

**RADA NAUKOWA DYSCYPLINY
INFORMATYKA TECHNICZNA I TELEKOMUNIKACJA POLITECHNIKI WARSZAWSKIEJ**

zaprasza na
OBRONĘ ROZPRAWY DOKTORSKIEJ

mgr. inż. Mateusza Zaborskiego

która odbędzie się w dniu **6.04.2023r.** o godzinie **11:30** w trybie stacjonarnym

Temat rozprawy:

Efektywne zastosowania metamodeli w algorytmach populacyjnych przeznaczonych do rozwiązywania problemów optymalizacji ciągłej

Promotor: prof. dr hab. inż. Jacek Mańdziuk (Politechnika Warszawska)

Promotor pomocniczy: dr inż. Michał Okulewicz

Recenzenci: prof. dr hab. inż. Krzysztof Cpałka – Politechnika Częstochowska

prof. dr hab. Dominik Ślęzak – Uniwersytet Warszawski

dr hab. inż. Piotr Zielniewicz – Politechnika Poznańska

Obrona odbędzie się w Sali nr 107 w Budynku Wydziału Matematyki i Nauk Informatycznych (Koszykowa 75). Osoby zainteresowane uczestnictwem w obronie proszone są o zgłoszenie chęci uczestnictwa na adres sekretarza komisji: dr hab. inż. Roberta Nowaka, prof. uczelni, email: <robert.nowak@pw.edu.pl>, do dnia 3.04.2023r. do godz. 16.00.

Z rozprawą doktorską i recenzjami można zapoznać się w Czytelni Biblioteki Głównej Politechniki Warszawskiej, Warszawa, Plac Politechniki 1.

Streszczenie rozprawy doktorskiej i recenzje są zamieszczone na stronie internetowej: www.bip.pw.edu.pl/Postepowania-w-sprawie-nadania-stopnia-naukowego/Doktoraty/Wszczete-po-30-kwietnia-2019-r/Dyscyplina-informatyka-techniczna-i-telekomunikacja-dziedzina-nauk-inzynieryjno-technicznych/mgr-inz.-Mateusz-Zaborski

Przewodniczący Rady Naukowej Dyscypliny
Informatyka Techniczna i Telekomunikacja
Politechniki Warszawskiej
dr hab. inż. Jarosław Arabas, prof. uczelni

Streszczenie

Rozprawa dotyczy efektywnego zastosowania metamodeli w algorytmach populacyjnych przeznaczonych do rozwiązywania problemów optymalizacji ciągłej. Algorytmy populacyjne stanowią wiodące metody rozwiązujące problemy czarnoskrzynkowe, tzn. takie w których jedyną możliwością interakcji z funkcją celu (f.c.) jest dokonanie jej ewaluacji. Algorytmy populacyjne należą do metod niedeterministycznych i na ogół zakładają relatywnie duży budżet optymalizacji (dostępna liczba ewaluacji f.c.). Wykorzystanie dużych budżetów optymalizacji jest niemożliwe w przypadku optymalizacji kosztownej, która zakłada znaczący czas wymagany na pojedynczą ewaluację f.c.

Metamodeli odzworowują f.c. oraz pozwalają zastąpić jej kosztowną ewaluację za pomocą przybliżonej wartości w zadanym punkcie przestrzeni przeszukiwania. Dzięki temu możliwe jest ograniczenie liczby wykonanych ewaluacji f.c. lub poprawa otrzymanego rozwiązania przy zadanym budżecie optymalizacji. Metamodeli znajdują zastosowanie w wielu metodach rozwiązujących problemy optymalizacji, w szczególności w algorytmach populacyjnych.

Rozprawa skupia się na efektywnych zastosowaniach metamodeli w algorytmach populacyjnych, tzn. takich które poprawiają wyniki algorytmu, są wydajne obliczeniowo oraz są skierowane do rozwiązywania szerokiej klasy problemów.

W pierwszej części rozprawy dokonano wprowadzenia do problemów optymalizacji ze szczególnym uwzględnieniem kosztu ewaluacji f.c. mającego wpływ na założony budżet optymalizacji. Wprowadzono pojęcie optymalizacji semikosztownej, która zakłada budżet optymalizacji pomiędzy $10^2 \cdot D$ a $10^4 \cdot D$ ewaluacji f.c., gdzie D jest liczbą wymiarów problemu. Stąd, dla optymalizacji kosztownej przyjęto budżet $\leq 10^2 \cdot D$, a dla taniej $\geq 10^4 \cdot D$ ewaluacji f.c. Przedstawiono metody ewaluacji algorytmów, z uwzględnieniem zbiorów testowych CEC2021 oraz COCO. Opisano wiodące metody rozwiązywania problemów optymalizacji ciągłej. Skupiono się na algorytmach populacyjnych powszechnie uznawanych za skuteczne metody rozwiązujące, takich jak te oparte o adaptacyjną ewolucję różnicową oraz adaptację macierzy kowariancji. Następnie omówiono popularne grupy metamodeli oraz znane ich zastosowania w algorytmach populacyjnych. Rozprawa dyskutuje efektywność obecnie stosowanych metod oraz prezentuje autorskie badanie

eksperymentalne czasu estymacji parametrów znanych metamodeli w zależności od wielkości zbioru uczącego oraz liczby wymiarów problemu.

Autor rozprawy proponuje cztery zastosowania metamodeli: (1) inicjalizacja metamodelem, (2) lokalna optymalizacja metamodelem, (3) preselekcja rozwiązań na podstawie wartości metamodelu oraz (4) rekurencyjna estymacja parametrów metamodelu. We wszystkich ww. rozwiązaniach jako metamodel wybrano regresję wielomianową. Zdecydowano się rozszerzać za pomocą metamodeli algorytmy: GAPS0, SHADE, R-SHADE oraz L-SHADE. Wykorzystano lokalną optymalizację metamodelem jako mechanizm poprawiający wyniki algorytmów populacyjnych w optymalizacji taniej. Wykorzystano preselekcję rozwiązań za pomocą metamodelu jako mechanizm poprawiający wyniki algorytmów populacyjnych w optymalizacji semikosztownej. Skutkiem tego, autor rozprawy proponuje pięć algorytmów populacyjnych wykorzystujących metamodel: M-GAPS0, SHADE-LM, LQ-R-SHADE, psLSHADE oraz rmmLSHADE. M-GAPS0 oraz SHADE-LM wykorzystują lokalną optymalizację metamodelem oraz inicjalizację metamodelem. LQ-R-SHADE, psLSHADE oraz rmmLSHADE są oparte o mechanizm preselekcji rozwiązań na podstawie wartości metamodelu. Dodatkowo LQ-R-SHADE korzysta z inicjalizacji metamodelem. Parametry metamodelu w rmmLSHADE są estymowane w sposób rekurencyjny za pomocą rekursywnych najmniejszych kwadratów, dzięki czemu nie jest wymagane konstruowanie zbioru uczącego.

Wszystkie algorytmy populacyjne wspomagane metamodelem zostały poddane eksperymentalnej ewaluacji z wykorzystaniem zbioru testowego CEC2021 lub COCO. W każdym przypadku wykazano zasadność z zastosowania metamodelu oraz omówiono wpływ takiej integracji na czas obliczeń algorytmu.

Rozprawę kończy dyskusja uzyskanych wyników, z uwzględnieniem efektywności lokalnej optymalizacji wspomaganej metamodelem oraz efektywności preselekcji rozwiązań. Przedstawiono możliwe dalsze kierunki badań.

Słowa kluczowe: Optymalizacja, Algorytmy Ewolucyjne, Metamodel, Model zastępczy, Metaheurystyki, Ewolucja Różnicowa



Częstochowa, 1 lutego 2023 r.

Prof. dr hab. inż. Krzysztof Cpałka
Katedra Inteligentnych Systemów Informatycznych
Wydział Inżynierii Mechanicznej i Informatyki
Politechnika Częstochowska
Al. Armii Krajowej 36
42-202 Częstochowa

Recenzja rozprawy doktorskiej mgra inż. Mateusza Zaborskiego
pt. *„Efektywne zastosowania metamodeli w algorytmach populacyjnych
przeznaczonych do rozwiązywania problemów optymalizacji ciągłej”*,
której promotorem jest prof. dr hab. inż. Jacek Mańdziuk
oraz promotorem pomocniczym jest dr inż. Michał Okulewicz

1. Zakres tematyczny rozprawy

Recenzja rozprawy doktorskiej została przygotowana na podstawie pisma dra hab. inż. Jarosława Arabasa, prof. Politechniki Warszawskiej, Przewodniczącego Rady Naukowej Dyscypliny Informatyka Techniczna i Telekomunikacja. Pismo to jest z 2 grudnia 2022 roku.

Recenzowana rozprawa została napisana w języku polskim, składa się ona z 8. rozdziałów, zawierającego 252. pozycje wykazu literatury, streszczenia w językach polskim i angielskim oraz wykazu używanych w tekście rozprawy skrótów. Całość została przedstawiona na 183. stronach.

Tematyka rozprawy nawiązuje do zagadnienia efektywnego przeszukiwania przestrzeni rozwiązań algorytmami bazującymi na populacji. Popularność tego typu algorytmów i łatwość ich implementacji powodują, że powstaje dużo nowych ich odmian, także wielopopulacyjnych, wielokryterialnych i hybrydowych. Powstaje również dużo interesujących rozwiązań dotyczących tych algorytmów ukierunkowanych np. na: redukcję ich złożoności, efektywne zarządzanie populacją, stosowanie adaptacyjnych mechanizmów przeszukiwania czy korzystanie z modeli zastępczych. Tej ostatniej w szczególności kwestii poświęcona jest recenzowana praca. Jej tematykę uważam za istotną w kontekście aplikacyjnym oraz w kontekście prowadzenia wieloaspektowych prac badawczych dotyczących zarówno struktury użytego modelu zastępczego, jak i formuły jego stosowania.

We *Wstępie* do rozprawy, składającym się z 5. podrozdziałów („*Motywacja*”, „*Cel i zakres rozprawy*”, „*Hipotezy badawcze*”, „*Spis autorskich publikacji*”, „*Układ rozprawy*”), autor dokonał stosownego wprowadzenia w rozważaną tematykę. Scharakteryzował m.in. zagadnienie optymalizacji, wskazał znaczenie metod deterministycznych oraz niedeterministycznych bazujących na populacji w rozwiązywaniu problemów optymalizacji, odniósł się do zagadnienia złożoności obliczeniowej, nawiązał do kwestii budżetu optymalizacji. W dalszej części rozdziału 1. autor opisał ogólne i szczegółowe cele badawcze, nakreślił zakres tematyczny rozprawy i wskazał 4 hipotezy badawcze, które starał się udowodnić przygotowując rozprawę. Szczególne miejsce we wstępie zajmuje zestawienie publikacji autora rozprawy, obejmujące aż 9 prac już wydanych oraz 1. pracę w druku (jest to stan na dzień wydrukowania rozprawy). Fakt zaprezentowania wybranych wątków rozprawy w recenzowanych czasopismach i materiałach uznanych konferencji międzynarodowych stanowi dobre potwierdzenie zasadności prowadzonych badań naukowych oraz wysokiej jakości uzyskanych w wyniku tych badań rezultatów, co w efekcie działa zdecydowanie na plus ocenianej rozprawy. Niniejsza recenzja koncentruje się jednak na treści rozprawy, niezależnie od poruszonej kwestii dorobku publikacyjnego. Wracając do zawartości rozdziału 1., jest on zakończony opisem układu rozprawy stanowiącym krótkie podsumowanie zawartości poszczególnych rozdziałów.

W rozdziale 2. rozprawy, zatytułowanym „*Wprowadzenie do problemów optymalizacji*” i składającym się z 5. podrozdziałów („*Problem optymalizacji*”, „*Systematyka problemów optymalizacji*”, „*Optymalizacja czarnoskrzynkowa*”, „*Ewaluacja metod rozwiązujących*”, „*Koszt optymalizacji*”), autor zdefiniował rozważany przez siebie problem optymalizacji i skonkretyzował klasyfikację wybranych problemów optymalizacji ze względu na ich właściwości. W tym kontekście wskazał rozważany w rozprawie problem optymalizacji ciągłej z ograniczoną przestrzenią poszukiwania rozwiązania. Uzasadnił on ponadto przyjęcie przez siebie założenia dotyczącego czarnoskrzynkowości rozważanego problemu, które wprawdzie nie ułatwia generowania rozwiązań, ale ma korzystny wpływ na uniwersalność podejścia. Autor w ramach rozdziału 2. opisał także kwestię oceny uzyskiwanych rezultatów, nawiązał do jakości rozwiązania i zasobów użytych do jego znalezienia oraz scharakteryzował zbiory testowe wykorzystane w testach. Są to znane zbiory zróżnicowanych, wieloargumentowych funkcji, których często używa się do oceny skuteczności algorytmów bazujących na populacji. W końcowej części rozdziału autor opisał pojęcie kosztu optymalizacji, a przy tej okazji przytoczył pojęcia: budżetu optymalizacji kosztownej, taniej i tzw. semikosztownej.

W rozdziale 3. rozprawy, zatytułowanym „*Wiodące metody rozwiązywania problemów optymalizacji ciągłej*” i składającym się z 4. podrozdziałów („*Systematyka metod rozwiązujących*”, „*Algorytmy*”

populacyjne”, „Algorytmy z rodziny DE”, „Algorytmy z rodziny CMA-ES”), autor opisał wybrane przez siebie 2. algorytmy bazujące na populacji wraz z popularnymi modyfikacjami. Są to algorytmy: ewolucji różnicowej i strategii ewolucyjnej wykorzystującej adaptację macierzy kowariancji. Algorytmy te odpowiednio ułożył w zaproponowanej przez siebie klasyfikacji metod dedykowanych do przeszukiwania przestrzeni rozwiązań, w tym w szczególności odnoszących się do rozważanego w rozprawie problemu wykazującego cechy czarnoskrzynkowości.

W rozdziale 4. rozprawy, zatytułowanym „Modelowanie funkcji celu w optymalizacji ciągłej” i składającym się z 5. podrozdziałów („Przybliżanie funkcji celu”, „Metamodeli w optymalizacji”, „Popularne grupy metamodeli”, „Optymalizacja bayesowska”, „Algorytmy populacyjne wspierane metamodelem (APWM)”)), autor opisał ideę przybliżania funkcji celu, szczególnie w kontekście korzystania z algorytmów bazujących na populacji, podkreślając przy tym zasadność zastępowania procedury wyznaczania wartości funkcji celu szacowaniem jej wartości z pomocą odpowiednio przygotowanego metamodelu. Następnie krótko podsumował scenariusze użycia metamodeli w ogólnie rozumianej optymalizacji, także w odniesieniu do korzystania z algorytmów populacyjnych. W tym kontekście autor opisał popularne grupy metamodeli: regresję wielomianową, podejście Kriging, sztuczne sieci neuronowe i radialne funkcje bazowe. Dla każdej z grup metamodeli odniósł się do ich złożoności obliczeniowej, która finalnie zdeterminowała działania autora na potrzeby przygotowania rozdziałów 5-7. W ramach rozdziału 4. ponadto podsumowano ideę użycia metamodelu w optymalizacji bayesowskiej oraz algorytmach populacyjnych, w szczególności z grupy ewolucji różnicowej oraz strategii ewolucyjnej wykorzystującej adaptację macierzy kowariancji.

W rozdziale 5. rozprawy, zatytułowanym „Zastosowania metamodeli w algorytmach populacyjnych” i składającym się z 2. podrozdziałów („Obecnie stosowane metody”, „Proponowane zastosowania metamodeli?”), autor przytoczył założenia pozwalające uznać użycie metamodelu w algorytmie bazującym na populacji za efektywne (są one następujące: rodzaj metamodelu i sposób jego integracji z algorytmem powinny pozwalać na użycie w optymalizacji semikosztownej lub taniej, narzut obliczeniowy algorytmu wykorzystującego metamodel powinien być akceptowalny, algorytm wspierany metamodelem powinien osiągać zadowalające wyniki i być metodą możliwie uniwersalną). Autor uściślił następnie przytoczone kryteria i przeprowadził dyskusję nawiązującą do poszczególnych odmian algorytmów populacyjnych rozważanych w rozprawie. Odniósł się przy tym do wyników eksperymentalnego oszacowania czasu estymacji parametrów metamodeli typu: Kriging, opartego o radialną funkcję bazową, kwadratowej regresji wielomianowej oraz kwadratowej regresji wielomianowej z interakcjami. W dalszej części rozdziału 5. autor zaproponował 4 scenariusze

użycia metamodelu w algorytmach bazujących na populacji. Zakładają one: inicjalizację metamodelem, lokalną optymalizację metamodelem, preselekcję rozwiązań na podstawie wartości metamodelu oraz użycie metamodelu z estymacją parametrów. Przytoczył przy tym dla proponowanych procedur stosowne formuły działania lub pseudokody.

W mojej opinii rozdziały do 5. włącznie stanowią bardzo dobre i odpowiednio sformalizowane wprowadzenie do rozdziałów 6. i 7., w których autor zaprezentował swoje najważniejsze rozwiązania autorskie wraz z wynikami potwierdzającymi ich skuteczność.

W rozdziale 6. rozprawy, zatytułowanym „*Lokalna optymalizacja metamodelem w optymalizacji taniej*” i składającym się z 4. podrozdziałów („*Algorytm GAPSO*”, „*M-GAPSO: GAPSO z lokalną optymalizacją metamodelem*”, „*SHADE-LM: R-SHADE z lokalną optymalizacją metamodelem*”, „*Narzędzie obliczeniowe lokalnej optymalizacji metamodelem*”), autor scharakteryzował algorytm uogólnionej adaptacyjnej optymalizacji rojem cząstek (GAPSO, *Generalized Self-Adapting Particle Swarm Optimization*), który ma charakter hybrydowy, ponieważ umożliwia użycie formuł przeszukiwania wywodzących się z innych algorytmów populacyjnych, w szczególności algorytmu optymalizacji za pomocą roju cząstek (PSO, *Particle Swarm Optimization*) i algorytmu ewolucji różnicowej (DE, *Differential Evolution*). W tym kontekście opisał autorską odmianę algorytmu realizującą lokalną optymalizację metamodelem i nazywaną M-GAPSO. Wyklarował w szczególności różnice między tym algorytmem i jego odmianą bazową, opisał 2. algorytmy użyte w elastycznym mechanizmie przeszukiwania i scharakteryzował 2. typy zastosowanych metamodeli. Ponadto przedstawił różne warianty testów dla zaproponowanego algorytmu, ukierunkowanych na wykazanie zysku z zastosowania lokalnej optymalizacji wspartej metamodelem. W drugiej części rozdziału 6. autor przedstawił opis oraz wyniki testów dotyczących drugiego z proponowanych w rozdziale algorytmów: metody R-SHADE rozbudowanej o lokalną optymalizację metamodelem (tzw. SHADE-LM), która wywodzi się z rodziny algorytmów bazujących na ewolucji różnicowej. Zrobił to dość analogicznie, jak w przypadku opisu podejścia M-GAPSO. W końcowej części rozdziału 6. autor zaprezentował m.in. wyniki analizy narzutu obliczeniowego optymalizacji lokalnej, przeprowadzonej w oparciu o założenia podane w kontekście użytego zbioru testowego CEC2021.

W rozdziale 7. rozprawy, zatytułowanym „*Preselekcja rozwiązań w optymalizacji semikosztovej*” i składającym się z 4. podrozdziałów („*LQ-R-SHADE: R-SHADE wspierany globalnym metamodelem*”, „*psLSHADE: LSHADE wspierany globalnym metamodelem*”, „*rmmLSHADE: LSHADE wspierany rekurencyjnie estymowanym globalnym metamodelem*”, „*Narzędzie obliczeniowe preselekcji rozwiązań*”), autor rozważał autorskie algorytmy wyposażone w odpowiedni mechanizm preselekcji, należące do grupy

metod opartych o sukces adaptacji parametrów dla ewolucji różnicowej (SHADE, *Success History Based Parameter Adaptation for Differential Evolution*). Mechanizmy preselekcji lokalnej i globalnej polegają na wygenerowaniu określonej liczby kopii osobników populacji w oparciu o przyjętą formułę przeszukiwania, następnie ocenie tych kopii z wykorzystaniem metamodelu oraz ocenie jedynie wyselekcjonowanych, tj. najlepszych z nich, przy pomocy rzeczywistej funkcji oceny. Preselekcja lokalna i globalna różnią się od siebie zasięgiem działania: lokalna działa w obrębie osobnika, globalna zaś całej populacji. W ten sposób autor rozprawy zaproponował i opisał 3 odmiany algorytmów (LQ-R-SHADE, psLSHADE i rmmLSHADE), przedstawił dla nich wyniki badań eksperymentalnych oraz odniósł się do zagadnienia narzutu obliczeniowego preselekcji rozwiązań, mając na uwadze procedurę pomiaru empirycznej złożoności obliczeniowej wskazaną dla zbioru funkcji testowych CEC2021.

W rozdziale 8. rozprawy, zatytułowanym „Podsumowanie” i składającym się z 4. podrozdziałów („Dyskusja wyników badań”, „Weryfikacja hipotez badawczych”, „Dalsze kierunki badań”, „Autorski wkład w dziedzinę”), autor podsumował wyniki uzyskane na potrzeby przygotowania rozważanej rozprawy, odniósł się do hipotez badawczych postawionych w rozdziale 1., wskazał kierunki dalszych badań oraz krótko podsumował autorski wkład w dziedzinę optymalizacji z wykorzystaniem metamodeli.

Pracę kończą: zawierająca wykaz 252. wykorzystanych pozycji literatury sekcja „Bibliografia”, oraz spisy rysunków i tabel.

2. Oryginalne rezultaty uzyskane w rozprawie

Do oryginalnych rezultatów uzyskanych w rozprawie doktorskiej Pana mgr. inż. Mateusza Zaborskiego zaliczyć należy przede wszystkim zaproponowane przez niego nowe odmiany algorytmów bazujących na populacji, które w twórczy sposób wykorzystują możliwości użycia metamodeli. Nie bez znaczenia wydaje się fakt, że dużo z tych algorytmów, oraz rozwiązań je wspomagających, było wcześniej opisanych w 10. pracach naukowych pozytywnie zweryfikowanych zarówno przez redakcje uznanych czasopism naukowych, na przykład *Applied Soft Computing*, jak i komitety organizacyjne rozpoznawalnych międzynarodowych konferencji naukowych związanych z tematyką pokrewną tematyce opiniowanej rozprawy, na przykład GECCO czy ICAISC. Rezultaty te można podsumować następująco:

- Opracował, przetestował i opisał on algorytm M-GAPSO. Jest to uogólniona adaptacyjna optymalizacja rojem cząstek (*Generalized Adaptive Particle Swarm Optimization*) rozbudowana o mechanizm lokalnej optymalizacji metamodelem i aktualizująca m.in. sposób działania

mechanizmów: restartów populacji (na przykład w przypadku utknięcia jej osobników w minimach lokalnych) oraz kojarzenia osobników z formułami przeszukiwania przestrzeni rozwiązań. Pierwszy ze zmodyfikowanych mechanizmów uwzględnia rozproszenie populacji i sposób zachowania osobnika najlepszego. Drugi zaś mechanizm uwzględnia skuteczność wybranej formuły przeszukiwania, przypisywanej do pewnej liczby osobników populacji w toku działania algorytmu populacyjnego. Autor w praktyce uwzględnił formuły wywodzące się od algorytmów: optymalizacji rojem cząstek (*Particle Swarm Optimization*) i ewolucji różnicowej (*Differential Evolution*). Najważniejszą jednak cechą algorytmu M-GAPSO jest wykorzystanie optymalizacji lokalnym metamodelem w formie metamodelu kwadratowego i wielomianowego. Parametry tych metamodeli są metodą najmniejszych kwadratów w odpowiedni sposób estymowane, w czym korzysta się z próbek pochodzących z archiwum rozszerzającego wykorzystywaną populację o wybrane, ewaluowane wcześniej osobniki.

- Opracował, przetestował i opisał algorytm SHADE-LM. Jest to populacyjny algorytm opartej o sukces adaptacji parametrów dla ewolucji różnicowej (*Success History Based Parameter Adaptation for Differential Evolution*) rozbudowany o mechanizmy: restartów populacji oraz lokalnej optymalizacji i inicjacji metamodelem, która kieruje populację w obiecujący podobszar przestrzeni rozwiązań. Użyty w tej metodzie metamodel ma formę kaskady: wielomianowej regresji kwadratowej i wielomianowej regresji kwadratowej z dodatkowymi interakcjami, uwzględniającymi występowanie dodatkowych powiązań między rozważanymi w regresji zmiennymi. Wybór sposobu realizacji regresji w tej kaskadzie zależy od rozmiaru populacji.
- Opracował, przetestował i opisał algorytm LQ-R-SHADE. Z racji osadzenia struktury tego algorytmu na metodzie R-SHADE, jest on wyposażony w archiwum próbek, uwzględniające dotychczas wyznaczone wartości funkcji oceny, oraz mechanizm restartu populacji w przypadku zajścia jednego z warunków wykrywających oznaki stagnacji w procesie poszukiwania rozwiązania. LQ-R-SHADE wykorzystuje ponadto mechanizmy: lokalnej preselekcji rozwiązań i inicjalizacji metamodelem. Mechanizm preselekcji rozwiązań na podstawie wartości metamodelu typuje rozwiązania do ewaluacji z wykorzystaniem funkcji celu, wybierając je z generowanego zbioru nowych osobników o liczebności większej niż przyjęty rozmiar populacji. Korzysta on z kaskady: wielomianowej regresji liniowej, kwadratowej i kwadratowej z interakcjami. Z kolei mechanizm inicjalizacji metamodelem lokalizuje osobniki populacji początkowej w obiecującym obszarze przestrzeni rozwiązań, wykorzystując do tego celu odpowiednio estymowany metamodel. W tym kontekście użycia metamodel korzystał z regresji liniowej i kwadratowej.

- Opracował, przetestował i opisał algorytm psLSHADE. Przygotowano go w sposób analogiczny, jak algorytm LQ-R-SHADE, ale osadzono na bazie redukującego rozmiar populacji w kolejnych krokach działania algorytmu L-SHADE, zatem wywodzi się on z grupy metod ewolucji różnicowej. Cechami wyróżniającymi psLSHADE są m.in.: zastąpienie mechanizmu restartów większym rozmiarem początkowym populacji, rezygnacja z kaskady metamodeli na rzecz pojedynczego metamodelu w postaci hybrydowej oraz zastąpienie mechanizmu inicjalizacji populacji metamodelem przez mechanizm generacji tej populacji techniką polegającą na podziale dziedziny rozwiązań na podobszary i losowaniu osobników populacji w każdym z tych podobszarów (*Latin Hypercube Sampling*).
- Opracował, przetestował i opisał algorytm rmmLSHADE. Wyróżniki tego algorytmu są dwa. Po pierwsze, estymacja parametrów metamodelu realizowana jest w nim po każdej ewaluacji funkcji oceny z wykorzystaniem rekursywnego filtru najmniejszych kwadratów. Po drugie, algorytm wyposażony jest w realizowaną w sposób globalny preselekcję osobników na bazie zredukowanego do minimum metamodelu z kwadratową regresją wielomianową z interakcjami, co w konsekwencji skutkuje uproszczeniem logiki algorytmu.

Pan mgr inż. Mateusz Zaborski w wyniku realizacji pracy doktorskiej uzyskał ponadto dużo innych rezultatów, które ułatwiły, lub wręcz umożliwiły, opracowanie wymienionych algorytmów autorskich. Wśród tych rezultatów wymienić można kilka przykładowych, a mianowicie:

- Zdefiniował on pojęcie efektywnego zastosowania metamodelu. Uwzględnił przy tym budżet optymalizacji, narzut obliczeniowy i skuteczność w odnajdowaniu rozwiązania.
- Usystematyzował wybrane algorytmy populacyjne oraz zaproponował klasyfikację wybranych metod optymalizacji ciągłej z jednym kryterium oceny.
- Sformułował założenia i zaproponował dużo kwestii wspomagających opracowanie wykorzystywanego w pracy metamodelu wielomianowego. Ponadto przeprowadził analizę działania metamodelu kwadratowego i wielomianowego w kontekście poszczególnych algorytmów.

3. Uwagi dotyczące rozprawy

Recenzowana rozprawa została przygotowana z dbałością o detale, zarówno w kontekście edycyjnym, jak i - co ważniejsze - merytorycznym. Stosowne pojęcia zostały odpowiednio sformalizowane i osadzone w szerszym kontekście. Zatem przytoczone dalej kwestie nie wpływają

na obniżenie jednoznacznie pozytywnej oceny rozważanej rozprawy i mają one charakter dyskusyjny. Można je podsumować następująco:

- Formuła zaproponowanych w rozprawie algorytmów nie budzi zastrzeżeń. Jednak niektóre z nich stanowią rozszerzenie znanych metod, inne są rozszerzeniami metod autorskich, zaproponowanych w rozprawie. Ponadto wszystkie one korzystają z różnych podejść do formuły użycia metamodelu oraz odmiennej jego struktury. Wydaje się, że analiza cech charakterystycznych poszczególnych metod byłaby ułatwiona, gdyby w pracy umieszczono na przykład tabelę, z której wynikałyby w sposób jednoznaczny kluczowe cechy każdego z proponowanych algorytmów, także zastosowanych w nich metamodeli, szczególnie w kontekście cech metod wcześniej zaproponowanych w literaturze.
- Skuteczność metod przedstawionych w rozprawie została podsumowana w rozdziałach zatytułowanych „*Eksperymentalna ewaluacja*”. Wydaje się, że rozdziały te byłyby czytelniejsze i lepiej podkreślałyby zalety zaproponowanych rozwiązań, gdyby zamieszczone w nich opisy dotyczące w szczególności scenariusza przeprowadzonych obliczeń, rysunków oraz wniosków były bardziej wyczerpujące. Dostrzegam także inne kwestie dotyczące sposobu prezentacji wyników, które utrudniają ich analizę. Mianowicie dużo z nich zostało w rozprawie przedstawionych w formie zagregowanej, dotyczącej całego zbioru funkcji testowych. Tymczasem interesująca może być także analiza na poziomie poszczególnych funkcji.
- W tekście rozprawy korzystano głównie z metamodeli bazujących na regresji liniowej i kwadratowej, ewentualnie ich kombinacjach lub/i odmianach z dodatkowymi interakcjami. W moim odczuciu reguły doboru konkretnej struktury metamodelu dla każdego z zaproponowanych algorytmów mogły zostać w rozprawie doprecyzowane.
- Które z metod zaproponowanych w rozprawie mogą zdaniem autora znaleźć zastosowanie w przypadku innych typów problemów rozwiązywanych z wykorzystaniem algorytmów bazujących na populacji, na przykład problemu jednoczesnego doboru struktury i parametrów sieci neuronowej. Czy ponadto autor testował, ewentualnie porównywał, swoje algorytmy z rozwiązaniami innych autorów w kontekście problemów testowych innych od analizy funkcji testowych? Które ponadto z zaproponowanych w rozprawie rozwiązań mają charakter uniwersalny, przez co stwarzają one możliwość rozszerzenia nimi innych rodzin algorytmów populacyjnych?

4. Podsumowanie i konkluzja

W podsumowaniu stwierdzam, co następuje:

- Autor rozprawy doktorskiej rozważał zagadnienie wykorzystania metamodeli w algorytmach bazujących na populacji przeznaczonych do rozwiązywania problemów optymalizacji ciągłej, kładąc nacisk na efektywność ich użycia.
- Rozprawa doktorska zawiera szereg oryginalnych i wartościowych rezultatów naukowych, została zredagowana w sposób poprawny, poszczególne wątki zostały w niej przedstawione w sposób kompetentny. Przygotowanie jej potwierdza umiejętność samodzielnego prowadzenia pracy naukowej przez kandydata do stopnia doktora.
- Rozprawa stanowi dobre podsumowanie ogólnej wiedzy teoretycznej mgra inż. Mateusza Zaborskiego w zakresie dyscypliny Informatyka techniczna i telekomunikacja.

W konkluzji stwierdzam, że praca doktorska „*Efektywne zastosowania metamodeli w algorytmach populacyjnych przeznaczonych do rozwiązywania problemów optymalizacji ciągłej*”, której autorem jest Pan mgr inż. Mateusz Zaborski, spełnia wymagania obowiązującej ustawy o stopniach naukowych i tytule naukowym. Wnoszę o jej przyjęcie i dopuszczenie do publicznej obrony.

Mając ponadto na uwadze odpowiedni potencjał aplikacyjny zaproponowanych w rozważanej rozprawie doktorskiej rozwiązań, ich wysoką wartość merytoryczną oraz ponadprzeciętny dorobek publikacyjny Pana mgr inż. Mateusza Zaborskiego wstępnie deklaruje poparcie dla ewentualnego wniosku dotyczącego wyróżnienia rozprawy.

Krzysztof CpaTka

Recenzja rozprawy doktorskiej
mgr. inż. Mateusza Zaborskiego

zatytułowanej:

Efektywne zastosowania metamodeli w algorytmach populacyjnych przeznaczonych do rozwiązywania problemów optymalizacji ciągłej

1. Problem badawczy i jego znaczenie

Recenzowana rozprawa dotyczy zastosowania metamodeli w algorytmach populacyjnych przeznaczonych do optymalizacji ciągłej w rozwiązywaniu problemów czarnoskrzynkowych, tj. takich w których wiedza o funkcji celu polega jedynie na możliwości obliczenia wartości tej funkcji dla poszczególnych argumentów. Kryterium czarnoskrzynkowości stosowane w rozprawie ma charakter operacyjny a jego celem jest uzyskanie uniwersalności opracowywanych metod, gdyż jak sam Autor zauważa, w praktyce w przypadku niewielu funkcji celu nie są dane żadne intuicje odnośnie ich kształtu.

Algorytmy populacyjne bazują na losowości metodami niedeterministycznymi, których każdorazowy przebieg prowadzi do znalezienia innego rozwiązania obciążonego stosownym błędem. Ponadto algorytmy populacyjne na ogół charakteryzują się stosunkowo dużymi budżetami optymalizacji, tzn. pozwalają na obliczenie wartości funkcji celu dla relatywnie dużej liczby jej argumentów. Istnieje jednak klasa problemów dla których czas pojedynczej ewaluacji funkcji celu (obliczania jej wartości dla zadanego argumentu) jest znaczący – optymalizacja dla problemów tej kategorii jest nazywana optymalizacją kosztowną. Za jej przykład mogą posłużyć symulacje procesów fizycznych dla których ewaluacja funkcji celu dla pojedynczego wektora argumentów często trwa kilka godzin a w skrajnych przypadkach dochodząc do stu kilkudziesięciu godzin, przykładowo symulacje możliwych scenariuszy rozwoju pożaru w budynku publicznym prowadzone przy akceptacjach projektów architektonicznych. Aby podołać wyzwaniom optymalizacji kosztownej w literaturze zaproponowano wykorzystywanie metamodeli będących reprezentacjami przybliżającymi funkcję celu dla których obliczenie wartości w danym punkcie jest o wiele szybsze od ewaluacji funkcji celu dla tego punktu.

Obecnie dużym wyzwaniem w dziedzinie uczenia maszynowego są problemy związane z koniecznością szybkiej eksploracji bardzo dużych i dynamicznie przyrastających zbiorów danych. Tematyka ta jest niezwykle istotna, zarówno pod kątem podstaw teoretycznych, jak i zastosowań praktycznych metod uczenia maszynowego a odpowiedzią na te wyzwania są badania mające na celu zwiększanie wydajności opracowywanych metod, zmniejszanie ich złożoności obliczeniowej. W ten nurt badań wpisuje się swoją rozprawą Doktorant prezentując w niej badania teoretyczne i eksperymentalne dotyczące osiągania akceptowalnych kosztów obliczeniowych dla poszczególnych typów optymalizacji.

Wiodącą metodą rozwiązującą problemy optymalizacji kosztownej jest optymalizacja bayesowska wspierana metamodelem Kriginga. W swoich badaniach teoretycznych Autor zestawia optymalizację bayesowską z algorytmami populacyjnymi (algorytmami ewolucyjnymi i algorytmami rojowymi) wskazując m.in. na znaczącą lukę w kontekście zakładanych przez nie budżetów pomiędzy budżetem optymalizacji kosztownej a budżetem optymalizacji taniej, co skutkowało zaproponowaniem nowej kategorii optymalizacji nazwanej przez Doktoranta optymalizacją semikosztowną. W analizach empirycznych Autor wykorzystał metamodel Kriginga jako jeden z punktów odniesienia dla opracowywanych przez siebie metod, skutkując wyborem regresji wielomianowej jako metamodelu wykorzystywanego w optymalizacji. W swoich badaniach Autor skupił się na algorytmach ewolucyjnych, mianowicie na metodach bazujących na ewolucji różnicowej i metodach bazujących na adaptacji macierzy kowariancji jako metodach dominujących obecnie ze względu na wyniki osiągnięte na używanych współcześnie zbiorach testowych. Ujmując rzecz obrazowo, w zagadnieniu optymalizacji Autor otworzył czarną skrzynkę i ulokował w niej algorytmy ewolucyjne wspierane regresją wielomianową jako metamodelem uzyskując bardzo dobre wyniki w analizie danych.

Hipotezy badawcze rozprawy dotyczą aspektów wydajnościowych opracowywanych w rozprawie metod. Dwie pierwsze hipotezy dotyczą zastosowań metamodeli w algorytmach populacyjnych w celu poprawy wyników algorytmów w optymalizacji taniej bądź semikosztownej. Trzecia hipoteza dotyczy zastosowania preselekcji rozwiązań w sposób niewymagający przekształcania mechanizmu adaptacji parametrów. Natomiast czwarta hipoteza dotyczy możliwości powiązania metamodelu z algorytmem populacyjnym pozwalającej na rekurencyjną estymację algorytmu skutkującą brakiem konieczności budowy archiwum próbek. Wszystkie hipotezy znalazły potwierdzenie w trakcie badań empirycznych przeprowadzonych w ramach przygotowywania rozprawy i w niej sprawozdawanych. O wadze i znaczeniu uzyskanych przez doktoranta rezultatów świadczy fakt, że znalazły one uznanie międzynarodowego grona badaczy i zostały przedstawione w dziewięciu międzynarodowych publikacjach, w tym w sześciu pracach przedstawionych na dobrych międzynarodowych konferencjach i trzech artykułach opublikowanych w wiodących czasopismach informatycznych publikujących prace z zakresu uczenia maszynowego.

2. Wkład autora

Wśród osiągnięć przedstawionych w rozprawie znajdują się zarówno wyniki teoretyczne jak i empiryczne. Do osiągnięć teoretycznych należy wprowadzenie kategorii optymalizacji semikosztownej. Przegląd literatury przeprowadzony przez Doktoranta wykazał niejednoznaczne rozumienie pojęć optymalizacji kosztownej i optymalizacji taniej wynikające z różnorodności problemów optymalizacji oraz ujawnił znaczącą lukę pomiędzy granicami optymalizacji kosztownej i taniej. Dla zapełnienia tej luki Doktorant wprowadza nowy rodzaj optymalizacji, mianowicie optymalizację semikosztowną jednocześnie opierając podział na dostępnym budżecie optymalizacji w przeciwieństwie do dominującego do tej pory w literaturze określenia optymalizacji kosztownej i optymalizacji taniej na podstawie kosztu ewaluacji. Oczywiście oba te kryteria są ze sobą powiązane, przykładowo im większa złożoność czasowa ewaluacji funkcji celu, tym mniejszy budżet optymalizacyjny tej ewaluacji, jednakże proponowane podejście nie jest tylko arbitralnym przesunięciem akcentu. Przeciwnie, jest ono podyktowane przez dążenie Doktoranta do opracowania metod uniwersalnych jako bardziej adekwatnych do rozwiązywania problemów czarnoskrzynkowych.

Do istotnych osiągnięć teoretycznych rozprawy należy zaliczyć również zdefiniowanie efektywnego zastosowania metamodelu w algorytmie populacyjnym. Definicja składa się z czterech kryteriów: (1) zastosowanie metamodelu pozwala na osiągnięcie budżetów optymalizacji semikosztownej lub taniej, (2) narzut obliczeniowy metamodelu skutkujący dłuższym wykonaniem algorytmu pozostaje na akceptowalnym poziomie, (3) algorytm populacyjny wspierany danym metamodelem osiąga lepsze wyniki względem innego algorytmu populacyjnego wspieranego metamodelem lub względem algorytmu bazowego, (4) proponowany algorytm populacyjny wspierany metamodelem jest możliwie uniwersalny, tzn. uzyskuje zadowalające wyniki w rozwiązywaniu szerokiej klasy problemów czarnoskrzynkowych. W proponowanej definicji efektywności zastosowania metamodelu bazowym algorytmem populacyjnym jest wybrany algorytm z rodziny algorytmów ewolucji różnicowej lub z rodziny algorytmów opartych o strategię ewolucyjną wykorzystującą adaptację macierzy kowariancji. Proponowana definicja pozwala ujednoclić ocenę efektywności zastosowania metamodeli w metodach wprowadzonych w empirycznej części rozprawy a poprzez to pozwala na uniknięcie oceny ad hoc każdego z algorytmów z osobna. Ponadto wprowadzone pojęcie jest propozycją ustandaryzowania rozumienia efektywności zastosowań metamodeli w algorytmach populacyjnych.

Jedną z kluczowych kwestii recenzowanej rozprawy jest wybór metamodelu, który zostanie wykorzystany do opracowania nowych algorytmów populacyjnych wspieranych metamodelem. W wyniku analizy literatury dotyczącej algorytmów populacyjnych wspieranych metamodelem Doktorant stwierdził brak spójnej metodologii badania narzutu obliczeniowego metamodeli. Wyboru metamodelu nie dokonał jednak arbitralnie, lecz zaplanował i przeprowadził własne badanie eksperymentalne czasu estymacji parametrów metamodelu. W badaniu tym zostały porównane metamodel Kriginga, w którym za model regresji przyjęto liniową regresję wielomianową, radialna funkcja bazowa $h(r) = r^3$, kwadratowa regresja wielomianowa (RW) oraz kwadratowa regresja wielomianowa z interakcjami. Należy podkreślić, że z punktu widzenia teoretycznej analizy złożoności obliczeniowej metamodeli prezentowanej w rozdziale 4, taki eksperyment okazał się konieczny, gdyż kwadratowa regresja wielomianowa oraz wybrana do badań radialna funkcja bazowa lokują się w tej samej klasie złożoności. Analizy teoretyczne i eksperymentalne przeprowadzone przez Doktoranta stanowią dobrą podstawę do dalszych badań mających na celu opracowanie spójnej metodologii badania narzutu obliczeniowego tudzież metodologii wyboru między różnymi metamodelami wykorzystywanymi do opracowania nowych algorytmów. Wyniki tych badań prezentowane są w rozdziale 5 w tabelach 5.1 i 5.2. Wyniki przedstawione w tabeli 5.1 ukazują, że dla zbiorów uczących o liczności większej niż 100 czas estymacji parametrów RBF jest istotnie większy niż czas estymacji parametrów kwadratowej RW i kwadratowej RW z interakcjami. Przełożyło się to na wybór kwadratowej RW i kwadratowej RW z interakcjami do zastosowania jako metamodele w algorytmach populacyjnych wprowadzonych i przebadanych w rozdziale 7 rozprawy.

Ponadto wyniki przedstawione w tabelach 5.1 i 5.2 mają również walor edukacyjny, ilustrujący odmienność teoretycznych i eksperymentalnych sposobów określania złożoności obliczeniowej algorytmów. Przykładowo, tabela 5.2 pokazuje, że przy niewielkiej liczbie wymiarów kwadratowa RW i kwadratowa RW z interakcjami w eksperymentach uzyskują te same bądź zbliżone wartości w przypadku czasu estymacji ich parametrów, choć należą do różnych klas złożoności obliczeniowej (patrz ostatnie akapity podrozdziału 4.3.1).

W części empirycznej rozprawy przedstawiono i przeanalizowano eksperymentalnie pięć algorytmów populacyjnych wykorzystujących metamodel mianowicie M-GAPSO, SHADE-LM, LQ-R-SHADE, psLSHADE oraz rmmLSHADE. Poza algorytmem SHADE-LM Autor rozprawy stworzył koncepcję opracował i zaimplementował pozostałe cztery algorytmy oraz przeprowadził badania eksperymentalne ich działania. Autor w rozprawie zaproponował cztery sposoby zastosowania metamodeli do wsparcia algorytmów ewolucyjnych: (1) inicjalizację metamodelem, (2) lokalną optymalizację metamodelem, (3) preselekcję rozwiązań na podstawie wartości metamodelu oraz (4) rekurencyjną estymację parametrów metamodelu. Algorytmy M-GAPSO, SHADE-LM, LQ-R-SHADE, psLSHADE oraz rmmLSHADE powstały na bazie wprowadzonych wcześniej algorytmów populacyjnych GAPSO, SHADE, R-SHADE i L-SHADE poprzez integrację tych algorytmów z metamodelami przeprowadzoną na różne sposoby. Nowowprowadzone algorytmy w testach wykazały się skutecznością i były bardziej efektywne od ich algorytmów bazowych.

Szczególną uwagę przyciąga lokalna optymalizacja metamodelem, w której metamodel ingeruje w miejsce gdzie algorytm populacyjny próbkuje otoczenie. Optymalizację metamodelem zastosowano w M-GAPSO i w SHADE-LM, w algorytmach tych zastosowano również inicjalizację metamodelem. M-GAPSO zakłada wykorzystanie dwóch metamodeli, mianowicie metamodelu kwadratowego i metamodelu wielomianowego. Topologicznie rzecz ujmując, w metamodelu kwadratowym w konstruowaniu zbioru uczącego wykorzystuje się kule euklidesowe w przestrzeni wielowymiarowej. Natomiast w konstruowaniu zbioru uczącego w metamodelu wielomianowym stosuje się kule euklidesowe w przestrzeniach jednowymiarowych wyznaczonych przez poszczególne wymiary zbioru uczącego a następnie kule te nakładają się na siebie – ta matematyczna różnica została przez Autora przejrzysto przedstawiona na rysunku 6.1. Algorytm SHADE-LM powstał z algorytmu R-SHADE poprzez zastosowanie w R-SHADE mechanizmu lokalnej optymalizacji metamodelem. Testy eksperymentalne wykazały, że zastosowanie lokalnej optymalizacji metamodelem polepszyło wyniki uzyskane przez M-GAPSO i SHADE-LM względem algorytmów bazowych GAPSO i R-SHADE, szczególnie dla większych wymiarów. Narzut czasowy wykonania M-GAPSO i SHADE-LM okazał większy niż dla GAPSO i SHADE-LM ale pozostał na wystarczająco akceptowalnym poziomie pozwalającym zachować budżet obliczeniowy na niewielkim poziomie. Pozwala to uznać lokalną optymalizację metamodelem za przykład **optymalizacji taniej co potwierdza hipotezę pierwszą rozprawy**. Należy również podkreślić, że w badaniach nad M-GAPSO i SHADE-LM nastąpił zasadniczy zwrot metodologiczny w rozprawie. Algorytm M-GAPSO powstał na bazie algorytmu GAPSO, który jest algorytmem hybrydowym, rojowo-ewolucyjnym, jeśli można tak powiedzieć, natomiast w algorytmie SHADE-LM i w kolejnych wprowadzonych i badanych w rozprawie algorytmach metamodele zastosowano do wspierania wyłącznie algorytmów ewolucyjnych.

Cechą wspólną algorytmów LQ-R-SHADE, psLSHADE oraz rmmSHADE jest wykorzystywanie mechanizmu preselekcji rozwiązań na podstawie wartości metamodeli. Warto również dodać, iż algorytmy LQ-R-SHADE, psLSHADE oraz rmmSHADE bazują na algorytmie SHADE, który zakłada adaptację dwóch parametrów, mianowicie czynnika skalującego oraz prawdopodobieństwa krzyżowania, dziedzicząc po SHADE ten mechanizm.

Algorytm LQ-R-SHADE jest rozszerzeniem algorytmu R-SHADE o mechanizm **lokalnej** preselekcji rozwiązań oparty o zaczerpniętą z algorytmu lq-CMA-ES kaskadę metamodeli złożoną z liniowej regresji wielomianowej (RW), kwadratowej RW oraz kwadratowej RW z interakcjami, tzn. gdy liczność zbioru uczącego jest niewystarczająca do estymacji parametrów kwadratowej RW z interakcjami, to stosowana jest kwadratowa RW i analogicznie, gdy liczność zbioru uczącego jest niewystarczająca dla estymacji parametrów kwadratowej RW, to stosowana jest liniowa RW. Dodatkowo w LQ-R-SHADE początkową populację generuje się z godnie z mechanizmem inicjalizacji metamodelem.

Analogicznie do LQ-R-SHADE rozszerzającego R-SHADE, **algorytm psLSHADE** jest rozszerzeniem algorytmu L-SHADE o mechanizm **lokalnej** preselekcji rozwiązań, natomiast w przeciwieństwie do LQ-R-SHADE zrezygnowano w psLSHADE z mechanizmu inicjalizacji metamodelem oraz z kaskady metamodeli w miejsce której zastosowano kwadratową RW z interakcjami poszerzoną o dwa nieliniowe komponenty. Rezygnacja z kaskady metamodeli podyktowana była eksperymentalną ewaluacją algorytmu LQ-R-SHADE, która pokazała, że inicjalizacja metamodelem ma marginalne znaczenie przy uwzględnieniu całego budżetu optymalizacji semikosztownej. W rezultacie zastosowanych modyfikacji uzyskano algorytm mniej złożony od LQ-R-SHADE lecz z bardziej zaawansowanym metamodelem (poszerzonym o dwa nieliniowe komponenty) co jest wyrazem zasadniczej idei recenzowanej rozprawy polegającej na poszukiwaniu efektywnych zastosowań metamodeli poprawiających wyniki algorytmu populacyjnego przy zachowaniu jego uniwersalności.

Algorytm rmmSHADE podobnie jak algorytmy LQ-R-SHADE oraz psLSHADE jest algorytmem populacyjnym wykorzystującym mechanizm preselekcji rozwiązań oraz podobnie do psLSHADE algorytm rmmSHADE jest rozwinięciem L-SHADE. Natomiast w odróżnieniu od psLSHADE w algorytmie rmmSHADE preselekcja rozwiązań jest realizowana w sposób **globalny** co ma na celu dalsze upraszczanie logiki rozwiązań. Ponadto w algorytmie rmmSHADE w charakterze metamodelu wykorzystano kwadratową RW z interakcjami natomiast rekurencyjna estymacja parametrów metamodelu wykorzystuje rekursywny filtr najmniejszych kwadratów (filtr RLS; Recursive Least Squares filter) co powoduje, że konstruowanie zbioru uczącego jest niepotrzebne.

W badaniach eksperymentalnych algorytmy LQ-R-SHADE, psLSHADE, rmmSHADE wykorzystujące mechanizm preselekcji rozwiązań z wykorzystaniem metamodelu globalnego osiągnęły w **przedziale optymalizacji semikosztownej** wyniki lepsze od ich algorytmów bazowych co **dostarczyło potwierdzenia drugiej hipotezy**. Ponadto, w trakcie badań eksperymentalnych nad algorytmami LQ-R-SHADE, psLSHADE, rmmSHADE zastosowanie mechanizmu preselekcji rozwiązań zarówno w wariancie lokalnym (LQ-R-SHADE, psLSHADE) jak i w wariancie globalnym (rmmSHADE) **nie wpłynęło** na konstrukcję mechanizmu adaptacji parametrów co **dostarczyło potwierdzenia hipotezy trzeciej**. Następnie badania eksperymentalne pokazały, że w algorytmie rmmSHADE estymacja parametrów kwadratowej regresji wielomianowej **odbywa się za pomocą** filtra RLS i tym samym wykorzystywanie archiwum próbek **jest niepotrzebne co dostarczyło potwierdzenia hipotezy czwartej**.

3. Poprawność

Rozprawę czyta się z dużą przyjemnością ze względu na klarowność pojęciową analiz prowadzonych w rozprawie oraz ze względu na jej elegancję językową. Zarówno zagadnienia przytaczane z literatury jak i własne wyniki Autor prezentuje przejrzyście i dogłębnie, za przykład mogą posłużyć klarowne opisy algorytmów występujące w rozprawie. Eksperymenty są zaprojektowane i przeprowadzone poprawnie a ich plany są właściwie dobrane względem testowanych hipotez badawczych. Rozstrzygnięcia teoretyczne i dobór metod empirycznych są właściwie uzasadniane. Autor dba również o czytelnika wzbogacając tekst główny rozprawy umiejętnie dobranymi rysunkami, wykresami i tabelami.

Rozprawa jest napisana i zredagowana starannie zawierając niewiele literówek. Dwie z nich, występujące we wzorach wymagają wspomnienia. Mianowicie na stronie 26 w ostatniej linii we wzorze zamiast oznaczenia zbioru S powinno pojawić się oznaczenie wektora x . Analogiczny błąd pojawia się dwie strony dalej, w ostatnim akapicie podrozdziału 2.2 na stronie 28 z tą różnicą, że można go poprawić na dwa sposoby: zamieniając oznaczenie zbioru S na oznaczenie wektora x albo zamieniając symbol relacji należenia do zbioru na symbol relacji inkluzji zbiorów, zależnie od intencji Autora. Są to ewidentne literówki, ale należy je koniecznie poprawić aby nie konfundować przyszłych czytelników a szczególnie studentów stawiających pierwsze kroki w dziedzinie uczenia maszynowego.

Z edycyjnego punktu widzenia, należałoby zmienić nieco formę opisów grafiki i tabel, mianowicie zwiększyć ich marginesy, zmniejszyć nieco czcionkę tudzież zmienić czcionkę, tak by opisy te bardziej odróżniały się od tekstu głównego. Natomiast w przypadku rysunków grupujących kilka wykresów dobrze byłoby oznaczyć poszczególne wykresy, np. za pomocą liter, tak, aby ułatwić odnoszenie się do nich. Przy okazji, na diagramie na stronie 43 też można znaleźć literówki – „algortymy”.

Korekty wymaga również bibliografia recenzowanej rozprawy. Choć rozprawa napisana jest po polsku, a spis literatury zatytułowany jest słowem „Bibliografia”, to de facto jest on napisany po angielsku. W poszczególnych adresach bibliograficznych angielski przyimek „in” pojawia się w miejsce polskiego przyimka „w”, słowo „volumes” pojawia się w miejsce słowa „volumen”, które można by zastąpić skrótem „vol.” akceptowanym w obu językach, natomiast słowo „pages” pojawia się zamiast słowa „strony” tudzież skrótu „str.”.

Wskazane wyżej i dające się szybko poprawić uchybienia w niczym nie podważają zdecydowanie pozytywnej oceny rozprawy. Należy też podkreślić, że rozprawa mgr. Zaborskiego ma duże walory porządkujące i edukacyjne stanowiąc dobre wprowadzenie w dziedzinę optymalizacji funkcji i dobrze referując badania, w tym badania własne Autora, dotyczące efektywnego zastosowania metamodeli we wspieraniu działania algorytmów populacyjnych. Z metodologicznego punktu widzenia rozprawa może stanowić źródło dobrych praktyk i wzór do naśladowania dla magistrantów i doktorantów zainteresowanych prowadzeniem prac badawczych w dziedzinie uczenia maszynowego.

4. Wiedza kandydata

Rozprawa stanowi dobre wprowadzenie w dziedzinę optymalizacji ciągłej prezentując podstawowe pojęcia i zagadnienia optymalizacji funkcji oraz dostarczając dogłębny i szeroki opis stosowanych w niej metod. Autor skupia się na reprezentacji funkcji celu w optymalizacji ciągłej za sprawą rozmaitych metamodeli oraz na szerokiej prezentacji dziedziny algorytmów populacyjnych, w tym przedstawia ewolucję wybranych algorytmów ewolucyjnych dostarczając również ich szczegółowych opisów. Rozważania empiryczne prezentowane w rozdziale 5 oraz proponowane algorytmy w rozdziałach 6 i 7 wraz z ich eksperymentalną analizą wskazują na dojrzałość metodologiczną Doktoranta. W przedłożonej rozprawie Autor jawi się jako wysokiej klasy ekspert w dziedzinie optymalizacji funkcji prezentując zrozumienie podstaw teoretycznych, szeroką znajomość literatury oraz bardzo dobre przygotowanie metodologiczne do prowadzenia badań w zakresie uczenia maszynowego.

5. Podsumowanie

Biorąc pod uwagę opinie zaprezentowane w poprzednich punktach i wymagania zdefiniowane przez artykuł 13 ustawy z dnia 14 marca 2003 r. o stopniach naukowych i tytule naukowym (z późniejszymi zmianami)¹ moja ocena rozprawy pod względem trzech podstawowych kryteriów jest następująca:

A. Czy rozprawa zawiera oryginalne rozwiązanie problem naukowego? (wybierz jedną opcję stawiając znak X)?

<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Zdecydowanie TAK	Raczej TAK	Trudno powiedzieć	Raczej NIE	Zdecydowanie NIE

B. Czy po przeczytaniu rozprawy zgadzasz się, że kandydat posiada ogólną wiedzę teoretyczną w dyscyplinie Informatyka lub Automatyka i Robotyka?

<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Zdecydowanie TAK	Raczej TAK	Trudno powiedzieć	Raczej NIE	Zdecydowanie NIE

C. Czy kandydat posiada umiejętność samodzielnego prowadzenia pracy naukowej?

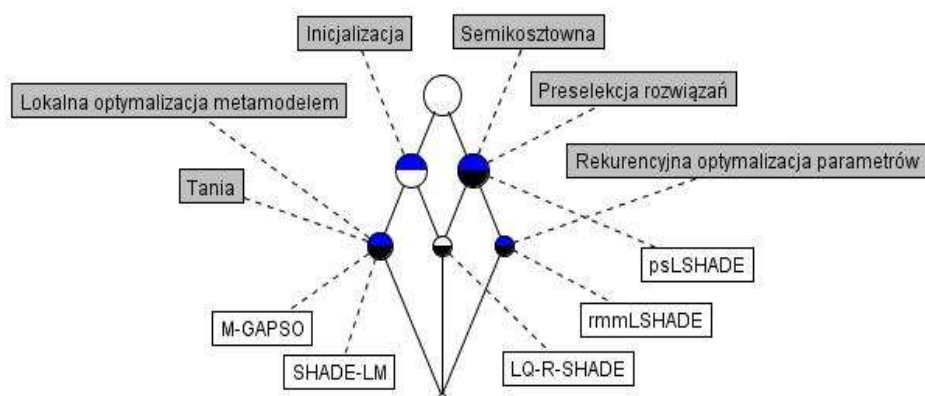
<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Zdecydowanie TAK	Raczej TAK	Trudno powiedzieć	Raczej NIE	Zdecydowanie NIE

Podsumowując, uważam, że opiniowana rozprawa spełnia wymagania stawiane przez ustawę o tytule naukowym i stopniach naukowych w odniesieniu do rozpraw doktorskich i może być dopuszczona do publicznej obrony.



Podpis

¹ http://www.nauka.gov.pl/g2/oryginal/2013_05/b26ba540a5785d48bee41aec63403b2c.pdf



Rysunek. Krata pojęć przedstawiająca plan badań rozprawy (badane algorytmy i mechanizmy wykorzystane w ich konstrukcji) wraz z wynikami dotyczącymi kosztowności optymalizacji (Tania i Semikosztowna). Obiektami w kracie są algorytmy z rozprawy a ich nazwy są etykietowane na biało natomiast atrybutami są mechanizmy wykorzystane w konstrukcji algorytmów oraz własności optymalizacji taniej i optymalizacji semikosztownej, wszystkie etykietowane na szaro.

Lista publikacji prezentujących wyniki osiągnięte w rozprawie

1. M. Uliński, A. Żychowski, M. Okulewicz, M. Zaborski, H. Kordulewski, (2018), Generalized Self-Adapting Particle Swarm Optimization algorithm. W *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 3242, str. 29–40. Springer, Cham, 2018.
2. M. Zaborski, M. Okulewicz, J. Mańdziuk (2019) Generalized Self-Adapting Particle Swarm Optimization algorithm with model-based optimization enhancements. W *2nd PP-RAI Conference (PPRAI-19)*, str. 380–383, 2019.
3. **M. Zaborski, M. Okulewicz, J. Mańdziuk, (2020) Analysis of statistical model-based optimization enhancements in Generalized Self-Adapting Particle Swarm Optimization framework. *Foundations of Computing and Decision Sciences*, 45(3):233–254, 2020.**
4. M. Okulewicz, M. Zaborski, (2021) Benchmarking SHADE algorithm enhanced with model based optimization on the BBOB noiseless testbed. W *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*, pages 1259–1266, 2021.
5. M. Zaborski, J. Mańdziuk (2022): Improving LSHADE by means of a pre-screening mechanism. W *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO '22*, page 884–892, New York, NY, USA, 2022. Association for Computing Machinery.
6. **M. Okulewicz, M. Zaborski, J. Mańdziuk (2022), Generalized Self-Adapting Particle Swarm Optimization algorithm with archive of samples. *Applied Soft Computing*, 131:109722, 2022.**
7. **M. Zaborski, M. Woźniak, J. Mańdziuk (2022), Multidimensional Red Fox meta- heuristic for complex optimization. *Applied Soft Computing*, 131:109774, 2022.**
8. M. Zaborski, J. Mańdziuk (2022): Surrogate-assisted LSHADE algorithm utilizing Recursive Least Squares filter. W *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, pages 146–159. Springer, 2022.
9. M. Zaborski, J. Mańdziuk (2022): LQ-R-SHADE: R-SHADE with quadratic surrogate model. W *Lecture Notes in Artificial intelligence*, vol. 13588, str. 265 – 276, Springer, 2022.

Recenzja rozprawy doktorskiej

mgr. inż. Mateusza Zaborskiego

zatytułowanej:

Efektywne zastosowania metamodeli w algorytmach populacyjnych przeznaczonych do rozwiązywania problemów optymalizacji ciągłej

1. Problem badawczy i jego znaczenie

Rozprawa dotyczy zastosowania metamodeli w algorytmach populacyjnych przeznaczonych do rozwiązywania problemów optymalizacji ciągłej. W szczególności rozważane jest zastosowanie metamodeli w wybranych algorytmach populacyjnych do inicjalizacji populacji początkowej, lokalnej optymalizacji rozwiązań w optymalizacji taniej, preselekcji rozwiązań w optymalizacji semikosztownej oraz rekurencyjnej estymacji parametrów metamodelu.

Algorytmy populacyjne powszechnie uznawane są za bardzo skuteczne metody rozwiązujące różne problemy optymalizacyjne (w tym praktyczne i niekoniecznie ciągłe). Wsparcie wybranych algorytmów metamodelem odwzorowującym funkcję celu pozwala na zastąpienie jej kosztownej ewaluacji wartością przybliżoną, co dla pewnych klas złożonych problemów może być dosyć istotne. W konsekwencji możliwe jest ograniczenie liczby wykonanych przez algorytm ewaluacji funkcji celu lub poprawa otrzymanego rozwiązania przy określonym budżecie optymalizacji. Zaproponowana tematyka badawcza jest bez wątpienia bardzo ciekawa i ważna; warto także wskazać na jej spory potencjał praktycznego zastosowania. Ponadto nawet pobieżny przegląd najnowszej literatury ujawnia duże (i niesłabnące od lat) zainteresowanie algorytmami populacyjnymi wspieranymi metamodelem.

2. Wkład autora

W swojej pracy badawczej autor skupia się na zastosowaniach metamodeli w algorytmach populacyjnych rozwiązujących czarnoskrzynkowe problemy optymalizacji ciągłej z jedną funkcją celu. Ponadto biorąc pod uwagę koszt ewaluacji funkcji celu i jej założony wpływ na budżet optymalizacji autor rozważa optymalizację taną, kosztowną oraz wprowadza pojęcie optymalizacji semikosztownej.

Główne wyniki uzyskane przez autora zostały zaprezentowane w rozdziałach 5, 6 i 7. Wyniki te zostały wcześniej opublikowane w pracach [221], [244], [245], [164], [241], [165], [246], [243] oraz [242] (w trakcie druku). Warto podkreślić, że prace te zostały opublikowane

w uznanych czasopismach, jak *Applied Soft Computing* [200 pkt. MEiN] oraz materiałach konferencyjnych renomowanych konferencji, jak PPSN (*Parallel Problem Solving from Nature*) czy GECCO (*Genetic and Evolutionary Computations*) [po 140 pkt. MEiN].

Efektom zrealizowanych przez autora prac jest opracowanie pięciu algorytmów populacyjnych wykorzystujących metamodel w postaci regresji wielomianowej: M-GAPSO, SHADE-LM, LQ-R-SHADE, psLSHADE oraz rmmLSHADE.

Wkład autora w rozwój algorytmów populacyjnych wspieranych metamodelem dotyczy głównie następujących obszarów:

- Opracowanie **mechanizmu inicjalizacji metamodelem** pozwalającego na wygenerowanie niewielkim kosztem początkowej populacji rozwiązań w interesującym obszarze przestrzeni rozwiązań.

Zaproponowany mechanizm został zastosowany w algorytmach M-GAPSO, SHADE-LM oraz LQ-R-SHADE (wspomnianych poniżej).

- Wykorzystanie **lokalnej optymalizacji metamodelem** jako mechanizmu poprawiającego wyniki algorytmów populacyjnych w optymalizacji taniej.

W zaproponowanym podejściu metamodel jest estymowany w oparciu o zbiór uczący złożony z rozwiązań poddanych ewaluacji w poprzednich iteracjach algorytmu wraz z odpowiadającą im wartością funkcji celu. Optymalizacja takiego metamodelu prowadzi do wyznaczenia nowego położenia rozpatrywanego osobnika z populacji.

Zaproponowany mechanizm znalazł zastosowanie w algorytmach M-GAPSO oraz SHADE-LM. Pierwszy z nich jest rozwinięciem algorytmu GAPSO wykorzystującym metamodel oparty na dwóch postaciach regresji wielomianowej (kwadratowej i ogólnej), którego parametry są estymowane metodą najmniejszych kwadratów. Drugi z przedstawionych algorytmów jest rozwinięciem algorytmu R-SHADE czyli bazowego algorytmu opartego na idei adaptacyjnej ewolucji różnicowej SHADE wzbogaconego o dodatkowy mechanizm restartów. Zaproponowany algorytm bazuje na wykorzystaniu kaskady dwóch metamodeli: kwadratowej regresji wielomianowej oraz kwadratowej regresji wielomianowej z interakcjami. Z uwagi na fakt, że metamodel uczony jest w oparciu o bieżącą populację, to w odróżnieniu od swojego poprzednika nie ma już potrzeby korzystania z archiwum próbek.

- Wykorzystanie **preselekcji rozwiązań za pomocą metamodelu** jako mechanizmu poprawiającego wyniki algorytmów populacyjnych w optymalizacji semikosztownej.

Preselekcja rozwiązań na podstawie wartości metamodelu ma za zadanie dokonać ewaluacji tylko najbardziej obiecujących rozwiązań z populacji, a zaniechać ewaluacji pozostałych rozwiązań.

Zaproponowany mechanizm preselekcji rozwiązań został zastosowany w algorytmach LQ-R-SHADE, psLSHADE oraz rmmLSHADE. Pierwszy z nich jest rozszerzeniem algorytmu R-SHADE o mechanizm lokalnej preselekcji rozwiązań wykorzystujący kaskadę metamodeli (liniową regresję wielomianową, kwadratową regresję wielomianową oraz kwadratową regresję wielomianową z interakcjami). Algorytm psLSHADE jest

rozszerzeniem algorytmu L-SHADE (SHADE z liniową redukcją rozmiaru populacji) o mechanizm preselekcji osobników wykorzystujących metamodel w postaci kwadratowej regresji wielomianowej z interakcjami. Algorytm rmmLSHADE także stanowi rozwinięcie algorytmu L-SHADE, w którym wykorzystano metamodel w postaci kwadratowej regresji wielomianowej z interakcjami, a sama preselekcja rozwiązań jest realizowana globalnie. Cechą charakterystyczną tego podejścia jest estymacja parametrów metamodelu po każdej ewaluacji funkcji celu z wykorzystaniem rekursywnego filtra najmniejszych kwadratów.

- Zastosowanie **rekurencyjnej estymacji parametrów metamodelu** pozwala uniknąć przechowywania oraz cyklicznego aktualizowania typowego zbioru uczącego, który dla metamodelu w postaci kwadratowej regresji wielomianowej znacząco rośnie wraz ze wzrostem liczby wymiarów. W tym podejściu klasyczna estymacja parametrów metamodelu metodą najmniejszych kwadratów zostaje zastąpiona algorytmem adaptacyjnym wykorzystującym rekursywny filtr najmniejszych kwadratów (filtr RLS) cechujący się mniejszą złożonością obliczeniową.

Wykorzystanie filtra RLS w estymacji parametrów znalazło zastosowanie w algorytmie rmmLSHADE,

Przedstawione w rozprawie algorytmy populacyjne wspomagane metamodelem zostały poddane eksperymentalnej ewaluacji z wykorzystaniem zbiorów testowych z grupy CEC oraz COCO, a uzyskane wyniki dogłębnie przeanalizowane i skomentowane.

Opisane osiągnięcia stanowią niewątpliwie znaczący wkład do stanu wiedzy w dyscyplinie informatyka techniczna i telekomunikacja.

3. Poprawność

Niezależnie od ogólnej pozytywnej oceny rozprawy podczas jej lektury nasuwa się szereg uwag o charakterze dyskusyjnym lub krytycznym.

- W rozprawie autor posługuje się skrótami, z których część jest polskojęzyczna (np. APWM – *Algorytm Populacyjny Wspierany Metamodelem*, RW – *Regresja Wielomianowa*), a część anglojęzyczna (np. DE – *Differential Evolution*, PSO – *Particle Swarm Optimization*). Przydałoby się to uspołnić.
- Na Liście skrótów (str. 12) błędnie przetłumaczono skrót MNK czyli Metoda Najmniejszych Kwadratów jako *Multilayer Perceptron*.
- W rozdziale 1.2 (str. 17) autor określa, co rozumie pod pojęciem efektywnego zastosowania metamodelu w algorytmie populacyjnym. Nasuwa się jednak pytanie, czy cecha numer 4 takiego zastosowania („Cechuje się akceptowalnym narzutem obliczeniowym ...”) nie jest jednak podrzędna w stosunku do cechy numer 1 („Osiąga zadowalające wyniki”)?
- W rozdziale 1.3 (str. 18) autor definiuje cztery hipotezy badawcze, z czego dwie pierwsze dotyczą zastosowania metamodeli w algorytmach populacyjnych w optymalizacji taniej oraz semikosztownej. Ponieważ podział na optymalizację tanią i semikosztowną zależy od przyjętych wartości progowych czasu ewaluacji funkcji celu i jest w gruncie rzeczy

subiektywny, to nasuwa się pytanie, w jakim stopniu wrażliwa jest spełnialność sformułowanych hipotez badawczych na zmiany tych wartości progowych?

- W rozdziale 2.2 (str. 26) autor definiuje ciągłą przestrzeń przeszukiwań jako $S \in \mathbb{R}^D$. Tutaj raczej powinno być $S \subset \mathbb{R}^D$ (czyli S jest podzbiorem, a nie punktem w wielowymiarowej przestrzeni).
- W rozdziale 2.4.2 (str. 30) autor opisuje dwa alternatywne podejścia odnoszące się do miary zużywanych w optymalizacji zasobów: „scenariusz ustalonego kosztu” oraz „scenariusz ustalonego celu”. Pierwszy z nich zakłada określoną z góry liczbę ewaluacji funkcji celu, natomiast drugi – pożądaną jakość rozwiązania. Niezależnie od wybranego scenariusza mamy do czynienia z klasyczną redukcją problemu 2-kryterialnego do problemu 1-kryterialnego (poprzez zastąpienie jednego z celów ograniczeniem). Mimo deklaracji autora, że w swojej rozprawie zajmuje się wyłącznie optymalizacją z jedną funkcją celu, to ciekawe byłoby rozwiązanie rozważanych problemów jako 2-kryterialnych i przeanalizowanie uzyskanych wyników na froncie *pareto*.
- W rozdziale 3.1 (str. 44) autor stwierdza: „Niemniej, metody takie jak programowanie liniowe [93], programowanie nieliniowe [141], optymalizacja wypukła [28] oraz metody gradientowe [239, 190] mogą stanowić preferowaną technikę rozwiązującą w sytuacji, gdy problem nie jest czarnoskrzynkowy”. Programowanie liniowe, programowanie nieliniowe czy optymalizacja wypukła to raczej charakterystyki problemów, a nie metody ich rozwiązywania.
- W rozdziale 3.2 (str. 45) autor stwierdza: „Istnieje twierdzenie, które mówi że nie ma darmowych obiadów [230], tzn. że znalezienie ogólnie najlepszej metaheurystyki nie jest możliwe. Mimo to, badania eksperymentalne dowodzą, że wybór metaheurystyki właściwej dla określonej klasy problemów pozwala na uzyskanie nieprzeciętnych wyników [113].” Drugie zdanie w przytoczonym cytacie sugerowałbym rozpocząć od „Dlatego”, a nie od „Mimo to”.
- W pracy można znaleźć sporą liczbę błędów językowych, w tym m.in. „... metaheurystyki ...” (str. 45), „... normy Euklidesowskiej ...” (str. 57), „Wybranych problemy inżynierskich” (str. 29), „... algorytmy o oparte o adaptacyjną ewolucję różnicową” (str. 41).

4. Wiedza kandydata

Opis istniejącego stanu wiedzy kandydat zawarł w rozdziałach 3 i 4. Mimo, że praca oparta jest na kilku opublikowanych artykułach kandydat zdecydował się na napisanie pełnej rozprawy, a nie podsumowanie cyklu publikacji. Zaletą przedstawionej rozprawy jest bez wątpienia pełniejszy przegląd literatury w stosunku do umieszczanego w typowych publikacjach naukowych (252 pozycje).

Odnoszę wrażenie, że kandydat skupił się przede wszystkim na pracach bezpośrednio związanych z tematyką rozprawy. Tymczasem elementem oceny rozprawy doktorskiej jest także ocena bardziej ogólnej wiedzy kandydata w swojej dyscyplinie. Dlatego uważam, że wskazane byłoby przedstawienie w pracy, choć skrótowo, szerszego kontekstu badań nad problemami i zastosowaniami optymalizacji.

5. Inne uwagi

Autor rozprawy w rozdziale 8.4 deklaruje swój autorski wkład w dziedzinę. Niemniej odnoszę wrażenie, że przedstawiona tam informacja mogłaby być bardziej szczegółowa, np. uzupełniona o procentowy udział autora w zrealizowanych pracach. Jest to szczególnie istotne, z uwagi na fakt, że wszystkie przedstawione w rozprawie publikacje są wieloautorskie, co utrudnia precyzyjną ocenę indywidualnego wkładu autora.

6. Podsumowanie

Biorąc pod uwagę opinie zaprezentowane w poprzednich punktach i wymagania zdefiniowane przez ustawę Prawo o szkolnictwie wyższym i nauce z dn. 20 lipca 2018 r. (Dz. U. 2021, poz. 478 ze zm.), moja ocena rozprawy pod względem trzech podstawowych kryteriów jest następująca:

- A. Czy rozprawa zawiera oryginalne rozwiązanie problem naukowego? (wybierz jedną opcję stawiając znak **X**)

Zdecydowanie
TAK

Raczej TAK

Trudno
powiedzieć

Raczej NIE

Zdecydowanie
NIE

- B. Czy po przeczytaniu rozprawy zgadzasz się, że kandydat posiada ogólną wiedzę teoretyczną w dyscyplinie Informatyka techniczna i telekomunikacja?

Zdecydowanie
TAK

Raczej TAK

Trudno
powiedzieć

Raczej NIE

Zdecydowanie
NIE

- C. Czy kandydat ma umiejętność samodzielnego prowadzenia pracy naukowej?

Zdecydowanie
TAK

Raczej TAK

Trudno
powiedzieć

Raczej NIE

Zdecydowanie
NIE

Sformułowane w niniejszej recenzji uwagi krytyczne nie umniejszają w żaden sposób dorobku autora, który osiągnął postawiony cel, wykazując się przy tym niezbędnymi umiejętnościami oraz wiedzą potrzebną do samodzielnego rozwiązywania problemów naukowo-technicznych z wykorzystaniem metod informatycznych. Stwierdzam tym samym, że w mojej ocenie rozprawa spełnia warunki ustawowe stawiane pracom doktorskim i wnioskuję o dopuszczenie jej autora do dalszego toku przewodu doktorskiego.

Piotr Zielniewicz