

Autoreferat

1. Imię i Nazwisko: **Jędrzej Musiał**

2. Posiadane dyplomy oraz stopnie naukowe.

- **Doktor nauk technicznych** (z wyróżnieniem)

Dyscyplina: Informatyka

Specjalność: Teoria algorytmów

Organ przyznający: Wydział Informatyki, Politechnika Poznańska

Data i miejsce uzyskania: 26.03.2013 r., Poznań

Tytuł rozprawy: Applications of Combinatorial Optimization for Online Shopping

Promotorzy: prof. dr hab. inż. Jacek Błazewicz, prof. dr Pascal Bouvry

- **Docteur en Sciences de l'Ingénieur** (Outstanding)

Dyscyplina: Informatyka

Organ przyznający: Faculty of Science, Technology & Communication, University of Luxembourg

Data i miejsce uzyskania: 08.03.2013 r., Poznań

Tytuł rozprawy: Applications of Combinatorial Optimization for Online Shopping

Promotorzy: prof. dr hab. inż. Jacek Błazewicz, prof. dr Pascal Bouvry

- **Magister inżynier**

Kierunek: Informatyka (specjalność: Gospodarka elektroniczna)

Organ przyznający: Wydział Informatyki i Zarządzania, Politechnika Poznańska

Data i miejsce uzyskania: 20.06.2006 r., Poznań

Temat pracy dyplomowej: Projekt i implementacja wybranych modułów w systemie informacyjnym Wydziału Informatyki i Zarządzania Politechniki Poznańskiej

- **Inżynier**

Kierunek: Informatyka

Organ przyznający: Wydział Informatyki i Zarządzania, Politechnika Poznańska

Data i miejsce uzyskania: 14.07.2004 r., Poznań

3. Informacje o dotychczasowym zatrudnieniu w jednostkach naukowych.

- Politechnika Poznańska

– Adiunkt, 01.10.2013 r. – obecnie.

– Specjalista techniczny / IT, 01.08.2012 – 30.09.2013 r.

- Uniwersytet Luksemburski

– Research Associate, 15.06.2015 – 14.09.2015 r.

– Researcher (Ph.D. student), 01.10.2011 – 31.07.2012 r.

- Wyższa Szkoła Bankowa w Poznaniu

– Adiunkt, 01.10.2013 – 30.09.2016 r.

– Asystent, 01.10.2010 – 30.09.2013 r.

4. Wskazanie osiągnięcia wynikającego z art. 16 ust. 2 ustawy z dnia 14 marca 2003 r. o stopniach naukowych i tytule naukowym oraz o stopniach i tytule w zakresie sztuki (Dz. U. 2016 r. poz. 882 ze zm. w Dz. U. z 2016 r. poz. 1311.).

4.1 Tytuł osiągnięcia naukowego:

Kombinatoryczne modele i algorytmy różnych wariantów problemu optymalizacji zakupów internetowych.

4.2 Monografia naukowa zawierająca materiał osiągnięcia naukowego:

Jędrzej Musiał (2018). *Kombinatoryczne modele i algorytmy różnych wariantów problemu optymalizacji zakupów internetowych*, Poznań Monographs in Computing and Its Applications 20, NAKOM, Poznań, ISBN 978-83-63919-28-3.

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

Informatyka rozwija się niezmiennie w bardzo szybkim tempie. Jednocześnie zakres jej zastosowań, rozwiązań i nauki niezbędnej do zgłębiania przedstawianych problemów stale rośnie. Skomplikowane obliczenia matematyczne, przy wykorzystaniu specjalnie zaprojektowanych zbiorów instrukcji postępowania (algorytmów) mogą prowadzić do efektywnego rozwiązania problemów z najrozmaitszych dziedzin życia. Informatyka jest nauką zdecydowanie aplikowalną – taką, której wyniki, nierzadko bardzo skomplikowanych analiz naukowych, można, a nawet należy wykorzystywać w praktyce. To nauka, która docelowo ma zmieniać życie codzienne każdego człowieka. W ostatnich latach handel internetowy staje się bardzo ważnym aspektem nie tylko życia, ale także informatyki.

Monografia habilitanta [14] porusza fascynujący temat zakupów internetowych, zwracając szczególną uwagę na nowatorskie, jeszcze niewykorzystane możliwości zastosowania nauki w tej sferze życia. Jednym z takich nierozwiązanych do tej pory problemów / aspektów zakupów internetowych jest sytuacja w której mamy zamiar kupić jednorazowo więcej niż jeden produkt (czyli sytuacja występująca niezmiennie często). Zakupy chcemy zrealizować minimalizując finalne koszty, respektując jednocześnie listę dodatkowych wymagań i ograniczeń. W pracy zawarto szereg sformułowań matematycznych dla kolejnych przedstawianych odmian problemu optymalizacji zakupów internetowych, omówiono rozwiązania i szeroko skomentowano wyczerpujące obliczeniowe testy eksperymentalne. Praca stanowi zbiór wyników badań prowadzonych przez habilitanta nad problemem ISOP w ostatnich 8-9 latach. W monografii dokonano obszernego przeglądu aktualnego stanu wiedzy dotyczącego nowych technologii umożliwiających dokonanie optymalnych zakupów internetowych. Książka zawiera zbiór najnowszej wiedzy z zakresu optymalizacji zakupów internetowych, podzielony wedle skomplikowania problemu i możliwych do zastosowania rozwiązań. Zdefiniowano formalnie problem optymalizacji zakupów internetowych [3] (ang. Internet Shopping Optimization Problem – ISOP). Zadaniem jest dokonanie zakupu złożonego z wielu produktów płacąc na końcu minimalną możliwą kwotę. Wyboru można dokonać spośród szeregu ofert sklepów internetowych. Możliwe jest również zdefiniowanie wielu dodatkowych wymagań czy ograniczeń. Problem ewoluuje przybierając nowe, ciekawsze i bardziej specjalistyczne modele (coraz bardziej skomplikowane i trudniejsze do rozwiązania). Kolejno prezentowane wersje z każdym krokiem jeszcze lepiej odzwierciedlają sytuację rynkową i odpowiadają na oczekiwania klienta. Przedstawiane wersje problemu dotyczą w szczególności rabatów oferowanych na zakup wszystkich produktów, bardzo zróżnicowane (nieraz skomplikowane) tabele kosztów wysyłki, gdzie cena zależy od różnych wybranych form płatności czy kwot zakupów. Zaufanie jako jeden z najważniejszych czynników zakupów nie mógł zostać pominięty w analizie dotyczącej całości problemu. Naturalnym jest, że miejscami skomplikowana matematyczna analiza nie powinna być prezentowana bez zawarcia i przedstawienia odpowiednich podstaw. Są one

Tablica 1. Ceny książek (A-E) i koszty dostawy oferowane przez sześć sklepów internetowych

Koszt	A	B	C	D	E	Dostawa	Suma
Sklep 1	18	39	29	48	59	10	203
Sklep 2	24	45	23	54	44	15	205
Sklep 3	22	45	23	53	53	15	211
Sklep 4	28	47	17	57	47	10	206
Sklep 5	24	42	24	47	59	10	206
Sklep 6	27	48	20	55	53	15	218

Tablica 2. Rozwiązanie porównywarki cen – wynik procesu selekcji

	A	B	C	D	E	Dostawa	Suma
Cena	18	39	17	47	44	45	210
Sklep	Sklep 1	Sklep 1	Sklep 4	Sklep 5	Sklep 2		

dostarczone na początkowych stronach książki, aby czytelnik mógł śmiało przewracać kolejne kartki bez konieczności jednoczesnego czytania innych, wspierających pozycji literatury w celu zrozumienia głównych treści. Oczywiście jest fakt, że niektóre fragmenty przedstawione są w sposób skrótowy, aczkolwiek niezbędny i wystarczający do płynnego poruszania się w ramach niniejszej publikacji. W publikacji dokonano również szerokiej analizy istniejących na rynku narzędzi wspomagających zakupy online. Całość materiału uzupełniona jest listą referencji, do których czytelnik może się w odwołać w celu poszerzenia wiedzy z danego zakresu.

Wyniki prowadzonych badań naukowych mogą służyć zarówno studentom, doktorantom, jak i pracownikom naukowym z dziedziny informatyki lub ekonomii. Mogą również stanowić podstawę programu odrębnego przedmiotu multidyscyplinarnego, bądź część już przygotowanych zajęć dotyczących np. algorytmiki, czy optymalizacji. Mogą być również po prostu materiałem naukowym przedstawionym w postaci ciekawej publikacji, która opisuje (i rozwiązuje) rzeczywisty problem prawie każdego użytkownika sieci Internet. Badania są materiałem wiedzy, który ma szerokie możliwości zastosowania i wdrożenia. Stanowią obszerny przegląd najaktualniejszej wiedzy z zakresu poruszanego w ramach problemu ISOP. Poniżej przedstawiono główne cele naukowe i osiągnięte wyniki prac. Kompletny materiał zawarty jest w monografii p.t. *Kombinatoryczne modele i algorytmy różnych wariantów problemu optymalizacji zakupów internetowych* [14].

Problem optymalizacji zakupów internetowych

Problem optymalizacji zakupów internetowych (ang. Internet Shopping Optimization Problem, ISOP), gdzie klient chce zrealizować listę zakupów korzystając z oferty sklepów internetowych został oryginalnie zaproponowany przez Blazewicza et al. [3]. Celem jest dokonanie zakupów przy najniższym możliwym rachunku końcowym. Uwzględnić należy ceny produktów i koszty wysyłki.

Dla zilustrowania problemu przyjrzyjmy się prostemu przykładowi. Klient chce kupić pięć książek. Ceny produktów i koszty dostaw w sześciu różnych sklepach zostały zaprezentowane w Tabeli 1. Celem jest zakup wszystkich pięciu książek przy minimalnym łącznym koszcie. Wsparcie z aktualnie dostępnych serwisów porównujących ceny (dalej zwane porównywarkami cen, PCS) pozwala na budowanie koszyka klienta w oparciu o najtańsze oferty dla poszczególnych książek. Wyniki procesu selekcji przedstawiono w Tabeli 2. Zakupy dokonywane na podstawie sugestii porównywarki cen nie byłyby optymalne (koszt całkowity: 210), ponieważ proste porównanie cen nie obejmuje kosztów dostawy, które rosną wraz ze wzrostem liczby wybranych dostawców. W celu znalezienia globalnie najtańszego rozwiązania można dokonać pełnego wyszukiwania wszystkich możliwych realizacji zakupów. Jest to rozwiązanie nieefektywne czasowo i zasobowo,

Tablica 3. Optymalny koszt zakupu książek A-E w określonych sklepach

	A	B	C	D	E	Dostawa	Suma
Cena	18	39	17	48	47	20	189
Sklep	Sklep 1	Sklep 1	Sklep 4	Sklep 1	Sklep 4		

ale dla tak prostego przykładu można je wykonać nawet samemu na kartce papieru. Analizowany przez nas prosty przykład pokazuje, że proces optymalizacji przynosi zauważalne oszczędności. W naszym przykładzie optymalna cena zakupu książek (korzystając z oferty sklepów 1 i 4) wynosi 189 (patrz Tabela 3).

Definicja formalna – model matematyczny

Kupujący poszukuje zestawu produktów $N = \{1, \dots, n\}$ robiąc zakupy w m sklepach. Dla dostępnych w sklepach produktów N_l , dla każdego produktu $j \in N_l$ określono jego koszt c_{jl} i cenę dostawy d_l – koszty są związane z każdym sklepem l , $l = 1, \dots, m$. Dla przejrzystości macierzy cen zakłada się, że $c_{jl} = \infty$ jeśli $j \notin N_l$. Problem polega na znalezieniu sekwencji wyłącznych zestawów (lub koszyków) produktów $X = (X_1, \dots, X_m)$, które nazywamy *sekwencją koszyka*, w taki sposób, że $X_l \subseteq N_l$, $l = 1, \dots, m$, $\cup_{l=1}^m X_l = N$, oraz całkowity koszt produktów i dostaw, oznaczony jako $F(X) := \sum_{l=1}^m (\delta(|X_l|)d_l + \sum_{j \in X_l} c_{jl})$, jest minimalizowany.

Zostało udowodnione, że problem ISOP należy do klasy problemów silnie NP-trudnych [3].

Algorytmy

W ramach prac nad algorytmami zaproponowano szereg algorytmów rozwiązujących ogólny problem ISOP – uwzględniających rozwiązanie dokładne/optymalne i różne heurystyki. Dokładne rozwiązanie oparte jest o programowanie liniowe całkowitoliczbowe (ang. Integer Linear Programming Model, ILP). Pierwszym przybliżonym podejściem jest algorytm komórkowy oparty na obliczeniach wykonywanych przez proste komórki przetwarzające, które działają na własnej populacji i dzielą się informacjami z innymi komórkami w celu poprawy wydajności całego systemu. Drugi algorytm heurystyczny związany jest ze specjalnie opracowanym wariantem algorytmu MIN-MIN. Kolejne heurystyki zbudowane są na podstawie filozofii algorytmów zachłannych, jak i bardziej rozwiniętego podejścia szukającego lokalnych optimum.

Eksperymenty obliczeniowe

Eksperymenty objęły ocenę szeregu różnych metod rozwiązania problemu ISOP: ILP, MIN-MIN i jego wariantów, oraz algorytm przetwarzania komórkowego. Ponadto zaprezentowane zostały liczne porównania z dwoma prostszymi algorytmami GREEDY i FORECASTING.

W celu przygotowania danych testowych dla eksperymentów obliczeniowych stworzono realistyczny model rynku e-commerce. Zbadano relacje pomiędzy strukturą konkurencyjności, reklamą, cenami i ich rozproszeniem w sklepach internetowych. Jako grupa reprezentatywnych produktów do uwzględnienia w eksperymentach obliczeniowych wybrano książki, ze względu na ich szeroką dostępność w wirtualnych (internetowych) sklepach.

Dla opracowanego modelu przyjęto niektóre informacje, analizy i wyniki eksperymentów obliczeniowych opisanych w literaturze [19, 22, 18, 5]. Skupiono uwagę głównie na modelowej definicji księgarń elektronicznych (koncentrując się głównie na książkach, płytach CD z muzyką, DVD z filmami), cenach, czynniku akceptacji, marce sprzedawcy detalicznego [4]. Co jest również niezmiernie istotne dla zdefiniowania modelu problemu ISOP – na rozpiętości cen. Należy również zauważyć, że konsumenci mogą wybierać spośród dużej liczby księgarń internetowych. Dane do naszej próby zostały zebrane z 32 sklepów i objęły największe sklepy w Stanach Zjednoczonych, w tym Amazon, BarnesandNoble.com, Borders.com, Buy.com, Booksamillion, a także czołowych sprzedawców wśród księgarń internetowych w Polsce, takich jak empik.com czy mer-

lin.pl. Zdecydowano o przeglądzie i aktualizacji modelu generowania danych zaprezentowanego w pracy Blazewicza et al. [3]. Celem było stworzenie nowego, bardziej wyrafinowanego i jeszcze bardziej realistycznego modelu niż ten proponowany uprzednio w literaturze. Ze względu na bardzo realistyczną formę i zakres pracy wniesiony w projektowany model, został on również wykorzystywany w badaniach dotyczących bardziej skomplikowanych odmian problemu ISOP – pojawiających się później wariantów zawierających choćby wielokrotne funkcje rabatujące i dodatkowe warunki sprzedaży [2].

Zakłada się, że każdy sklep posiada wszystkie wymagane książki. W każdym przypadku następujące wartości są losowo generowane dla wszystkich i i j w odpowiednich zakresach. *Cena referencyjna (ref)* produktu j : $ref_j \in \{2, 4, \dots, 100\}$ z procentowym prawdopodobieństwem wystąpienia: 40% między 0 a 20, 16% między 22 a 30, 12% między 32 a 40, 16% między 42 a 60 i 16% między 62 a 100. Cena produktu j ze sklepu i : $p_{ij} \in [a_{ij}, b_{ij}]$, gdzie $a_{ij} \geq 0, 75ref_j$, $b_{ij} \leq 1, 36ref_j$. Szczegółowa struktura interwałów cen została opisana w literaturze [11]. Ponadto, każdy sklep pobiera opłatę za dostawę wynoszącą od 0 do 20.

Przy pomocy wcześniej opisanej metody generowania instancji stworzono trzy zestawy danych różnej wielkości.

- Mały zestaw, z trzema podzbiorami: 3n20m, 4n20m i 5n20m, każdy złożony z 30 przypadkami.
- Zestaw średni, z trzema podzbiorami: 5n240m, 5n400m i 50n240m, każdy złożony z 20 przypadków.
- Zestaw duży, z trzema podzbiorami: 50n400m, 100n240m i 100n400m, każdy również z 20 przypadkami problemu.

W celu ustalenia poprawności ILP rozwiązano przypadki z zestawu *małego* metodą wyliczeniową i metodą ILP oraz porównano wyniki uzyskane obiema metodami w celu sprawdzenia, czy osiągnęły to samo rozwiązanie (o tej samej wartości końcowej).

W drugim teście *średnie* i *duże* zestawy zostały rozwiązane za pomocą ILP bez ograniczenia czasowego, aby uzyskać optymalne wartości we wszystkich przypadkach. Następnie, znając wartości optymalne, porównano wydajność proponowanych metod rozwiązania MINMIN+LOCAL SEARCH i CELLULAR z prostymi heurystykami GREEDY i FORECASTING.

Ostatni test przeprowadzono na instancji składającej się z rzeczywistych danych uzyskanych ze sklepów internetowych. Za cel obrano możliwość zbadania skuteczności tej metody w scenariuszu realnego użytkowania. Na zestaw danych składało się 400 różnych produktów z 57 sklepów prezentując łącznie 6387 ofert – nie każdy sklep był w stanie zaoferować wszystkie produkty.

Warto nadmienić, że generator instancji testowych dla problemu ISOP jest otwarcie dostępny na stronie internetowej projektu IShOP¹.

Wyniki eksperymentów obliczeniowych

W przypadku ILP wybrano rodziny zestawów produktów 5n, 50n i 100n spośród dostępnych w modelu danych zestawów *Small*, *Medium* i *Large*. Zestaw ten został użyty do pomiaru czasu wymaganego przez ILP do rozwiązania instancji o różnych rozmiarach.

Dla zestawu 5n mediana czasu wykorzystanego przez ILP do rozwiązania każdej instancji jest bliska 0,25 sekundy. Dla zestawu 50n czas obliczeń wzrasta aż do minuty w przypadku instancji podzbioru 50n400m (przy czasie mediany bliskim 30 sekund). Natomiast dla podzbioru 50n240m wynosi mniej niż 10 sekund. W przypadku zestawu 100n maksymalny czas rozwiązania instancji wynosił 800 sekund dla podzbioru 100n400m, natomiast w większości przypadków czas potrzebny na rozwiązanie tej instancji wynosił blisko 200 sekund.

¹<http://www.cs.put.poznan.pl/ishop/generator.php>

Test z danymi rzeczywistymi pobranymi ze sklepów internetowych (takimi jak ceny, koszty dostawy i stany magazynowe każdego sklepu) wykazuje bardzo dobre działanie modelu ILP. W ciągu 1,05 sekundy uzyskano optymalne rozwiązanie dla przykładu 400 produktów i 52 sklepów.

W przypadku większych zestawów danych preferowane jest wykorzystanie heurystyki, ponieważ wydłużenie czasu obliczeń ILP jest wyraźnie większe niż w przypadku heurystyk. Metody CELLULAR i MINMIN+LOCAL SEARCH są zatem bardziej odpowiednie do rozwiązywania większych instancji przy użyciu mniejszej ilości zasobów obliczeniowych. To ostatnie spostrzeżenie jest krytyczne, biorąc pod uwagę kontekst, w jakim miałyby być realizowany i wdrażany problem się ISOP (tysiące jednoczesnych zgłoszeń obliczeń do serwera).

Po ustaleniu poprawności proponowanego modelu ILP i uzyskaniu danych rozwiązań z optymalnymi wartościami ze średnich i dużych zestawów, przystąpiono do oceny wydajności rozwiązań z prostszymi, już znanymi algorytmami GREEDY i FORECASTING. Przeprowadzono eksperyment obliczeniowy, w których cztery prezentowane metody (MIN-MIN, MINMIN+MIDLOCAL SEARCH, MINMIN+LOCAL SEARCH i CELLULAR) zostały użyte do rozwiązania problemów *średnich* i *dużych* zbiorów – działały aż do osiągnięcia własnych warunków stopu.

W zestawie *Medium* wszystkie heurystyki prezentują podobne rozwiązania pod względem wartości funkcji celu dla podzbiorów 5n240m i 5n400m. Algorytm przetwarzania komórkowego jest wolniejszy niż heurystyka oparta na algorytmie MIN-MIN.

W przypadku zestawów 50 i 100 produktów (n), zaczynamy dostrzegać, że heurystyka przetwarzania komórkowego daje lepsze rozwiązania jakościowe niż heurystyka oparta na MIN-MIN. Niestety dzieje się to kosztem większego czasu obliczeń.

W przypadku heurystyki opartej o MIN-MIN, wersje, które włączyły do procesu algorytm lokalnego przeszukiwania również uzyskały lepsze rozwiązania. Były bardziej spójne pod względem jakości otrzymywanych rozwiązań w porównaniu z podstawowym MIN-MIN. Nie zanotowano jednak istotnych różnic, które uzasadniałyby włączenie algorytmu lokalnego przeszukiwania do procesu budowy, czy też jako analitycznego kroku finalnego wykorzystywanego do już zbudowanego rozwiązania. Najistotniejszą różnicą okazał się być czas potrzebny każdej z heurystyk do rozwiązania instancji. Wyszukiwanie MINMIN+LOCAL SEARCH zajęło nawet połowę mniej czasu potrzebnego na obliczenia algorytmowi MINMIN+MIDLOCAL SEARCH.

W przypadku podzbiorów 5n240m i 5n400m z zestawu *Medium* można zaobserwować, że w większości przypadków wszystkie heurystyki są w stanie osiągnąć optymalne wartości.

W przypadku instancji z dużego zbioru obserwujemy, że różnice pomiędzy heurystykami zwiększają się wraz ze wzrostem rozmiaru instancji. Co więcej, algorytmy uzyskujące w ogólności najlepsze wyniki, to odpowiednio algorytm przetwarzania komórkowego CELLULAR i algorytm FORECASTING. Warto również zauważyć, że odchylenie od optymalnej wartości (*procentowy błąd*) dla algorytmu przetwarzania komórkowego konsekwentnie mieści się w zakresie od zera do dziesięciu procent, niezależnie od wielkości rozwiązywanego zestawu instancji. Jest to bardzo ważna obserwacja świadcząca o dużej stabilności algorytmu.

Problem optymalizacji zakupów internetowych z rabatami

Zdefiniujmy problem, w którym klient chciałby nabyć dany zestaw produktów $N = \{1, \dots, n\}$ korzystając z oferty sklepów internetowych $M = \{1, \dots, m\}$ przy minimalnej całkowitej cenie końcowej. Jako dane i odpowiednie parametry przyjmijmy:

d_i – cena dostawy wszystkich produktów ze sklepu i do klienta;

p_{ij} – podstawowa cena produktu j w sklepie i , $p_{ij} = p_j$ jeśli ceny produktu j są takie same we wszystkich sklepach;

N_i – podzbiór produktów zestawu N w sklepie i (produkty kwalifikujące się do zakupu i), $N_i \subseteq N$;

M_j – podzbiór sklepów, w których można kupić produkt j (kwalifikujące się sklepy dla produkt j), $M_j \subseteq M$;

S_i – podzbiór produktów wybranych przez klienta w sklepie i (koszyk sklepu i , zmienna decyzyjna), $N = \cup_{i=1}^m S_i$, oraz $S_i \cap S_j = \emptyset$, $i \neq j$, dla możliwego rozwiązania;

$T_i(S_i) = d_i + \sum_{j \in S_i} p_{ij}$ – łączny koszt dostawy i cen produktów w sklepie i dla określonych produktów $S_i \subseteq N_i$; jeśli nie ma dwuznaczności, można pominąć zapis S_i w $T_i(S_i)$;

$f_i(T)$ – funkcja opisująca rabaty dla danego sklepu i . Dotyczy łącznej ceny podstawowej T w sklepie i dla wszystkich $T > 0$, $f_i(0) = 0$.

Powyższy problem oznaczamy jako ISOPWD. Sformułowanie matematyczne można zapisać w następujący sposób:

$$\min \sum_{i=1}^m f_i(d_i y_i + \sum_{j \in N_i} p_{ij} x_{ij}) \quad (1)$$

$$\text{p.o.} \quad \sum_{i \in M_j} x_{ij} = 1, \quad j = 1, \dots, n, \quad (2)$$

$$0 \leq x_{ij} \leq y_i, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n, \quad (3)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n, \quad (4)$$

$$y_i \in \{0, 1\}, \quad i = 1, \dots, m. \quad (5)$$

W ramach badań naukowych dotyczących problemu ISOPWD skomentowano szereg specyficznych odmian problemu, obejmujących m.in.: oferty z niepełną dostępnością produktów, pełną dostępnością produktów we wszystkich sklepach, identycznymi cenami standardowymi, czy proporcjonalnymi cenami standardowymi.

Algorytmy

Aby zaprezentować lepsze wyniki niż uzyskiwane przez znane dotychczas, proste heurystyki rozwiązujące problem ISOP i ISOPWD, opracowano nowy zestaw heurystycznych podejść do rozwiązania problemu. Zestaw heurystyki składa się z nowej, wydajnej metaheurystyki opartej na procesie optymalizacji komórkowej (opracowanej w podobnym czasie zarówno dla podstawowego problemu ISOP, jak i dla problemu zawierającego definicje rabatów – ISOPWD), rozbudowanej wersji znanego już dla ISOP algorytmu heurystycznego, jak i dwóch klasycznych algorytmów zachłannych. Zaprojektowano nową heurystykę jako rozwiązanie, które równoważy czas i wyniki obliczeń, z założenia mające być bliskie rozwiązaniom optymalnym. Co niezmiernie istotne, obliczeniowe badania eksperymentalne przeprowadzone zostały na dużym zbiorze rzeczywistych danych.

Zaproponowano i zdefiniowano następujące algorytmy:

- algorytm zachłanny GREEDY,
- algorytm z prognozowaniem FORECASTING,
- algorytm przetwarzania komórkowego CELLULAR,
- algorytm MIN-MIN.

Eksperymenty obliczeniowe

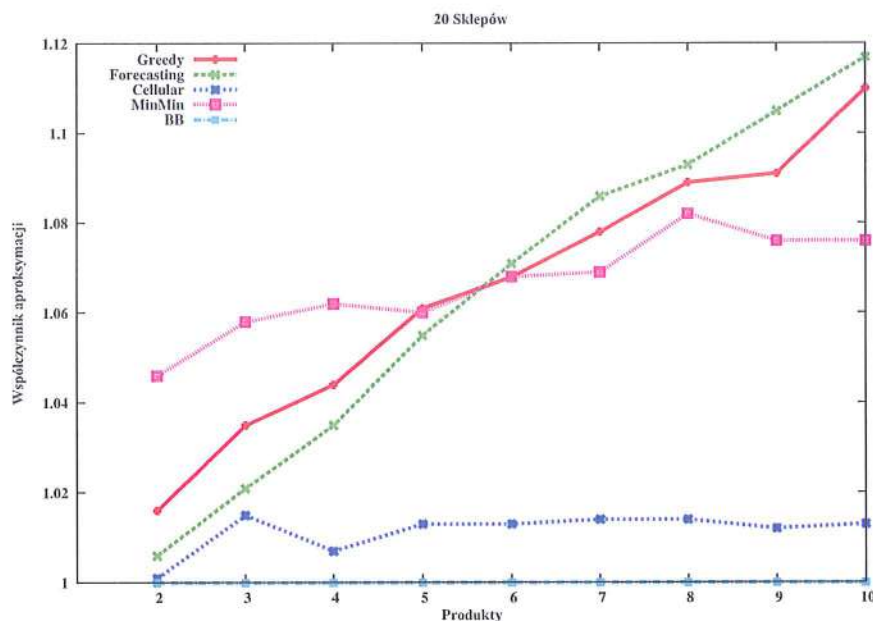
Opracowany model danych bazuje na modelu opisanym wcześniej, a jego szczegółowa charakterystyka została zaprezentowana w literaturze [15, 14].

Pierwsza grupa eksperymentów dotyczy zestawu danych, w którym optymalne rozwiązania otrzymane za pomocą dokładnego algorytmu B&B zostały porównane ze wszystkimi prezentowanymi rozwiązaniami heurystycznymi, tj. GREEDY, FORECASTING, CELLULAR i Min-Min.

W rzeczonym eksperymencie przyjęto, że liczba sklepów $n \in \{20\}$, a liczba kupowanych produktów $m \in \{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$. Dla każdej pary (n, m) wygenerowano 100 instancji. Liczba przeanalizowanych instancji wynosi zatem 900.

Algorytmy porównano przy użyciu trzech miar: współczynnika aproksymacji, czasu działania i wskaźnika dyspersji opartego na odchyleniu standardowym. Współczynnik aproksymacji jest zdefiniowany jako $\rho = \frac{F(X)}{F(X)^*}$ gdzie $F(X)$ reprezentuje rozwiązanie znalezione przez dany algorytm, a $F(X)^*$ oznacza rozwiązanie optymalne.

Na Rysunku 1 przedstawiono uśrednione (dla 100 instancji) wyniki dla zestawu 2-10 produktów kupowanych spośród oferty 20 sklepów.



Rysunek 1. Uśrednione (100 instancji) wyniki dla 2-10 produktów kupowanych z 20 sklepów

Spośród wszystkich heurystyk algorytm komórkowy CELLULAR zapewnia najlepszą jakość rozwiązań (najbardziej zbliżoną do optymalnej), bez względu na wielkość instancji. W najgorszym przypadku rozwiązanie zaproponowane przez ten algorytm było zaledwie 1,47% droższe od najtańszego możliwego. Dla wielu pojedynczych przypadków algorytm komórkowy oblicza optymalne rozwiązanie (należy przypomnieć, że dane na wykresie reprezentują wartości uśrednione dla 100 instancji problemu przy tej samej liczbie sklepów i produktów). Algorytm komórkowy obliczył optymalne rozwiązanie dla 62% instancji. Należy zauważyć, że algorytm jest bardzo stabilny pod względem jakości rozwiązań (w większości przypadków jest to rozwiązanie między 1,24% – 1,47% gorsze od optymalnego).

Zarówno algorytmy GREEDY, jak i FORECASTING zapewniają podobną jakość rozwiązań. Dla mniejszej liczby produktów m , ten drugi był lepszy, a dla większej liczby produktów $m > 5$, lepszy okazuje się algorytm GREEDY. Łatwo zauważyć, że jakość rozwiązania pogarsza się wraz z rosnącą liczbą produktów m . Prosty algorytm zachłanny GREEDY był w stanie znaleźć optymalne rozwiązanie dla 6% instancji, podczas gdy algorytm FORECASTING obliczył wartość optymalną dla 7% instancji.

Ostatni wykorzystany algorytm heurystyczny MIN-MIN dostarcza najgorszych rozwiązań dla mniejszej liczby produktów. Algorytm jest jednak dość stabilny pod względem jakościowym, dlatego dla większej liczby produktów zapewnia lepsze rozwiązania niż GREEDY i FORECASTING. Algorytm znalazł optymalne rozwiązanie dla 20% badanych instancji.

Dla niewielkiej liczby produktów ($m \leq 5$) MIN-MIN jest najszybszym algorytmem. Można zauważyć, że gdy liczba produktów jest większa niż pięć ($m > 5$) algorytm GREEDY jest szybszy

niż pozostałe. Różnice pomiędzy wszystkimi algorytmami są bardzo znaczące. Czas działania algorytmu dokładnego B&B rośnie wykładniczo i nie było możliwe przygotowanie eksperymentów dla większej liczby produktów.

W drugiej grupie eksperymentów dokonano porównania pomiędzy algorytmami heurystycznymi, rozwiązującymi zadanie złożone z dużo większego rozmiaru problemu. W tych przykładach zwiększono rozmiar instancji w następujący sposób: $n \in \{20, 40\}$, $m \in \{5, 10, 15, \dots, 100\}$. Dla każdej pary wygenerowano 100 instancji. Instancje zostały wygenerowane przy użyciu tej samej procedury. Jako główną miarę wyznaczamy błąd względny γ . Miara jest formalnie zdefiniowana jako $\gamma = \frac{F(X)}{F(X)_{best}}$, gdzie $F(X)$ reprezentuje rozwiązanie znalezione przez heurystykę, a $F(X)_{best}$ oznacza najlepsze rozwiązanie spośród wszystkich heurystyk.

Można zauważyć, że algorytm komórkowy przewyższa jakością rozwiązania wszystkie pozostałe algorytmy. We wszystkich przypadkach n, m gdzie $m = \{5, 10, 15, \dots, 100\}$ (n jest stałe $= 20$), jest to najlepsze rozwiązanie. Algorytm GREEDY w porównaniu do MIN-MIN i FORECASTING oferuje lepszą skalowalność, zapewniając drugie co do jakości rozwiązanie. Dla ilości produktów ponad $m > 15$ miara błędu względnego ustabilizowała się w granicach 10-11% ponad najlepsze rozwiązanie CELLULAR. Dla niewielkiej liczby produktów $m = 5$ FORECASTING proponuje prawie taką samą jakość rozwiązania jak najlepszy algorytm CELLULAR (0,48% droższy). Od $m > 15$ produktów staje się jednak najgorszym algorytmem spośród testowanych. Ponadto, łatwo zauważyć, że jakość rozwiązania pogarsza się wraz z rosnącą liczbą produktów m . Ostatni algorytm heurystyczny Min-Min dostarcza najgorszych rozwiązań dla mniejszej liczby produktów ($m < 15$). Dla większej liczby produktów zapewnia jednak lepsze rozwiązania niż algorytm FORECASTING (ale gorsze niż GREEDY). MIN-MIN dostarcza rozwiązania od 6% do 16% (średnio) gorsze niż najlepsze rozwiązanie.

Kolejny eksperyment obliczeniowy został przeprowadzony dla procesu optymalizacji zakupów realizowanych spośród oferty 40 sklepów [14, 15].

Biorąc pod uwagę szybki czas realizacji i dobrą jakość rozwiązań, które GREEDY, FORECASTING i MIN-MIN mogą zaoferować, sensowne wydaje się ich wykorzystanie jako początkowego ziarna dla algorytmu CELLULAR.

Problem optymalizacji zakupów z wieloma niezależnymi rabatami

Typowym przykładem jest następująca reklama w sklepie internetowym sprzedającym książki i płyty CD: Jeśli wartość Twojego zakupu wynosi co najmniej 25, wówczas wyślemy Ci produkty za połowę standardowych kosztów wysyłki pocztą; 35 – połowę ceny dostawy przez kuriera; 50 – bezpłatna przesyłka pocztą; 75 – bezpłatna przesyłka kurierska. Jest to tylko przykład dla zobrazowania sytuacji. Wartości i progi (a także ich znacznie większa mnogość) mogą się różnić w zależności od sprzedawcy. Aby przyciągnąć klientów, w sklepach internetowych często stosuje się również rabaty na ceny towarów uzależnione od łącznej ceny produktów, które chcemy zakupić. Przykładem jest następująca praktyka zaobserwowana w sklepie internetowym sprzedającym części komputerowe: Jeśli wartość zakupu jest większa niż 50, wówczas rabat wynosi 3%; 100-7%; 150-10%, 250-15%. Zauważmy, iż mimo że obie dodatkowe właściwości zależą od kwoty zakupów, to jedna nie wpływa bezpośrednio na drugą.

Problem ISOP można zatem rozbudować i opisać dwoma dodatkowymi funkcjami wrażliwymi na łączną cenę kupowanych produktów. Przyjmijmy sytuację, w której klient chce kupić kilka produktów (n). Produkty oferowane są w wielu sklepach (m) – lokalizacja sklepów nie jest dla nas istotna. Cena każdego produktu n w każdym sklepie m może być zapisana jako p_{ij} , gdzie $i = 1, \dots, m$, $j = 1, \dots, n$. Dla każdego sklepu m zdefiniowana jest charakterystyczna dla niego funkcja rabatowa (na podstawie całkowitego kosztu zakupów w tym sklepie i) – $f_i(T_i)$. Ponadto, koszt wysyłki d dla każdego sklepu m jest zmienny i również zależy (choć charakterystyka zależności może być zupełnie różna) od kwoty zakupów. Naszym celem jest dowiedzieć się, jak zapłacić najniższy rachunek za wszystkie produkty. Matematyczne sformułowanie problemu

może być zapisane w następujący sposób:

$$\min \quad \sum_{i=1}^m f_i \left(\sum_{j \in N_i} p_{ij} x_{ij} \right) + \sum_{i=1}^m d_i \left(\sum_{j \in N_i} p_{ij} x_{ij} \right) \quad (6)$$

$$\begin{aligned} p.o. \quad & \sum_{i \in M} x_{ij} = 1, \quad j = 1, \dots, n, \\ & x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n. \end{aligned} \quad (7)$$

Zarówno funkcje rabatowa (f), jak i kosztu wysyłki (d) mogą być agregowane w celu zaprezentowania jednej wspólnej funkcji (fd) w oparciu o oba kryteria. Sformułowanie można zapisać więc w następujący sposób:

$$\min \quad \sum_{i=1}^m f d_i \left(\sum_{j \in N_i} p_{ij} x_{ij} \right) \quad (8)$$

$$\begin{aligned} p.o. \quad & \sum_{i \in M} x_{ij} = 1, \quad j = 1, \dots, n, \\ & x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n. \end{aligned} \quad (9)$$

Funkcja rabatowa może wyglądać następująco (przykład):

$$f_i(T_i) = \begin{cases} T_i & \text{jeśli } 0 < T_i \leq 50; \\ 50 + 0,97(T_i - 50) & \text{jeśli } 50 < T_i \leq 100; \\ 50 + 0,97 * 50 + 0,93(T_i - 100) & \text{jeśli } 100 < T_i \leq 150; \\ 50 + 0,97 * 50 + 0,93 * 50 + 0,9(T_i - 150) & \text{jeśli } 150 < T_i \leq 250; \\ 50 + 0,97 * 50 + 0,93 * 50 + 0,9 * 100 + 0,85(T_i - 250) & \text{jeśli } T_i > 250. \end{cases}$$

Można zauważyć, że T_i to całkowita standardowa cena produktów wybranych w danym sklepie $i \in M$. Funkcja kosztów przesyłki jest bardziej skomplikowana, gdyż jej kształt zależy dodatkowo od późniejszego wyboru klienta (rodzaj dostawy – np. poczta, kurier, sposób płatności). Możemy ją zdefiniować jako $d_i(T_i, dv_1, dv_2)$, $i = 1, \dots, m$. Dlatego też, w niniejszej dyskusji możemy przyjąć, że klient zawsze podejmuje te same decyzje dv_1, dv_2 .

Algorytmy

Znalezienie dokładnego rozwiązania problemu ISOPwDD wymaga czasu wykładniczego, ale aby móc porównać wyniki heurystyk do rozwiązania optymalnego, zaimplementowano dokładny algorytm B&B z kilkoma jego ulepszeniami prowadzącymi do szybszego obliczenia najlepszego rozwiązania.

Ponadto, opracowano i zaproponowano nowy, zaawansowany algorytm heurystyczny. Co więcej, ważne wydaje się porównanie nowej heurystyki z istniejącymi już algorytmami ISOP (oczywiście algorytmy mogą być dostosowane / przebudowane do odpowiadającej specyfiki problemu). Do analizy włączone zostaną również rozwiązania, które są wykorzystywane na stronach internetowych porównywarek cen. Te ostatnie nazwijmy odpowiednio PCS (od Price Comparison Site) i jego poprawioną wersję PCS+. PCS zawsze wybiera sklep, w którym produkt jest najtańszy, natomiast PCS+ wybiera sklep z minimalną ceną łączną produktu i kosztu wysyłki.

W celu wykonania pierwszych eksperymentów obliczeniowych dla nowego problemu ISOPwDD postanowiono przetestować dwie proste heurystyki znane z wykorzystania w problemie ISOP. Badanie uzupełniono o rozwiązanie optymalne, jak i dwie odmiany algorytmu działającego w porównywarek cen.

W pierwszym algorytmie heurystycznym oznaczonym jako G1, produkty rozpatrywane są w określonej kolejności. Algorytm jest uruchamiany dla różnych wariantów zbioru (różni się

kolejność umieszczonych produktów) produktów. Niech produkty zostaną określone w kolejności $1, \dots, n$. Wartość całkowita kosztów dostawy i standardowych cen (ofert) dla wszystkich sklepów są początkowo ustalone na $T_i = d_i$, $i = 1, \dots, m$. W każdej iteracji algorytmu G1 produkt j jest wybrany w sklepie $i \in M_j$ przy minimalnej wartości $f_i(T_i + p_{ij})$, a odpowiednia wartość T_i jest ponownie przypisywana do $T_i := T_i + p_{ij}$.

Drugim przebadanym algorytmem jest algorytm G2, który posiada mechanizm zapobiegania występowania niekorzystnej dla G1 sytuacji. Dla problemu ISOPwDD wykorzystano zaktualizowaną, inaczej przygotowaną wersję algorytmu G2, gdzie ogólna zasada szybkiego działania i zapobiegania możliwej złej sytuacji występującej w przypadku G1 są zachowane. G2, w odróżnieniu od G1, rozpoczyna działanie od wyboru sklepu, w którym należy kupić produkty. Wybrany ma najniższą średnią cenę produktów łącznie z opłatami za dostawę. Dla każdego sklepu wyliczana jest wycena $V_i = (d_i + \sum_{j \in N_i} p_{ij})/|N_i|$. Następnie ze sklepu k , który ma najniższą wycenę V_k , wybierany jest zbiór S produktów zgodnie z zasadą $\alpha\%$ najtańszych dostępnych produktów. Następnie, przedmioty te są usuwane ze sklepów $\forall i \in M, N_i := N_i \setminus S$, a d_k jest aktualizowane do wartości $d_k = 0$, ponieważ opłata za dostawę do sklepu k została już uiszczona.

Obie wymienione heurystyki zapewniają wydajną pracę (szybkie działanie) i dobre wyniki. Jednak, aby uzyskać jeszcze lepsze rozwiązania dla problemu ISOPwDD podjęto próbę stworzenia nowego, jeszcze wydajniejszego algorytmu heurystycznego.

Ideą nowo proponowanej heurystyki, oznaczonej jako G3, jest stworzenie grup produktów. Produkty są tak pogrupowane, aby maksymalizować stosunek wyceny V_i określający relacje oszczędności do maksymalnego kosztu we wszystkich sklepach.

W celu realizacji zadania dla każdego sklepu wybierany jest towar o największym wskaźniku V_i i jest odkładany do koszyka tymczasowego C_i . Jeśli przez dodanie innego produktu istnieje możliwość zwiększenia wskaźnika, produkt jest również brany pod uwagę w C_i . Proces ten trwa do momentu, gdy w sklepie nie ma już dostępnego produktu lub gdy wskaźnik nie może być poprawiony (zwiększony). Następnie wybierany jest sklep k o najwyższej wartości V_k i wszystkie pozycje w C_k umieszczane są w B_i – liście produktów do kupienia w tym sklepie. Krok ten jest powtarzany do momentu zakupu wszystkich produktów znajdujących się na liście zakupów.

Wyrażenie V_i uwzględnia koszyk B_i zawierający wszystko to, co zostało już wcześniej wybrane dla sklepu i , oraz tymczasowy koszyk C_i :

$$V_i(C_i, B_i) = 1 - \frac{f_i(T_i(B_i \cup C_i)) - f_i(T_i(B_i))}{p_{\max}(C_i)}$$

G3 posiada złożoność obliczeniową $O(n^3m)$. Jest ona większa od złożoności algorytmu G1 i G2, ale warto zauważyć, że G3 nie wymaga żadnego dodatkowego strojenia i nie zależy od kolejności elementów. G3 ma natomiast kilka interesujących właściwości, takich jak górne ograniczenie i optymalność w niektórych szczególnych przypadkach, a w ogólności można się spodziewać lepszych wyników - co zostanie dokładnie sprawdzone w kolejnych sekcjach niniejszego rozdziału.

Eksperymenty obliczeniowe

Na potrzeby realizacji eksperymentu obliczeniowego opracowany szczegółowy model generatora danych [2].

Dla bardzo wielu grup produktów serwisy porównujące ceny przedstawiają oferty dla około 25–30 sklepów. Dlatego też do testów wykorzystano trzy zbiory sklepów m o licznosci $\{20, 30, 40\}$. Podobnie, przeciętny klient kupi tylko kilka książek w tym samym czasie, więc przyjęto, że n należy do zbioru $\{2, 3, 4, 5, 6, 7\}$. Wybory te uwzględniają również fakt, że poszukiwanie optymalnego rozwiązania jest wykładnicze w czasie.

Aby zbadać, jak algorytmy działają na znacznie większych zbiorach danych, za n przyjęto wartości od 5 do 100 rosnące o 5. Dla dużego zestawu danych heurystyki G1, G2, PCS i PCS+ będą porównywane z wynikami G3. Dla każdego eksperymentu przeprowadzono badania oparte na 400 wygenerowanych instancjach problemu.

Wyniki eksperymentów obliczeniowych

G1 został przetestowany z dwiema różnymi strategiami uszeregowania produktów w koszyku wedle cen referencyjnych rosnących i malejących. Strategia wykorzystująca ceny malejące daje w ogólności lepsze wyniki. Ponadto, G1 dostarcza przybliżone rozwiązania w zasięgu 2,5% wartości optymalnych. Obrazuje to fakt, że prosty algorytm zachłanny może przedstawić dobre rozwiązania w bardzo krótkim czasie. Złożoność obliczeniowa algorytmu G1 wynosi $O(nm)$, ale sortowanie produktów również zajmuje co najmniej $O(n \ln n)$.

W celu ustalenia wrażliwości G2 na parametr α , przeprowadzono badanie z 4 różnymi wartościami: 25%, 50%, 75%, oraz 100%. Uwzględniono również minimalną wartość z 4 testów. Można zatem wnioskować, że G2 wymaga strojenia, aby móc zapewnić dobre przybliżenia. Nawet najlepsze rozwiązanie wykazuje wynik o 5% gorszy od wartości optymalnej i to dla małej liczby elementów ($n = 4$). Wybór parametru α ma duży wpływ na wydajność G2 – należy go zatem dobierać bardzo starannie.

Dla każdego przypadku par (n, m) algorytmy PCS+ i G3 zostały przetestowane względem rozwiązania G1 przy strategii cen malejących, a następnie porównane do optymalnego rozwiązania. Ponieważ G2 wymaga dostrojenia, wzięto pod uwagę najlepsze rozwiązanie dostarczone przez G2 przy użyciu parametrów 25%, 50%, 75% i 100%. Pominięto wyniki algorytmu PCS, ponieważ dostarczył rozwiązania, które były o co najmniej 15% gorsze od rozwiązania optymalnego.

G3 dostarcza rozwiązań, które są co najwyżej o 0,59% gorsze od rozwiązania optymalnego. To zdecydowanie najlepsza ze wszystkich testowanych heurystyk. Co ciekawe, prosty algorytm G1 zapewnia dużo lepsze rozwiązania niż PCS+. Współczynnik aproksymacji dla G3 wzrasta wraz ze wzrostem liczby elementów, ale znacznie wolniej niż to ma miejsce w przypadku PCS+ i G1.

Warto podkreślić, że G2 jest bardzo zależny od liczby sklepów: dla $m = 20$, wskaźnik aproksymacji G2 nie przekracza 7% dla n w $\{2, 3, 4, 5, 6, 7\}$. Natomiast dla $m = 40$ i $m = 30$, szybko przekracza tę wartość i rośnie dla $n > 5$. G3 zapewnia dobre rozwiązania zbliżone do optymalnych, a jednocześnie lepsze od wszystkich pozostałych algorytmów heurystycznych.

Przy eksperymencie obliczeniowym dla instancji o większych rozmiarach problemu porównano wyniki obliczeniowe wszystkich heurystyk. Zamieszczenie wyników działania algorytmu dokładnego B&B było niemożliwe ze względu na jego dużą złożoność obliczeniową i czasy zbyt duże do zarejestrowania. Bez poszukiwania optymalnego rozwiązania, parametr n mógł być znacznie większy niż w poprzednich testach. Przyjęto zatem, że n jest wybierany ze zbioru $\{5, 10, \dots, 95, 100\}$, natomiast m pozostaje bez zmian.

G3 uzyskuje lepsze wyniki niż inne heurystyki, nawet przy bardzo dużej liczbie produktów. G1 oblicza rozwiązania, które są co najmniej 0,7% gorsze, a te z PCS+ co najmniej 2,5%. Różnice szybko rosną, dla n większego od 20. Różnica między G1 i G3 wynosi co najmniej 1,3%.

Rozwiązania oferowane przez PCS stają się coraz lepsze wraz ze wzrostem liczby produktów, gdyż wpływ opłat za dostawę na koszt całkowity maleje wraz ze wzrostem liczby pozycji w koszyku.

G3 zapewnia lepsze rozwiązania niż inne algorytmy, nawet przy większej liczbie elementów. Należy podkreślić, że różnice mogą sięgać nawet znacznie ponad 30% na korzyść algorytmu G3. Ponadto, lepiej radzi sobie w sytuacjach, gdy nie wszystkie produkty są dostępne, co czyni go najbardziej wszechstronną heurystyką. Niemniej jednak, należy zauważyć, że G3 ma wyższy stopień złożoności obliczeniowej ($O(mn^3)$) niż choćby G1 ($O(nm)$).

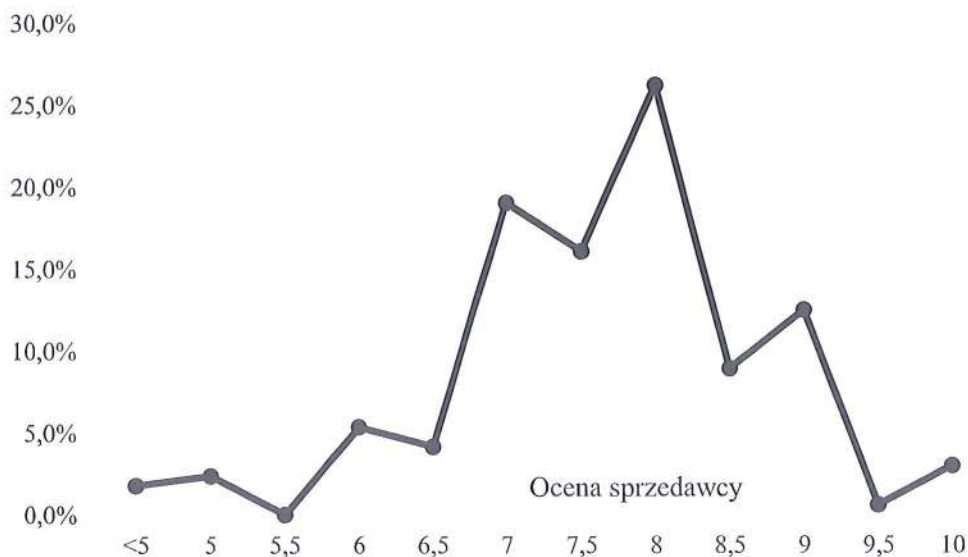
Zaufanie w zakupach internetowych

Klienci zwykle wolą rezygnować z tańszych ofert, które są proponowane przez mniej renomowanych sprzedawców, na rzecz zakupu droższego produktu, oferowanego przez znany i zaufany sklep o większym prestiżu wśród innych konsumentów [24, 10]. Mając na uwadze takie zachowanie obserwowane wśród większości klientów sklepów internetowych, zdecydowano o rozszerzeniu problemu optymalizacji zakupów internetowych o dodatkowe wskaźniki związane z renomą sklepów i czynnikiem zaufania.

Warto podkreślić, że według badania przeprowadzonego przez firmę Nielsen [6] wśród ponad 27 000 konsumentów internetowych z 55 rynków na całym świecie, użytkownicy platform e-commerce doceniają opinie i recenzje poprzednich klientów. Traktują je nawet jako decydujący czynnik w procesie decyzyjnym dotyczącym ewentualnych zakupów z danego sklepu. Zhang, Cheung i Lee [25] zbadali interesujący problem (pytanie), w jaki sposób niespójne opinie odgrywają rolę w podejmowaniu przez konsumentów decyzji o zakupach online.

W pracy Flanagin et al. [8] odniesiono się do problemu wykorzystywania ocen sprzedawców internetowych oraz sposobu, w jaki klienci używają ich do wybierania sklepów internetowych o lepszej reputacji. Wykorzystanie tych wskaźników może pomóc w opracowaniu systemu, w ramach którego potencjalny nabywca może kupić listę produktów od renomowanych firm internetowych po najlepszej cenie.

Przygotowując model ISOP z analizą zaufania zdecydowano się wykorzystać informacje zawarte w literaturze [4] oraz własne badania, spostrzeżenia i obserwacje. W związku z tym opracowano ankietę uzupełniającą wspomniane już informacje. Celem było uzyskanie odpowiedzi na najważniejsze pytania dotyczące zaufania, jakim klient może obdarzyć sprzedawców podczas zakupów internetowych. Udało nam się zebrać 168 wypełnionych ankiet. Odpowiedzi udzielone w ankiecie pozwalają na zaobserwowanie kilku kluczowych wniosków (szczegóły opisano w literaturze [16]):



Rysunek 2. Minimalna wymagana ocena sprzedawcy w skali 1-10. Na osi Y oznaczono udział odpowiedzi dla populacji

- prawie 80% respondentów stwierdziło, że cena jest kluczowym czynnikiem przy wyborze sklepu podczas dokonywania zakupów internetowych,
- dla nieco mniej niż 20% uczestników badania czas dostawy jest ważnym elementem,
- dla 60% reputacja sprzedawcy będzie bardzo ważnym / kluczowym czynnikiem,
- klienci zwracają uwagę na ocenę przedstawioną zarówno w postaci numerycznej, jak i graficznej

nej,

- dla 95% badanej populacji opinie o sklepie są albo bardzo ważne, albo znaczące,
- warto zauważyć, że 75% respondentów czyta opinie napisane przez innych klientów,
- 38% osób, które wypełniły ankietę stwierdziło, że długość czasu działania sklepu jest ważną informacją dotyczącą sprzedawcy,
- wydaje się również, że zarówno bardzo szeroki wachlarz metod wysyłki, jak i płatności nie są aż tak znaczące. Tylko dla odpowiednio 23% i 18% osób jest to istotne,
- ponad 69% respondentów twierdzi, że zrezygnuje z zakupów w przypadku zbyt wysokich cen dostawy, nawet jeśli ceny produktów są atrakcyjne,
- prawie 73% osób zdyskredytuje sprzedawców posiadających odsetek zdecydowanie negatywnych opinii, nawet jeśli stanowią oni mniejszość. Pokazuje to, że jedna zła opinia ma znacznie większą wartość ważoną (ujemną) niż jedna opinia pozytywna,
- 83% respondentów chętnie płaci więcej za produkty kupowane od cieszących się dobrą reputacją sprzedawców,
- 36% respondentów zrezygnuje z zakupów, jeśli sprzedawca nie obsługuje ich ulubionej formy wysyłki,
- 90% osób zadeklarowało, że ich własna opinia (wcześniej zebrane doświadczenie) jest albo bardzo ważna, albo istotna.

Cena jest nadal jednym z najważniejszych czynników wpływających na decyzje zakupowe. Należy jednak zauważyć, że zaufanie, reputacja i głos klientów są nie mniej ważne. Klienci są gotowi zapłacić znacznie więcej (10-30%) za produkty od dobrze ocenionych sprzedawców o nienagannej (lub prawie nienagannej) reputacji.

Definicja formalna – model matematyczny

Problem optymalizacji Trusted Internet Shopping Optimization Problem (T-ISOP), który dokładniej oddaje rzeczywiste sytuacje zakupowe związane z ważnym czynnikiem zaufania, przedstawiony jest w następujący sposób:

$$\min \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij} \frac{p_{ij}}{OPay_j} v_j + \sum_{j=1}^n y_j d_j \quad (10)$$

$$\text{p.o.} \quad \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 \quad \forall i \in M, \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij} = m, \quad (12)$$

$$m * y_j - \sum_{i=1}^m x_{ij} \geq 0 \quad \forall j \in N, \quad (13)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in M, \forall j \in N, \quad (14)$$

$$y_j \in \{0, 1\} \quad \forall j \in N, \quad (15)$$

$$OPay_j = (1, \dots, maxOp) \quad \forall j \in N, \quad (16)$$

$$v_j \in \{1, \infty\} \quad \forall j \in N. \quad (17)$$

gdzie wszystkie zmienne i użyte we wzorach symbole zostały zestawione w Tabeli 4.

Po przeprowadzeniu analizy literatury, ankiety i zebraniu własnych doświadczeń, powyższy ogólny model można zaprezentować w następujący sposób. Wprowadzono dwie nowe funkcje: nadpłata ($OPay$) i veto (v). Należy zwrócić uwagę, że powyższe równania optymalizują proces wyboru sklepu dokonując zmian w cenach produktów, niezbędnych z punktu widzenia obliczeń. Kiedy proces się zakończy i zostanie wyznaczone rozwiązanie (przydział produktów do sklepów),

Tablica 4. Notacja dla problemu T-ISOP

Oznaczenie	Opis
m	liczba produktów
n	liczba sklepów
i	wskaźnik produktu
j	wskaźnik sklepu
d_j	łączne koszty wysyłki dla sklepu j
y_j	wskaźnik użycia wysyłki ze sklepu j
p_{ij}	cena produktu i w sklepie j
x_{ij}	wskaźnik wyboru produktu i w sklepie j
$OPay_j$	funkcja nadpłaty dla sklepu j
v_j	wskaźnik veto dla sklepu j

klient zostanie obciążony opłatą za ceny podstawowe, w przypadku których czynnik zaufania nie ma znaczenia – $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij}p_{ij} + \sum_{j=1}^n y_j d_j$. Zarówno funkcja $OPay$, jak i współczynnik v mogą być konstruowane zgodnie z konkretnymi wymaganiami określonymi dla danego typu odbiorcy. Funkcja $OPay$ reprezentuje połączone czynniki zaufania i definiuje ich wpływ na cenę. Przyjmuje wartości od 1 do $maxOp$ i odzwierciedla skumulowaną wartość nadpłaconej kwoty – ile klient może dodatkowo zapłacić ($Opay * 100\%$) za zakup produktów w sklepie o bardzo dobrej reputacji / randze. Teoretycznie $maxOp \rightarrow \infty$. Jest to jednak oczywiście zupełnie nierealna sytuacja. Z analizy przeprowadzonej ankiety wynika, że wartość $maxOp$ dla całej populacji powinna wynosić 1,4 (t.j. 40% nadpłaty – i wartość ta była akceptowalna tylko dla jednej osoby). Funkcję $OPay$ należy jednak opisać bardziej szczegółowo. Warto przypomnieć, że ogólny czynnik zaufania ma duży wpływ na decyzje klientów. Bardzo często wolą oni płacić nieco więcej za pożądane produkty podczas zakupów w sklepach zaufania. Funkcja $OPay$ może być zamodelowana jako:

$$OPay_j = overprice_j + Others_j \quad \forall j \in N \quad (18)$$

$$Others_j = dTime_{ij} * isL_j * dur_j * payR_j * dOpt_j \quad \forall i \in M, \forall j \in N \quad (19)$$

gdzie dla każdego sklepu j obliczany jest współczynnik $overprice$, aby przedstawić, jaka jest wartość nadpłacenia dedykowana sklepowi. $dTime$ to czas dostawy, isL odpowiada na pytanie, czy sprzedający jest sklepem lokalnym (ten sam kraj), dur to staż działania na rynku, $payR$ opisuje zakres opcji płatności, a $dOpt$ to zakres opcji dostawy. W przyszłości funkcje $OPay$ i $veto$ będą spersonalizowane dla każdego użytkownika. Proces personalizacji może być realizowany jako dodatkowe narzędzie decyzyjne udostępnione dla klientów. Do ogólnych celów przedstawienia problemu (zwłaszcza, że tematyka i całe zagadnienie problemu są bardzo innowacyjne) można wykorzystać dane zebrane z ankiety i literatury w celu przygotowania początkowych wartości dla prezentowanego modelu. Biorąc pod uwagę, że najważniejszymi czynnikami są wskaźniki oceny sklepów i ceny, czynnik $overprice$ zostanie przygotowany w następujący sposób. Należy stworzyć zbiór par wartości ratingowych i nadpłaty. Wszystkie pary wartości należy obliczyć na podstawie zebranych informacji. Ponadto, obliczona zostanie wartość średnia i odchylenie standardowe. Dla normalnej dystrybucji, wartości większe niż dwa odchylenia standardowe od średniej ($\mu - 2\sigma$, $\mu + 2\sigma$) zostaną usunięte jako wartości progowe i nieistotne. Do finalnej analizy pozostawiając 95,45% populacji (par), które zostaną włączone do modelu i będą wykorzystane zgodnie z ich obliczonym rozkładem.

Czynnik $veto$ zwraca tylko dwie wartości: negatywną (bez veto), która wynosi 1 i pozytywną (veto), która wynosi ∞ . W przypadku pozytywnego wyniku oferta nie powinna być brana pod uwagę, ponieważ klienci mają poważne zastrzeżenia do tego sprzedawcy. Należy pamiętać, że czynnik v może być spersonalizowany zgodnie z wymaganiami klienta i może być zamodelowany

jako:

$$v_j = rat_j * del_j * neg_j * dForm_j \quad \forall j \in N \quad (20)$$

$$rat_j, del_j, neg_j, dForm_j \in \{1, \infty\} \quad \forall j \in N \quad (21)$$

gdzie *rat* jest ogólnym wskaźnikiem oceny sprzedawcy, *del* dotyczy kosztu wysyłki, *neg* określa wpływ negatywnych opinii, a *dForm* oznacza wachlarz dostępnych form wysyłki.

Zaproponowany został algorytm, który może być wykorzystany do skutecznego rozwiązania problemu. Należy jednak podkreślić, że jest to dopiero pierwszy krok i pierwsza próba zdefiniowania problemu T-ISOP. Niezbędna jest dalsza praca i głębsza analiza problemu.

Podsumowanie

Rozwój obecnie znanej sieci Internet rozpoczął się w latach 60-tych ubiegłego wieku. Po drodze przeszedł wiele zmian i ewoluował. Ilość informacji krążących w różnych zakątkach sieci jest wręcz przytłaczająca i coraz trudniejsza do przeanalizowania, nawet przez najnowocześniejsze maszyny i systemy analizy wielkich zbiorów danych. Internet jest nie tylko źródłem informacji, ale praktycznie sposobem na życie. Można dzięki niemu pracować, uczyć się, sprawnie komunikować się (również wideo) z odległymi krajami, oglądać filmy, słuchać muzyki, grać w gry, robić zakupy, itd. Dynamiczny rozwój rynku e-commerce postępuje niezmiennie od wielu lat. Obecnie, wśród niektórych asortymentów produktów, sklepy internetowe zaczynają wypierać tradycyjny model handlu. Łatwość dotarcia do znacznie szerszego grona odbiorców, czy pozyskania wielu ofert na ten sam produkt stymuluje wzrost rynku handlu elektronicznego. Obserwowany w ostatnich latach bardzo dynamiczny rozwój e-commerce powoduje pojawianie się przytłaczającej dla klienta ilości informacji handlowej. Tworzone są zatem rozwiązania mające wspomagać zakupy internetowe. Wśród istniejących, warto na pewno wymienić porównywarki cen, czy systemy rekomendujące. Szeroka oferta możliwych form dostawy, czy płatności jeszcze bardziej zachęca do zakupów online. Niestety, według mojej najlepszej wiedzy, do dziś nie powstało sprawnie działające rozwiązanie, które będzie w stanie dokonać analizy kupowanych przez nas wielu produktów. Takiej, aby możliwy był zakup przy najniższej możliwej cenie i mógł spełniać ponadto szereg wymagań i dodatkowych kryteriów.

Problem optymalizacji zakupów internetowych obrazuje sytuację, gdzie klient ma zamiar zakupić kilka produktów ze sklepów internetowych. W najprostszej formie ma uzyskać odpowiedź gdzie należy dokonać zakupów (może to być wiele sklepów, bądź jeden), aby zapłacić najniższą możliwą kwotę. Kolejne wersje / rozwinięcia problemu opisują dodatkowe atrybuty i przedstawiają coraz bardziej skomplikowane (aczkolwiek, co należy podkreślić coraz bliższe wymaganiom klienta) wersje problemu ISOP. Dodatkowe kwestie mogą dotyczyć np. zmiennych cen wysyłki, rabatów udzielanych przez sklepy, czynników zaufania, możliwości ulubionej formy wysyłki, czy płatności. Mogą dotyczyć wymagań na produkty krótkotrwale, czy ograniczonego budżetu.

W monografii habilitanta [14] przedstawiono obecną sytuację / kondycję rynku e-commerce, jako wprowadzenie do głównego tematu. Jest nim prezentacja różnych (wszystkich jego najważniejszych odmian) wariantów problemu ISOP. Przytoczono modele matematyczne, opisy, prezentacje autorskich algorytmów i wyniki eksperymentów obliczeniowych podsumowując wiele lat prac naukowych.

Warto podkreślić, że ze względu na aplikowalny charakter badań tematyka znajduje spore zainteresowanie wśród środowisk naukowych czy biznesowych. Przykładem może być fakt uzyskania grantu naukowo-badawczego na projekt Internet Shopping Optimization Project² (współfinansowanego przez NCBR³ i FNR⁴), który był z wielkim sukcesem realizowany w latach 2014-2017. Uzyskane wyniki znacznie przekroczyły wymagania postawione zespołowi realizującemu

²<http://www.cs.put.poznan.pl/ishop/>

³Narodowe Centrum Badań i Rozwoju – <http://www.ncbr.gov.pl>

⁴Fonds National de la Recherche – <https://www.fnr.lu>

projekt. Autor niniejszej publikacji był jednym z głównych naukowców biorących udział w badaniach. W chwili obecnej trwają wielotorowe rozmowy dotyczące możliwych wdrożeń związanych z tematyką ISOP.

Problem ISOP cały czas ewoluuje. Istnieje wiele sytuacji rynkowych, które nadal warto zamodelować. Poza odmianami problemu ściśle związanymi z tematyką problemu, innym interesującym punktem badawczym mogłoby być proste narzędzie symulacji wspomagające podejmowanie decyzji. Ponadto, wiele funkcji dodatkowych (jak np. te dotyczące czynników zaufania) mogą być spersonalizowane dla każdego użytkownika. Proces personalizacji może być realizowany poprzez narzędzie decyzyjne udostępnione dla kupujących. Pozwala to na przygotowanie analizy eksperymentalnej dedykowanej każdemu użytkownikowi zgodnie z jego szczegółowymi potrzebami i wymaganiami. Wszystkie te kroki wymagają jednak ogromnej ilości nadchodzącej, ekscytującej pracy.

5. Omówienie pozostałych osiągnięć naukowo-badawczych.

Zagadnienia dotyczące optymalizacji zakupów internetowych nie wyczerpują zakresu moich zainteresowań i badań naukowych. Pozostałe publikacje plasują się w szerokim spektrum gospodarki elektronicznej (e-commerce), projektowania i programowania aplikacji internetowych (również serwisów społecznościowych, czy analizie wydajności systemów baz danych), czy wykorzystania dokumentów elektronicznych w przedsiębiorstwach.

Wyniki pozostałych osiągnięć naukowych zostały przedstawione w recenzowanych publikacjach, jak i prezentowane na konferencjach, wystąpieniach i seminariach naukowych.

5.1 Cloud Brokering

Międzynarodowa Organizacja ds. Standaryzacji definiuje usługę brokera chmurowego (Cloud Service Brokering – CSB) jako *partnera negocjującego stosunki pomiędzy odbiorcami usług w chmurze, a dostawcami tych usług*. Cloud Service Brokering można zatem opisać jako pośrednictwo w chmurze obliczeniowej, które obejmuje szeroki zakres usług i działań. Zasadniczo obejmuje ona wszystkich pośredników, którzy znajdują się pomiędzy dostawcą usługi w chmurze (Cloud Service Provider – CSP) a klientem usług chmurowych (Cloud Service Customer – CSC). CSB ma za zadanie podjęcie negocjacji, które najczęściej rozumie się jako rozmowy / działania między stronami, które w efekcie mają być satysfakcjonujące dla obu stron rozmów – klientów i dostawców usług. Zrównoważona działalność brokerska powoduje, że przyjęte modele działania muszą wprowadzać różne wartości dodaną w celu zapewnienia, że zarówno CSP jak i CSC chcą chętnie korzystać z usług brokera.

Społeczność z entuzjazmem i zadowoleniem przyjęła koncepcję pośrednictwa w chmurze. W taki sam sposób, w jaki stworzyła ona wiele możliwości biznesowych. Koncepcja CSB przyczyniła się do powstania nowych problemów oraz wyzwań do zbadania i rozwiązania. Należy zwrócić uwagę choćby na problemy przydziału zasobów, aspekty prawne, optymalizacji wykonywania obliczeń, szeregowania zadań, modelowania sposobu dostarczania usług, czy optymalizacji w środowiskach e-commerce. To oczywiście tylko niektóre z wielu nowych zagadnień stawianych przed rynkiem Cloud Brokeringu. Esencjonalne i ciekawe przedstawienie problemu CSB można znaleźć w publikacji Guzek et al. [9].

Jak w wielu niedawno zdefiniowanych problemach istnieje rozbieżność pomiędzy badaniami naukowymi, a praktycznymi zastosowaniami i potrzebami. Naukowcy często rozwiązują problemy związane z uproszczonymi modelami, lub koncentrują się na bardzo złożonych, nierealnych przypadkach. Z kolei praktycy sprzyjają rozwiązaniom, które są niezawodne, proste i skuteczne w złożonych, rzeczywistych scenariuszach. Rzadko interesuje ich miara złożoności obliczeniowej, dowód trudności problemu, czy analiza najgorszego przypadku, który zdarza się raz na milion sytuacji. Przyszłość i sukces rozwoju rynku zależy po części od umiejętnego wyważenia tych dwóch tendencji.

5.2 Car-sharing – analiza i problemy optymalizacyjne

Car-sharing z powodzeniem ugruntował swoją obecność i stale rośnie w wielu miastach na całym świecie. Polega na krótkoterminowym wypożyczaniu / współdzieleniu pojazdów. Pomaga w rozwiązywaniu problemów związanych z zatorami komunikacyjnymi i zanieczyszczeniem środowiska. Aby współużytkowanie samochodów było efektywne, umieszczanie wspólnych pojazdów flotowych na ulicach musi być starannie dobrane z uwzględnieniem gęstości zaludnienia, demografii, ograniczeń parkingowych, ruchu drogowego i innych istotnych informacji w danym obszarze. W ramach prowadzonych badań zaproponowano nowy hybrydowy algorytm metaheurystyczny dla wspólnego rozmieszczenia floty. Opiera się on na modelu wieloobiektowym, który opiera się na rzeczywistych informacjach geograficznych. Proponowana metodologia nie tylko znacząco poprawia czas i jakość wspólnego lokowania floty, które jest obecnie wykonywane ręcznie przez większość operatorów współużytkowania samochodów, ale również poprawia wydajność w stosunku do najnowocześniejszych algorytmów. Ponadto przeprowadzono szereg badań opartych o prawdziwe dane pochodzące z Luksemburga (gęstość zaludnienia, ilość osób pracująca w danych sektorach miasta, itd.). Współpracowano również z przedstawicielami przedsiębiorstw rynku car-sharing. In addition, a number of studies were carried out based on real data from Luxembourg (population density, number of people working in the relevant sectors of the city, etc.). There was also cooperation with representatives of car-sharing companies.

5.3 Aplikacje internetowe

Internet jest wielkim światem zawierającym ogromną ilość informacji. Znaczna część tych informacji jest prezentowana na stronach internetowych przygotowanych w języku HTML. Wiele dokumentów jest przygotowanych bez świadomości dostępności witryn internetowych. Ewolucja języka HTML i określanie nowych standardów dowodzi, że wśród specjalistów jest świadomość istnienia problemu dostępności stron internetowych. Ważne jest zastosowanie odpowiednich rozwiązań związanych z zamieszczaniem elementów multimedialnych a nadto poznanie reguł, których zastosowanie pozwoli tworzyć dostępne witryny internetowe. Witryny dostępne to witryny w pełni zgodne z najnowszymi standardami, których treści docierają do znacznie większego grona użytkowników. Zastosowanie procedur i dobrych praktyk zaproponowanych w niniejszej pracy jest przykładem na to, że tworzenie w pełni dostępnych stron internetowych (również dostępnych dla osób niewidomych korzystających z urządzeń czytających strony www) nie musi być obwarowane znacznymi dodatkowymi nakładami czasu czy pieniędzy. Ponadto poza faktem zwiększenia grona odbiorców twórca strony powinien również przejawiać chęć zrozumienia innych ludzi, którzy mają większe kłopoty z uzyskaniem żądanych informacji. Ankieta przeprowadzona wśród studentów Informatyki Wyższej Szkoły Bankowej w Poznaniu obrazuje fakt potrzeby wdrożenia tematu dostępności projektów (witryn internetowych) do planu przedmiotu związanego z projektowaniem aplikacji internetowych. Należy uwrażliwić projektantów witryn na problemy innych osób i spowodować, aby traktowali wszystkie grupy użytkowników z należytyim im szacunkiem i nie dyskryminowali żadnego gościa swoje serwisu.

Sieci społecznościowe

Pojęcie sieci społecznościowej jest znane od dawna i zostało zdefiniowane, opisane na długo przed powstaniem globalnej sieci Internet. Sieć społecznościowe można opisać, jako zbiór osób, które posiadają połączenia między sobą (każda osoba jest połączona z X innymi, dowolnymi osobami, gdzie $X \geq 0$). Portale internetowe pozwalające na uzyskiwanie takich połączeń w środowisku sieci Internet nazwano portalami społecznościowymi. W ciągu ostatnich kilku lat portale przeżywają bardzo dynamiczny rozwój i ogromny wzrost liczby użytkowników z nich korzystających. W prowadzonych pracach omówiono zasadę działania portali społecznościowych i przybliżono mechanizmy, które udostępniają. Zaprezentowano również niektóre, mniej oczywiste powody do korzystania z portali – jak np. wykorzystywanie strony do celów ścigania przestępców, czy strictly marketingowe cele przedsiębiorstw. Przeprowadzona ankieta finalizuje pracę

przedstawiając popularność portali społecznościowych wśród studentów kierunku Zarządzania. Jednym z kluczowych stwierdzeń wynikających z ankiety może być stwierdzenie fakt, że ponad 58% zarejestrowanych użytkowników loguje się co najmniej raz dziennie.

Optymalizacja systemów baz danych dla aplikacji internetowych

Ogromna liczba osób posiadających dostęp do Internetu generuje codziennie gigantyczna liczbę odwołań do witryn internetowych. Zasadne okazuje się optymalizowanie architektury systemów internetowych, jak i procesów obsługujących żądania internautów. Jednym z kluczowych elementów, bez wątpienia, są systemy baz danych [12].

Przeprowadzone badania i analizy (w oparciu o zarówno środowisko testowe, jak i pomiary w rzeczywistych sytuacjach) wykazały, że tak prosty element jak długość nazw tabel w bazie danych może mieć znaczny wpływ na wydajność aplikacji internetowych. Należy zalecić, używanie rozsądnie krótkich nazw tabel w nowo projektowanych aplikacjach. Dla aplikacji istniejących zaś przede wszystkim unikanie prefiksów nazw tabel, do których zachęcają niemalże wszystkie programy instalacyjne takich aplikacji. Jednocześnie, jeżeli potrzeba jest dodatkowych kilku procent wydajności, skrócenie nazw tabel wiąże się z niemalże zerowym kosztem i jest możliwe do przeprowadzenia w istniejącym oprogramowaniu.

Do każdego zapytania do bazy danych winien być stosowany alias dla nazwy tabeli, możliwie krótki, najlepiej jednoznakowy. Nie będzie to w żaden sposób utrudniać pracy z pobranymi zmiennymi, a zapytania będą wykonane szybciej.

Przepisanie jednego z popularnych wrapperów bazy danych, tak by korzystał z krótkich nazw tabel i krótkich aliasów, pozwoliłoby wszystkim aplikacjom z niego korzystającym na zyski w wydajności. Jednocześnie wrapper taki może całkowicie zasłaniać nazwy tabel od strony programisty oferując interfejs z wygodnymi nazwami zmiennych.



Bibliografia

- [1] Maciej Antczak, Marta Kasprzak, Piotr Lukasiak, and Jacek Blazewicz. Structural alignment of protein descriptors – a combinatorial model. *BMC Bioinformatics*, 17(1):383, Sep 2016.
- [2] Jacek Blazewicz, Nathanael Cheriére, Pierre-François Dutot, Jędrzej Musiał, and Denis Trystram. Novel dual discounting functions for the internet shopping optimization problem: new algorithms. *Journal of Scheduling*, 19(3):245–255, Jun 2016.
- [3] Jacek Blazewicz, Mikhail Kovalyov, Jędrzej Musiał, Andrzej Urbanski, and Adam Wojciechowski. Internet shopping optimization problem. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 20(2):385–390, 2010.
- [4] W. Chu, B. Choi, and M.R. Song. The Role of On-line Retailer Brand and Infomediary Reputation in Increasing Consumer Purchase Intention. *International Journal of Electronic Commerce*, 9:115–127, April 2005.
- [5] K. Clay, R. Krishnan, and E. Wolff. Prices and Price Dispersion on the Web: Evidence from the Online Book Industry. NBER Working Papers 8271, National Bureau of Economic Research, Inc, May 2001.
- [6] Nielsen Company. Global Online Shopping Report. Technical report, Nielsen Company, 2010. <http://www.nielsen.com/us/en/insights/news/2010/global-online-shopping-report.html>.
- [7] Pablo Ezzatti, Martin Pedemonte, and Alvaro Martin. An efficient implementation of the min-min heuristic. *Computers & Operations Research*, 40(11):2670–2676, 2013.
- [8] Andrew J. Flanagin, Miriam J. Metzger, Rebekah Pure, Alex Markov, and Ethan Hartsell. Mitigating risk in ecommerce transactions: perceptions of information credibility and the role of user-generated ratings in product quality and purchase intention. *Electronic Commerce Research*, 14(1):1–23, Mar 2014.
- [9] M. Guzek, A. Gniewek, P. Bouvry, J. Musiał, and J. Blazewicz. Cloud Brokering: Current Practices and Upcoming Challenges. *IEEE Cloud Computing*, 2(2):40–47, Mar 2015.
- [10] Meng-Hsiang Hsu, Li-Wen Chuang, and Cheng-Se Hsu. Understanding online shopping intention: the roles of four types of trust and their antecedents. *Internet Research*, 24(3):332–352, 2014.
- [11] M.C. Lopez-Loces, J. Musiał, J.E. Pecero, H.J. Fraire-Huacuja, J. Blazewicz, and P. Bouvry. Exact and heuristic approaches to solve the internet shopping optimization problem with delivery costs. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 26(2):391–406, 2016.

- [12] J. Marszałkowski, J.M. Marszałkowski, and J. Musiał. Database Scheme Optimization For Online Applications. *Foundations of Computing and Decision Sciences*, 36(2):121–129, 2011.
- [13] Jakub Marszałkowski, Jędrzej M. Marszałkowski, and Maciej Drozdowski. Empirical Study of Load Time Factor in Search Engine Ranking. *Journal of Web Engineering*, 13(1&2):114–128, March 2014.
- [14] Jędrzej Musiał. *Kombinatoryczne modele i algorytmy różnych wariantów problemu optymalizacji zakupów internetowych*. Poznan Monographs in Computing and Its Applications. NAKOM, 2018.
- [15] J. Musiał, J.E. Pecero, M.C. Lopez-Loces, H.J. Fraire-Huacuja, P. Bouvry, and J. Blazewicz. Algorithms solving the internet shopping optimization problem with price discounts. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences Technical Sciences*, 64(3):505–516, 2016.
- [16] Jędrzej Musiał and Mario C. Lopez-Loces. Trustworthy online shopping with price impact. *Foundations of Computing and Decision Sciences*, 42(2):121–136, 2017.
- [17] The University of Reading Statistical Services Centre | Biometrics Advisory and Support Service to DFID. Approaches to the Analysis of Survey Data. Technical report, The University of Reading Statistical Services Centre | Biometrics Advisory and Support Service to DFID, 2001. <http://archive.acehresearch.org/items/show/69>.
- [18] X. Pan, B.T. Ratchford, and V. Shankar. The Evolution of Price Dispersion in Internet Retail Markets. *Advances in Applied Microeconomics: Organizing the New Industrial Economy*, 12:85–105, 2003.
- [19] B.K. Pathak. Comparison Shopping Agents and Online Price Dispersion: A Search Cost based Explanation. *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, 7(1):64–76, April 2012.
- [20] Frédéric Pinel, Bernabé Dorronsoro, and Pascal Bouvry. Solving very large instances of the scheduling of independent tasks problem on the gpu. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 73(1):101–110, January 2013.
- [21] Tomasz Prejzendanc, Szymon Wasik, and Jacek Blazewicz. Computer representations of bioinformatics models. *Current Bioinformatics*, 11(5):551–560, 11 2016.
- [22] B.T. Ratchford, X. Pan, and V. Shankar. On the Efficiency of Internet Markets for Consumer Goods. *Journal of Public Policy & Marketing*, 22(1):4–16, 2003.
- [23] Natalia Szostak, Szymon Wasik, and Jacek Blazewicz. Hypercycle. *PLoS Computational Biology*, 12(4), 2016.
- [24] Lei-Yu Wu, Kuan-Yang Chen, Po-Yuan Chen, and Shu-Ling Cheng. Perceived value, transaction cost, and repurchase-intention in online shopping: A relational exchange perspective. *Journal of Business Research*, 67(1):2768–2776, 2014.
- [25] Kem Z.K. Zhang, Christy M.K. Cheung, and Matthew K.O. Lee. Examining the Moderating Effect of Inconsistent Reviews and Its Gender Differences on Consumers’ Online Shopping Decision. *Int. J. Inf. Manag.*, 34(2):89–98, April 2014.