



## TECHNIKA TRANSPORTU SZYNOWEGO

Aleksander KRÓL

# ZASTOSOWANIE ALGORYTMU GENETYCZNEGO DO PROJEKTOWANIA HARMONOGRAMU PRZEWOZÓW

### *Streszczenie*

*Problem skonstruowania optymalnego planu przewozów pomiędzy wieloma węzłami źródłowymi i wieloma węzłami docelowymi przy ograniczonej liczbie środków transportowych jest bardzo złożony obliczeniowo. W wielu przypadkach, w zależności od zakresu zadań są to problemy NP – zupełne. Wskazanie heurystycznej metody pozwalającej na znalezienie prawie optymalnego rozwiązania w krótkim czasie może mieć więc duże praktyczne znaczenie. Mając na uwadze postulowany wzrost roli komunikacji publicznej zaproponowano zastosowanie algorytmu genetycznego do projektowania przebiegu linii autobusowych oraz planowania rozkładu jazdy autobusów. Głównym założonym celem jest przewiezienie zadanej liczby pasażerów przy wykorzystaniu określonej liczby autobusów. Minimalizowane są sumaryczny czas podróży pasażerów uwzględniający oczekiwanie na przystankach, sumaryczny czas przestojów oraz sumaryczne puste przebiegi autobusów. Proponowana metoda pozwala na szybkie reagowanie na zmieniający się popyt na usługi transportowe. Może również ułatwić przewidywanie wpływu planowanych zmian w strukturze sieci transportowej i strukturze taboru na efektywność funkcjonowania komunikacji.*

## WSTĘP

W ciągu ostatnich kilkunastu lat w dziedzinie transportu publicznego zaszły zasadnicze zmiany. Dotyczy to nie tylko naszego kraju, gdzie na ogólne trendy dodatkowo nałożyły się zmiany społeczno – polityczne. Na całym świecie odchodzi się od centralnego sterowania w tym sektorze: władze lokalne i samorządy przekazują odpowiednie kompetencje do organizacji komercyjnych. Efektem tego przesunięcia jest to, że potrzeby użytkowników transportu publicznego przestały być jedynym, a być może nawet głównym kryterium sprawnego zarządzania. Z drugiej strony rośnie zatłoczenie centrów miast i mimo stale rosnącej liczby samochodów osobowych zwiększanie roli transportu publicznego jest jedyną poważną alternatywą. Zatem, mając na uwadze ograniczoną liczbę środków transportu, niezależnie od tego, czy rozpatrywany jest system transportu jednododalny czy wielomodalny najważniejsze jest optymalne zaprojektowanie tras i częstotliwości kursowania.

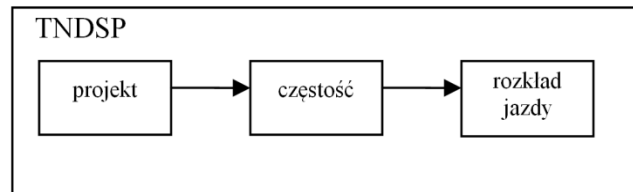
Klasyczny podział procesu planowania transportu publicznego wyróżnia pięć etapów [7]:

1. Projektowanie linii
2. Określanie częstości kursów
3. Przygotowanie szczegółowego rozkładu jazdy
4. Przydział środków transportu

## 5. Przydział personelu.

Większość z tych etapów to bardzo złożone zagadnienia optymalizacyjne, a często do ich rozwiązywania używa się pewnych zwyczajowych procedur, a nie odpowiednich metod matematycznych. Pierwsze próby ścisłego podejścia do tych zagadnień pochodzą z pierwszej połowy XX wieku [16], bardziej zaawansowane prace powstały w latach 80-tych [13]. Dopiero w ostatnich latach, głównie w związku z ogromnym wzrostem mocy obliczeniowej i dostępnością komputerów pojawiło się wiele prac poruszających ten temat.

W prezentowanej pracy podjęto próbę rozwiązania problemu projektowania linii i rozkładu jazdy za pomocą algorytmu genetycznego. Zagadnienie to (transit network design and scheduling problem – TNDSP) obejmuje trzy z pięciu wyżej wymienionych etapów (Rys. 1.).



**Rys.1.** Struktura problemu projektowania linii i rozkładu jazdy

Od strony formalnej problem projektowania linii i rozkładu jazdy jest NP – zupełny, zatem użycie algorytmów ścisłych do rzeczywistych zadań jest praktycznie niemożliwe, ze względu na nierealistyczny czas obliczeń. Konieczne jest więc zastosowanie metod przybliżonych, które nie gwarantują uzyskania rozwiązania optymalnego, ale prowadzą do rozwiązania dobrego w akceptowalnym czasie. Algorytmy zastosowane w dotąd opublikowanych pracach można podzielić na cztery grupy:

- zaproponowane przez autorów specyficzne algorytmy, oparte najczęściej na zachłanych heurystykach
- przeszukiwanie sąsiedztwa – najczęściej symulowane wyżarzanie
- algorytmy ewolucyjne, z reguły algorytmy genetyczne
- różne metody łączone.

W parze z wielką liczbą opisanych metod idzie różnorodność zastosowanych kryteriów optymalizacyjnych. Brane były pod uwagę:

- dostępność usług transportu publicznego (zasięg i częstość przystanków) [10, 14, 23],
- sprawność systemu transportu publicznego (czas spędzony w podróży) [6, 17],
- koszt realizacji założonych potrzeb transportowych [6, 19],
- całkowita długość linii komunikacyjnych [12],
- wielkość floty środków transportu [15],
- różne kryteria mieszane.

Niektóre z tych prac doczekały się praktycznych zastosowań [20, 22], inne pozostały w sferze opracowań teoretycznych [4, 9].

## 1. WYBÓR METODY OPTYMALIZACYJNEJ

Metody optymalizacyjne z użyciem algorytmów genetycznych naśladują proces ewolucji w świecie ożywionym i oparte są o następujące założenia [1]:

- konkurują ze sobą różne wersje rozwiązania (osobniki)
- struktura każdego osobnika zdeterminowana jest przez ciąg genów - genotyp
- genotyp podlega przypadkowym zmianom (mutacje)
- losowo wybrane pary osobników mogą wymienić między sobą fragmenty genotypów (krzyżowanie)

- funkcja dostosowania, będąca miarą dostosowania określa prawdopodobieństwo przejścia do następnego pokolenia (nacisk selekcyjny)
- połączenie całkowicie przypadkowych mutacji i krzyżowania z ukierunkowanym, ale również losowym naciskiem selekcyjnym prowadzi ku optymalnemu rozwiązaniu

Metoda optymalizacyjna oparta na algorytmie genetycznym pokonuje zasadniczy problem zagadnień optymalizacyjnych: z reguły dąży do maksimum globalnego, nie utykając w otoczeniu jednego z maksimum lokalnych. Dzieje się tak, ponieważ istnieje pewne prawdopodobieństwo przejścia do kolejnych etapów optymalizacji dla osobników aktualnie gorzej dostosowanych, a będących potencjalnymi kandydatami na rozwiązanie optymalne. Jednocześnie specyficzny dla algorytmu genetycznego proces krzyżowania się osobników – kandydatów na rozwiązanie optymalne daje szansę szybkiego uzyskania rozwiązania bardzo dobrego na bazie rozwiązań o przeciętnej jakości, a zawierających obiecujące fragmenty. Decyduje to o generalnie szybszej zbieżności algorytmów genetycznych w porównaniu z innymi metodami przeszukiwania przestrzeni rozwiązań [18].

Jak już wyżej zaznaczono znanych jest kilka prac, w których autorzy zastosowali algorytm genetyczny do rozwiązania problemu projektowania linii i rozkładu jazdy. Z reguły jednak genetycznemu doborowi podlegał zestaw ustalonych i niezmiennych w trakcie optymalizacji linii komunikacyjnych. Ta sztywna sieć odpowiadała albo istniejącym liniom [5] albo była budowana w wstępnym etapie optymalizacji przez pewien algorytm heurystyczny [8].

Zasadniczym elementem każdej metody optymalizacyjnej jest sposób określenia funkcji celu. Należy wybrać zestaw istotnych wskaźników i na tej podstawie obliczyć pojedynczą wartość. W zagadnieniu rozważanym w tej pracy nie jest to trywialny problem. Proces wyznaczania wartości funkcji celu jest tu tak złożony, że również na tym etapie stosowane są metody sztucznej inteligencji, na przykład sieci neuronowe [21].

W prezentowanej pracy zaproponowano odmienne podejście – wykorzystując ciągły wzrost możliwości przeciętnych komputerów podjęto próbę optymalizacji również przebiegu linii komunikacji publicznej, a podczas wyznaczania wartości funkcji celu zastosowano symulację realnych zachowań pasażerów.

## 2. ZASTOSOWANIE ALGORYTMU GENETYCZNEGO DO OPTYMALIZACJI SIECI KOMUNIKACJI PUBLICZNEJ.

W przyjętym modelu założoną stałą liczbę linii autobusowych o nieokreślonym z góry przebiegu. W procesie optymalizacji dobierane są trasy poszczególnych linii oraz czas oczekiwania pomiędzy kolejnymi kursami. Kluczowe dane, na których bazuje procedura optymalizacyjna są reprezentowane przez graf skierowany odpowiadający rzeczywistej sieci transportowej. Wierzchołki grafu odpowiadają skrzyżowaniom, zbiór łuków ( $E$ ) wszystkim odcinkom dróg, którymi mogą przebiegać linie komunikacyjne. Graf ten jest zapisany w postaci zmodyfikowanej macierzy sąsiedztwa, której elementy  $t_{ij}$  określają nie tylko istnienie łuku ( $i, j$ ), ale dodatkowo typowy czas przejazdu  $t(i, j)$  pomiędzy wierzchołkami:

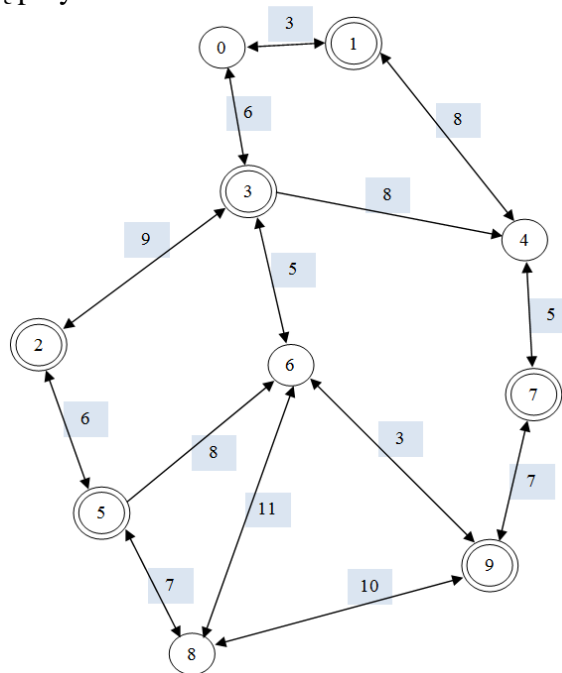
$$t_{ij} = \begin{cases} t(i, j) & \text{gdy} & (i, j) \in E \\ 0 & \text{gdy} & (i, j) \notin E \end{cases}$$

Macierz nie musi być symetryczna, ponieważ niektóre łuki mogą odpowiadać odcinkom dróg o jednym kierunku ruchu lub czasy przejazdu w obu kierunkach mogą być różne.

Niektóre z wierzchołków grafu są wyróżnione i odpowiadają przystankom. Dla tej grupy wierzchołków zadane są potrzeby transportowe jako liczby pasażerów  $p(i, j)$  chcących dotrzeć z wierzchołka  $i$  do wierzchołka  $j$ . Potrzeby transportowe są zebrane w macierzy o takim samym rozmiarze jak opisana wyżej macierz sąsiedztwa reprezentująca graf sieci

transportowej. Również ta macierz nie musi być symetryczna, ze względu na bardzo prawdopodobną asymetrię potrzeb transportowych.

Na Rys. 2. pokazano przykładowy graf sieci transportowej, a na Rys. 3. odpowiadającą mu macierz sąsiedztwa. Liczby przy łukach oznaczają czasy przejazdu. Wyróżnione wierzchołki odpowiadają przystankom.

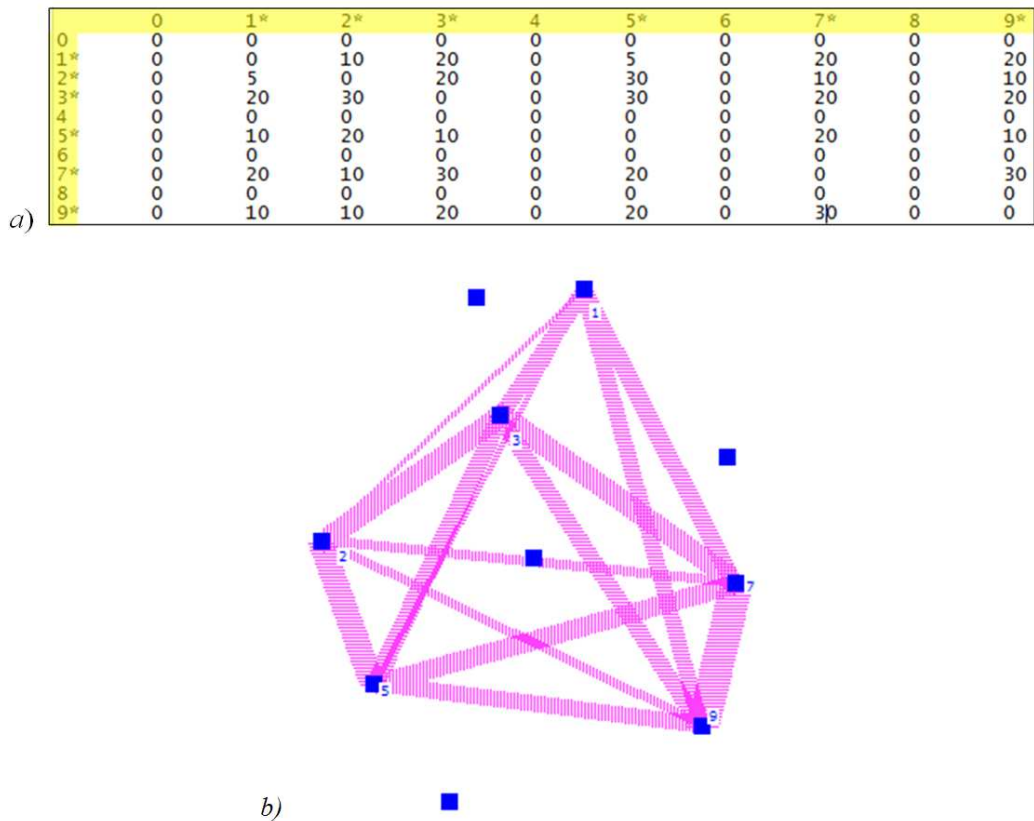


**Rys.2.** Graf reprezentujący przykładową sieć transportową.

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	0	3	0	6	0	0	0	0	0	0
1	3	0	0	0	8	0	0	0	0	0
2	0	0	0	9	0	6	0	0	0	0
3	6	0	9	0	8	0	5	0	0	0
4	0	8	0	0	0	0	0	5	0	0
5	0	0	6	0	0	0	8	0	7	0
6	0	0	0	5	0	0	0	0	11	3
7	0	0	0	0	5	0	0	0	0	7
8	0	0	0	0	0	7	11	0	0	10
9	0	0	0	0	0	0	3	7	10	0

**Rys.3.** Macierz sąsiedztwa  $t(i, j)$  zawierająca czasy przejazdu.

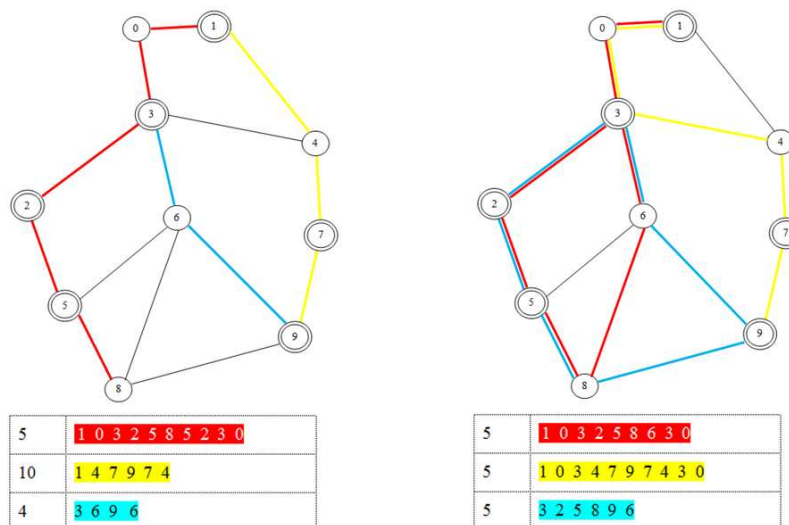
Na Rys.4a. pokazano macierz potrzeb transportowych, na Rys. 4b. ich wizualizację za pomocą pasm łączących pary przystanków. Im szersze pasmo, tym większa liczba pasażerów przemieszczających się pomiędzy przystankami. Jak można zauważyć istnienie niezerowego elementu  $p(i, j)$  nie implikuje konieczności istnienia łuku grafu  $(i, j)$ , czyli bezpośredniego połączenia wierzchołków  $i$  oraz  $j$ .



**Rys.4.** a) macierz potrzeb transportowych, b) wizualizacja – szerokość kolorowych pasm odpowiada wartościom elementów macierzy potrzeb transportowych  $p(i, j)$ .

## 2.1. Struktura genotypu

Każdy osobnik z populacji podlegającej doborowi genetycznemu reprezentuje jeden z możliwych wariantów układu linii komunikacyjnych. Pojedyncza linia komunikacyjna jest ciągiem przystanków tworzącym zamkniętą pętlę – kończącą się na przystanku początkowym. Dodatkowo do każdej linii przypisano liczbę – odstęp czasu pomiędzy kursami na tej linii. Na Rys. 5. pokazano dwa różne warianty – osobniki, wraz z przebiegiem linii.

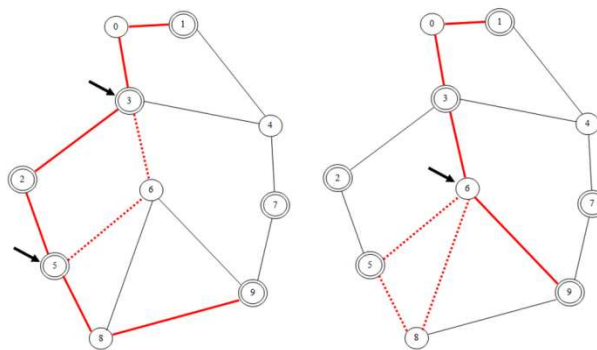


**Rys.5.** Dwa przykładowe osobniki wraz z zakodowanym przebiegiem linii.

Wszystkie takie warianty muszą zapewniać realizację potrzeb transportowych, a więc wprowadzono procedurę sprawdzającą czy istnieje możliwość komunikacji pomiędzy każdymi dwoma przystankami z niezerową liczbą pasażerów. Jeśli takiej możliwości brak, to struktura osobnika uznawana za niepoprawną.

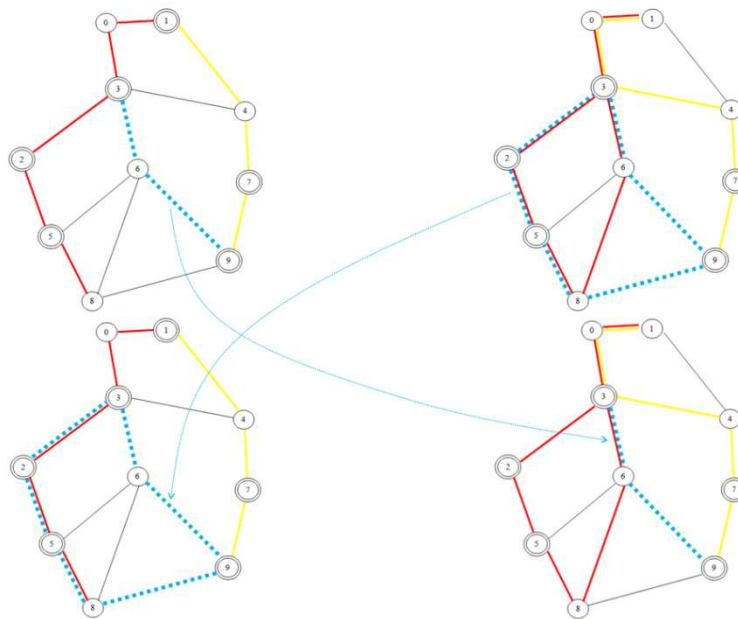
## 2.2. Krzyżowanie i mutacja

Tak określone osobniki podlegają działaniu operatorów genetycznych: krzyżowaniu i mutacji. Oba operatory działają na poszczególne osobniki z pewnymi prawdopodobieństwami, które są parametrami programu. W pierwszej kolejności, jeśli osobnik ma być mutowany losowana jest linia podlegająca mutacji. Mutacje są dwójakiego rodzaju – mogą dotyczyć odstępu czasu pomiędzy kursami na tej samej linii lub zmieniający losowo przebieg tej linii. Pierwszy rodzaj mutacji sprowadza się do losowej zmiany odstępu czasu i nigdy nie może doprowadzić do powstania osobnika o niewłaściwej strukturze. Bardziej złożona jest procedura zmiany przebiegu linii: losowane są dwa wierzchołki leżące na danej linii komunikacyjnej i fragment linii pomiędzy nimi zastępowany jest inną, dowolną ścieżką w grafie. Gdy wylosowane wierzchołki pokrywają, generowana jest dodatkowa pętla mająca swój początek i koniec w wylosowanym wierzchołku. Przykładowe mutacje pokazano na Rys. 6.



Rys.6. Przykłady mutacji. Kropkami zaznaczono zmutowany fragment linii

W krzyżowaniu biorą udział dwa dowolne osobniki. W pierwszym kroku dla jednego z tych osobników losuje się pewien podzbiór linii i następnie w drugim osobniku dobiera taki sam liczebnie podzbiór linii, aby zbiory pokrywanych przystanków były jak najbardziej zbliżone. W drugim kroku następuje wymiana obu zestawów linii. Na Rys. 7. pokazano działanie operatora krzyżowania.



**Rys.7.** Działanie operatora krzyżowania.

Po każdej mutacji lub krzyżowaniu sprawdzana jest poprawność struktury i w przypadku utworzenia osobnika nieprawidłowego działanie operatorów jest cofane.

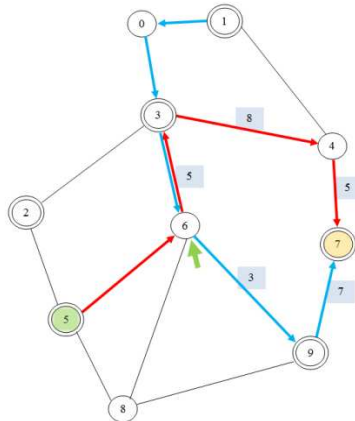
### 2.3. Obliczanie wartości funkcji dostosowania

Jak zaznaczono we wstępie do problemu projektowania linii i rozkładu jazdy można zastosować wiele różnych kryteriów optymalizacyjnych. W opisanym modelu założono stałą liczbę linii, więc kwestia kosztów nie jest tu bardzo istotna. Skupiono się zatem na skuteczności zaspokojenia zadanych potrzeb transportowych przy ustalonej liczbie środków transportowych. Jako uniwersalny i jednoznaczny miernik wybrano całkowity czas realizacji zadanych przewozów – czas od rozpoczęcia pierwszego kursu do dostarczenia ostatniego pasażera na jego docelowy przystanek. Ponieważ funkcja dostosowania musi być funkcją rosnącą wraz z jakością osobnika, jako jej wartość zastosowano odwrotność całkowitego czasu realizacji przewozów.

W celu wyznaczenia tego czasu zastosowano symulację realnych zachowań pasażerów. Dla każdego wariantu rozwiązania (osobnika) znany jest przebieg linii i odstęp pomiędzy kursami – zatem znane są dokładnie czasy zdarzeń w systemie: przyjazdów i odjazdów dla poszczególnych przystanków. Kolejne takie zdarzenia są kluczowymi momentami w trakcie symulacji: w tych chwilach pasażerowie podejmują decyzje o wyborze trasy i ewentualnych przesiadkach. Założono przy tym ich pełną wiedzę o rozkładzie jazdy, co pozwala im na planowanie podróży tak, aby osiągnąć swój przystanek docelowy w jak najkrótszym czasie. Przyjęto realistyczne założenie, że pasażerowie nie znają stopnia zajętości pojazdu, na który oczekują. Może więc zdarzyć się tak, że planowana przez nich podróż nie będzie mogła zostać zrealizowana i będą musieli oczekiwać na przystanku początkowym lub pośrednim na przyjazd kolejnego pojazdu i zmodyfikować swoje plany.

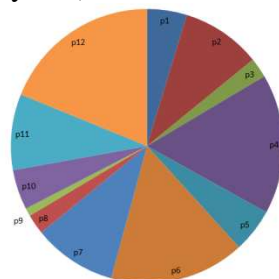
Opisana procedura została zrealizowana w praktyce w ten sposób, że w momencie każdego zdarzenia tworzony jest ważony graf dostępności dla wszystkich przystanków na podstawie aktualnych pozycji pojazdów. Wagami są czasy przejazdu do poszczególnych wierzchołków grafu z uwzględnieniem czasu oczekiwania przy przesiadkach. Dla każdej grupy pasażerów określonej przez przystanek na którym się aktualnie znajdują i przystanek docelowy za pomocą algorytmu Dijkstry wyznaczany jest najszybszy w danym momencie

wariant podróży. Pokazano to schematycznie na Rys. 8., gdzie zaszło zdarzenie: przyjazd autobusu linii czerwonej na przystanek 6. Grupa pasażerów podróżująca tą linią z przystanku 5 do przystanku 7 dołącza do ewentualnych pasażerów oczekujących na tym przystanku, a chcących również dojechać do 7. Pasażerowi ci mają musza podjąć decyzję, czy kontynuować podróż linią czerwoną (czas podróży 18 min), czy poczekać na kurs linii niebieskiej (czas podróży 10 min). Decydującym kryterium jest czas oczekiwania na kurs linii niebieskiej: gdy jest mniejszy od 8 minut pasażerowie wybierają podróż linią niebieską, gdy większy czerwona.



**Rys.8.** Przykład planowania trasy przez pasażerów

Zdarzeniem końcowym tej symulacji jest opuszczenie pojazdu na przystanku docelowym przez ostatniego pasażera. Czas, w którym wystąpi to zdarzenie jest poszukiwanym czasem realizacji wszystkich przewozów. Odwrotność tego czasu jest wartością funkcji dostosowania. Przy losowym tworzeniu kolejnego pokolenia zastosowano metodę koła ruletki: prawdopodobieństwo przejścia osobnika do następnego pokolenia jest proporcjonalne do wartości funkcji dostosowania (Rys. 9.).



**Rys.9.** Koło ruletki stosowane do losowej generacji kolejnego pokolenia.

Metoda koła ruletki może być zmodyfikowana przez wprowadzenie selekcji elitarniej – grupa osobników o największej wartości funkcji dostosowania przechodzi bez losowania do następnego pokolenia. Skutkuje to pewnością, że najlepsze warianty rozwiązania nie zostaną utracone. Może to jednak spowodować ograniczenie zdolności eksploracyjnej algorytmu i aby tego uniknąć należy dobrać stosunkową niewielką liczebność elity.

## 2.4. Generacja populacji początkowej

W większości implementacji algorytmów genetycznych populacja początkowa jest generowana losowo. Składa się z różnych osobników, z których w trakcie ewolucji te o najgorszych własnościach są dość szybko wypierane, zaś te lepsze stopniowo są ulepszane i zaczynają dominować. Gdyby dla opisywanego tutaj zastosować czysto losowe generowanie populacji początkowej większość genotypów reprezentowałaby nieprawidłowe osobniki – nie



zapewniające realizacji potrzeb transportowych z powodu braku spójności linii komunikacyjnych. W prezentowanej pracy do generacji początkowej populacji zastosowano znaną heurystyczną procedurę [2, 3, 11]. Główna idea tej procedury sprowadza się do wyszukania dwóch przystanków o największych potrzebach transportowych i wytyczeniu najkrótszej linii pomiędzy nimi. Kolejne pod względem potrzeb transportowych przystanki, albo już leżą na tej linii, albo zostają sukcesywnie do niej dołączane. Tak utworzona populacja początkowa składa się z identycznych osobników, co nie jest częste w typowych implementacjach algorytmów genetycznych. Ta niedoskonałość może być zrekompensowana zwiększonym prawdopodobieństwem mutacji w pierwszych krokach ewolucji. Zaletą takiego podejścia jest natomiast rozpoczęcie optymalizacji od stosunkowo dobrze dostosowanej populacji.

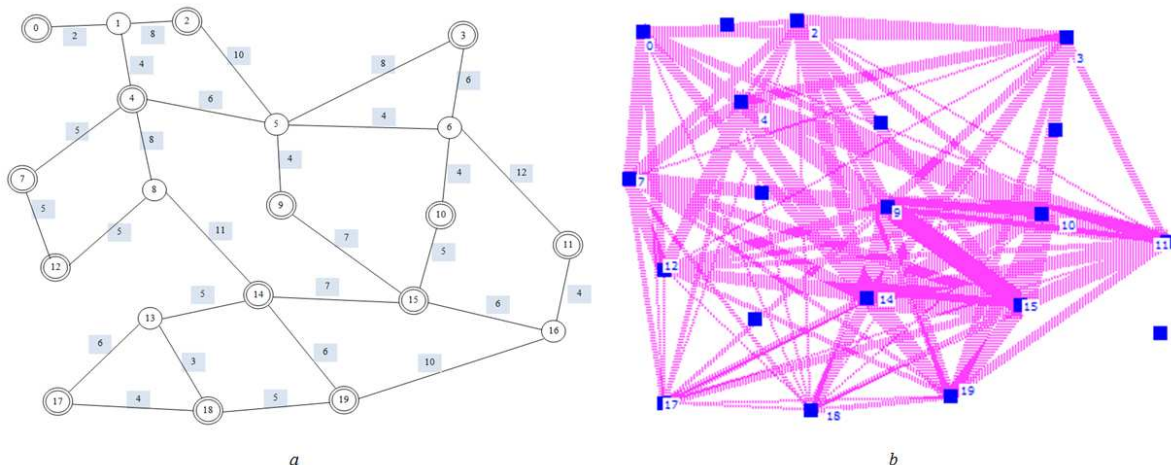
### 3. UZYSKANE WYNIKI

Przedstawiony model nie jest jeszcze na tyle zaawansowany, aby zastosować go dla realnego obszaru i z realnymi danymi dotyczącymi potrzeb transportowej. Przeprowadzono więc szereg symulacji przy fikcyjnych, testowych konfiguracjach sieci transportowej, zmieniając jednocześnie zadane potrzeby transportowe. Parametry pracy algorytmu genetycznego zebrano w Tabeli 1.

**Tab. 1.** Parametry algorytmu genetycznego

Parametr	Wartość
Prawdopodobieństwo mutacji	0.05
Prawdopodobieństwo krzyżowania	0.70
Liczba osobników	40
Metoda selekcji	ruletka + elita (2 osobniki)
Liczba pokoleń	100 – 500

Poniżej opisano szczegółowe rezultaty uzyskane dla sieci transportowej reprezentowanej przez graf pokazany na Rys. 10a. Wizualizację potrzeb transportowych dla tego przykładu przedstawia Rys. 10b., sumaryczna liczba pasażerów do przewiezienia w tej serii testów to około 2600 osób.

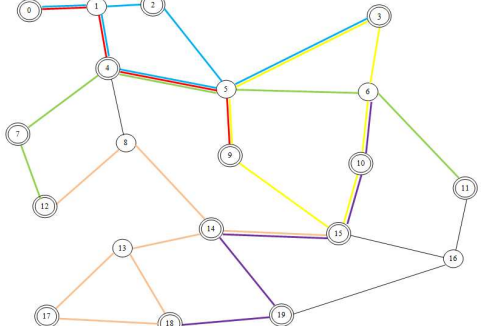
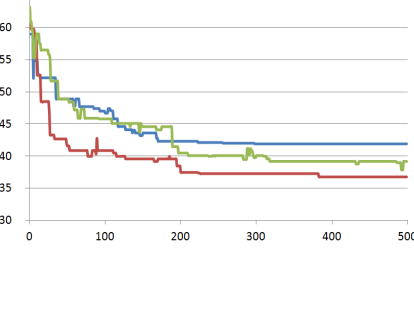
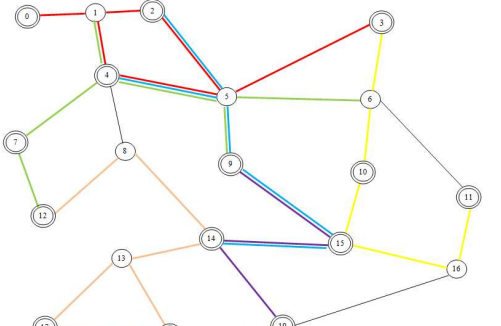
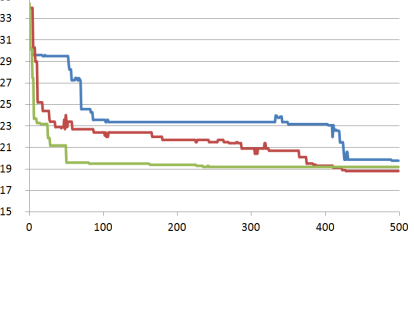
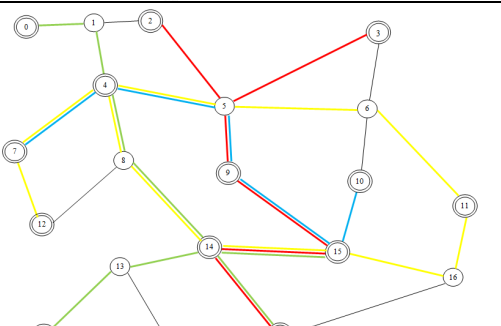
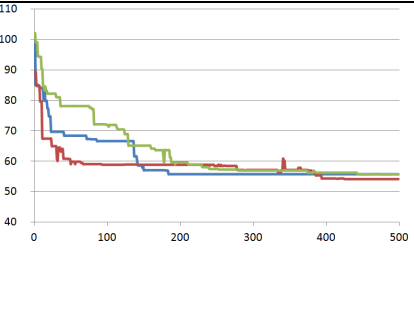
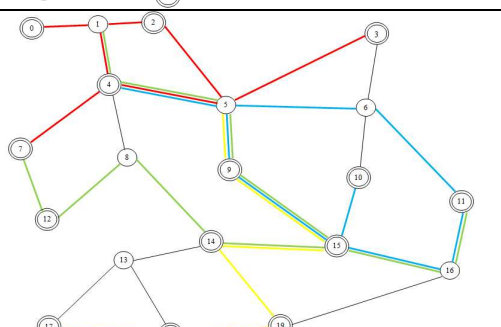
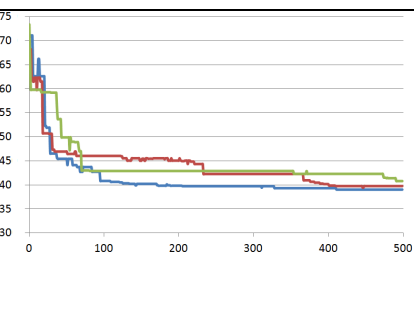


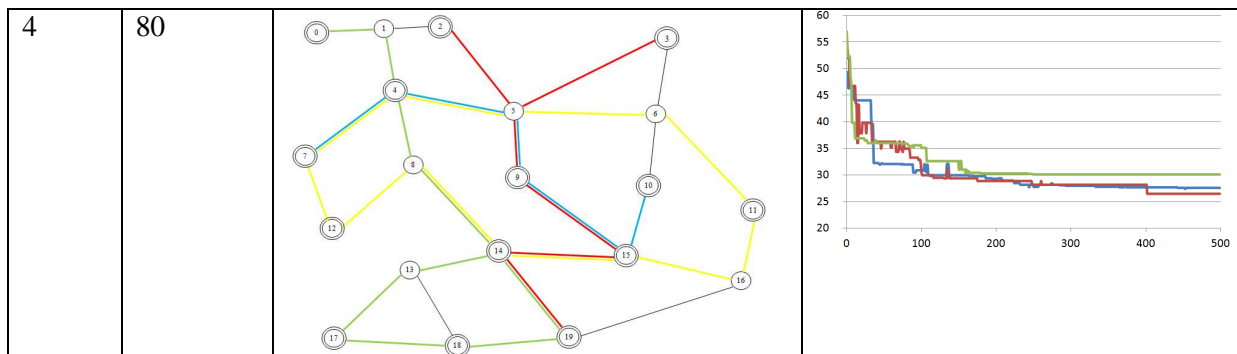
**Rys.9.** a) Graf sieci transportowej, b) wizualizacja potrzeb transportowych

Zmieniano liczbę linii komunikacyjnych oraz pojemność autobusu. Procedura optymalizacyjna była uruchamiana kilkakrotnie dla tych samych danych i za każdym razem uzyskiwano bardzo zbliżone, ale nie identyczne wartości funkcji celu. Przyczyną jest

oczywiście indeterminizm algorytmu genetycznego. W Tab. 2. syntetycznie pokazano niektóre z rezultatów.

**Tab. 2.** Wyniki dla różnych zestawów danych

Liczba linii	Pojemność autobusu	Optymalny układ linii komunikacyjnych	Przebieg optymalizacji
6	40		
6	80		
4	40		
4	60		



Jak można zauważyć, pomimo pełnej dowolności w kształtowaniu przebiegu linii, wygenerowany ostatecznie optymalny kształt to albo pętla, albo klasyczny przebieg tam i z powrotem, czasem z niewielkimi odgałęzieniami.

Wykresy przedstawiające zmiany wartości czasu potrzebnego na realizację potrzeb transportowych (który jest odwrotnością funkcji przystosowania) w kolejnych krokach optymalizacji dowodzą dobrej zbieżności procesu optymalizacyjnego. Należy jednak dodać, że choć uzyskiwano praktycznie identyczne wartości funkcji przystosowania w kolejnych przebiegach procedury optymalizacyjnej, to wygenerowane układy linii komunikacyjnych często różniły się znacznie od siebie. Jest to sygnał, że badany problem ma więcej niż jedno rozwiązanie.

Na uwagę zasługuje znaczne zmniejszenie (około 50%) w trakcie optymalizacji czasu potrzebnego na realizację potrzeb transportowych. Warto tu podkreślić, że wyjściowy układ linii komunikacyjnych jest określony przy użyciu często stosowanej metody heurystycznej.

## PODSUMOWANIE

W prezentowanej pracy zaproponowano użycie algorytmu genetycznego do projektowania harmonogramu przewozów, a w szczególności do projektowania układu linii komunikacyjnych i rozkładu jazdy. Uzyskane wyniki pozwalają sądzić, że pokazany model po udoskonaleniu i precyzyjnym określeniu jego parametrów może być podstawą naukowej metody, a w konsekwencji dalszego rozwoju znaleźć praktyczne zastosowanie. W odróżnieniu od większości prac poruszających podobną tematykę efektem jest również uzyskanie optymalnego układu linii komunikacyjnych.

Możliwe kierunki rozwoju prezentowanego w pracy podejścia są wyznaczone przez:

- wprowadzenie profili czasowych potrzeb transportowych
- wprowadzenie do funkcji celu kryteriów ekonomicznych w sposób jawny
- zmienną liczbę linii, która również będzie podlegała doborowi w trakcie optymalizacji.

# THE APPLICATION OF THE GENETIC ALGORITHM FOR PASSENGER TRANSPORT SCHEDULING

### *Abstract*

*Developing problem of optimal transportation table at limited number of vehicles for a large nodes and destinations is computationally complex. In many cases, depending on the range of the tasks the problems are NP - hard. The development of a heuristic method to find the optimal solution in a short time can be of great practical importance, having regard to the postulated increase of the role of the public transport. The use of a genetic algorithm to design the bus routes and the timetables is here*

proposed. In the presented model, the primary objective is to transport the desirable number of passengers with the use of the specified number of buses. The total passengers travel time is being minimized. This includes waiting time at bus stops. The proposed method allows for rapid response to changing transport demands. It can also help to predict the impact of planned changes in the structure of the transportation network and in the structure of the vehicles fleet on the effectiveness of the communication.

## BIBLIOGRAFIA

1. Arabas J.: *Wykłady z algorytmów ewolucyjnych*, WNT, Warszawa 2004.
2. Baaj M.H., Mahmassani H.S.: *An AI based approach for transit route system planning and design*, Journal of Advanced Transportation 25/2 (1991), 187–210.
3. Baaj M.H., Mahmassani H.S.: *Hybrid route generation heuristic algorithm for the design of transit networks*, Transportation Research Part C 3 (1995), 31–50.
4. Bachelet B., Yon L.: *Enhancing theoretical optimization solutions by coupling with simulation*, Proceedings of the First OICMS, Clermont-Ferrand, France (2005), 331–342.
5. Bielli M., Caramia M., Carotenuto P.: *Genetic algorithms in bus network optimization*, Transportation Research Part C 10 (2002), 19 – 34.
6. Borndörfer R., Grötschel M., Pfetsch M.E.: *A path-based model for line planning in public transport*, Tech. Rep. Report 05-18, ZIB (2005).
7. Ceder A., Wilson N.H.M.: *Bus network design*, Transportation Research Part B 20 (1986), 331–344.
8. Chakroborty P., Dwivedi T.: *Optimal route network design for transit systems using genetic algorithms*, Engineering Optimization 34/1 (2002), 83–100.
9. Eranki A.: *A model to create bus timetables to attain maximum synchronization considering waiting times at transfer stops. Master's Thesis*, University of South Florida (2004).
10. Fan W., Machemehl, R.: *Optimal transit route network design problem: algorithms, implementations, and numerical results*. Tech. Rep. SWUTC/04/167244-1, Center for Transportation Research, University of Texas (2004).
11. Fusco G., Gori S., Petrelli M. : *An heuristic transit network design algorithm for medium size towns*, Proceedings of the 13th Mini-EURO Conference, Bari, Italy (2002).
12. Guan J.F., Yang H., Wirasinghe S.C.: *Simultaneous optimization of transit line configuration and passenger line assignment*, Transportation Research, Part B 40/10 (2003), 885–902.
13. Magnanti T.L., Wong R.T.: *Network design and transportation planning: models and algorithms*. Transportation Science 18/1 (1984), 1–55.
14. Murray A.T.: *A coverage model for improving public transit system accessibility and expanding access*, Annals of Operations Research 123 (2003), 143–156.
15. Ngamchai S., Lovell D.: *Optimal time transfer in bus transit route network design using a genetic algorithm*, Journal of Transportation Engineering 129/5 (2003), 510–521.
16. Patz A. : *Die richtige Auswahl von Verkehrslinien bei großen Straßenbahnnetzen*, Verkehrstechnik 50/51 (1925).
17. Quak C.B.: *Bus line planning. Master's Thesis*, Delft University of Technology, The Netherlands (2003).
18. Tianze X., Heng W., Guanghai H.: *Study on continuous network design problem using simulated annealing and genetic algorithm*, Expert Systems with Applications 36 (2009), 1322–1328.
19. Wan Q.K., Lo H.K.: *A mixed integer formulation for multiple-route transit network design*, Journal of Mathematical Modelling and Algorithms 2/4 (2003), 299–308.

20. Wong R.C.W., Leung J.M.Y.: *Timetable synchronization for mass transit railway*, Proceedings of the Ninth International Conference on Computer – Aided Scheduling of Public Transport (CASPT), San Diego, CA (2004).
21. Xiong Y., Schneider J.B.: *Transportation network design using a cumulative algorithm and neural network*, Transportation Research Record 1364 (1993), 37–44.
22. Yu B., Yang Z., Cheng C., Liu C.: *Optimizing bus transit network with parallel ant colony algorithm*, Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, vol. 5 (2005), 374–389.
23. Zhao F.: *Large-scale transit network optimization by minimizing user cost and transfers*, Journal of Public Transportation 9/2 (2006), 107–129.

***Autor:***

**dr inż. Aleksander Król** – Politechnika Śląska w Gliwicach, Wydział Transportu