. o charakterze medycznym.

H9. Badanie konsekwencji zmian ocen wariantów w kontekście osiągnięcia lub utrzymania przez nie określonego celu decyzyjnego

Analiza rekomendacji wypracowanej z wykorzystaniem metod WWD często stymuluje decydentów do rozważenia scenariuszy typu "co stałoby się, gdyby...". Najczęściej odnoszą się one do wariantów lub kryteriów, wobec których decydent przejawia szczególne zainteresowanie. Odpowiedź na takie wątpliwości wymaga przeprowadzenia *analizy wrażliwości* rozwiązań. W tym zakresie, ogromna większość podejść WWD skupia się na ocenie wpływu niepewności w definicji parametrów modelu preferencji decydenta (np. wag przypisanych poszczególnym kryteriom) na uzyskaną rekomendację. Tylko nieliczne procedury badają wpływ modyfikacji ocen poszczególnych wariantów na otrzymany wynik [Bey08]. Źródłem tych ocen są zwykle dostępne dane, modele lub opinie ekspertów. Każdy z tych przypadków wiąże się z niepewnością, stąd pożądane jest przypisanie im istotnej roli w analizie wrażliwości rozwiązań.

W pracy [P10] zaproponowano schemat *analizy post factum*, którego celem jest badanie wpływu zmian ocen poszczególnych wariantów na rekomendację. Analiza jest tu motywowana pytaniami aktywnie stawianymi przez decydenta na podstawie oglądu aktualnej rekomendacji. Pytania te odnoszą się do polepszenia lub pogorszenia ocen danego wariantu, które pozwoliłyby na odpowiednio osiągnięcie lub utrzymanie konkretnego celu decyzyjnego. Umożliwia to rozważenie scenariuszy typu "co musiałyby lub mogłyby się wydarzyć, aby...", co kontrastuje z pasywnie rozumianą analizą wrażliwości, która weryfikuje, jak bardzo zmieni się rekomendacja dla innych niż aktualnie założone parametrów wejściowych [Roy10b].

W pracy sformułowano cele decyzyjne, które różnią się na pięciu płaszczyznach. Po pierwsze, rozważono cele typowe dla problemów porządkowania (np. preferencja nad innym wariantem lub zajęcie określonego miejsca w rankingu) i sortowania (np. przypisanie do konkretnej klasy). Po drugie, ich specyfikację uzależniono od aktualnie obserwowanego wyniku. Jeżeli cel nie jest osiągnięty przez wariant w obecnie wypracowanej rekomendacji, zadanie dotyczy wyznaczenia minimalnej poprawy ocen, która pozwoliłaby go osiągnąć. Jeśli jednak cel jest już przez wariant osiągnięty, analiza dotyczy określenia maksymalnego pogorszenia ocen, na które wariant może sobie pozwolić, aby ten cel utrzymać. Po trzecie, poziom pewności skojarzony z celem może determinować konieczność lub możliwość jego zajęcia dla odpowiednio wszystkich lub co najmniej jednej spójnej instancji modelu preferencji. Po czwarte, środkiem osiągnięcia celu może być zmiana ocen na wszystkich kryteriach bądź ich dowolnym podzbiore. Po piąte, rozważono różne schematy zmian ocen wariantów. Pomimo że praca skupia się na zmianach względnych, tj. mnożeniu ocen przez wspólny czynnik, to omówiono także schemat ze zmianami bezwzględnymi.

Dla każdego z powyższych scenariuszy sformułowano algorytmy, które pozwalają odpowiedzieć na pytanie, jak powinny się zmienić oceny wariantu, aby uzyskać lub utrzymał on konkretny cel. Zdefiniowano także pojęcia, które odpowiadają rozwiązaniom takich problemów. Przykładowo, *kompleksowe konieczne polepszenie w kontekście osiągnięcia konkretnego celu* to minimalna poprawa ocen wariantu na wszystkich kryteriach, przy której cel byłby spełniony dla wszystkich instancji modelu preferencji spójnych z preferencjami decydenta. Z kolei, *częściowe możliwe pogorszenie w kontekście utrzymania konkretnego celu* to maksymalna deterioracja ocen na podzbiorze kryteriów, przy której cel wciąż byłby utrzymany dla co najmniej jednej spójnej instancji modelu preferencji. Choć sformułowane problemy mają charakter nieliniowy, to przybliżenie rozwiązania optymalnego można dla nich uzyskać, korzystając z prostych heurystyk, takich jak metoda połowienia przedziału (w przypadku zmian względnych) lub algorytmy genetyczne (dla zmian bezwzględnych).

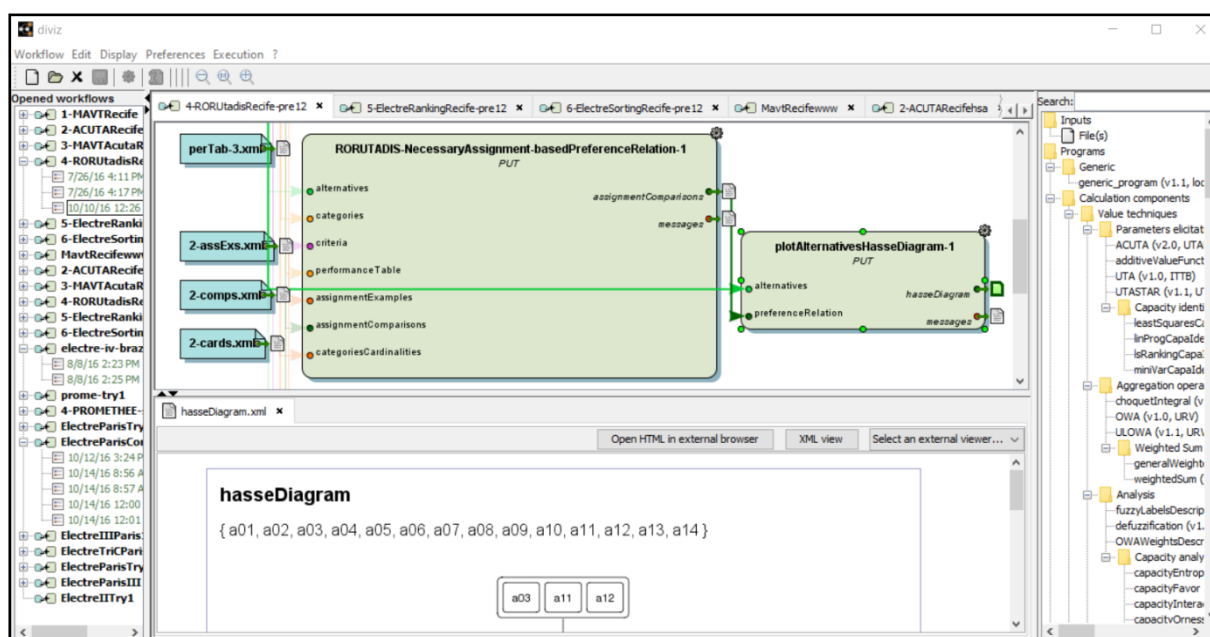
W pracy sformułowano też szereg relacji pomiędzy wynikami analizy post factum dla scenariuszy o różnym charakterze. Przykładowo, im bardziej wymagający cel (np. przypisanie wariantu do klasy *dobrej* lub *średniej*), tym większa poprawa wymagana jest do jego osiągnięcia. Z kolei, osiągnięcie celu dla wszystkich spójnych instancji modelu preferencji (np. koniecznej relacji preferencji) wymaga większych zmian ocen niż dla co najmniej jednej takiej instancji (np. możliwej relacji preferencji). Analogiczne własności sformułowano dla porównania wymaganych zmian ocen na różnych podzbiorach kryteriów. Praktyczną użyteczność zaproponowanego schematu zilustrowano na przykładzie oceny poziomu ochrony środowiska w europejskich miastach.

Wyniki analizy post factum mogą znaleźć zastosowanie na etapie projektowania wariantów decyzyjnych oraz w planowaniu, pozwalając na zwiększenie efektywności podejmowania decyzji oraz zmniejszenie zużycia zasobów. Mogą one posłużyć także do opracowania rankingu wariantów pod względem ich odległości od osiągnięcia konkretnego celu, np. pierwszej pozycji lub przydziału do najlepszej klasy decyzyjnej. Taka analiza jest też ważna z punktu widzenia badania odporności rekomendacji. Wskazuje bowiem, które jej części są stabilne, pozostając bez zmian przy stosunkowo dużych wahaniach ocen wariantów, a które są wrażliwe nawet na niewielkie zmiany ocen. W tym drugim przypadku, decydent musi mieć świadomość ryzyka związanego z niepewnością przy podejmowaniu decyzji dotyczącej takich wariantów. Zyskuje też precyzyjne wskazanie ocen o krytycznym charakterze dla uzyskanej rekomendacji.

Oprogramowanie

Przedstawione metody analizy wielokryterialnej zostały zaimplementowane w języku R, Python lub Java. Większość z nich została udostępniona w formie komponentów programistycznych na platformie *diviz* [Mey12]. *Diviz* reprezentuje nowatorską koncepcję środowiska, skupiającego większą liczbę podejść WWD. Inicjatywa ta łączy wysiłki badaczy z kilku wiodących europejskich ośrodków zajmujących się algorytmiczną teorią decyzji w ramach projektu *Decision Deck*.

Przedstawione w ramach cyklu prac procedury modelowania preferencji, analizy odporności i przetwarzania danych wielowymiarowych są dostępne w ramach platformy jako elementarne moduły, które można łączyć w tzw. algorytmiczne przepływy (Rysunek 9). Pozwala to na odpowiednie dostosowanie metod do potrzeb analityka, a nawet tworzenie przez niego nowych podejść bez jakiegokolwiek wiedzy programistycznej oraz matematycznej. Z technicznego punktu widzenia, komponenty te mają formę usług sieciowych, które czytają dane wejściowe i zwracają wyniki analizy w plikach XML o ściśle zdefiniowanym, dedykowanym formacie XMCD. Kod źródłowy metod jest udostępniony na licencji *open source*, co umożliwia jego kontrolę i rozwój przez innych naukowców. Rozpowszechnienie opracowanych metod na platformie *diviz* pozwala na zwiększenie liczby ich zastosowań do wspomagania rzeczywistych problemów decyzyjnych.



Rys. 9. Interfejs graficzny platformy *diviz* (w centralnej części widoczny jest przykładowy przepływ algorytmiczny).

Podsumowanie

Badania przedstawione w ramach cyklu publikacji [P1]-[P12], wykorzystując metody informatyczne, wnoszą istotny wkład w rozwój dyscypliny wielokryterialnego wspomaganie decyzji. Celem nadrzędnym wszystkich omówionych prac było uwzględnienie w proponowanych metodach preferencji obciążonych naturalnymi niedoskonałościami, weryfikacja stabilności sugerowanej przez nie rekomendacji oraz przejrzysta prezentacja wyników takiej analizy. Podstawowe elementy wkładu naukowego zawarte w 12 publikacjach wchodzących w skład cyklu są następujące:

- zaproponowano metodykę dokładnej analizy odporności dla problemów wielokryterialnego sortowania [P4, P6, P7, P8, P12] oraz porządkowania i wyboru [P3, P7, P9];
- sformułowano modele programowania liniowego, które pozwalają na uwzględnienie na etapie konstrukcji modelu preferencji różnorodnych stwierdzeń o charakterze pośrednim, niekompletnym i nieprecyzyjnym (w tym takich, których dotychczas nie brano pod uwagę we wspomaganie decyzji) [P3, P6, P7, P8, P9, P12];
- przedstawiono algorytmy generacji wszystkich minimalnych zbiorów nienadmiarowych reguł spójnych z pośrednimi preferencjami decydenta [P4, P9];
- zaprezentowano metody obliczenia koniecznych, możliwych oraz skrajnych konsekwencji wykorzystania wszystkich spójnych instancji modelu preferencji dla funkcyjnego [P3, P6], relacyjnego [P7, P8, P12] oraz regułowego [P4, P9] modelu wiedzy;
- zaproponowano metodykę stochastycznej analizy akceptowalności rozwiązań dla problemów regresji porządkowej w kontekście wielokryterialnego sortowania [P1] oraz porządkowania i wyboru [P2];
- zaprezentowano techniki symulacji komputerowych do estymacji wartości indeksów akceptowalności przy wykorzystaniu funkcyjnego [P1, P2] modelu wiedzy, a także omówiono sposób ich obliczenia dla modelu regułowego [P4, P9];
- sformułowano twierdzenia i własności dotyczące wpływu informacji preferencyjnej na wyniki odpornej [P3, P4, P6, P8, P9] i stochastycznej [P1, P2] regresji porządkowej, ewolucji tych wyników wraz z przyrostową specyfikacją preferencji [P1, P2, P3, P6, P8], związków pomiędzy indeksami akceptowalności a rezultatami o charakterze koniecznym, możliwym i skrajnym [P1, P2, P4, P9], a także ciągłości przedziałów możliwych pozycji [P1] lub klas [P8];

- przedstawiono metody wyboru reprezentatywnej instancji modelu preferencji [P1, P2, P4, P9] oraz konstrukcji jednoznacznej rekomendacji [P11] na podstawie wyników analizy odporności dla problemów wielokryterialnego porządkowania i sortowania;
- dokonano eksperymentalnej weryfikacji zgodności rekomendacji sugerowanej przez zaproponowane metody konstrukcji jednoznacznego rankingu z symulowanymi prawdziwymi preferencjami decydenta [P11];
- zaproponowano metody, pozwalające na zwiększenie interpretowalności wyników analizy wielokryterialnej w konsekwencji wykorzystania profili referencyjnych [P7, P8], generacji uzasadnień sugerowanej rekomendacji [P5] oraz symulacji scenariuszy zmian ocen wariantów [P10];
- zdefiniowano pojęcia reduktu, rdzenia i konstrukt preferencyjnego w kontekście problemów porządkowania i sortowania, a także sformułowano dokładne algorytmy, pozwalające na ich generację [P5];
- zdefiniowano pojęcia koniecznych oraz możliwych, kompleksowych i częściowych zmian ocen wariantu, pozwalających mu na uzyskanie lub utrzymanie określonego celu decyzyjnego, a także przedstawiono przybliżone algorytmy, pozwalające na obliczenie ich wartości [P10];
- udowodniono praktyczną użyteczność zaproponowanych metod na przykładzie problemów z dziedziny ochrony środowiska [P4, P8, P10], edukacji [P2, P7, P12], ekonomii [P3, P6, P9] i politologii [P1, P5].

Literatura

- [Alm10] Almeida Dias, J., Figueira, J., Roy, B., Electre Tri-C: A multiple criteria sorting method based on characteristic reference actions. *European Journal of Operational Research*, 204(3):565-580, 2010.
- [Amg09] Amgoud, L., Prade, J., Using arguments for making and explaining decisions. *Artificial Intelligence*, 173(34):413-436, 2009.
- [Beh10] Behzadian, M., Kazemzadeh, R.B., Albadvi, A., Aghdasi, M., PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. *European Journal of Operational Research*, 200(1), 198-215, 2010.
- [Bel02] Belton, V., Stewart, T., Multiple criteria decision analysis: an integrated approach. Kluwer, Dordrecht, 2002.
- [Beu01] Beuthe, M., Scannella, G., Comparative analysis of UTA multicriteria methods. *European Journal of Operational Research*, 130(2):246–262, 2001
- [Bey08] Beynon, M.J., Wells, P., The lean improvement of the chemical emissions of motor vehicles based on preference ranking: A PROMETHEE uncertainty analysis. *Omega*, 36(3):384-394, 2008.
- [Bla10] Błaszczczyński, J., Słowiński, R., Stefanowski, J., Variable consistency bagging ensembles. In: J. F. Peters and A. Skowron, editors, *Transactions on Rough Sets XI*, pp. 40-52. Springer, Berlin, 2010.
- [Bla11] Błaszczczyński, J., Słowiński, R., Szelaż, M., Sequential covering rule induction algorithm for variable consistency rough set approaches. *Information Sciences*, 181(5):987-1002, 2011.
- [Bou10] Bous, G., Fortemps, P., Glineur, F., Pirlot, M., ACUTA: A novel method for eliciting additive value functions on the basis of holistic preference statements. *European Journal of Operational Research*, 206(2):435-444, 2010.
- [Bou92] Bouyssou, D., Perny, P., Ranking methods for valued preference relations: A characterization of a method based on leaving and entering flows. *European Journal of Operational Research* 61(12):186-194, 1992.

- [Bra86] Brans, J.P., Vincke, P., Mareschal, B., How to select and how to rank projects: The PROMETHEE method. *European Journal of Operational Research*, 24(2):228-238, 1986.
- [Car06] Carenini, G., Moore, J.D., Generating and evaluating evaluative arguments. *Artificial Intelligence*, 170(11):925-952, 2006.
- [Chi08] Chinneck, J.W., Feasibility and Infeasibility in Optimization: Algorithms and Computational Methods. Springer, New York, 2008.
- [Fur10] Fürnkranz, J., Hüllermeier, E., Preference Learning, Springer, Berlin, 2010.
- [Gov16] Govindan, K., Jepsen, M.B., ELECTRE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. *European Journal of Operational Research*, 250:1-29, 2016.
- [Gre08] Greco, S., Mousseau, V., Słowiński, R., 2008, Ordinal regression revisited: multiple criteria ranking using a set of additive value functions. *European Journal of Operational Research*, 191(2):415–435.
- [Gre10] Greco, S., Mousseau, V., Słowiński, R., Multiple criteria sorting with a set of additive value functions. *European Journal of Operational Research*, 207(3):1455-1470, 2010.
- [Gre11] Greco S., Kadziński M., Mousseau V., Słowiński R., ELECTRE^{GKMS}: Robust ordinal regression for outranking methods, *European Journal of Operational Research*, 214(1):118-135, 2011.
- [Gre16] Greco, S., Figueira, J., Ehrgott, M., Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys, Springer, New York, 2016.
- [Jac01] Jacquet-Lagrange, E., Siskos, Y., Preference disaggregation: 20 years of MCDA experience. *European Journal of Operational Research*, 130(2):233-245, 2001.
- [Kee76] Keeney, R., Raiffa, H., Decisions with multiple objectives: Preferences and value tradeoffs. J. Wiley, New York, 1976.
- [Kok09] Köksalan, M., Mousseau, V., Ozpeynirci, O., Bilgin Ozpeynirci, S., An outranking-based approach for assigning alternatives to ordered classes. *Naval Research Logistics*, 56(1):74-85, 2009.
- [Lah01] Lahdelma, R., Salminen, P., SMAA-2: Stochastic multicriteria acceptability analysis for group decision making. *Operations Research*, 49(3):444-454, 2001.
- [Mey12] Meyer, P., Bigaret, S., *diviz*: a software for modeling, processing and sharing algorithmic workflows in MCDA, *Intelligent Decision Technologies*, 6(4):283-296, 2012.
- [Roy90] Roy, B., The outranking approach and the foundations of ELECTRE methods. In C.A. Bana e Costa, editor, Readings in Multiple Criteria Decision Aid, pp. 155–183. Springer, Berlin, 1990.
- [Roy96] Roy, B., Multicriteria Methodology for Decision Aiding. Springer, New York, 1996.
- [Roy10a] Roy, B., Two conceptions of decision aiding. *International Journal of Multicriteria Decision Making*, 1(1):74-79, 2010.
- [Roy10b] Roy, B., Robustness in operational research and decision aiding: A multi-faceted issue. *European Journal of Operational Research*, 200(3):629-638, 2010.
- [Slo12] Słowiński, R., Greco, S., Matarazzo, B., Rough set and rule-based multicriteria decision aiding. *Pesquisa Operacional*, 32(2):213-269, 2012.
- [Ste01] Stefanowski, J., Rule induction algorithms for knowledge discovery (in Polish). Politechnika Poznańska, 2001.

- [Sze14] Szelaąg, M., Greco, S., Słowiński, R., Variable consistency Dominance-based Rough Set Approach to preference learning in multicriteria ranking. *Information Sciences*, 277:525-552, 2014.
- [Ter07] Tervonen, T., Lahdelma, R., Multicriteria Implementing stochastic multicriteria acceptability analysis. *European Journal of Operational Research*, 178(2):500-513, 2007.
- [Vaz01] Vazirani, V., Approximation algorithms. Springer, New York, 2001.
- [Zop02] Zopounidis, C., Doumpos, M., Multicriteria classification and sorting methods: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 138:229–246, 2002.

V. OSIĄGNIĘCIA NAUKOWO-BADAWCZE OGÓŁEM

Wyniki moich badań zostały opisane w publikacjach naukowych, których pełne, uporządkowane chronologicznie zestawienie przedstawiono poniżej. W zestawieniu A uwzględniono 27 artykułów opublikowanych w wiodących czasopismach znajdujących się w bazie Journal Citation Reports (JCR) w kategorii informatyki ze sztuczną inteligencją lub badań operacyjnych. Dla każdego z nich podano wartości współczynnika wpływu (Impact Factor; IF) oraz 5-letniego współczynnika wpływu (5-year Impact Factor; 5-y IF), a także liczbę punktów z listy Ministerstwa Nauki i Szkolnictwa Wyższego (MNiSW). Zestawienie B zawiera prace w materiałach konferencyjnych, rozdziały w monografiach naukowych oraz artykuły w czasopismach, które w roku publikacji nie znajdowały się w bazie JCR. Listy uwzględniają podział na prace opublikowane przed i po uzyskaniu stopnia doktora.

A. PUBLIKACJE W CZASOPISMACH ZNAJDUJĄCYCH SIĘ W BAZIE JOURNAL CITATION REPORTS

- [D1] S. Greco, M. Kadziński, V. Mousseau, R. Słowiński. ELECTRE^{GKMS}: Robust ordinal regression for outranking methods. *European Journal of Operational Research*, 214(1):118-135, 2011.
- Wydawnictwo Elsevier; Impact Factor (IF): 2.679; 5-letni IF (5-y IF): 3.109; punkty MNiSW (PM): 40;
 - Cytowania: Web of Science - 34, Scopus - 41, Google Scholar - 62.
- [D2] S. Greco, M. Kadziński, R. Słowiński. Selection of a representative value function in multiple criteria sorting. *Computers & Operations Research*, 38(11):1620-1637, 2011.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 1.988; 5-y IF: 2.382; PM: 35;
 - Cytowania: Web of Science - 35, Scopus - 42, Google Scholar - 57.
- [D3] M. Kadziński, S. Greco, R. Słowiński. Extreme ranking analysis in robust ordinal regression. *Omega*, 40(4):488-501, 2012.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 3.962; 5-y IF: 4.289; PM: 45;
 - Cytowania: Web of Science - 32, Scopus - 38, Google Scholar - 58.
- [D4] S. Greco, M. Kadziński, V. Mousseau, R. Słowiński. Robust ordinal regression for multiple criteria group decision problems: UTA^{GMS}-GROUP and UTADIS^{GMS}-GROUP. *Decision Support Systems*, 52(3):549-561, 2012.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 2.604; 5-y IF: 3.271; PM: 40;
 - Cytowania: Web of Science - 32, Scopus - 33, Google Scholar - 46.
- [D5] M. Kadziński, S. Greco, R. Słowiński. Selection of a representative set of parameters for robust ordinal regression outranking methods. *Computers & Operations Research*, 39(11):2500-2519, 2012.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 1.988; 5-letni IF: 2.382; PM: 35;
 - Cytowania: Web of Science - 9, Scopus - 9, Google Scholar - 14.

- [D6] M. Kadziński, R. Słowiński. Interactive robust cone contraction method for multiple objective optimization problems. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 11(2):327-357, 2012.
- Wydawnictwo World Scientific; IF: 1.183; 5-y IF: 1.502; PM: 30;
 - Cytowania: Web of Science - 5, Scopus - 5, Google Scholar - 11.
- [D7] M. Kadziński, S. Greco, R. Słowiński. Selection of a representative value function in robust multiple criteria ranking and choice. *European Journal of Operational Research*, 217(3):541-553, 2012.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 2.679; 5-y IF: 3.109; PM: 40;
 - Cytowania: Web of Science - 25, Scopus - 33, Google Scholar - 50.
- [D8] M. Kadziński, S. Greco, R. Słowiński. RUTA: a framework for assessing and selecting additive value functions on the basis of rank related requirements. *Omega*, 41(4):735-751, 2013.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 3.962; 5-y IF: 4.289; PM: 45;
 - Cytowania: Web of Science - 18, Scopus - 18, Google Scholar - 26.
- [D9] M. Kadziński, S. Greco, R. Słowiński. Selection of a representative value function for robust ordinal regression in group decision making. *Group Decision and Negotiation*, 22(3):429-462, 2013.
- Wydawnictwo Springer; IF: 1.112; 5-y IF: 1.394; PM: 30;
 - Cytowania: Web of Science - 18, Scopus - 20, Google Scholar - 33.
- [D10] M. Kadziński, R. Słowiński. DIS-CARD: a new method of multiple criteria sorting to classes with desired cardinality. *Journal of Global Optimization*, 56(3):1143-1166, 2013.
- Wydawnictwo Springer; IF: 1.219; 5-y IF: 1.293; PM: 30;
 - Cytowania: Web of Science - 10, Scopus - 9, Google Scholar - 18.

przed uzyskaniem stopnia doktora ↑

po uzyskaniu stopnia doktora ↓

Prace wchodzące w skład osiągnięcia habilitacyjnego

- [P1] M. Kadziński, T. Tervonen, Stochastic ordinal regression for multiple criteria sorting problems. *Decision Support Systems*, 55(1):55-66, 2013.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 2.604; 5-y IF: 3.271; PM: 40;
 - Cytowania: Web of Science - 23, Scopus - 26, Google Scholar - 38.
- [P2] M. Kadziński, T. Tervonen, Robust multi-criteria ranking with additive value models and holistic pair-wise preference statements. *European Journal of Operational Research*, 228(1):169-180, 2013.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 2.679; 5-y IF: 3.109; PM: 40;
 - Cytowania: Web of Science - 16, Scopus - 19, Google Scholar - 32.
- [P3] S. Corrente, S. Greco, M. Kadziński, R. Słowiński. Robust ordinal regression in preference learning and ranking. *Machine Learning*, 93(2-3):381-422, 2013.
- Wydawnictwo Springer; IF: 1.719; 5-y IF: 2.454; PM: 35;
 - Cytowania: Web of Science - 25, Scopus - 25, Google Scholar - 43.
- [P4] M. Kadziński, S. Greco, R. Słowiński, Robust Ordinal Regression for Dominance-based Rough Set Approach to multiple criteria sorting. *Information Sciences*, 283:211-228, 2014.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 3.364; 5-y IF: 3.683; PM: 45;
 - Cytowania: Web of Science - 13, Scopus - 14, Google Scholar - 17.
- [P5] M. Kadziński, S. Corrente, S. Greco, R. Słowiński, Preferential reducts and constructs in robust multiple criteria ranking and sorting. *OR Spectrum*, 36(4):1021-1053, 2014.
- Wydawnictwo Springer; IF: 1.395; 5-y IF: 2.191; PM: 30;
 - Cytowania: Web of Science - 5, Scopus - 5, Google Scholar - 8.

- [P6] M. Kadziński, K. Ciomek, R. Słowiński, Modeling assignment-based pairwise comparisons within integrated framework for value-driven multiple criteria sorting. *European Journal of Operational Research*, 241(3):830-841, 2015.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 2.679; 5-y IF: 3.109; PM: 40;
 - Cytowania: Web of Science - 8, Scopus - 8, Google Scholar - 13.
- [P7] M. Kadziński, R. Słowiński, Parametric evaluation of research units with respect to reference profiles. *Decision Support Systems*, 72:33-43, 2015.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 2.604; 5-y IF: 3.271; PM: 40;
 - Cytowania: Web of Science - 4, Scopus - 3, Google Scholar - 6.
- [P8] M. Kadziński, T. Tervonen, J. Figueira, Robust multi-criteria sorting with the outranking preference model and characteristic profiles. *Omega*, 55:126-140, 2015.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 3.962; 5-y IF: 4.289; PM: 45;
 - Cytowania: Web of Science - 5, Scopus - 6, Google Scholar - 13.
- [P9] M. Kadziński, R. Słowiński, S. Greco, Multiple Criteria Ranking and Choice with All Compatible Minimal Cover Sets of Decision Rules. *Knowledge-Based Systems*, 89:569-583, 2015.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 3.325; 5-y IF: 3.433; PM: 35;
 - Cytowania: Web of Science - 4, Scopus - 4, Google Scholar - 9.
- [P10] M. Kadziński, K. Ciomek, P. Rychły, R. Słowiński, Post factum analysis in robust multiple criteria ranking and sorting. *Journal of Global Optimization*, 65(3):521-562, 2016.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 1.219; 5-y IF: 1.293; PM: 30;
 - Cytowania: Google Scholar - 1.
- [P11] M. Kadziński, M. Michalski, Scoring procedures for multiple criteria decision aiding with robust and stochastic ordinal regression. *Computers & Operations Research*, 71:54-70, 2016.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 1.988; 5-y IF: 2.382; PM: 35;
 - Cytowania: Google Scholar - 2.
- [P12] M. Kadziński, K. Ciomek, Integrated framework for preference modeling and robustness analysis for outranking-based multiple criteria sorting with ELECTRE and PROMETHEE. *Information Sciences*, 352:167-187, 2016.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 3.364; 5-y IF: 3.683; PM: 45.

Prace nie wchodzące w skład osiągnięcia habilitacyjnego

- [F1] D. O'Sullivan, Sz. Wilk, W. Michalowski, R. Słowiński, R. Thomas, M. Kadziński, K. Farion, Learning the preferences of physicians for the organization of result lists of medical evidence articles. *Methods of Information in Medicine*, 53(5):344-56, 2014.
- Wydawnictwo Schattauer; IF: 2.248; 5-y IF: 1.744; PM: 25;
 - Cytowania: Web of Science - 3, Scopus - 3, Google Scholar - 3.
- [F2] T. Tervonen, A. Sepehr, M. Kadziński, A multi-criteria inference approach for anti-desertification management. *Journal of Environmental Management*, 162:9-19, 2015.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 3.131; 5-y IF: 4.049; PM: 35;
 - Cytowania: Web of Science - 3, Scopus - 2, Google Scholar - 3.
- [F3] M. Kadziński, R. Słowiński, S. Greco, Robustness Analysis for Decision Under Uncertainty with Rule-based Preference Model. *Information Sciences*, 328:321-339, 2016.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 3.364; 5-y IF: 3.683; PM: 45;
 - Cytowania: Web of Science - 1, Scopus - 1, Google Scholar - 1.

- [F4] S. Corrente, S. Greco, M. Kadziński, R. Słowiński. Inducing probability distribution on the set of value functions by Subjective Stochastic Ordinal Regression. *Knowledge-Based Systems*, 112:26-36, 2016.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 3.325; 5-y IF: 3.433; PM: 35.
- [F5] M. Kadziński, A. Labijak, M. Napieraj, Integrated framework for robustness analysis using ratio-based efficiency model with application to evaluation of Polish airports. *Omega*, doi: 10.1016/j.omega.2016.03.003, 2016.
- Wydawnictwo Elsevier; IF: 3.962; 5-y IF: 4.289; PM: 45.

B. POZOSTAŁE PUBLIKACJE RECENZOWANE

- [B1] S. Greco, M. Kadziński, R. Słowiński, The most representative value function for robust ordinal regression in group decision problems. *Proceeding of 25th Mini-Euro Conference "Uncertainty and Robustness in Planning and Decision Making" (URPDM 2010)*, Coimbra, ISBN 978-989-95055-3-7, 2010.
- [B2] M. Kadziński, New Directions in Robustness Analysis and Preference Modeling in Multiple Criteria Decision Aiding, *Poznan Monographs in Computing and Its Applications*, NAKOM, Poznań, ISBN 978-83-89529-94-7 (Edition 1, Volume 7), 2012.

przed uzyskaniem stopnia doktora ↑

po uzyskaniu stopnia doktora ↓

- [B3] M. Kadziński, R. Słowiński, Preference-Driven Multiobjective Optimization Using Robust Ordinal Regression for Cone Contraction, *Multiple Criteria Decision Making*, University of Economics in Katowice, 8:67-83, 2013.
- [B4] S. Corrente, S. Greco, M. Kadziński, R. Słowiński, Robust Ordinal Regression, *Wiley Encyclopedia of Operations Research and Management Science*, 1-10, doi: 10.1002/9780470400531.eorms1090.
- [B5] R. Słowiński, M. Kadziński, S. Greco, Robust Ordinal Regression for Dominance-Based Rough Set Approach under Uncertainty, *Rough Sets and Intelligent Systems Paradigms*, Volume 8537 of the series Lecture Notes in Computer Science, 77-87, 2014.
- [B6] M. Kadziński, M. Tomczyk, Using ordinal regression for interactive evolutionary multiple objective optimization with multiple decision makers, *Outlooks and Insights on Group Decision and Negotiation*, Volume 218 of the series Lecture Notes in Business Information Processing, 185-198, 2015.
- [B7] M. Kadziński, R. Słowiński, M. Szeląg, Dominance-based rough set approach to multiple criteria ranking with sorting-specific preference information, *Studies in Computational Intelligence* 605, 155-171, 2016.

VI. WSKAŹNIKI NAUKOMETRYCZNE

A. PUBLIKACJE W CZASOPISMACH Z BAZY JOURNAL CITATION REPORTS

- Liczba publikacji w czasopismach z bazy JCR: **27** (w tym 17 po uzyskaniu stopnia doktora);
- Liczba publikacji z podziałem na czasopisma: *European Journal of Operational Research* - 4, *Omega* - 4, *Information Sciences* - 3, *Computers & Operations Research* - 3, *Decision Support Systems* - 3, *Knowledge-Based Systems* - 2, *Journal of Global Optimization* - 2, *International Journal of Information Technology & Decision Making* - 1, *Group Decision and Negotiation* - 1, *Journal of Environmental Management* - 1, *OR Spectrum* - 1, *Methods of Information in Medicine* - 1, *Machine Learning* - 1.

B. PODSUMOWANIE ZE WZGLĘDU NA IMPACT FACTOR

- Sumaryczny *Impact Factor* publikacji w czasopismach z bazy JCR:
wg danych z 2016r. - **70.31** (w tym 46.93 po uzyskaniu stopnia doktora);
wg danych z roku publikacji - **66.16** (w tym 45.76 po uzyskaniu stopnia doktora);
- Sumaryczny *5-letni Impact Factor* publikacji w czasopismach z bazy JCR:
wg danych z 2016r. - **80.39** (w tym 53.37 po uzyskaniu stopnia doktora);
wg danych z roku publikacji - **76.22** (w tym 52.27 po uzyskaniu stopnia doktora).

C. PODSUMOWANIE ZE WZGLĘDU NA PUNKTY MINISTERSTWA NAUKI I SZKOLNICTWA WYŻSZEGO

- Sumaryczna liczba punktów MNiSW za publikacje w czasopismach z bazy JCR:
wg danych z 2015r. - **1015** (w tym 645 po uzyskaniu stopnia doktora);
wg listy z roku publikacji - **1000** (w tym 640 po uzyskaniu stopnia doktora);
- Średnia liczba punktów MNiSW dla publikacji w czasopismach z bazy JCR:
37.59 (37.94 po uzyskaniu stopnia doktora);
- Liczba publikacji wg odpowiadających im punktów MNiSW:
45p. - 7 publikacji, 40p. - 7 publikacji, 35p. - 7 publikacji, 30p. - 5 publikacji, 25p. - 1 publikacja.

D. LICZBA CYTOWAŃ

- Web of Science: **331** (185 bez autocytowań);
cytowania poszczególnych prac: 35, 34, 32, 32, 25, 25, 23, 18, 18, 16, 13, 10, 9, 8, 5, 5, 5, 4, ...
artykuły cytujące: 126 (101 bez autocytowań);
- Scopus: **367**;
cytowania poszczególnych prac: 42, 41, 38, 34, 33, 26, 25, 20, 19, 18, 14, 9, 9, 8, 6, 5, 5, 4, ...
artykuły cytujące: 150;
- Google Scholar: **584**;
cytowania poszczególnych prac: 62, 58, 57, 50, 46, 43, 38, 33, 32, 26, 18, 17, 14, 14, 13, 11, ...

E. INDEKS HIRSCHA

- Web of Science - **11**, Scopus - **11**, Google Scholar - **14**.

VII. OMÓWIENIE NAJWAŻNIEJSZYCH CELÓW NAUKOWYCH PRAC STANOWIĄCYCH POZOSTAŁY DOROBK NAUKOWY

Prace, których nie ujęto w cyklu stanowiącym osiągnięcie habilitacyjne, podnoszą tematy teoretyczne oraz praktyczne dotyczące modelowania preferencji i analizy odporności, często blisko związane z problemami poruszonymi w artykułach [P1]-[P12]. Wiele z nich odwołuje się do dyscyplin innych niż WWD. Ich przedmiotem zainteresowania jest jednak także analiza obiektów lub działań opisanych z wykorzystaniem danych wielowymiarowych. Omówienie najważniejszych celów naukowych prac nie wchodzących w skład osiągnięcia habilitacyjnego zostanie podzielone na sześć następujących części (wykorzystano oznaczenie prac wprowadzone w Rozdziale V):

- [C1] Badanie odporności wyników dla granicznej analizy danych [F5].
- [C2] Ewolucyjna optymalizacja wielokryterialna sterowana przyrostowo dostarczanymi przykładami decyzji [B6].
- [C3] Wspomaganie decyzji w warunkach niepewności [F3, F4].
- [C4] Wspomaganie decyzji grupowych [F1, F3, B6].
- [C5] Metody łączące specyfikę różnych typów problemów decyzyjnych [B7].
- [C6] Wspomaganie analizy rzeczywistych problemów decyzyjnych [F1, F2, F5].

C1. Badanie odporności wyników dla granicznej analizy danych

Celem *granicznej analizy danych* (GAD) jest ocena efektywności działania jednostek decyzyjnych, które pobierają wiele nakładów i produkują różnorodne efekty [Cha78]. Metody GAD tradycyjnie wykorzystuje się do rozróżnienia jednostek efektywnych oraz nieefektywnych. Istotą tego procesu jest weryfikacja, czy relacja pomiędzy dostępnymi dla jednostki nakładami oraz uzyskanymi efektami jest optymalna przy założonych przez nią priorytetach.

Na przestrzeni ostatnich kilkudziesięciu lat udowodniono praktyczną przydatność GAD w kontekście różnorodnych problemów [Coo10]. Często podnoszona jest jednak krytyka odnośnie sposobu obliczania efektywności oraz mocy dyskryminacyjnej tej metodologii. Dotyczy ona m.in. uwzględnienia w analizie tylko wektorów wag najbardziej korzystnych dla poszczególnych jednostek, konieczności zdefiniowania tzw. granicy efektywności, silnej wrażliwości wyników na obecność jednostek o nietypowym charakterze nakładów oraz efektów, czy braku rozróżnienia statusu dla jednostek uznanych za efektywne [Sal11].

W pracy [F5] zaproponowano *metodę analizy odporności dla granicznej analizy danych*, która adresuje wszystkie powyższe problemy. Przyjęto model efektywności zdefiniowanej jako iloraz sumy ważonej efektów do sumy ważonej nakładów [Cha78, Sal11]. Odporność dotyczy więc analizy efektywności w odniesieniu do wszystkich wektorów wag spójnych z liniowymi ograniczeniami na wartości wag skojarzonych z poszczególnymi nakładami i efektami. W tym względzie wykorzystano doświadczenie zdobyte podczas projektowania metod WWD. Pomimo jakościowo innego modelu wiedzy, istotą GAD - podobnie jak WWD - jest bowiem ocena obiektów opisanych na wielu atrybutach [Ste96].

Wkład pracy [F5] należy rozpatrywać w kontekście oryginalnych procedur eksploatacji całego zbioru dozwolonych wektorów wag. Oferuje ona trzy perspektywy badania efektywności, biorąc pod uwagę stabilność wyników w kontekście wartości ilorazowej miary efektywności, relacji preferencji opartej na efektywności oraz pozycji zajmowanych przez jednostki w rankingu efektywności. Sformułowano problemy programowania liniowego, które pozwalają na obliczenie skrajnych miar efektywności oraz pozycji w rankingu oraz weryfikację prawdziwości koniecznej i możliwej relacji preferencji. Zaproponowano także wykorzystanie metody Monte Carlo z odpowiednio zaadaptowanym do tego celu algorytmem Hit-And-Run [Ter13] w celu obliczenia wartości probabilistycznych indeksów akceptowalności. Praca dowodzi, że proponowany sposób przetwarzania danych w GAD pozwala na wieloaspektową charakteryzację efektywności jednostek, wyciągnięcie silnych wniosków, uniknięcie arbitralnych założeń odnośnie dozwolonego powrotu do skali oraz obniżenie wrażliwość wyników na obecność jednostek odstających.

C2. Ewolucyjna optymalizacja wielokryterialna sterowana przyrostowo dostarczonymi przykładami decyzji

Celem optymalizacji wielokryterialnej jest identyfikacja rozwiązań akceptowalnych dla decydentów z punktu widzenia każdego kryterium. Przez wiele lat funkcjonowały w tym zakresie dwa oddzielne nurty metodologiczne: interaktywny oraz ewolucyjny [Bra08]. Ten pierwszy skupiał się na organizacji dialogu z decydentami oraz poszukiwaniu najbardziej preferowanego rozwiązania, a ten drugi miał na celu wyznaczenie jak najlepszej reprezentacji zbioru tzw. rozwiązań niezdominowanych.

W pracy [B6] przedstawiono metodę hybrydową, która integruje interaktywną regresję porządkową z podejściem ewolucyjnym w celu poszukiwania rozwiązań satysfakcjonujących dla grupy decydentów. Przyjmując NSGA-II [Deb02] jako algorytm bazowy, zaadaptowano go tak, by proces ewolucyjnego przeszukiwania przestrzeni rozwiązań ukierunkować przez sukcesywnie dostarczane przez decydentów porównania parami. W tym celu, przy ocenie rozwiązań na etapie konstrukcji nowej populacji wykorzystano reprezentatywne funkcje wartości decydentów. Uwzględniono przy tym różne

warianty metody, które ewoluują podpopulację dla każdego decydenta indywidualnie lub wspólną populację dla wszystkich decydentów. Zaprojektowano też algorytmy, które konstruują indywidualne funkcje reprezentatywne lub kompromisowy model dla całej grupy.

Przeprowadzone eksperymenty obliczeniowe wykazały, że efektem działania takich hybrydowych podejść jest odkrycie zbioru rozwiązań adekwatnych względem systemów wartości decydentów przy równoczesnym pominięciu - jako nieistotnych - rozwiązań nieadekwatnych względem wyrażonych preferencji. Dodatkowo, porównując wyniki dla różnych wariantów metody, udowodniono, że sposób integracji preferencji różnych decydentów istotnie przekłada się na zbieżność algorytmu oraz jakość odkrytych przez niego rozwiązań.

C3. Wspomaganie decyzji w warunkach niepewności

Charakterystyka *decyzji w warunkach niepewności* polega na ocenie działań, które mogą prowadzić do różnych konsekwencji, a decydent nie wie, który scenariusz zostanie ostatecznie zrealizowany [Fis88]. Analiza dotyczy więc - w przeciwieństwie do klasycznego WWD - akcji (działań) oraz ich konsekwencji w różnych stanach świata. W pracy [F3] przedstawiono metodę wspomagania decyzji w warunkach niepewności, której celem jest przypisanie akcji do zbioru predefiniowanych i uporządkowanych klas. Rozważono przy tym przypadki addytywnego i nieaddytywnego rozkładu prawdopodobieństwa na zbiorze możliwych stanów świata.

W zaproponowanym podejściu informacja preferencyjna decydenta ma postać przykładowych przydziałów dla małego zbioru akcji referencyjnych. Adaptując schemat analizy odporności do decyzji w warunkach niepewności, do reprezentacji tak wyrażonych preferencji wykorzystano wszystkie odtwarzające je minimalne zbiory nienadmiarowych reguł. Warto zaznaczyć, że specyfika rozważanego problemu znajduje odbicie w sformułowaniu części warunkowych reguł. W pracy przedstawiono także algorytmy, pozwalające na generację wszystkich satysfakcjonujących zbiorów reguł, spełniających wymagania zdefiniowane przez użytkownika w stosunku do np.: wsparcia reguł, liczby warunków w ich częściach warunkowych, liczby reguł wchodzących w skład całego zbioru, liczby kryteriów, do których odwołują się reguły w zbiorze lub liczby reguł pokrywających pojedynczy przykład referencyjny

Wykorzystanie wszystkich minimalnych lub wszystkich satysfakcjonujących zbiorów reguł do oceny akcji niereferencyjnych umożliwia ujęcie niepewności w sugerowanym dla nich przydziale do klas, relacji preferencji zdefiniowanej w odniesieniu do przydziałów oraz liczności klas. Dodatkowo, rozwiązanie dedykowanego problemu binarnego programowania liniowego pozwala na konstrukcję jednoznacznego przydziału dla każdej akcji na podstawie wyników analizy odporności. Punktem wyjścia jest tu wybór dla każdej z nich klasy, która ma największe wsparcie w zbiorze spójnych zbiorów reguł. Funkcją celu jest więc maksymalizacja najmniejszego indeksu akceptowalności odpowiadającego przydziałom do klas wskazanym dla różnych akcji. Ten podstawowy pomysł jest rozszerzony o możliwość uwzględnienia na etapie konstrukcji rekomendacji dodatkowych typów pośredniej i nieprecyzyjnej informacji preferencyjnej.

Zagadnienia związane z modelowaniem niepewności zostały także podniesione w kontekście WWD. Tradycyjnie metody wspomagania decyzji pozwalają tylko na uwzględnienie preferencji o charakterze pewnym. W pracy [F4] przedstawiono metodę regresji porządkowej dedykowaną do wspomagania problemów wielokryterialnego porządkowania, która dopuszcza także preferencje niepewne. Przykładowo, porównując parę wariantów *a* oraz *b*, decydent może uznać, że preferencje *a* nad *b* oraz *b* nad *a* są możliwe, ale ta pierwsza jest bardziej prawdopodobna. Modelowanie preferencji w takiej postaci jest realizowane przez indukcję spójnego z nią rozkładu prawdopodobieństwa zdefiniowanego na zbiorze instancji modelu preferencji spójnych z preferencjami o charakterze pewnym. Odwołując się do powyższego przykładu, rozkład taki musiałby zapewniać,

że suma prawdopodobieństw związanych z instancjami, dla których wariant a jest preferowany nad wariant b , jest większa niż suma prawdopodobieństw dla instancji, dla których ta preferencja jest odwrotna.

C4. Wspomaganie decyzji grupowych

Większość metod WWD jest dedykowana do uwzględnienia preferencji oraz wypracowania rekomendacji dla pojedynczego decydenta. We współczesnych firmach i organizacjach wiele decyzji ma jednak charakter grupowy [Mat01]. Zazwyczaj zakłada się przy tym, że opis problemu decyzyjnego w postaci zbiorów wariantów i kryteriów jest dla wszystkich decydentów wspólny.

Powszechny jest pogląd, że grupowe rozwiązywanie problemów daje lepsze wyniki niż rozwiązania indywidualne. Działania zespołowe pozwalają wykorzystać różnorodność wiedzy, informacji i doświadczeń uczestników procesu, a przy tym mogą prowadzić do lepszego zrozumienia podjętej decyzji oraz większej aprobaty dla wypracowanego rozwiązania. Grupowe rozwiązywanie problemów niesie ze sobą jednak pewne problemy. Najważniejszym są konfliktowe preferencje decydentów co do jakości wariantów lub istotności poszczególnych kryteriów. W pracach [F1], [F3] i [B6] przedstawiono różne sposoby radzenia sobie z taką niespójnością.

Dwie pierwsze propozycje dotyczą konstrukcji kompromisowej instancji modelu preferencji (w szczególności, addytywnej funkcji wartości), która reprezentowałaby preferencje wszystkich decydentów. Z jednej strony, w pracy [F1] rozważono problem, w którym wielu decydentów ocenia te same pary wariantów, a konstrukcja modelu grupowego opiera się na odtworzeniu porównań (tj. relacji preferencji) wspieranych przez jak największą liczbę ekspertów przy jednoczesnym zapewnieniu ich spójności z założonym modelem. Z drugiej strony, w pracy [B6] zaproponowano konstrukcję modelu kompromisowego, który maksymalizowałby minimalną liczbę porównań parami odtworzonych dla jakiegokolwiek decydenta. Motywacją była więc chęć zrównoważonej reprezentacji przez model punktów widzenia wszystkich decydentów.

Z kolei podejście przedstawione w pracy [F3] zakłada próbę poszukiwania przestrzeni zgodności między decydentami dopiero na etapie analizy odporności wyników uzyskanych indywidualnie dla każdego z nich. Podstawowy pomysł polega tu na wprowadzeniu rozumowania w kategoriach konieczności i możliwości nie tylko na gruncie relacji czy przydziałów, ale i grupy decydentów. Zdefiniowano też grupowe indeksy akceptowalności, wyrażające odsetek decydentów zgadzających się co do określonego elementu rekomendacji lub średnią z indywidualnych stopni akceptowalności dla danego wyniku.

C5. Metody łączące specyfikę różnych typów problemów decyzyjnych

Tradycyjne metody WWD odwołują się do informacji preferencyjnej oraz wyników, których postacią jest spójna z charakterystyką rozważanego problemu. Przykładowo, w przypadku problemów porządkowania akceptowalnym typem preferencji są porównania parami, a spodziewanym wynikiem - ranking zupełny lub częściowy wszystkich wariantów. Coraz częściej granice między różnymi typami problemów ulegają zatarciu, a elementy metod WWD użyteczne przy rozwiązywaniu problemów jednego typu okazują się przydatne w kontekście problemów o innej charakterystyce.

W pracy [B7] przedstawiono metodę wspomaganą problemów wielokryterialnego porządkowania z wykorzystaniem informacji preferencyjnej typowej dla problemów sortowania. Na podstawie preferencji w postaci przykładowych przydziałów do klas decyzyjnych konstruowany jest model preferencji, którego eksploatacja pozwala na uszeregowanie wariantów od najlepszego do najgorszego. Pomimo, że preferencje dotyczące przydziału do klas mają charakter porządkowy, to liczba klas oddzielająca pary wariantów jest znacząca dla intensywności preferencji. Aby reprezentować informację w takiej postaci, rozszerzono podejście zbiorów przybliżonych oparte

na dominacji [Gre02] o możliwość uwzględnienia dolnych i górnych przybliżeń dla par unii klas decyzyjnych (np. para unii (klasa co najmniej *dobra*, klasa co najwyżej *średnia*)). Zaadaptowano także postać i algorytmy indukcji reguł decyzyjnych do specyfiki rozważanego problemu. Wreszcie przedstawiono procedury eksploatacji modelu preferencji, które na podstawie sugerowanych przydziałów do unii klas obliczają dla każdego wariantu miarę jego jakości.

C6. Wspomaganie analizy rzeczywistych problemów decyzyjnych

Wiele z zaproponowanych przeze mnie metod zostało wykorzystanych do analizy rzeczywistych problemów. W poniższym zestawieniu przedstawiono trzy przykładowe zastosowania praktyczne, odwołujące się do specyfiki problemów sortowania [F2], porządkowania [F1] oraz analizy efektywności [F5].

W pracy [F2] przedstawiono procedurę wyboru reprezentatywnej funkcji wartości dla problemu wielokryterialnego sortowania. Eksploatuje ona wyniki odpornej regresji porządkowej w celu określenia pożądanej relacji pomiędzy wartościami całkowitymi dla wszystkich par wariantów. Została ona wykorzystana w analizie rzeczywistego problemu, w którym oceniano *ryzyko pustynnienia* dla 28 administracyjnych regionów w prowincji Khorosan Razavi w Iranie. Sformułowano zbiór 8 kryteriów uwzględniających wskaźniki opisujące stan środowiska naturalnego oraz wpływ człowieka na zmiany w nich zachodzące. Zadanie polegało na przypisaniu wariantów do trzech klas wskazujących, że pustynnienie w danym regionie już zachodzi albo istnieje poważne ryzyko jego wystąpienia albo takie ryzyko jest wykluczone. Analiza reprezentatywnej funkcji wartości pozwoliła na identyfikację czynników antropogenicznych, które są najbardziej istotne w ocenie ryzyka pustynnienia oraz przypisanie poszczególnym regionom precyzyjnych wartości, które są wypadkową ocen na 8 kryteriach.

W pracy [F1] zaproponowano metodę wspomaganie decyzji grupowych, która została wykorzystana do oceny rankingów dokumentów o tematyce medycznej. Uwzględniono przy tym preferencje lekarzy nt. istotności zwróconych przez wyszukiwarkę artykułów oraz kolejności ich prezentacji. Wyniki pokazały, że lekarze przywiązują największą wagę do pierwszej pozycji w rankingu, spodziewając się, że najbardziej istotny dokument zostanie zwrócony na samym szczycie listy. Wykazano też, że uszeregowanie dokumentów poniżej drugiej pozycji ma dla nich mniejsze znaczenie. Uzyskane rezultaty mogą znaleźć zastosowanie przy projektowaniu systemów klinicznego wspomaganie decyzji.

Zalety metody granicznej analizy danych zaprezentowanej w pracy [F5] zilustrowano na przykładzie badania efektywności polskich lotnisk. Analiza opierała się na rzeczywistych danych, uwzględniających nakłady takie jak m.in. przepustowość terminala pasażerskiego czy liczba mieszkańców w odległości 100 kilometrów od lotniska, oraz dwa efekty w postaci wielkości ruchu pasażerskiego oraz liczby operacji lotniczych. W jej wyniku sformułowano wnioski wskazujące, które lotniska działają efektywnie lub nie, ale także jaka jest ich ocena w kontekście wszystkich możliwych wag przypisanych nakładom i efektom.

Literatura

- [Bra08] Branke J., Deb K., Miettinen K., Słowiński R. (eds.), *Multiobjective Optimization: Interactive and Evolutionary Approaches*. Springer, Berlin, 2008.
- [Cha78] Charnes, A., Cooper, W., Rhodes, E., *Measuring the efficiency of decision making units*. *European Journal of Operational Research* 2(6):429-444, 1978.
- [Coo10] Cooper, W., Seiford, L., Zhu, J., *Handbook on Data Envelopment Analysis*. *International Series in Operations Research & Management Science*. Springer, New York, 2011.

- [Deb02] Deb K., Agrawal S., Pratap A., Meyarivan T., A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2):182-197, 2002.
- [Fis88] Fishburn, P., Nonlinear Preferences and Utility Theory. *The John Hopkins University Press*, 1988.
- [Gre02] Greco S., Matarazzo B., Słowiński R., Rough sets methodology for sorting problems in presence of multiple attributes and criteria. *European Journal of Operational Research*, 138:247–259, 2002.
- [Mat01] Matsatsinis, N.F. , Samaras, A.P. , MCDA and preference disaggregation in group decision support. *European Journal of Operational Research*, 130(2):414–429, 2001.
- [Sal11] Salo, A., Punkka, A., Ranking intervals and dominance relations for ratio-based efficiency analysis. *Management Science*, 57, 200-214, 2011.
- [Ste96] Stewart, T., Relationships between Data Envelopment Analysis and Multicriteria Decision Analysis. *The Journal of the Operational Research Society*, 47(5):654-665, 1996.
- [Ter13] Tervonen, T., van Valkenhoef, G., Basturk, N., Postmus, D., Hit-And-Run enables efficient weight generation for simulation-based multiple criteria decision analysis. *European Journal of Operational Research*, 224(3):552-559, 2013.

VIII. DOROBEK DYDAKTYCZNY

Od 8 lat prowadzę zajęcia z następujących przedmiotów realizowanych na kierunku Informatyka (Wydział Informatyki Politechniki Poznańskiej):

- wspomaganie decyzji (WD; od 2008r.; studia stacjonarne i niestacjonarne I stopnia, rok III; liczba studentów: 75; liczba godzin: 30; od 2015r. także w języku angielskim dla uczestników programu Erasmus);
- eksploracja zasobów Internetu (EZI; od 2009r.; studia stacjonarne i niestacjonarne II stopnia, rok II; specjalność: Inteligentne Systemy Wspomagania Decyzji, Technologie Wytwarzania Oprogramowania, Technologie Przetwarzania Danych; liczba studentów: 60; liczba godzin: 30);
- wielokryterialne wspomaganie decyzji (WWD; od 2010r.; studia stacjonarne II stopnia; rok I; specjalność: Inteligentne Systemy Wspomagania Decyzji; liczba studentów: 30; liczba godzin: 30);
- statystyka i analiza danych (SiAD; w latach 2010-11; studia niestacjonarne I stopnia; rok II; liczba studentów: 60; liczba godzin: 15);
- pracownia inżynierska (PI; od 2014r.; studia stacjonarne I stopnia, rok IV).

Dla każdego z w/w przedmiotów opracowałem oryginalny zestaw materiałów i ćwiczeń. Moja praca dydaktyczna jest bardzo wysoko oceniana przez studentów Informatyki, czego dowodem są najwyższe noty zdobywane w wypełnianych przez nich ankietach. W przekroju różnych lat byłem zwycięzcą ankiety studenckiej na Wydziale Informatyki za prowadzenie zajęć z trzech różnych przedmiotów: WD, EZI oraz WWD.

Doświadczenie dydaktyczne rozwinąłem jako wykładowca w ramach międzynarodowych szkół nt. wielokryterialnego wspomaganie decyzji:

- 1st Spring School on Multiple Criteria Decision Aiding (26-31 maja 2014r.; Perugia, Włochy; liczba uczestników: 60);
- 12th Multiple Criteria Decision Aiding/Making Summer School (18-29 lipca 2016r.; Recife, Brazylia; liczba uczestników: 50).

Moje wykłady dotyczyły metod wspomaganie decyzji opartych na modelu preferencji w postaci funkcji wartości lub relacji przewyższania, a także praktycznego wykorzystania narzędzi informatycznych rozwijanych w ramach projektu Decision Deck.

Począwszy od roku akademickiego 2013/14 - po obronie rozprawy doktorskiej - sprawuję opiekę nad pracami doktorskimi, magisterskimi i inżynierskimi realizowanymi przez studentów kierunku Informatyki na Wydziale Informatyki Politechniki Poznańskiej. Aktualnie jestem opiekunem 3 doktorantów (Krzysztof Ciomek (od 2014r.), Michał Tomczyk (od 2015r.) oraz Anna Labijak (od 2016r.)) realizujących swoje rozprawy w dziedzinie algorytmicznej teorii decyzji. W ciągu ostatnich 3 lat byłem promotorem 12 i opiekunem 2 kolejnych prac magisterskich nt. wspomaganie decyzji oraz promotorem 4 prac inżynierskich dotyczących eksploracyjnej analizy danych. Ogromna większość z nich była napisana w języku angielskim. Dwóch moich magistrantów uzyskało nagrodę JM Rektora jako "wyróżniający się studenci Politechniki Poznańskiej". Realizacja kolejnych 5 prac dyplomowych jest w toku, a ich obrona jest planowana na pierwszą połowę 2017r. Listę wszystkich prac magisterskich i inżynierskich realizowanych pod moim kierunkiem przedstawiono poniżej.

Dla wielu dyplomantów pełniłem rolę opiekuna w ramach Indywidualnych Programów Studiów. Aktywnie włączam najzdolniejszych studentów w pracę naukową. Sześciu z nich może już się pochwalić współautorstwem artykułów opublikowanych w prestiżowych czasopismach z bazy JCR, a czterech - uczestnictwem w projektach badawczych, których byłem kierownikiem.

A. PRACE DYPLOMOWE MAGISTERSKIE

1. M. Napieraj, Integrated framework for robustness analysis using data envelopment model, 2014.
2. K. Lewandowski, Interactive evolutionary cone contraction method for multiple objective optimization problems, 2014.
3. M. Michalski, Preference learning methods based on robust and stochastic ordinal regression, 2014.
4. K. Ciomek, Modular decision support system for multiple criteria sorting with preference model in form of an additive value function, opiekun pracy, 2014.
5. P. Rychły, Modular decision support system for multiple criteria ranking with preference model in form of an additive value function, opiekun pracy, 2014.
6. M. Tomczyk, Application of selected multi-objective optimization methods to green supply chain design problem, *wyróżnienie JM Rektora Politechniki Poznańskiej*, 2015.
7. J. Wąsikowski, On non-monotonicity, expressiveness and robustness of additive value function in multiple criteria decision aiding, 2015.
8. R. Gołębiowski, Interactive methods based on stochastic ordinal regression for evolutionary multiple objective optimization problems, 2015.
9. A. Labijak, Robustness analysis with data envelopment models incorporating hierarchical input-output structure and imprecise data, *wyróżnienie JM Rektora Politechniki Poznańskiej*, 2016.
10. A. Szczepański, Learning the parameters of an outranking-based preference model with characteristic class profiles from large sets of assignment examples, 2016.
11. P. Jankowska, Experimental comparison of the procedures for selection of a representative value function in multiple criteria ranking and sorting problems, 2016.
12. H. Kuczka, Constructing univocal recommendation for multiple criteria ranking based on the outcomes of robustness analysis, 2016.
13. Ł. Antczak, Dominance-based Rough Set Approach to Multiple Criteria Ranking with Sorting-Specific Preference Information, 2016.
14. P. Ptaszyński, Robust election rules for computational social choice theory, 2016.
15. M. Biernacki, Learning the parameters of an additive value model from large sets of pair-wise comparisons, obrona pracy w 2017r.
16. A. Laskowski, Methods for multiple criteria ranking and choice based on sport tournament systems, obrona pracy w 2017r.

17. J. Toczek, Algorithms for construction of a group compromise ranking in multiple criteria problems, obrona pracy w 2017r.
18. M. Kuźma, Learning the parameters of a value-driven threshold-based sorting procedure from large sets of assignment examples, obrona pracy w 2017r.

B. PRACE DYPLOMOWE INŻYNIERSKIE

1. N. Adamkiewicz, J. Galewska, M. Jaśkiewicz, M. Tomczyk, System analizy sygnału elektrokardiograficznego oraz grafomotorycznego, 2014.
2. P. Białecki, M. Czarnecki, M. Jankowski, P. Olejniczak, System realizacji oraz analizy tableтового testu łączenia punktów, 2014.
3. T. Mieszkowski. Modular decision support system for the ELECTRE methods, 2014.
4. Ł. Antczak, P. Jankowska, H. Nowak, A system for execution and analysis of selected memory procedural tests, 2015.
5. M. Dzięcielska, S. Nowak, M. Sarbinowicz, M. Uniejewski, Construct your own PROMETHEE method, obrona pracy w 2017r.

IX. POPULARYZACJA NAUKI

Wyniki moich badań były wielokrotnie prezentowane na międzynarodowych konferencjach, seminariach i szkołach naukowych:

1. **Wykłady (6) na zaproszenie** na międzynarodowych konferencjach i seminariach naukowych (Complex System Modeling 2009, Dagstuhl Seminar 12041 - Learning in Multiobjective Optimization, 22nd International Conference on Multiple Criteria Decision Making (w ramach finału konkursu MCDM Doctoral Dissertation Award 2013), 26th EURO-INFORMS Conference (w ramach finału konkursu EURO Doctoral Dissertation Award 2013), Dagstuhl Seminar 15031 - Understanding Complexity in Multiobjective Optimization, 12th Decision Deck Workshop).
2. **Prezentacje (43) na międzynarodowych konferencjach naukowych** (w tym 31 jako autor prezentujący) (m.in. European Conference on Operational Research (EURO 2009, 2013, 2015, 2016), Conference of the International Federation of Operational Research Societies (IFORS 2014), International Conference on Multiple Criteria Decision Making (MCDM 2011, 2013, 2015), INFORMS Annual Meeting (INFORMS 2014, 2015), Decision Deck (D2) Workshop (2009, 2010, 2014, 2016), Meeting of the EURO Working Group on Multiple Criteria Decision Aiding (MCDA 2009-2016), Uncertainty and Robustness in Planning and Decision Making (URPDM 2010), Joint Rough Set Symposium (JRS 2014), Group Decision and Negotiation (GDN 2015)).
3. **Prezentacje (4) na seminariach** w zagranicznych ośrodkach naukowych.
4. Udział jako wykładowca w **2 międzynarodowych szkołach naukowych** nt. wielokryterialnego wspomaganie decyzji (1st Spring School on Multiple Criteria Decision Aiding oraz 12th Multiple Criteria Decision Aiding/Making Summer School 2016).

Ponadto, jestem członkiem zespołu redakcyjnego biuletynu (2 wydania na rok) Europejskiej Grupy Roboczej przy EURO nt. Wielokryterialnego Wspomaganie Decyzji, który jest dystrybuowany w postaci elektronicznej do 400 członków grupy.

X. UDZIAŁ W PROJEKTACH BADAWCZYCH, WSPÓŁPRACA NAUKOWA, DZIAŁALNOŚĆ ORGANIZACYJNA

Prowadzone przez mnie badania wpisują się w realizację projektów naukowych finansowanych ze środków Narodowego Centrum Nauki oraz Ministerstwa Nauki i Szkolnictwa Wyższego.

W ostatnich trzech latach byłem kierownikiem grantów badawczych w ramach programów Sonata, Młoda Kadra oraz luventus Plus. Ważną rolę w mojej pracy odgrywa współpraca z naukowcami z kilkunastu zagranicznych jednostek i ośrodków badawczych. Jej wynikiem są wspólne publikacje, zaangażowanie w projekty o charakterze międzynarodowym, udział w organizacji konferencji, komitetach redakcyjnych oraz recenzowanie manuskryptów. Zestawienia przedstawione w tym rozdziale podsumowują powyższe aspekty mojej działalności.

A. UDZIAŁ W FINANSOWANYCH PROJEKTACH BADAWCZYCH

1. **Wykonawca** grantu badawczego: Komputerowe metody wspomaganie decyzji w oparciu o modele wiedzy indukowane z danych alfanumerycznych i tekstowych (Decision support methods based on knowledge models induced from alphanumeric and text data):
 - instytucja finansująca: Narodowe Centrum Nauki, N N519 314435;
 - okres realizacji: **2009-11**.
2. **Wykonawca** grantu badawczego: Techniki modelowania, optymalizacji i symulacji złożonych systemów adaptacyjnych (Techniques of modeling, optimization and simulation of complex adaptive systems):
 - instytucja finansująca: Narodowe Centrum Nauki, N N519 441939;
 - okres realizacji: **2010-13**.
3. **Wykonawca** grantu badawczego: Zastosowanie narzędzi wielokryterialnego wspomaganie decyzji i uczenia maszynowego do praktycznych problemów decyzyjnych (Application of methods for multiple criteria decision support and machine learning to real-world decision problems):
 - instytucja finansująca: Ministerstwo Nauki i Szkolnictwa Wyższego, N 91-516 (program **Młoda Kadra**);
 - okres realizacji: **2012-2013**.
4. **Kierownik** grantu badawczego: Nowe kierunki w wielokryterialnym wspomaganie decyzji opartym na holistycznych przykładach preferencji (New directions in multiple criteria decision aiding based on holistic preference information):
 - instytucja finansująca: Narodowe Centrum Nauki, UMO-2013/11/D/ST6/03056 (program **SONATA**);
 - okres realizacji: **2014-17**.
5. **Kierownik** grantu badawczego: Interaktywne algorytmy dla ewolucyjnej optymalizacji wielokryterialnej: perspektywa decyzji grupowych oraz organizacja interakcji z decydentem (Interactive algorithms for evolutionary multiple objective optimization: group decision perspective and organization of interaction with the decision maker):
 - instytucja finansująca: Ministerstwo Nauki i Szkolnictwa Wyższego, 09/91/DSMK/0582 (program **Młoda Kadra**);
 - okres realizacji: **2015**.
6. **Kierownik** grantu badawczego: Nowe metody oraz zastosowania badania odporności i wrażliwości rozwiązań w teorii decyzji (New methods and applications of robustness and sensitivity analysis in decision theory):
 - instytucja finansująca: Ministerstwo Nauki i Szkolnictwa Wyższego, IP2015 029674 (program **luventus Plus**);
 - okres realizacji: **2016-19**.

B. WSPÓŁPRACA W RAMACH BADAŃ NAUKOWYCH Z ZAGRANICZNYMI JEDNOSTKAMI I OŚRODKAMI NAUKOWYMI

1. Międzynarodowy projekt **Decision Deck**
 - cel: rozwój nowoczesnego oprogramowania (platformy *diviz* oraz Decision Desktop; XMCD web-services) do wspomagania decyzji na licencji *open source*;
 - konsorcjum Decision Deck, którego jestem wice-prezydentem, skupia naukowców z wiodących europejskich ośrodków naukowych zajmujących się tematyką wielokryterialnego wspomagania decyzji w tym m.in. CentraleSupélec, Université Paris-Dauphine, Telecom Bretagne, University of Coimbra, Technical University of Lisbon, Université Libre de Bruxelles, University of Mons, University of Luxembourg, Tarragona University oraz Politechnika Poznańska.
2. Uczestnik **Cost Action IC0602 Algorithmic Decision Theory**.
3. Prof. Salvatore Greco i dr Salvatore Corrente (**University of Catania**, Włochy): modelowanie preferencji oraz badanie odporności w metodach wielokryterialnego wspomagania decyzji.
4. Dr Tommi Tervonen (**Erasmus University Rotterdam**, Holandia; Evidera Ltd., Londyn, Wielka Brytania): metody stochastycznej regresji porządkowej oraz algorytmy próbkowania przestrzeni parametrów modelu preferencji spójnych z preferencjami decydenta.
5. Prof. Vincent Mousseau (**Ecole Centrale Paris**, CentraleSupélec, Francja): badanie odporności rekomendacji sugerowanej przez metody analizy wielokryterialnej.
6. Prof. Jose Rui Figueira (**Technical University of Lisbon**, Portugalia): metody analizy wielokryterialnej oparte na modelu preferencji w postaci relacji przewyższania.
7. Prof. Kannan Govindan (**University of Southern Denmark**, Odense, Dania): metody wspomagania decyzji dedykowane problemom wyboru dostawców oraz oceny łańcuchów dostaw.
8. Dr Patrick Meyer i Sebastien Bigaret (**Telecom Bretagne**, Brest, Francja): rozwój oprogramowania do wspomagania decyzji oraz konstrukcja nowych podejść wielokryterialnych z elementarnych procedur obliczeniowych.
9. Prof. Luis Dias (**University of Coimbra**, Portugalia): metody granicznej analizy danych oparte na modelu efektywności w postaci addytywnej funkcji wartości.
10. Prof. Nuria Agell i dr Mohammad Ghaderi (**ESADE Business School**, Barcelona, Hiszpania): metody regresji porządkowej; badanie odporności i ekspresywności modeli preferencji.
11. Dr Valentina Ferretti (**London School of Economics**, Londyn, Wielka Brytania): zastosowanie metod analizy wielokryterialnej w dziedzinie ochrony środowiska i inwestycji rewitalizujących.
12. Dr Marco Cinelli (**University of Warwick**, Wielka Brytania): metody wspomagania decyzji dedykowane zastosowaniom w dziedzinie nanotechnologii.
13. Dr Jafar Rezaei (**TU Delft**, Holandia): metody klasyfikacji porządkowanej dedykowane wielokryterialnej ocenie dostawców.
14. Prof. Rudolf Vetschera (**University of Vienna**, Austria): metody konstrukcji jednoznacznej rekomendacji na podstawie wyników badania odporności.

C. UDZIAŁ W KOMITETACH ORGANIZACYJNYCH I PROGRAMOWYCH KONFERENCJI, ORGANIZACJA SESJI

1. Członek Komitetu Organizacyjnego 28th European Conference on Operational Research (EURO 2016):
 - Politechnika Poznańska, Poznań, 3-6 lipca 2016r.;
 - liczba uczestników: ok. 1900 (z ponad 70 krajów); największa konferencja nt. badań operacyjnych organizowana w Europie;

- zakres podstawowych obowiązków: redakcja książki konferencyjnej, przygotowanie treści i administracja strony internetowej oraz aplikacji mobilnej, kontakty ze sponsorami oraz współpraca z komitetem programowym.
2. Członek Komitetu Organizacyjnego konferencji Europejskiej Grupy Roboczej przy EURO nt. Wielokryterialnego Wspomagania Decyzji (Meetings of the EURO Working Group on Multiple Criteria Decision Aiding (MCDA)) jako sekretarz grupy w latach 2011-2016:
 - konferencje w Corte (MCDA 73), Yverdon (MCDA 74), Tarragonie (MCDA 75), Portsmouth (MCDA 76), Rouen (MCDA 76), Katanii (MCDA 78), Atenach (MCDA 79), Quebecu (MCDA 80), Annecy (MCDA 81), Odense (MCDA 82), Barcelonie (MCDA 83) oraz Wiedniu (MCDA 84).
 3. Członek Komitetu Programowego 4 konferencji międzynarodowych (12th oraz 13th Decision Deck Workshop, International Joint Conference on Rough Sets 2017, Evolutionary Multi-Criterion Optimization 2017).
 4. Organizator strumieni i sesji tematycznych na 4 konferencjach międzynarodowych (EURO 2015 i 2016; International Conference on Multiple Criteria Decision Making (MCDM) 2013 i 2015).
 5. Przewodniczący sesji na 12 konferencjach międzynarodowych (MCDA 75, 78, 80, 81, 82, 83 i 84, MCDM 2013 i 2015, IFORS 2014, EURO 2015 i 2016).

D. UDZIAŁ W KOMITETACH REDAKCYJNYCH CZASOPISM

Edytor trzech wydań specjalnych czasopism z bazy JCR:

1. **European Journal of Operational Research:** "Learning perspectives in Multiple Criteria Decision Analysis" (wydawnictwo Elsevier; edytor współpracujący - prof. Salvatore Greco);
2. **Annals of Operations Research:** "Multi-Criteria Decision Making for Sustainable Development" (wydawnictwo Springer; edytor współpracujący - prof. Kannan Govindan);
3. **Journal of Air Transport Management:** "Multiple Criteria Decision Making in Air Transport Management" (wydawnictwo Springer; edytor współpracujący - dr Jafar Rezaei).

Od 2017r. członek komitetu redakcyjnego czasopisma EURO Journal on Decision Processes na zaproszenie edytora głównego prof. Vincenta Mousseau.

E. RECENZOWANIE PUBLIKACJI

1. **Recenzent dla 13 czasopism z listy JCR** nt. badań operacyjnych oraz informatyki ze sztuczną inteligencją (**łącznie 93 recenzje**): European Journal of Operational Research (60 recenzji), Omega (8), Knowledge-Based Systems (6), Computers & Operations Research (3), Decision Sciences (3), 4OR (3), Group Decision and Negotiation (3), OR Spectrum (2), Decision Support Systems (1), Expert Systems with Applications (1), Asia-Pacific Journal of Operational Research (1), International Journal of General Systems (1), Annals of Operations Research (1).
2. **Recenzent dla 3 międzynarodowych czasopism spoza listy JCR** (łącznie 12 recenzji): Journal of Multicriteria Decision Analysis (7), International Journal of Multiple Criteria Decision Making (4), EURO Journal on Decision Processes (1).
3. **Recenzent dla 2 krajowych czasopism** nt. badań operacyjnych i wspomagania decyzji (łącznie 5 recenzji): Foundations of Computing and Decision Sciences (4), Operation Research and Decision (1).
4. **Recenzent dla międzynarodowych konferencji**, w tym m.in.: International Conference on Modeling Decision for Artificial Intelligence, International Conference on Multiple Criteria Decision Making, International Joint Conference on Rough Sets, International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization oraz Uncertainty and Robustness in Planning and Decision Making.

F. CZŁONKOSTWO W ORGANIZACJACH I TOWARZYSTWACH NAUKOWYCH

1. **Europejska Grupa Robocza przy EURO** - The Association of European Operational Research Societies nt. **Wielokryterialnego Wspomagania Decyzji** (EURO Working Group on Multiple Criteria Decision Aiding): członek od 2009r. oraz **sekretarz od 2010r.** (w zakresie obowiązków: koordynacja spotkań grupy, administracja finansowa oraz administracja strony internetowej).
2. **Międzynarodowe Stowarzyszenie nt. Wielokryterialnego Wspomagania Decyzji** (International Society on Multiple Criteria Decision Making): członek od 2010r.
3. **Konsorcjum Decision Deck**: członek od 2009r. oraz **wice-prezydent od 2016r.**

XI. NAGRODY I WYRÓŻNIENIA

Innowacyjność i kompleksowość realizowanych przeze mnie badań naukowych zaowocowały przyznaniem prestiżowych nagród przez międzynarodowe stowarzyszenia, czasopisma oraz konferencje, a także najważniejszych polskich wyróżnień dla młodych naukowców. Poniższe zestawienie podsumowuje te osiągnięcia.

1. **Nagroda MCDM Doctoral Dissertation Award 2013:**
 - przyznana przez *International Multiple Criteria Decision Making Society*,
 - w konkursie wzięło udział kilkudziesięciu naukowców z pięciu kontynentów, którzy obronili swoje rozprawy doktorskie nt. szeroko rozumianego wspomagania decyzji w latach 2009-13;
 - finał konkursu podczas *22nd International Conference on Multiple Criteria Decision Making* (Malaga, Hiszpania, czerwiec 2013r.).
2. **Nagroda EURO Doctoral Dissertation Award (EDDA) 2013 (top 3):**
 - przyznana przez EURO – The Association of European Operational Research Societies;
 - w konkursie wzięło udział kilkudziesięciu naukowców pracujących w europejskich ośrodkach, którzy obronili swoje rozprawy doktorskie nt. badań operacyjnych w latach 2011-13;
 - finał konkursu podczas *26th European Conference on Operational Research* (Rzym, Włochy, lipiec 2013r.).
3. **Stypendium START Fundacji na rzecz Nauki Polskiej (FNP) - dwukrotnie w 2013 i 2014r.:**
 - każdego roku stypendium otrzymuje ok. 120 naukowców (spośród ok. 1200 aplikujących), którzy nie ukończyli 30 roku życia; laureatem można zostać co najwyżej dwa razy.
4. **Nagroda Ministra Nauki i Szkolnictwa Wyższego za wybitne osiągnięcia naukowe:**
 - jedna z trzech tego typu nagród w Polsce w 2013r. przyznanych naukowcom ze stopniem doktora.
5. **Stypendium Ministra Nauki i Szkolnictwa Wyższego dla wybitnych młodych naukowców w latach 2013-2016.**
6. **Nagroda Naukowa Wydziału IV Nauk Technicznych Polskiej Akademii Nauk w 2016r.:**
 - za cykl prac przedstawiający oryginalną metodykę komputerowego wspomagania decyzji opartą na różnorodnych formach pośredniej informacji preferencyjnej oraz wszechstronnej analizie odporności rozwiązań.
7. **Nagroda Polskiej Akademii Nauk w konkursie dla młodych naukowców na najlepszą pracę naukową w dziedzinie nauk technicznych w 2013r.:**
 - przyznana przez Polską Akademię Nauk (O/Poznań) za publikację "Extreme ranking analysis in robust ordinal regression" w czasopiśmie *Omega - International Journal of Management Science*.

8. **Nagroda Best Paper Award JRS 2014:**

- przyznana w czasie międzynarodowej konferencji *Joint Rough Set Symposium 2014* organizowanej w Madrycie i Grenadzie w 2014r. za publikację "Robust Ordinal Regression for Dominance-Based Rough Set Approach under Uncertainty".

9. **Nagroda EJOR Best Reviewer Award - 5-krotnie w latach 2012, 2013, 2014, 2015 i 2016:**

- przyznana przez wydawnictwo *Elsevier* jako dowód uznania wysiłku włożonego w jakość, liczbę oraz terminowość recenzowania prac zgłoszonych do czasopisma *European Journal of Operational Research* (największe i jedno z najbardziej prestiżowych na świecie czasopism z dziedziny badań operacyjnych);
- każdego roku jej laureatami jest ok. 20 najlepszych recenzentów spośród około 6000 naukowców z całego świata, którzy są recenzentami czasopisma, tym samym biorąc udział w konkursie; zostałem nią uhonorowany jako najmłodszy w historii i jako jedyny 5-krotnie z rzędu.

10. **Nagrody Miasta Poznania:**

- Nagroda Miasta Poznania za rozprawę doktorską przyznana w 2014r.;
- Stypendium naukowe Rady Miasta Poznania dla młodych naukowców przyznane w 2012r. za wyróżniający się dorobek i wyniki badań naukowych w dyscyplinie informatyki w zakresie wielokryterialnego wspomaganie decyzji.

11. **Nagrody JM Rektora Politechniki Poznańskiej:**

- Zespołowa nagroda specjalna za wyniki badań naukowych w 2014r.;
- Nagrody za osiągnięcie naukowe w latach 2012-2016;
- Nagrody za osiągnięcia dydaktyczne w 2012 i 2013r.;
- Nagroda za efektywną współpracę z najzdolniejszymi studentami w 2016r.

Miłosz Kadziński

Miłosz Kadziński