

Sławomir Żak*, Szymon Łukasik**

*Student kierunku Informatyka na Politechnice Krakowskiej

**Asystent naukowo-dydaktyczny w Zakładzie Automatyki Politechniki Krakowskiej

Zastosowanie równoległych algorytmów genetycznych do rozwiązywania problemów przestrzennej alokacji zasobów.

Słowa kluczowe

równoległe algorytmy genetyczne – alokacja zasobów – problem maksymalnego pokrycia

Streszczenie

Problemy alokacji przestrzennej zasobów występują niezmiernie często w różnych dziedzinach współczesnej wiedzy. Opracowano liczne algorytmy pozwalające na rozwiązywanie szczegółowych wariantów tych problemów.

W artykule zaprezentowano równoległy algorytm genetyczny w modelu wyspowym pozwalający na efektywną, według zadanych kryteriów, alokację zasobów przy problemach dużej skali złożoności. Skuteczność zaproponowanego algorytmu zbadano dla problemu alokacji stacji bazowych telefonii komórkowej. Przedstawiono wyniki symulacji w trakcie których zbadano wpływ doboru standardowych operatorów genetycznych oraz parametrów sterujących algorytmu na jakość uzyskiwanego rozwiązania. Zaproponowano również kilka różnych metod wyznaczania funkcji przystosowania dla zmodyfikowanych postaci rozważanego problemu.

1. Wstęp

Przestrzenna alokacja zasobów to problem przedstawiony po raz pierwszy w roku 1909 przez Alfreda Webera, który rozważał optymalne usytuowanie hurtowni celem minimalizacji odległości jaką muszą pokonać do niej klienci. Od tego czasu zaprezentowany został szereg zagadnień o podobnej istocie, w których dysponując określoną liczbą pewnych zasobów, mogących podlegać dowolnej liczbie ograniczeń, zarówno wydajnościowych jak i położeniowych, poszukujemy ich optymalnego rozmieszczenia.

Przeglądu tychże problemów dokonują Brandeau i Chiu [1] przedstawiając ponad 50 możliwych przypadków. Typowe przykłady to: kwestia lokalizacji oczyszczalni ścieków i związana z tym minimalizacja długości rur; problem najlepszego usytuowania oddziałów straży pożarnej pod względem odległości od potencjalnych zagrożeń; określenie lokalizacji nowego sklepu w miejscu, które zapewni najlepsze wyniki finansowe biorąc pod uwagę, że w najbliższej okolicy działa już konkurencja.

Opracowano liczne algorytmy do rozwiązywania szczegółowych instancji tych problemów, jednakże brak jest w tej dziedzinie metod uniwersalnych, mających szersze zastosowanie. Nieocenione znaczenie przy problemach wszelakiej optymalizacji, w tym także problemów maksymalnego pokrycia, okazują się mieć metody genetyczne [2]. W niniejszym artykule

zaproponowano równoległy algorytm genetyczny (ang. Parallel Genetic Algorithm – PGA) jako skuteczne i wszechstronne narzędzie rozwiązywania problemów przestrzennej alokacji zasobów. Algorytm ten zostanie użyty do alokacji stacji bazowych telefonii komórkowej, jednak może być on również z powodzeniem stosowany do innych wariantów omawianych problemów.

W rozdziale 2 zostaną zaprezentowane techniczne aspekty równoległego algorytmu genetycznego w modelu migracyjnym. Wpływ różnorodnych parametrów na jakość uzyskiwanych rozwiązań zostanie omówione w rozdziale 3. Na zakończenie przedstawione zostaną alternatywne metody wyznaczania funkcji przystosowania (rozdział 4) oraz podsumowanie przeprowadzonych badań. (rozdział 5).

2. Zastosowanie PGA dla problemu alokacji stacji bazowych telefonii komórkowej

2.1. Działanie telefonii komórkowej

Idea telefonii komórkowej sprowadza się do pomysłu, aby cały teren, pokryć siecią stacji bazowych (anten). Celem zagwarantowania dostępu do sieci, abonenci przemieszczając się nie powinni wychodzić poza zasięg co najmniej jednej anteny [3]. Pojawia się więc problem, w jaki sposób rozmieścić ustaloną liczbę anten, aby objąć zasięgiem jak największą liczbę osób oraz jak największy obszar terenu. Jest to co prawda pewne uproszczenie ograniczeń nałożonych na lokowanie stacji bazowych, ale jak się okaże (rozdział 4) nic nie stoi na przeszkodzie by dodać nowe warunki ograniczające.

2.2. Klasyczny algorytm genetyczny

Zaprezentowany powyżej problem przestrzennej alokacji został rozwiązany przy zastosowaniu klasycznego algorytmu genetycznego (ang. Simple Genetic Algorithm – SGA) [4], który następnie poddano zrównolegleniu.

Stworzono aplikację wykorzystującą konwencjonalne operatory selekcji, krzyżowania i mutacji (selekcja metodą ruletki i turnieju; krzyżowanie jednopunktowe, dwupunktowe i równomierne; mutacja jednopunktowa oraz jednorodna). Wszystkie te operatory są bardzo dobrze opisane w literaturze przedmiotu [4,5] i nie ma tutaj potrzeby ich szczegółowego charakteryzowania.

W programie zastosowano binarne kodowanie chromosomu, dzięki czemu poszczególne operatory genetyczne dają się zaimplementować w prosty sposób; tym samym uzyskuje się dużą uniwersalność aplikacji jako narzędzia do rozwiązywania problemów alokacji zasobów.

Schemat chromosomu przedstawia się w następujący sposób:

$$\langle (X_1; Y_1), (X_2; Y_2), \dots, (X_i; Y_i), \dots, (X_n; Y_n) \rangle \quad (2.2.1)$$

gdzie:

(X_i, Y_i) – para określająca zakodowane binarnie współrzędne położenia jednej z n stacji bazowych;

2.3. Propozycja funkcji przystosowania

Dla omawianego problemu zaproponowano funkcję przystosowania (ang. fitness function) (2.3.1) uwzględniającą zarówno ilość osób, jak i wielkość obszaru objętego zasięgiem przez co najmniej jedną stację bazową.

$$f(x) = \left(\alpha * \frac{L}{L_{max}} + \beta * \frac{T}{T_{max}} \right) \quad \alpha, \beta \geq 0 \wedge \alpha + \beta = 1 \quad (2.3.1)$$

gdzie:

- x – chromosom;
- α – współczynnik wagi pokrycia ludności zasięgiem;
- β – współczynnik wagi pokrycia terenu zasięgiem;
- L – ilość osób objętych zasięgiem;
- T – powierzchnia terenu objętego zasięgiem;
- L_{max} – całkowita ilość osób zamieszkujących dany teren;
- T_{max} – powierzchnia terenu do pokrycia;

2.4. Zrównoleglenie algorytmu genetycznego

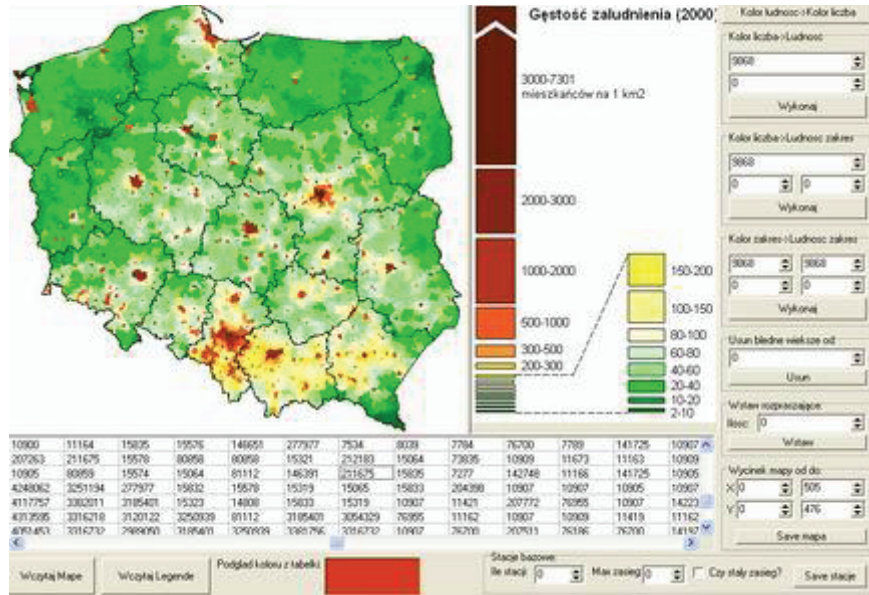
Algorytmy genetyczne charakteryzują tym, że dają się w bardzo łatwy sposób zrównoleglić na wiele różnych sposobów. Stworzona aplikacja bazuje na modelu wyspowym (ang. island model) [7] zrównoleglenia, tak więc populacje są rozwijane w pozornej izolacji od siebie. Po wykonaniu ustalonej ilości epok dochodzi do wymiany osobników pomiędzy wyspami zgodnie z przyjętym schematem migracji. W programie wykorzystano topologię „każdy do każdego”, czyli taką, w której poszczególne wyspy wysyłają swoje najlepsze osobniki do wszystkich pozostałych. Wysyłany jest zarówno chromosom jak i funkcja przystosowania tak, aby nie było potrzeby jej ponownej ewaluacji. Odebrane osobniki włączane są w poczet populacji na miejsca losowo usuniętych, co ma zapewnić większe zróżnicowanie osobników.

Parametrami sterującymi zrównolegleniem są: ilość epok, po których następuje migracja oraz ilość osobników wysyłanych na inne wyspy. Migracja nie może być zbyt częsta, również liczność wysyłanych osobników powinna być odpowiednio dobrana, aby nie dochodziło do zakleszczenia się algorytmu w lokalnym minimum. W celu uzyskania odpowiednich parametrów migracji przeprowadzono testy ich wpływu na wartość funkcji przystosowania.

3. Badanie wpływu parametrów PGA na jakość uzyskiwanych rezultatów

W ramach niniejszej pracy przeprowadzono szereg testów analizujących wpływ różnych parametrów równoległego algorytmu genetycznego na jakość uzyskiwanych wyników.

Do badań wykorzystano rzeczywiste dane obszarów Polski generowanych na podstawie kartogramów, takich, w których obszary o jednakowej gęstości zaludnienia oznaczone są tym samym kolorem. Została w tym celu stworzona aplikacja, dzięki której można z owych map tworzyć ich liczbowe reprezentacje i korzystać z nich jako dane wejściowe do algorytmu. Na rysunku 3.1 został zaprezentowany interfejs programu.



Rys. 3.1. Interfejs programu do generowania danych wejściowych

3.1. Wpływ różnych kombinacji operatorów genetycznych na efektywność algorytmu

Na wstępie przebadano wpływ doboru różnych kombinacji operatorów genetycznych (tabela 3.1) na jakość uzyskiwanego rozwiązania. Otrzymane wyniki zaprezentowano na wykresie 3.1.1.

Tabela 3.1. Kombinacje operatorów genetycznych

Numer testu	Selekcja	Krzyżowanie	Mutacja
1	Ruletka	Jednopunktowe	Jednopunktowa
2	Ruletka	Jednopunktowe	Jednorodna
3	Ruletka	Dwupunktowe	Jednopunktowa
4	Ruletka	Dwupunktowe	Jednorodna
5	Ruletka	Równomierne	Jednopunktowa
6	Ruletka	Równomierne	Jednorodna
7	Turniej	Jednopunktowe	Jednopunktowa
8	Turniej	Jednopunktowe	Jednorodna
9	Turniej	Dwupunktowe	Jednopunktowa
10	Turniej	Dwupunktowe	Jednorodna
11	Turniej	Równomierne	Jednopunktowa
12	Turniej	Równomierne	Jednorodna

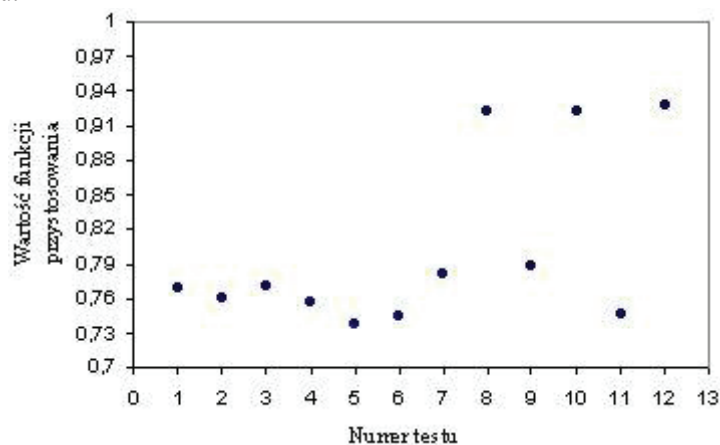
Jak widać najlepszą skuteczność zapewniają kombinacje: 8, 10 i 12, w których zastosowano selekcję metodą turnieju oraz mutację jednorodną, natomiast wybrany sposób krzyżowania nie ma większego wpływu na uzyskiwane wyniki.

Zastosowanie równoległych algorytmów genetycznych do rozwiązywania problemów przestrzennej alokacji zasobów

Kluczowe znaczenie okazuje się mieć metoda selekcji osobników, gdyż wszystkie testy z zastosowaną ruletką dawały słabe rezultaty. W przypadku kiedy zastosowano wybór turniejem, który daje lepsze efekty, ciężar efektywności spada na użyty rodzaj mutacji.

Takie wzajemne zależności pomiędzy operatorami dla problemu alokacji stacji bazowych da się stosunkowo prosto wyjaśnić. Selekcja ruletką dokonuje częstszego wyboru osobników, o najlepszej wartości funkcji przystosowania, co w konsekwencji pociąga za sobą fakt, że nowotworzona populacja w dużej mierze będzie podobna do populacji rodzicielskiej. Ponieważ do testów zostały wykorzystane rzeczywiste dane, logicznym jest, że duże skupiska ludności nie znajdują się w bliskim sąsiedztwie (duże miasta są zwykle położone w większej odległości od siebie), dlatego też nie opłaca się wybierać osobników rodzicielskich z największą funkcją przystosowania, tak jak to robi metoda ruletki, lecz w sposób bardziej przypadkowy (selekcja turniejowa), który zapewni większą dynamikę chromosomów.

Podobne oddziaływanie ma wybrana metoda mutacji, mająca zapewnić wyjście z lokalnego maksimum. Jest bowiem mało prawdopodobne, że zmiana pojedynczego bitu (mutacja jednopunktowa), a co za tym idzie przesunięcie pojedynczej stacji w nowe miejsce, doprowadzi do znaczącej zmiany funkcji przystosowania. W tym przypadku mutacja jednorodna, podobnie jak selekcja turniejowa wprowadza większą aktywność zmian chromosomu.



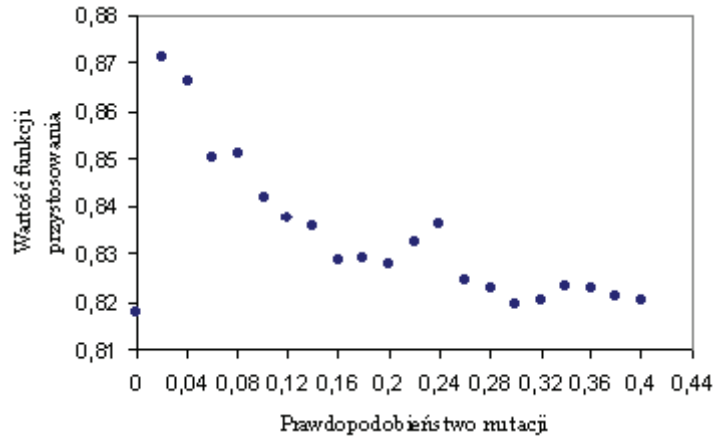
Wykres 3.1.1. Porównanie operatorów genetycznych

3.2. Wpływ współczynnika krzyżowania i mutacji na efektywność algorytmu

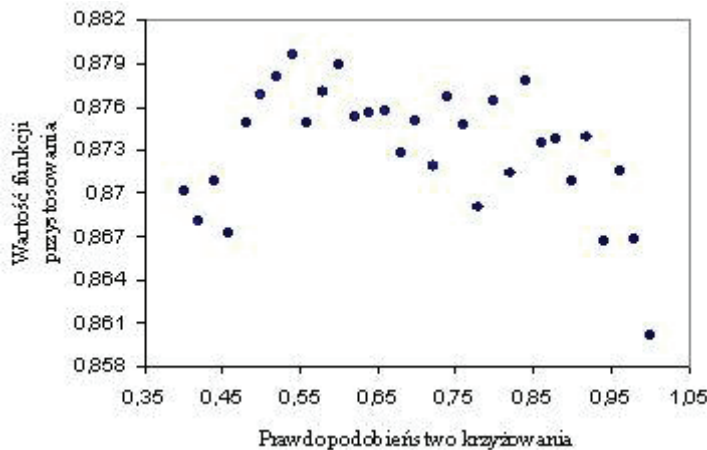
Przeprowadzono również próbę wyznaczenia optymalnych wartości parametrów krzyżowania i mutacji dla najlepszej kombinacji operatorów genetycznych. Wykres 3.2.1 obrazuje zmiany skuteczności algorytmu przy zastosowaniu stałego prawdopodobieństwa krzyżowania i zmiennego - mutacji, natomiast wykres 3.2.2 przedstawia zmiany jakie zachodzą gdy wykorzystano stałe prawdopodobieństwo mutacji i zmienne - krzyżowania.

Najlepsze rozwiązania uzyskujemy przy stosunkowo małym współczynniku mutacji rzędu 0,01 – 0,04; dalsze jego zwiększanie prowadzi tylko do obniżenia efektywności algorytmu. Zmiany współczynnika krzyżowania, nawet bardzo małe, wprowadzają wahania wartości

funkcji przystosowania. Optymalną wartość tego współczynnika można w przybliżeniu określić jako 0,6.



Wykres 3.2.1. Wpływ zmian prawdopodobieństwa mutacji na efektywność algorytmu



Wykres 3.2.2. Wpływ zmian prawdopodobieństwa krzyżowania na efektywność algorytmu

3.3. Wpływ stopnia zrównoleglenia na efektywność algorytmu

Skuteczność równoległych algorytmów genetycznych w dużej mierze zależy od stopnia zrównoleglenia (ilości maszyn wykonujących obliczenia równoległe). W tabeli 3.3.1 przedstawiono sprawność najlepszej kombinacji operatorów przy zwiększającej się liczbie procesorów oraz ograniczeniu generacji do 200 epok. Jak widać wraz ze wzrostem ilości maszyn zaangażowanych w obliczenia uzyskano poprawę wyników. Dodawanie kolejnych komputerów przyniesie dalszą poprawę efektywności algorytmu, aczkolwiek trzeba liczyć się z faktem wydłużenia czasu obliczeń (zwiększenie równoległości zwiększa nakłady czasu poniesione na komunikację).

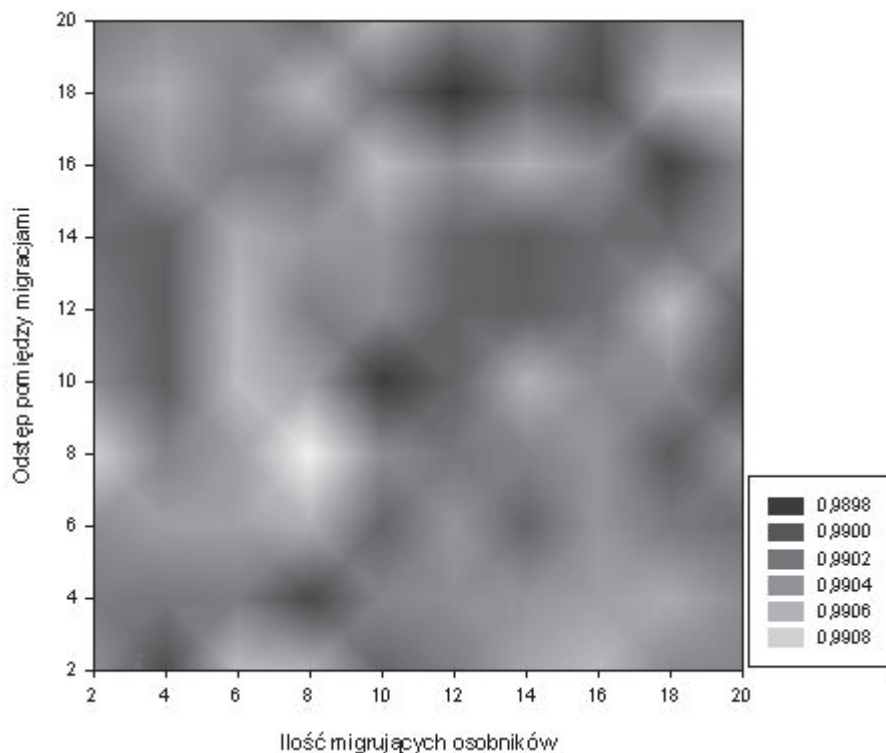
Zastosowanie równoległych algorytmów genetycznych do rozwiązywania problemów przestrzennej alokacji zasobów

Tabela 3.3.1. Wpływ stopnia zrównoleglenia na jakość rozwiązania

Ilość procesorów	Wartość funkcji przystosowania
1	0,8518368
2	0,8567925
3	0,8570823
4	0,8571374
5	0,8594180

3.4. Wpływ parametrów zrównoleglenia na efektywność algorytmu

W toku badań przeprowadzono także testy mające na celu takie dobranie współczynników migracji by osiągnąć maksymalizację jakości rozwiązania. Próby zostały wykonane z wykorzystaniem pięciu populacji (każda po 200 osobników) przy zmianie odstępów pomiędzy kolejnymi migracjami (zwiększono o dwie epoki dla każdego testu) jak i ilości wysyłanych osobników na inne wyspy (dodatkowo dwa osobniki dla każdego kolejnego testu). Łącznie wykonano ponad 5000 prób.



Wykres 3.4.1. Wpływ parametrów zrównoleglenia na jakość rozwiązania

Na wykresie 3.4.1 przedstawiono otrzymane rezultaty. Można zaobserwować, że podzbiór najlepszych rozwiązań otrzymuje się gdy w odstępach 8 epok migruje 8 osobników z każdej z

wysp. Wydaje się więc właściwym ustalać parametry zrównoleglenia na tym poziomie, choć optimum to nie jest zbyt wyraźnie zarysowane.

4. Proponowane modyfikacje algorytmu

W algorytmach genetycznych niewrażliwe na zmiany znaczenie posiada funkcja przystosowania, albowiem to ona określa jakość rozwiązania i po części determinuje rozważany problem. W punkcie 2.3. zaproponowano dopasowanie uwzględniające tylko liczbę ludności i ilość pokrytego terenu (celem uproszczenia problemu). Nic jednak nie stoi na przeszkodzie aby zmodyfikować funkcję i wprowadzić dodatkowe ograniczenia, chociażby takie jak: maksymalna liczba użytkowników, których może obsłużyć dana stacja, czy zakres jej częstotliwości pracy i związana z tym interferencja fal. Odpowiednio ulepszona funkcja przystosowania może uwzględniać fakt, że jakość oferowanych usług przez stacje maleje wraz z odległością od niej, co pociąga za sobą zmianę problemu na tzw. częściowe pokrycie (ang. partial coverage) [8].

Ważne również może być uwzględnienie pól zakłócających, które rozpraszają sygnał stacji nadawczej. W rzeczywistości takimi barierami są wysokie budynki, góry i wszelkie przeszkody terenowe. Przeprowadzone testy uwzględniały tak sformułowany problem zakłóceń, a zastosowany algorytm dobrze radził sobie tym dodatkowym ograniczeniem.

Istnieje również możliwość wprowadzenia zamiast czysto binarnej reprezentacji kodu refleksyjnego (kod Graya) [6]. Zastosowanie takiego zapisu sprawiłoby, że dwa sąsiednie położenia (przykładowo: X i $X+1$) będą różniły się tylko jednym bitem, co w konsekwencji doprowadzi do sytuacji, w której operatory genetyczne częściej tworzą osobniki w bliższym sąsiedztwie swoich rodziców. Fakt ten może mieć kluczowe znaczenie dla wielu instancji problemów maksymalnego pokrycia, kiedy to rozwiązania o bardzo dużej wartości funkcji przystosowania ułożone są w bliskiej odległości od siebie.

5. Wnioski

W artykule zaproponowano uniwersalny równoległy algorytm genetyczny dla problemów alokacji zasobów o bardzo szerokim spektrum działania. Nie jest bowiem ważne, jakiego rodzaju zasoby są rozmieszczane, mogą to być zarówno przedstawione stacje bazowe telefonii komórkowej, posterunki straży pożarnej czy też sklepy nowotworzonej sieci. Każdy z tych zasobów ma swoje indywidualne uwarunkowania, które w większości przypadków bardzo dobrze dają się odwzorować w funkcji przystosowania. Możliwość jej modyfikacji, jak również wprowadzenie innego sposobu kodowania chromosomu sprawia, że gro problemów maksymalnego pokrycia może zostać rozwiązanych w prosty i efektywny sposób tą metodą.

Przeprowadzone testy wykazują dużą operatywność równoległych algorytmów genetycznych jako narzędzi do rozwiązywania problemów alokacji. Pojawiają się jednak dość istotne problemy związane z doбором parametrów sterujących dla owych algorytmów, a raczej z brakiem w tej dziedzinie metod analitycznych pozwalających na skuteczne wyznaczenie wartości optymalnych. W niniejszym artykule podjęto próbę określenia, na podstawie szeregu testów, właściwych współczynników sterujących. Poczynione obserwacje mogą pomóc w efektywnym praktycznym użyciu opisywanych algorytmów dla konkretnych instancji problemów alokacji.

Literatura

- [1] Brandeau ML, Chiu SS. 1989: An overview of representative problems in location research. *Management Science* vol. 35 no. 6, 645-674
- [2] Arakaki RGI, Lorena LAN. 2001: A Constructive Genetic Algorithm for the Maximal Covering Location Problem. *MIC'2001 - 4th Metaheuristics International Conference*, 13-17
- [3] Tomaszewski W. 2004: *Telefony komórkowe*, Helion Gliwice, 22-27
- [4] Goldberg D. 2003: *Algorytmy genetyczne i ich zastosowania*, WNT Warszawa
- [5] Michalewicz Z. 1996: *Algorytmy genetyczne + struktury danych = programy ewolucyjne*, WNT Warszawa
- [6] Press W. i in. 1992: *Numerical recipes in C : the art of scientific computing 2ed*, Cambridge University Press, 894-896
- [7] Cantu-Paz E. 2001: *Efficient and Accurate Parallel Genetic Algorithm*, Kluwer Academic Publisher, 81-119
- [8] Karasakal O, Karasakal E. 2004: A maximal covering location model in the presence of partial coverage. *Computers & Operations Research* 31, 1515-1526