

Marcin WOCH
Politechnika Śląska, Instytut Informatyki

PRZEGŁĄD BADAŃ WYBRANYCH PROBLEMÓW OPTYMALIZACYJNYCH

Streszczenie. Artykuł omawia historię badań nad problemami komiwojażera, dostaw oraz dostaw z oknami czasowymi. W pracy prezentowane są badania i publikacje związane z tymi problemami optymalizacyjnymi. Artykuł ma charakter przeglądowy i jako taki nie omawia uzyskanych wyników przez poszczególnych badaczy.

Słowa kluczowe: VRP, VRMTP, symulowane wyżarzanie, przeszukiwanie lokalne, przeszukiwanie tabu, algorytm genetyczny

SELECTED OPTIMISATION PROBLEMS RESEARCHES SURVEY

Summary. The article briefly presents Travelling Salesman Problem, Vehicle Routing Problem and Vehicle Routing Problem with Time Windows researches history. In this work researches and publications related to these problems are presented.

Keywords: VRP, VRMTP, Simulated Annealing, Local Search, Tabu Search, Genetic Algorithm

1. Wprowadzenie

Problem komiwojażera (Travelling Salesman Problem) polega na tym, że dana jest określona liczba klientów, z których wszyscy są ze sobą połączeni, czyli istnieje droga łącząca dowolną parę klientów. Komiwojażer musi odwiedzić wszystkich klientów na trasie dokładnie jeden raz. Po odwiedzeniu wszystkich wraca po pierwszego klienta. Zadaniem algorytmu rozwiązującego ten problem jest minimalizacja przebytej odległości.

Rozwinięciem tego problemu jest problem wielu komiwojażerów (Multiple Travelling Salesman Problem), w którym występuje wielu komiwojażerów dostarczających towary do

klientów. Każdy komiwojażer startuje i kończy w centralnym magazynie. Zadaniem także jest minimalizacja łącznej długości przebytych tras.

Typowy problem dostaw (VRP – Vehicle Routing Problem) polega na minimalizacji kosztów dojazdów z jednego centralnego magazynu do dowolnej liczby klientów. Problem ten różni się od MTSP tym, że każdy pojazd posiada zdefiniowaną ładowność, a każdy klient określone zapotrzebowanie. Trasa musi być zaprojektowana w taki sposób, aby każdy klient został odwiedzony tylko raz przez dokładnie jeden pojazd, wszystkie kursy zaczynają się i kończą w centralnym magazynie. Całkowite zapotrzebowanie klientów na jednej trasie nie może przekraczać zasobów danego pojazdu.

Problem dostaw z oknami czasowymi (VRPTW - Vehicle Routing Problem with Time Windows) jest szczególnym przypadkiem problemu dostaw. Każdy klient powinien zostać obsłużony, uwzględniając wyładunek i załadunek, w zadanym oknie czasowym $[e, f]$, gdzie e oznacza najwcześniejszy czas obsługi, f najpóźniejszy. Pojazd może przybyć do kontrahenta przed czasem e , ale wtedy musi czekać, natomiast odjazd nie może nastąpić później niż f . Problem dostaw z oknami czasowymi posiada dwie wersje: z „twardymi” oknami, gdzie niedopuszczalne jest przekroczenie terminów danych oknem czasowym oraz „miękkimi”, gdzie za spóźnienie doliczana jest kara.

2. Historia badań

Problem dostaw z oknami czasowymi jest rozwinięciem problemu komiwojażera i także należy do grupy problemów NP-zupełnych [56]. Pierwszy raz został sformułowany przez Mariusa Solomona [60], który przygotował zbiór 56 testów, które do dzisiaj są używane przez twórców oprogramowania do testowania swoich aplikacji. Prace nad problemem dostaw skupiają się na dwóch głównych zagadnieniach, pierwsze to konstruowanie rozwiązania początkowego, a drugie to jego ulepszanie.

Thangiah i in. [63] stworzył system GIDEON oparty na algorytmach genetycznych. Także w swojej pracy [67] zastosował bardzo złożony algorytm, będący hybrydą symulowanego wyżarzania, algorytmu genetycznego oraz przeszukiwania Tabu. Podobna hybryda została użyta przez autorów komercyjnej biblioteki programistycznej GreenTrip przedstawionej na stronie <http://www.math.sintef.no/opti/projects/greentrip.html>, szczycącej się poprawą wielu wyników testów Solomona.

Bräsys i in. [12, 13] zastosowali ciekawą hybrydę algorytmów genetycznych oraz algorytmów ewolucyjnych. Zaproponowali oni dwukrokowe podejście do problemu dostaw. W pierwszej fazie rozwiązanie jest szukane przez algorytm genetyczny, a w drugiej fazie znalezione wyniki są ulepszane przez standardowy algorytm ewolucyjny. W fazie ulepszania

grupują oni losowo wszystkie trasy w pary i tworzą na tej bazie nowe trasy. Kroki te są powtarzane określona liczbę razy. W celu zapewnienia szybkości działania w tej fazie wykorzystują przeszukiwanie lokalne.

Kilka algorytmów szukających optymalnego rozwiązania problemu dostaw zostały zaproponowane przez Mariusa Solomona [60]. Te algorytmy tworzą rozwiązanie poprzez wstawianie do bieżącej trasy w każdej iteracji jednego klienta, który w danej chwili nie znajduje się na żadnej trasie. Te algorytmy próbowały minimalizować jedno z dwóch kryteriów albo liczbę tras, albo przebyty dystans.

Wśród algorytmów godnych polecenia są między innymi prace Potvina i in. [47, 51], które przedstawiają algorytmy równolegle dla VRPTW. Także badania Potvina oraz Rousseau [44] są równoległą implementacją sekwencyjnych algorytmów Solomona.

W roku 1988 Van Landeghem [69] rozszerzył algorytm zaproponowany przez Clarke oraz Wright [22] dla VRPTW przez analizowanie czasowych powiązań pomiędzy klientami. Jedną z możliwych implementacji tego algorytmu jest sortowanie klientów według okna czasowego.

W początkowych latach prac nad problemem dostaw bardzo efektywnym algorytmem okazała się procedura wynaleziona przez Ora [42]. Procedura ta doczekała się wielu implementacji oraz rozwinięć, są to między innymi prace Russella [55, 54], Bakera i Schaffera [4].

Inny algorytm bazujący na procedurze Or został zasugerowany przez Thompsona oraz Psaraftisa [68]. Ich funkcja przejścia znajduje sąsiedztwo bieżącego rozwiązania, analizując żądania poszczególnych klientów na trasach. Wymiana klientów następuje pomiędzy wylosowanymi podzbiorami tras.

Russell [54] zaproponował rozwiązanie wywołujące procedurę ulepszania tras okresowo podczas standardowego algorytmu tworzącego trasę. Kontoravdis oraz Bard [38] opisują równoległą losową procedurę przeszukiwania sąsiedztwa. Następnie używają przeszukiwania lokalnego do ulepszenia tras. Kolejne rozwinięcia tego sposobu znalazły się w pracach Potvina i Rousseau [44], Antesa oraz Derigsa [1], Shawa [57, 58], Cordonea, i Wolfler-Calvo [24], a także Caseau i Laburthea [18].

Metaheurystyki, takie jak symulowane wyżarzanie, algorytmy genetyczne czy przeszukiwanie tabu zostały z powodzeniem użyte w celu głębszego przeszukiwania przestrzeni rozwiązań i ucieczki z optimum lokalnego. Algorytmy genetyczne należą do grupy algorytmów przeszukiwania lokalnego, a polepszanie rozwiązania odbywa się w sąsiedztwie rozwiązania bieżącego. Przeszukiwanie tabu oraz symulowane wyżarzanie należą do innej grupy metaheurytyk, które pozwalają na wybór gorszego rozwiązania w momencie osiągnięcia optimum lokalnego. W wielu przypadkach pozwala to na opuszczenie tego optimum w celu lepszego przeszukiwania przestrzeni rozwiązań.

Rochat i Taillard [52] zaprezentowali probabilistyczną technikę, która używa pamięci adaptacyjnej, aby zachowywać najlepsze rozwiązania znalezione za pomocą metody Tabu Search. Także Taillard i in. [62] używają pamięci adaptacyjnej, ale w inny sposób przeszukując sąsiedztwo. Bazują oni na wymianie podobnych pod względem położenia geograficznego klientów pomiędzy trasami. Oba te sposoby zwracają nie jedno najlepsze rozwiązanie tylko kilka rozwiązań.

De Backer i in. [3] przetestowali cztery interaktywne techniki ulepszeń tras na bazie programowania deklaratywnego. Algorytmy te czekają na reakcję użytkownika i w zależności od jego wyboru wybierają dalszą drogę postępowania. Techniki te zostały pogrupowane w dwóch metaheurytykach: przeszukiwanie tabu oraz przeszukiwanie lokalne z przewodnikiem (bazujące na wyznaczaniu kar za wybór gorszego sąsiedztwa), aby uniknąć utknięcia w minimum lokalnym.

Kolejne prace wykorzystujące przeszukiwanie lokalne z przewodnikiem znacznie ulepszyły tę metodę. Voudouris [70] oraz Voudouris i Tsang [71], a także Kilby, Prosser and Shaw [36] zastosowali podobne algorytmy, z tym że nie użyli oni przeszukiwania tabu. Schulze i Fahle [59] użyli specjalnej techniki sekwencyjnych zmian do wygenerowania sąsiedztwa. Technika ta jest rozwinięciem odrzucanych łańcuchów wynalezionej przez Glovera [33, 34] w ramach przeszukiwania tabu.

Brandão [9] oraz Cordeau, Laporte i Mercier [23] wprowadzili proste przeszukiwanie tabu, które pozwala na uwzględnienie dużo gorszych sąsiedztw podczas procesu przeszukiwania przestrzeni rozwiązań. Inne udane implementacje przeszukiwania tabu można znaleźć w pracach Garcia, Potvina oraz Rousseau [49], Barnesa i Carltona [5], Carltona [17] oraz Chianga i Russella [21], którzy opisują reakcyjne przeszukiwanie tabu, które dynamicznie dostosowuje swoje parametry, bazując na aktualnym rozwiązaniu.

Algorytm genetyczny zaproponowany przez Blantona i Wainwrighta [7] składa się z chromosomów, reprezentujących sekwencje klientów na trasach. Przeszukiwanie przestrzeni rozwiązań jest skierowane w stronę odpowiedniego pobierania klientów z listy, biorąc pod uwagę relacje nadzędności (tymczasową, przestrenną oraz mieszana), a także stałą nadzędność klientów zdefiniowaną przez okno czasowe. Thangiah [65] także używa algorytmów genetycznych do znalezienia dobrego klastra klientów przy użyciu strategii „najpierw klasztro, potem trasa”. Thangiah i in. [66] używają tego samego sposobu do rozwiązania problemu dostaw z oknami czasowymi. Metoda ta przy rozwiązaniu problemów z grupy R (losowo wybrani klienci) nie spełniła swoich oczekiwów. Thangiah, Osman oraz Sun [64] opracowali hybrydową metodę, w której rozwiązanie początkowe jest stworzone przez algorytm genetyczny, a funkcja przejścia używa λ -wymiany. Funkcja ta składa się z kilku metaheurystyk: symulowane wyżarzanie z niemonotonicznym harmonogramem chłodzenia jest używane jako przewodnik dla przeszukiwania lokalnego i w końcu przeszukiwania tabu.

W algorytmie zaproponowanym przez Potvina i Bengio [48] nowy potomek jest stworzony przez połączenie dwóch tras jako jeden segment z dwóch różnych nadzędnych rozwiązań i następnie odrzucanie klientów, którzy nie mogą wejść w skład trasy z powodu swoich parametrów. Mutacja jest wtedy użyta do zredukowania liczby tras i do lokalnej optymalizacji rozwiązania. Berger, Salois i Begin [6] opracowali hybrydowy algorytm genetyczny bazujący na usuwaniu losowo wybranych klientów z tras i próbie stworzenia z nich nowej trasy. Celem mutacji w tym wypadku była redukcja liczby tras przez wymianę niektórych klientów. Bräsy [10, 11] kontynuował prace zapoczątkowane przez Bergera i in. [6] i ulepszył jego algorytm przez stworzenie nowych operatorów krzyżowania i mutacji oraz przez testy ważności rozwiązania początkowego.

Homberger i Gehring [35] zaproponowali dwie metaheurystyki ewolucyjne bazujące na algorytmach ewolucyjnych zwanych Strategiami Ewolucyjnymi oraz trzema popularnymi technikami ulepszeń tras wynalezionymi odpowiednio przez Ora [42], Osmana [43] oraz Potvina i Rousseau [46]. Gehring i Homberger [32] użyli podobnego podejścia, ale z implementacją równoległego przeszukiwania tabu. Bräsy, Berger i Barkaoui [12] opisali dwufazową hybrydę algorytmu genetycznego oraz algorytmu ewolucyjnego, składającego się z kilku przeszukiwań lokalnych i heurystyk tworzenia tras. Użyty algorytm genetyczny bazuje na studiach przeprowadzonych przez Bergera, Saloisa i Begina [6] oraz Bräsy [10].

Bachem, Hochstättler i Malich [2] użyli koncepcji Simulated Trading, gdzie główną ideą jest użycie mechanizmu podmiany w przyporządkowaniach klientów na trasach. Badania przeprowadzone przez Potvina i Robillarda [45] doprowadziły do użycia sieci neuronowej wykorzystywanej w ramach równoległej implementacji heurystyki tworzenia tras opracowanej przez Potvina i Rousseau [44]. Potvin, Dube i Robillard [47] użyli analogicznego podejścia, lecz determinują wartości parametrów za pomocą algorytmu genetycznego. Chiang i Russell [20] użyli symulowanego wyżarzania jako przewodnika dla hybrydy opracowanej przez Russella [54]. Liu oraz Shen [39] odkryli nową heurystykę nazwaną Router-Neighborhood, która konstruuje trasy w równoległy, zagnieżdżony sposób. Rousseau, Gendreau oraz Pesanta [53] użyli zmiennego schematu Descent Neighborhood opracowanego przez Mladenovica i Hansena [41] oraz nowych, dużych operatorów sąsiedztwa z uwzględnieniem programowania deklaratywnego.

Czech [26] do rozwiązania problemu dostaw oraz Czech i Czarnas [25] do rozwiązania problemu dostaw z oknami czasowymi wykorzystują równoległy algorytm symulowanego wyżarzania w celu lepszego przeszukiwania przestrzeni rozwiązań. Po wygenerowaniu rozwiązania początkowego to rozwiązanie jest wysłane do każdego z procesów, które następnie niezależnie od siebie przeprowadzają obliczenia. Następnie po zdefiniowanej liczbie iteracji wyniki są pomiędzy sobą porównywane i wybierane jest najlepsze rozwiązanie. Kroki te powtarzane są określona liczbę razy.

Względnie nowym podejściem są algorytmy mrówkowe opisane w pracy Gambardella i in. [31]. Algorytmy mrówkowe zostały pierwsze zaproponowane przez Dorigo i in. [19, 30] jako metoda przybliżona rozwiązywania trudnych problemów kombinatorycznej optymalizacji. Inspiracją algorytmów mrówkowych są obserwacje prawdziwych kolonii mrówek. Ważnym i interesującym zachowaniem kolonii mrówek jest zachowanie dotyczące możliwości znajdowania najkrótszej ścieżki pomiędzy źródłem pożywienia a ich mrowiskiem. Podczas spacerów od źródła pożywienia do gniazda i na odwrót mrówki pozostawiają na ziemi substancje zwaną feromonem, formując w ten sposób feromonową ścieżkę. Mrówki wyczuwają feromony i kiedy wybierają swoją drogę, mają one tendencje do wyboru ścieżki o większej koncentracji feromonu. Feromony z czasem wyparowywują, więc dłuższe trasy w trakcie działania algorytmu mają mniej feromonów niż krótsze. W takiej sytuacji prawdopodobieństwo wyboru dłuższej trasy przez kolejną mrówkę jest zdecydowanie mniejsze. Największą wydajnością charakteryzuje się tzw. algorytm Ant Cycle, w którym mrówki uaktualniają ślad feromonowy po znalezieniu danego rozwiązania. Badania nad And Density oraz Ant Quantity porzucono z powodów zbyt wysokiej złożoności.

3. Podsumowanie

Transport dóbr materialnych jest bardzo ważnym elementem aktywności człowieka, w szczególności w ekonomii. Prawidłowe zarządzanie siecią dystrybucyjną oraz parkiem pojazdów pozwala na znaczne obniżenie kosztów oraz zwiększenie efektywności dostaw. Zarządzanie dystrybucją sprowadza się najczęściej do rozwiązywania problemu decyzyjnego i może być rozpatrywane w trzech płaszczyznach: strategicznej, taktycznej oraz operacyjnej. Decyzje strategiczne uwzględniają położenie i rozmieszczenie magazynów, firmy, fabryki. Decyzje taktyczne determinują sieć dystrybucyjną oraz park pojazdów. Natomiast samo określenie tras, liczby pojazdów użytych do dostarczenia dóbr w danej chwili jest decyzją operacyjną. Badania omówione w niniejszym artykule dotyczą decyzji operacyjnych.

Obecnie na rynku można zaobserwować zwiększone zapotrzebowanie na aplikacje wspomagające planowanie tras. Jest to związane z tym, że nawet niewielka oszczędność na pojedynczych wysyłkach pozwala na znaczne oszczędności w dłuższym okresie. Ponadto, prawidłowe zarządzanie wysyłką pozwala na lepsze spełnianie potrzeb klientów, co sprzyja poprawie wizerunku firmy.

LITERATURA

1. Antes J., Derigs U.: A New Parallel Tour Construction Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Working Paper, Department of Economics and Computer Science, University of Köln, Germany, 1995.
2. Bachem A., Hochstättler W., Malich M.: The Simulated Trading Heuristic for Solving Vehicle Routing Problems. Disc. App. Math. 65, 1996, s. 47÷72.
3. Backer De B., Furnon V., Kilby P., Prosser P., Shaw P.: Solving Vehicle Routing Problems Using Constraint Programming and Metaheuristics. J. of Heuristics 6, 2000, s. 501÷523.
4. Baker E. K., Schaffer J. R.: Solution Improvement Heuristics for the Vehicle Routing and Scheduling Problem with Time Window Constraints. Am. J. Math. Mgmt. Sci. 6, 1986, s. 261÷300.
5. Barnes J. W., Carlton W. B.: A Tabu Search Approach to the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Presented at the Fall 1995 INFORMS Conference, New Orleans, LA, 1995.
6. Berger, Salois J. M., Begin R.: A Hybrid Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Presented at the AI 98 12th Canadian Conference on Artificial Intelligence, June 1998, Vancouver, Canada, 1998.
7. Blanton J. L., Wainwright R. L.: Multiple Vehicle Routing with Time and Capacity Constraints using Genetic Algorithms. In Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, S. Forrest (eds.). Morgan Kaufmann Publishing, San Francisco, 1993, s. 452÷459.
8. Bramel J., Simchi-Levi D.: Probabilistic Analyses and Practical Algorithms for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Opns. Res. 44, 1996, s. 501÷509.
9. Brandão J.: Metaheuristic for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. In Metaheuristics – Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization. Kluwer Academic Publishers, Boston, 1999, s. 19÷36.
10. Bräysy O.: A Hybrid Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Licentiate thesis. Department of Mathematics and Statistics, University of Vaasa, Finland, 1999.
11. Bräysy O.: A New Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows Based on the Hybridization of a Genetic Algorithm and Route Construction Heuristics. Proceedings of the University of Vaasa, Research papers 227, Vaasa, Finland, 1999.
12. Bräysy O., Berger J., Barkaoui M.: A New Hybrid Evolutionary Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Presented at the Route 2000-Workshop, Skodsborg, Denmark, August 2000.

13. Bräysy O., Berger J., Barkaoui M.: A Parallel Hybrid Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows.
14. Bräysy O., Gendreau M.: Metaheuristics for the Vehicle Routing Problemwith Time Windows. Oslo 2001.
15. Bräysy O.: A Reactive Variable Neighborhood Search for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Oslo 2001.
16. Bräysy O.: Five Local Search Algorithms for the Vehicle Routing Problem with Time Window. Vaasa 2001.
17. Carlton W. B.: A Tabu Search Approach to the General Vehicle Routing Problem. Ph.D. Dissertation. Mechanical Engineering Department, University of Texas, Austin, U.S.A, 1995.
18. Caseau Y., Laburthe F.: Heuristics for Large Constrained Vehicle Routing Problems. *J. of Heuristics* 5, 1999, s. 281÷303.
19. Céry V.: A thermodynamical approach to traveling salesman problem: an efficient simulation algorithm. *Journal of Optimization Theory and Applic.*, 1985, 45, s. 41÷45.
20. Chiang W. C., Russell R. A.: Simulated Annealing Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Annals Opns. Res.* 63, 1996, s. 3÷27.
21. Chiang W. C., Russell R. A.: A Reactive Tabu Search Metaheuristic for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *INFORMS J. on Computing* 9, 1997, s. 417÷430.
22. Clarke G., Wright J. W.: Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points. *Opns. Res.* 12, 1964, s. 568÷581.
23. Cordeau J.-F., Laporte G., Mercier A.: Unified Tabu Search Heuristic for Vehicle Routing Problems with Time Windows. Publication CRT-2000-03. University of Montreal, Canada, 2000.
24. Cordone R., Wolfler-Calvo R.: A Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Internal Report, Department of Electronics and Information, Polytechnic of Milan, Milan, Italy. To appear in *J. of Heuristics*, 1998.
25. Czech Z. J., Czarnas P.: Parallel simulated annealing for the vehicle routing problem with time windows.
26. Czech, Z.J.: Parallel simulated annealing for the delivery problem. Proc. of the 9th EuromicroWorkshop on Parallel and Distributed Processing, Mantova, Italy, (February 7-9, 2001), s. 219÷226.
27. Desrochers M.: Shortest path problems with resource constraints. Technical Report GERAD G-88-27, École des Hautes Études Commerciales, Montréal 1988.
28. Desrochers M., Soumis F., A column generation approach to the urban transit crew scheduling problem. *Transport. Sci.*, 23, 1989, s. 1÷13.

29. Dorigo M., Gambardella L. M.: Ant colonies for the traveling salesman problem. TR/IRIDIA/1996-3, Belgium, 1996.
30. Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A.: The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics–Part B, Vol.26, No.1, 1996, s. 1÷13.
31. Gambardella L. M., Taillard E., Agazzi G.: MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows. New Ideas in Optimization, D. Corne, M. Dorigo and F. Glover (eds), s. 63÷76, McGraw-Hill, London 1999.
32. Gehring H., Homberger J.: A Parallel Hybrid Evolutionary Metaheuristic for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. In Proceedings of EUROGEN99 - Short Course on Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science, Reports of the Department of Mathematical Information Technology, Series A. Collections, No. A 2/1999, K. Miettinen, M. Mäkelä and J. Toivanen (eds.). University of Jyväskylä, Jyväskylä, 1999, s. 57÷64.
33. Glover F.: Multilevel Tabu Search and Embedded Search Neighborhoods for the Traveling Salesman Problem. Working Paper. College of Business & Administration, University of Colorado, Boulder, 1991.
34. Glover F.: New Ejection Chain and Alternating Path Methods for Traveling Salesman Problems. In Computer Science and Operations Research: New Developments in Their Interfaces, O. Balci, R. Sharda, and S. Zenios (eds.). Pergamon Press, Oxford 1992, s. 449÷509.
35. Homberger J., Gehring H.: Two Evolutionary Meta-heuristics for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. INFORMS J. on Computing 37, 1999, s. 297÷318.
36. Kilby P., Prosser P., Shaw P.: Guided Local Search for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. In META-HEURISTICS Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization, S. Voss, S. Martello, I. H. Osman and C. Roucairol (eds.). Kluwer Academic Publishers, Boston, 1999, s. 473÷486.
37. Kirkpatrick S., Gellat C.D., Vecchi M.P.: Optimization by simulated annealing. 1983, Science, 220, s. 671÷680.
38. Kontoravdis G. A., BARD J. F.: A GRASP for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. J. on Computing 7, 1995, s. 10÷23.
39. Liu F-H., Shen S-Y.: A Route-neighborhood-based Metaheuristic for Vehicle Routing Problem with Time Windows. Eur. J. Opnl Res. 118, 1999, s. 485÷504.
40. Metropolis N., Rosenbluth A.W., Rosenbluth M.N., Teller A.H., Teller E.: Equation of state calculation by fast computing machines. Journal of Chem. Phys., 1953, 21, s. 1087÷1091.

41. Mladenovic N., Hansen P.: Variable Neighborhood Search. *Computers & Opns. Res.* 24, 1997, s. 1097÷1100.
42. Or I.: Traveling Salesman-Type Combinatorial Problems and their Relation to the Logistics of Regional Blood Banking. Ph.D. Thesis. Department of Industrial Engineering and Management Sciences, Northwestern University, Evanston, Illinois 1976.
43. Osman I. H.: Metastrategy Simulated Annealing and Tabu Search Algorithms for the Vehicle Routing Problems. *Annals Opns. Res.* 41, 1993, s. 421÷452.
44. Potvin J-Y., Rousseau J-M.: A Parallel Route Building Algorithm for the Vehicle Routing and Scheduling Problem with Time Windows. *Eur. J. Opnl. Res.* 66, 1993, s. 331÷340.
45. Potvin J-Y., Robillard C.: Clustering for Vehicle Routing with a Competitive Neural Network. *Neurocomputing* 8, 1995, s. 125÷139.
46. Potvin J-Y., Rousseau J-M.: An Exchange Heuristic for Routing Problems with Time Windows. *J. Opnl. Res. Society* 46, 1995, s. 1433÷1446.
47. Potvin J-Y., Dube D., Robillard C.: A Hybrid Approach to Vehicle Routing Using Neural Networks and Genetic Algorithms. *Applied Intelligence* 6, 1996, s. 241÷252.
48. Potvin J-Y., Bengio S.: The Vehicle Routing Problem with Time Windows Part II: Genetic Search. *J. on Computing* 8, 1996, s. 165÷172.
49. Potvin J-Y., Kervahut T., Garcia B. L., Rousseau J-M.: The Vehicle Routing Problem with Time Windows Part I: Tabu Search. *J. on Computing* 8, 1996, s. 157÷164.
50. Potvin J.-Y., Ichoua S., Gendreau M.: Vehicle dispatching with time-dependent travel times. *European Journal of Operational Research* 144, 2003, s. 379÷396.
51. Potvin J.-Y., Ying X., Benyahia I.: Vehicle routing and scheduling with dynamic travel times. *Computers and Operations Research* 33, 2006, s. 1129÷1137.
52. Rochat Y., Taillard E.: Probabilistic Diversification and Intensification in Local Search for Vehicle Routing. *J. of Heuristics* 1, 1995, s. 147÷167.
53. Rousseau L.-M., Gendreau M., Pesant G.: Using Constraint-Based Operators to Solve the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Working Paper. Centre for Research on Transportation, University of Montreal, Canada. To appear in *J. of Heuristics*, 2000.
54. Russell R.: Hybrid Heuristics for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Trans. Sci.* 29, 1995, s. 156÷166.
55. Russell R.: An Effective Heuristic for the M-tour Traveling Salesman Problem with Some Side Conditions. *Opns. Res.* 25, 1997, s. 517÷524.
56. Savelsbergh M. W. P.: The Vehicle Routing Problem with Time Windows: Minimizing Route Duration. *ORSA Journal on Computing* 4, 1992, s. 146÷154.

57. Shaw P.: A New Local Search Algorithm Providing High Quality Solutions to Vehicle Routing Problems. Working Paper. Department of Computer Science, University of Strathclyde, Glasgow, Scotland, 1997.
58. Shaw P.: Using Constraint Programming and Local Search Methods to Solve Vehicle Routing Problems. In Principles and Practice of Constraint Programming – CP98, Lecture Notes in Computer Science, M. Maher and J.-F. Puget (eds.). Springer-Verlag, New York 1998, s. 417÷431.
59. Schulze J., Fahle T.: A Parallel Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Window Constraints. *Annals Opns. Res.* 8, 1996, s. 585–607.
60. Solomon M.: Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problem with Time Windows Constraints. *Oper. Res.* 35, 1987, s. 254÷265.
61. Solomon M., Desrosiers J.: Time windows constrained routing and scheduling problems. *Transp. Sci.*, 22, 1988, s. 1÷13.
62. Taillard E., Badeau P., Gendreau M., Guertin F., Potvin J-Y.: A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows. *Trans. Sci.* 31, 1997, s. 170÷186.
63. Thangiah Sam R., Kendall N., Juell P.: GIDEON: A Genetic Algorithm System for Vehicle Routing Problems with Time Windows. Proceedings of the Seventh IEEE Conference on Artificial Intelligence Applications, Miami, Florida, 1991, s. 322÷328.
64. Thangiah S., Osman I., Sun T.: Hybrid Genetic Algorithm, Simulated Annealing and Tabu Search Methods for Vehicle Routing Problems with Time Windows. Working Paper UKC/IMS/OR94/4. Institute of Mathematics and Statistics, University of Kent, Canterbury 1994.
65. Thangiah S.: Vehicle Routing with Time Windows Using Genetic Algorithms. In Application Handbook of Genetic Algorithms: New Frontiers, Volume II, L. Chambers (eds.). CRC Press, Boca Raton, 1995, s. 253÷277.
66. Thangiah S. R., Osman I. H., Vinayagamoorthy R., Sun T.: Algorithms for the Vehicle Routing Problems with Time Deadlines. *Am. J. Math. Mgmt. Sci.* 13, 1995, s. 323÷355.
67. Thangiah Sam R.: A Hybrid Genetic Algorithms, Simulated Annealing and Tabu Search Heuristic for Vehicle Routing Problems with Time Windows. Practical Handbook of Genetic Algorithms, Volume III: Complex Structures, L. Chambers (Ed.), CRC Press, 1999, s. 347÷381.
68. Thompson P. M., Psaraftis H. N.: Cyclic Transfer Algorithms for Multivehicle Routing and Scheduling Problems. *Opns. Res.* 41, 1993, s. 935÷946.
69. Van Landeghem H. R. G.: A Bi-criteria Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Eur. J. Opns. Res.* 36, 1988, s. 217÷226.
70. Voudouris C.: Guided Local Search for Combinatorial Problems. Ph.D. thesis. Department of Computer Science, University of Essex, Colchester, UK, 1997.

71. Voudouris C., Tsang E.: Guided Local Search. *Eur. J. Opns. Res.* 113, 1998, s. 80÷119.
72. Woch M.: Rozwiążanie problemu dostaw z oknami czasowymi za pomocą symulowanego wyżarzania. *ZN Pol. Śl. Studia Informatica* Vol. 25, No. 2 (58), Gliwice 2004.

Recenzent: Prof. dr hab. inż. Zbigniew J. Czech

Wpłynęło do Redakcji 25 października 2007 r.

Abstract

Transportation is a very important part of human activity. It supports and makes possible most other social and economic activities. Freight transportation, in particular, is one of today's most important activities, not only measured by the criterion of its own share as a gross national product (GNP), but also by its influence on the performance of all other economic sectors.

The mentioned problems in this article are important ones occurring in many distribution systems. The travelling salesman problem (TSP) asks for the shortest route to visit a collection of cities and return to the starting point. VRP and VRPTW are the expansions of TSP and can be described as the problems of designing least cost routes from central depot to a set of geographically distributed points. The routes must be designed in such a way that each point is visited only once by exactly one vehicle within a given time interval (VRPTW). All the routes must start and end at the depot and the total demands of all points on one particular route must not exceed the capacity of the vehicle. The VRPTW has multiple objectives in that the goal is to minimize not only the number of vehicles required, but also the total travel time and total travel distance incurred by the fleet of vehicles. Some of the most useful applications of the VRPTW include bank deliveries, postal deliveries, industrial refuse collection, national franchise restaurant services, school bus routing, security patrol services and Just-In-Time manufacturing.

In spite of an intensive study by computer scientists, mathematicians, operations researchers, and others it still remains an open question whether or not an efficient general solution method exists.

Adres

Marcin WOCH: Politechnika Śląska, Instytut Informatyki, ul. Akademicka 16,
44-100 Gliwice, Polska, marcinwoch@wp.pl.