

Konrad Lewczuk¹

Wydział Transportu Politechniki Warszawskiej

Programowanie genetyczne w zastosowaniu do harmonogramowania procesu magazynowego

1. WPROWADZENIE

Procesy magazynowe są istotną częścią procesów logistycznych w łańcuchach dostaw. Poprawna organizacja procesu magazynowego pod względem wykorzystania zasobów – ludzi i urządzeń, a także przestrzeni buforowych jest istotna dla utrzymania konkurencyjności całego łańcucha dostaw. Harmonogramowanie zadań procesu magazynowego i przydzielanie do nich zasobów pracy jest jednym z podstawowych sposobów organizacji pracy w magazynie. Zagadnienie harmonogramowania procesów technologicznych jest szeroko omawiane w literaturze przedmiotu, jednakże harmonogramowanie procesów magazynowych nie jest podejmowane bezpośrednio w pracach naukowych.

Fijałkowski ([7], [8]) sformułował zagadnienie organizacji procesu magazynowego poprzez harmonogramu w funkcji minimalizacji pracochłonności wyważonej kosztami pracy. *Ambroziak* i *Lewczuk* ([1], [3]) opracowali model matematyczny harmonogramowania procesu magazynowego, a także rozszerzyli go na zagadnienia szacowania powierzchni buforowych ([2]). *Lewczuk* kontynuuje temat ([13], [14]) określając zasady harmonogramowania ze względu na planowanie pracy ludzi i wykorzystanie urządzeń na potrzeby projektowania obiektów logistycznych.

Problem organizacji procesów magazynowych (ze względu na złożoność) jest upraszczany do postaci opisowej ([7], [10]) lub uszczegóławiany dla konkretnych przypadków ([1], [12]). W literaturze rozważana jest szeroka rodzina problemów harmonogramowania stanowisk pracy z różnorodnymi ograniczeniami (opracowania podręcznikowe: [5], [6] czy [16]). Problemy te zostały dobrze opisane i sformułowane matematycznie wraz z odpowiednimi heurystycznymi i dokładnymi rozwiązaniami. W pracy [3] wykazano, że organizacja procesu magazynowego ma właśnie cechy zagadnienia harmonogramowania, jednak są też znaczące różnice formalne.

Zastosowanie algorytmów genetycznych do rozwiązywania problemów optymalizacyjnych jest popularne ze względu na efektywność tego podejścia i jest dobrze opisane ([11], [15]). W przypadku projektowania rozwiązań magazynowych literatura przedstawia przykłady wykorzystania algorytmów genetycznych do optymalizacji fragmentów projektów magazynów, wybranych zasad organizacji pracy czy zarządzania zasobami. Brak jest jednakże takiego podejścia, jakie zostało zaproponowane w artykule.

Procesy magazynowe są przedmiotem modelowania i dyskusji. Jako bazowy do dalszej pracy wybrano model prezentowany w pracy [3], który został przytoczony w punkcie 2 artykułu i poddany dyskusji pod kątem możliwości rozwiązania z wykorzystaniem metod genetycznych. Zastosowanie metody genetycznych umożliwi jego praktyczne zastosowanie, tj. uzyskanie zadawalającego rozwiązania w akceptowalnym czasie.

W przypadku organizacji procesu magazynowego wystarczające jest przybliżone spełnienie ograniczeń problemu oraz podstawowa racjonalizacja rozwiązania. Wynika to z cech praktycznych zagadnienia. Ponieważ algorytmy genetyczne nie działają schematycznie, dlatego istnieje prawdopodobieństwo uzyskania rozwiązań racjonalnych lepszych od intuicyjnych. Podstawową zaletą tych algorytmów jest jednakże możliwość sprawnego przeszukiwania przestrzeni stanów zagadnienia i przez to odnajdywanie rozwiązań dopuszczalnych – spełniających wszystkie ograniczenia lub rozwiązań, które spełniają maksymalnie dużą część nałożonych ograniczeń.

Podstawowe trudności jakie wiążą się z wykorzystaniem algorytmów genetycznych do rozwiązywania zadań organizacji procesu magazynowego związane są z konstruowaniem chromosomu (określenie fenotypu), ustaleniem zasad krzyżowania i mutacji oraz mechanizmów naprawy osobników, określeniem

¹ KLE@wt.pw.edu.pl

zasad selekcji i budowania populacji, oraz określeniem dodatkowych mechanizmów ukierunkowujących proces ewolucyjny w oparciu o wiedzę szczegółową na temat procesu magazynowego. Algorytm genetyczny do organizacji procesu może zostać oparty w pewnych warunkach o znane algorytmy wykorzystywane do rozwiązywania zadań układania planów zajęć oraz plecaka w różnych wariantach.

Wypracowanie efektywnego czasowo algorytmu rozwiązania zadania organizacji procesu magazynowego jest celem, jednakże sama możliwość wygenerowania rozwiązania dopuszczalnego w złożonych przypadkach będzie uważane za sukces. Odnalezienie rozwiązania dopuszczalnego oznacza, że jest możliwe zrealizowanie go za pomocą posiadanych zasobów. Ustalenie więcej niż jednego rozwiązania dopuszczalnego i wybór lepszego oznacza osiągnięcie oszczędności przy zachowaniu posiadanych zasobów.

2. ZADANIE OPTIMALIZACYJNE HARMONOGRAMOWANIA PROCESU MAGAZYNOWEGO

2.1. Wprowadzenie

Zadanie optymalizacyjne harmonogramowania procesu magazynowego (HPM) sformułowane w pracy [3] jest zadaniem nieliniowym z binarnymi, czterowymiarowymi zmiennymi decyzyjnymi. Czas w zadaniu jest skwantyfikowany, przez co ograniczona jest liczba możliwych rozwiązań dopuszczalnych. Pozostałe wymiary dotyczą zadań magazynowych oraz zasobów przydzielanych do ich realizacji. Zasoby w sformułowaniu pierwotnym przedstawionym w [3] nie były rozdzielone. W poniższym sformułowaniu zasoby podzielone zostały osobno na urządzenia oraz pracowników. W takim przypadku organizacja procesów w drodze harmonogramowania polega na przydzielaniu do zadań procesu odcinków czasu oraz urządzeń i pracowników w różnych kombinacjach w sposób minimalizujący koszty.

2.2. Dane wejściowe

Uwzględniono następujące dane: zbiór numerów zadań procesu magazynowego $I = \{1, 2, \dots, i, \dots, k, \dots, I\}$, zbiór typów urządzeń $U = \{0, 1, 2, \dots, u, u', \dots, U\}$, oraz zbiór kategorii pracy ludzkiej $C = \{0, 1, 2, \dots, c, c', \dots, C\}$ realizujących proces. Dana jest macierz możliwości technologicznych przypisania urządzeń i pracowników do zadań $V = [v^{i,u,c}]_{I \times (U+1) \times (C+1)}$, $v^{i,u,c} \in \{0, 1\}$ przy czym $v^{i,u,c} = 1$ kiedy i -te zadanie może być realizowane przez u -te urządzenie obsługiwane przez/ oraz pracownika c -tej kategorii pracy. Każdy typ urządzenia ma określony stopień wykorzystania czasu pracy ω^u , podobnie jak każda kategoria pracy ludzkiej ω^c . Dany jest zbiór numerów buforów (przestrzeni buforujących) $B = \{1, 2, \dots, b, \dots, B\}$ o pojemnościach danych macierzą $\Gamma = [\Gamma^b]$ i znanym wstępnym poziomie zapełnienia określonym wektorem $S = [S^b]$. Dany jest także zbiór $Z^b \subset \{(i, k) \in I \times I : i \neq k\}$ par zadań, dla których zachodzi zależność buforowania w b -tym buforze. Założono, że i jest zadaniem napełniającym, a k opróżniającym bufor oraz, że cykle transportowe zadania i -tego mają swój koniec w b -tym buforze, a k -tego mają tam swój początek. Każde zadanie ma znaną dobową pracochłonność realizacji określaną przez iloczyn liczby powtórzeń określonego cyklu transportowego lub operacji λ_i^D i czasu jednego powtórzenia t_i . Pracochłonności dobowe zadań zapisano wektorem $L = [L_i^{Dp}]$. Dane są koszty godziny pracy urządzeń k^u i pracowników k^c . Zbiór odcinków czasu $T = \{1, 2, \dots, t, \dots, T\}$ określa ziarnistość harmonogramu. Liczba elementów zbioru wynika z żądanej dokładności harmonogramu. Dobowy czas pracy magazynu l jest znany.

2.3. Warunki techniczne organizacji procesu magazynowego przez harmonogramowanie

Proces magazynowy jest sekwencją zadań transportowych i operacji związanych z przyjęciem, wprowadzeniem, wyprowadzeniem, uzupełnianiem, komisjonowaniem i wysyłką materiałów ([14]), organizowany przez przydzielanie do każdego i -tego zadania pewnej liczby odcinków czasowych ze zbioru T oraz odpowiednich zasobów pracy danych zbiorami U i C . Przydział następuje zgodnie z założeniami:

- Dana jest (opcjonalnie) liczba urządzeń u -tego typu n^u i/lub liczba pracowników c -tej kategorii pracy n^c jako ograniczenia (przy analizie istniejących obiektów).

- Przydzielone do i -tego zadania odcinki czasu stanowią w sumie jego czas dysponowany t_d^i .
- Wszystkie i -te zadania muszą zostać wykonane w czasie T .
- Natężenie pracochłonności realizacji danego zadania jest równomierne w całym czasie dysponowanym.
- Możliwe jest przerywanie realizacji zadania, tj. realizowanie go w blokach, pod warunkiem spełnienia ograniczeń o ziarnistości harmonogramu. Czasy zmiany miejsca pracy przez urządzenia i pracowników (podobne do czasów przebrojeń w klasycznym zadaniu harmonogramowania) są uwzględnione poprzez zastosowanie współczynnika wykorzystania czasu pracy ω z przedziału $(0, 1]$.

Wprowadzono **zmienne decyzyjne** $\mathbf{X} = [x_i^{t,u,c}]_{I \times T \times U \times C}$ binarne przyjmujące wartość $x_i^{t,u,c} = 1$ jeżeli i -te zadanie ma być wykonywane w t -tym odcinku czasu przez urządzenie u -tego typu oraz pracownika c -tej kategorii pracy oraz 0 w przeciwnym przypadku.

2.4. Ograniczenia zadania optymalizacyjnego organizacji procesu magazynowego

Zestaw ograniczeń zadania opisano szczegółowo w pracach [3] i [14]. Wszystkie ograniczenia zbudowane są w oparciu o zależności pomiędzy zmiennymi decyzyjnymi zagadnienia i mają globalny wpływ na jakość rozwiązania, dodatkowo ograniczenia te są ściśle ze sobą powiązane i współzależne:

- 1) Technologicznie dozwolony przydział urządzeń i pracowników do zadań (wg macierzy \mathbf{V}).
- 2) Przydzielanie wyłącznie jednego typu urządzenia i pracownika do zadania w określony czasie.
- 3) Wymagane ze względów technologicznych najwcześniejsze i najpóźniejsze momenty rozpoczęcia i zakończenia realizacji zadań procesu magazynowego.
- 4) Technologiczne wyłączenie określonych przedziałów czasu dla określonych zadań procesu.
- 5) Minimalny/maksymalny czas dysponowany przydzielony do zadań procesu.
- 6) Liczba urządzeń u -tego typu realizujących wszystkie zadania w procesie.
- 7) Liczba pracowników c -tej kategorii pracy realizujących wszystkie zadania w procesie.
- 8) Liczba urządzeń u -tego typu realizujących wybrane i -te zadania.
- 9) Liczba pracowników c -tej kategorii pracy realizujących wybrane i -te zadania.
- 10) Minimalna długość przydzielonego odcinka czasu (minimalna liczba r_i odcinków czasowych t , które ze względów technologicznych muszą tworzyć nieprzerwany ciąg dla i -tego zadania).
- 11) Nakaz równoległego wykonywania określonych zadań.
- 12) Zakaz równoległego wykonywania określonych zadań.
- 13) Sekwencje zadań i i k – po wykonaniu całości zadania i -tego (poprzedzającego), można przystąpić do realizacji zadania k -tego.
- 14) Sekwencje zadań i i k – w każdej chwili czasu t , w której wykonywane jest zadanie k -te (następujące), liczba zrealizowanych wcześniej cykli zadania i -tego (poprzedzającego) musi być większa o co najmniej χ_i od liczby zrealizowanych do tej pory powtórzeń zadania k -tego.
- 15) Nieprzekroczenie pojemności buforów w transporcie wewnętrznym.

2.5. Funkcje celu zadania optymalizacyjnego harmonogramowania procesu magazynowego

Harmonogram jest optymalny, kiedy koszty operacyjne procesu magazynowego są minimalne przy zachowaniu żądanej wydajności. Podstawowa funkcja celu opiera się na ocenie rozłożenia (minimalizacji) pracochłonności sprowadzonej (tj. pracochłonności rzeczywistej ważonej kosztami pracy, por. [8], [13]).

$$F(\mathbf{X}) = \max_{t \in T} \left\{ \sum_{i \in I} \left(\frac{L_i^D \cdot T \cdot \sum_{u \in U} \sum_{c \in C} x_i^{t,u,c} (k^u + k^c)}{l \cdot k^{baz} \cdot \sum_{s \in T} \sum_{u \in U} \sum_{c \in C} x_i^{s,u,c}} \right) \right\} \rightarrow \min_{[\mathbf{X}]} \quad (1)$$

gdzie: k^{baz} – koszt bazowy dla wyliczania wartości pracochłonności sprowadzonej, przy czym:

$$k^{baz} = \min_{v \in V} \{ v^{i,u,c} \cdot (k^u + k^c) : v^{i,u,c} = 1 \}.$$

3. ROZWIĄZANIE ZADANIA HARMONOGRAMOWANIA PROCESU METODAMI GENETYCZNYMI

3.1. Metody dokładne rozwiązania zadania harmonogramowania procesu magazynowego

Deterministyczne zagadnienia harmonogramowania, takie jak prezentowane powyżej, należą do klasy zagadnień optymalizacyjnych, które można rozwiązywać metodami dokładnymi programowania liniowego i nieliniowego. W powyższym przypadku nie możliwe (lub bardzo utrudnione) jest skonstruowanie algorytmów o akceptowalnym, ograniczonym wielomianowo czasie rozwiązania. Wynika to z faktu, iż zadania optymalizacyjne harmonogramowania należą do klasy problemów NP-trudnych. Z tego powodu konieczne jest opracowanie algorytmu aproksymacyjnego generowania rozwiązań dopuszczalnych o cechach zaspokajających wymagania praktyki, jednak bez gwarancji na optymalność ([6], [9]).

Przedstawione w punkcie 2 zadanie jest nieliniowym problemem kombinatorycznym o znacznej złożoności obliczeniowej. Metody dokładne, tj. dające rozwiązanie optymalne, bądź wykazujące brak, nie będą możliwe do zastosowania ze względu na rozmiary przestrzeni stanów problemu. Przeprowadzone oszacowania wykazały, że liczba możliwych układów harmonogramu dla pojedynczego zadania i z pominięciem przydziału zasobów do zadań przy 20-sto elementowym zbiorze odcinków czasu i braku ograniczenia na ziarnistość przekracza milion [14].

Takie sformułowanie zadania, a w szczególności konstrukcja zmiennych decyzyjnych i mnogość ograniczeń o globalnym wpływie na jakość rozwiązania (niewielka liczba ograniczeń o lokalnym wpływie na wartości funkcji kryterium) sprawiają, że zastosowanie metod dokładnych rozwiązania jest utrudnione.

3.2. Programowanie genetyczne

Programowanie genetyczne to metoda przetwarzania ewolucyjnego, realizowana w oparciu o algorytmy genetyczne. Jest sposobem zapisu i rozwiązywania zadań optymalizacyjnych, a także zadań adaptacyjnych z wykorzystaniem mechanizmów ewolucyjnych. W węższym zakresie idea algorytmów genetycznych polega na zapisaniu instancji problemu decyzyjnego do postaci tzw. *chromosomu*, czyli uporządkowanego zestawu parametrów opisujących wybrane rozwiązanie dopuszczalne problemu (*genów*). Chromosom oceniany przez *funkcję dopasowania* (kryterium) i na tej podstawie określana jest jego jakość. Chromosomy różnych jakości tworzą *populację*. Program genetyczny generuje kolejne populacje osobników – rozwiązań i poprzez mechanizmy *krzyżowania*, *mutacji* oraz *selekcji* prowadzi do poprawy jakości kolejnych populacji w celu wyłonienia osobnika o najwyższej wartości oceny względem założonych kryteriów ([15]).

Algorytm genetyczny dla szczegółowo określonego zadania zawiera następujące elementy ([15]):

- podstawowa reprezentację potencjalnych elementów zadania – geny i chromosomy,
- sposób tworzenia początkowej populacji potencjalnych rozwiązań,
- funkcja oceniająca, która gra rolę środowiska i ocenia rozwiązania według ich „dopasowania”,
- podstawowe operatory, które wpływają na skład populacji dzieci – mutacji, krzyżowania i selekcji,
- wartości parametrów algorytmu genetycznego (rozmiar populacji, prawdopodobieństwa itp.).

3.3. Reprezentacja elementów zadania organizacji procesu magazynowego

Sposób reprezentacji elementów zadania będzie miał kluczowe znaczenie przy wyborze mechanizmów ewolucyjnych oraz będzie przekładał się na efektywność algorytmu. Zaproponowano następujące reprezentacje elementów zadania, które zostaną wykorzystane do konstrukcji chromosomu:

1) Reprezentacja zdeterminowana przydziału czasu dysponowanego i zasobów do zadań

Przydział urządzeń, pracowników i czasu do zadań jest jednoznaczny, tj. nie dopuszczalne są odstęstwa i przesunięcia w czasie realizacji zadań. Zdeterminowany przydział czasu wymusza zero-jedynkowe zachowanie ograniczeń procesu. Brak spełnienia przynajmniej jednego z ograniczeń wyłącza dane rozwiązanie ze zbioru dopuszczalnych. Tymczasem pewne ograniczenia w procesach magazynowych mają mniejsze potencjalne znaczenie niż inne, a ich niezachowanie w pewnych warunkach może być globalnie korzystniejsze niż ściśle ich utrzymanie (np. ograniczenie czasu dostaw do ustalonego okna czasowego, które zmniejsza elastyczność odpowiedzi systemu na zmienność strumieni materiałów w łańcuchu dostaw).

2) Reprezentacja rozmyta przydziału czasu dysponowanego do zadań

O ile przydział urządzeń i pracowników do zadań powinien być zdeterminowany, to przydział czasu może mieć formę podobną do funkcji przynależności do zbioru w teorii zbiorów rozmytych. Możliwe jest wprowadzenie rozmytego przydziału czasu do zadań, w którym „konieczność” realizacji zadania w określonym odcinku czasu opisana będzie funkcją przyjmującą wartości z przedziału $[0, N]$ gdzie N oznacza ścisły wymóg realizacji zadania. Przydział urządzenia i pracownika do zadania jest zdeterminowany i nie może być stopniowany. Z tego względu konieczny jest podział pierwotnej zmiennej decyzyjnej na dwie skorelowane zmienne decyzyjne: binarną $x1_i^{t,u,c}$ odpowiadającą za zdeterminowany przydział zasobów do zadań, oraz całkowitoliczbową $x2_i^t \in \langle 0; N \rangle$ odpowiadającą za rozmyty przydział czasu. Jeżeli $x2_i^t > 0$, to miara „konieczności” realizacji zadania i -tego w t -tym odcinku czasu wynosi $x2_i^t / N$. Taka postać zmiennych znacznie poszerza zakres stosowania narzędzi programowania genetycznego do organizacji procesów magazynowych, jednocześnie zwiększając przestrzeń zmienności dla algorytmu genetycznego. Skuteczna implementacja wymaga ustalenia wartości $0 < n < N$. Dodatkową kwestią jest ustalenie ewentualnych kar za niedotrzymanie ograniczeń. Kary te powinny odzwierciedlać miarę „konieczności” realizacji zadania n , jak i wielkość odstępstwa od ograniczenia (np. przesunięcie w czasie).

3) Reprezentacja przydziału czasu dysponowanego do zadań z karami za niedotrzymanie ograniczeń

Ponieważ proces magazynowy jest procesem rzeczywistym, działają na niego zakłócenia losowe. Z tego powodu organizacja procesu podlega zmianom w pewnym zakresie. Ograniczenia procesu mogą być w pewnych warunkach elastyczne, a konsekwencje braku ich zachowania mogą być stopniowane w zależności od skali przekroczenia (przykład: przedłużenie procesu kompletacji zamówień i związane z tym przesunięcie wysyłki). Oddzielne kary powinny zostać określone dla każdego ograniczenia i każdego zadania procesu. Kary powinny odzwierciedlać zakres i naturę przekroczenia i muszą być uwzględnione w funkcji celu zadania.

Rozwiązaniem najlepszym w tym przypadku jest połączenie rozmytego zapisu procesu magazynowego oraz kar za przekroczenie ograniczeń. Takie podejście jednak znacznie utrudnia zapis formalny oraz implementację zadania.

3.4. Budowa chromosomu odzwierciedlającego organizację procesu magazynowego

Chromosom, czyli reprezentacja parametrów rozwiązania zadania optymalizacyjnego, powinien:

- Odzwierciedlać wszystkie znaczące parametry zadania optymalizacyjnego.
- Ujmować zmienne decyzyjne w sposób umożliwiający stosowanie mechanizmów ewolucyjnych.
- Poddawać się procesom krzyżowania, mutacji i selekcji.

Możliwe jest zbudowanie różnych wersji chromosomu odzwierciedlającego zadanie. Konstrukcja chromosomu i sposób zapisu instancji problemu będzie miał kluczowe znaczenie dla możliwości rozwiązania zadania z wykorzystaniem algorytmów ewolucyjnych. Rozważono budowę chromosomu o stałej długości z genami o postaci całkowitoliczbowej oraz binarnej.

1) Chromosom z genami całkowitoliczbowymi dla zdeterminowanego zadania organizacji procesu

Chromosom musi składać się z sekcji odwzorowujących wymiary macierzy zmiennych decyzyjnych, tj. czasu, zadania, urządzenia oraz pracownika. Wyróżniono sekcje odwzorowujące: **przydział pracowników** odpowiedniej kategorii pracy do zadań, **przydział typów urządzeń** do zadań oraz **decyzje o realizacji zadań** w t -tych odcinkach czasu. Są to sekcje 1-go poziomu.

Każda sekcja 1-go poziomu jest podzielona na podsekcje, których liczba odpowiada liczbie zadań w procesie I . Liczba genów w każdej podsekcji jest równa liczbie odcinków czasu T (ziarnistości harmonogramu). W związku z powyższym w sekcji 1-go poziomu znajduje się $I \cdot T$ genów, a cały chromosom będzie składał się z $3 \cdot I \cdot T$ genów o charakterze całkowitoliczbowym. Konstrukcję chromosomu odzwierciedlającego przydział czasu dysponowanego oraz zasobów do zadań przedstawiono na Rys. 1.

Geny mają postać liczby całkowitej odzwierciedlającej numer kategorii pracy ludzkiej, typ urządzenia i przydział czasu (binarny). Zakres zmienności liczb ograniczony jest przez moc odpowiednich zbiorów U oraz C . W sekcji 1-go poziomu odwzorowującej **przydział pracowników** geny będą więc liczbą całkowitą z przedziału $\langle 0; C \rangle$. W sekcji 1-go poziomu odwzorowującej **przydział typów urządzeń** do zadań geny

będą liczbą całkowitą z zakresu $\langle 0; U \rangle$. W sekcji 1-go poziomu odwzorowującej **decyzję o realizacji zadania** w t -tym odcinku czas geny będą liczbami binarnymi. Przy tak określonych założeniach możliwe jest oszacowanie liczby układów chromosomu $K = (2(C+1)(U+1))^{T \cdot I}$. Dla przypadku typowego, tj. $C = 2$, $U = 3$, $T = 8$, $I = 7$ liczba ta wyniesie około $1,96E+77$.

Macierz X zmiennych decyzyjnych zadania:

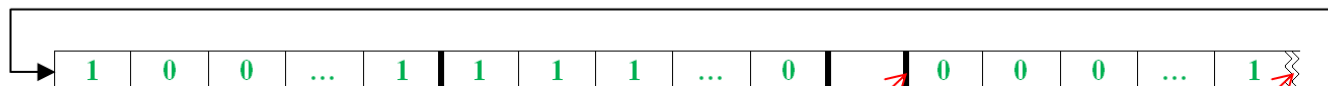
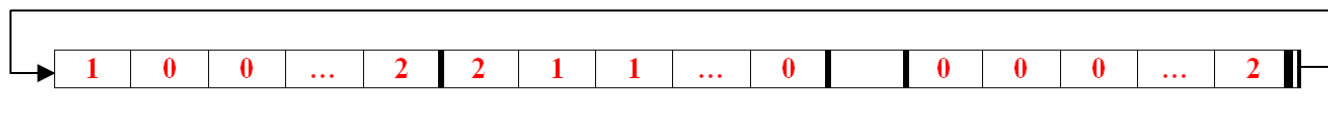
X	$t=1$	$t=2$	$t=3$...	$t=T$
$i=1$	1,1,2	0	0	...	1,2,2
$i=2$	1,2,2	1,1,1	1,1,2	...	0
...
$i=I$	0	0	0	...	1,2,1

W chwili $t=T$ zadanie 1-sze **jest** realizowane przez urządzenie 2-go typu oraz pracownika 2-giej kategorii pracy.

Przepisanie macierzy X do postaci chromosomu

Znacznik końca sekcji 1. poziomu chromosomu

$i=1$					$i=2$...	$i=I$				
$t=1$	$t=2$	$t=3$...	$t=T$	$t=1$	$t=2$	$t=3$...	$t=T$...	$t=1$	$t=2$	$t=3$...	$t=T$
2	0	0	...	2	2	1	2	...	0	...	0	0	0	...	1



Znacznik końca sekcji 2. poziomu chromosomu

Znacznik końca chromosomu

Rys. 1. Reprezentacja graficzna chromosomu z genami całkowitoliczbowymi dla zdeterminowanego zadania optymalizacyjnego organizacji procesu magazynowego.

Zmiana zapisu całkowitoliczbowego chromosomu na binarny zwiększyłaby liczbę genów w chromosomie i prowadziłyby do uproszczenia mechanizmów pseudo-ewolucyjnych. Dla zapisu binarnego szacunkowa liczba możliwych układów chromosomu wyniesie $K = 2^{(C+U+1) \cdot T \cdot I}$. Dla przypadku typowego, tj. $C = 2$, $U = 3$, $T = 8$, $I = 7$ liczba ta wyniesie około $1,4E+101$. Konstrukcja chromosomu w zapisie binarnym również opiera się na sekcjach w dwóch poziomach, przy czym liczba sekcji 1-go poziomu wynosi $C+U+1$. Każda sekcja 1-go poziomu odpowiada binarnemu przyporządkowaniu kategorii pracy lub typu urządzenia do zadania. Konstrukcja i liczność sekcji 2-go poziomu nie zmieniają się. Każda sekcja 1-go poziomu składa się z $I \cdot T$ genów, a cały chromosom składa się z $(C+U+1) \cdot I \cdot T$ genów o charakterze binarnym.

2) Chromosom z genami całkowitoliczbowymi dla rozmytego zadania organizacji procesu

W tym przypadku przydział czasu dysponowanego do zadań jest rozmyty, tj. funkcja opisująca konieczność realizacji zadania w określonym odcinku czasu przyjmuje wartości z danego zakresu. Przydział urządzeń i pracowników do zadań jest zdeterminowany.

Podział chromosomu na sekcje jest taki sam jak w chromosomie zdeterminowanym. W związku z tym w sekcji 1-go poziomu znajduje się $I \cdot T$ genów, a cały chromosom będzie składał się z $3 \cdot I \cdot T$ genów o charakterze całkowitoliczbowym. Konstrukcję chromosomu odzwierciedlającego przydział czasu dysponowanego oraz zasobów w postaci urządzeń i ludzi do zadań przedstawiono na Rys. 2.

Zakres zmienności liczb całkowitych będzie ograniczony przez moc zbiorów U , C oraz rozpiętość skali N . W sekcji 1-go poziomu odwzorowującej **przydział pracowników** geny będą więc liczbą całkowitą z przedziału $\langle 0; C \rangle$. W sekcji 1-go poziomu odwzorowującej **przydział typów urządzeń** do zadań geny będą liczbą całkowitą z zakresu $\langle 0; U \rangle$. W sekcji 1-go poziomu odwzorowującej **decyzję o realizacji zadania** w t -tym odcinku czas geny będą liczbami całkowitymi z przedziału $\langle 0; N \rangle$. Przy tak określonych

założeniach możliwe jest oszacowanie liczby układów chromosomu $K = ((C+1)(U+1)(N+1))^{T \cdot I}$. Dla przypadku typowego, tj. $C = 2, U = 3, T = 8, I = 7, N = 9$ liczba ta wyniesie około $2,72E+116$.

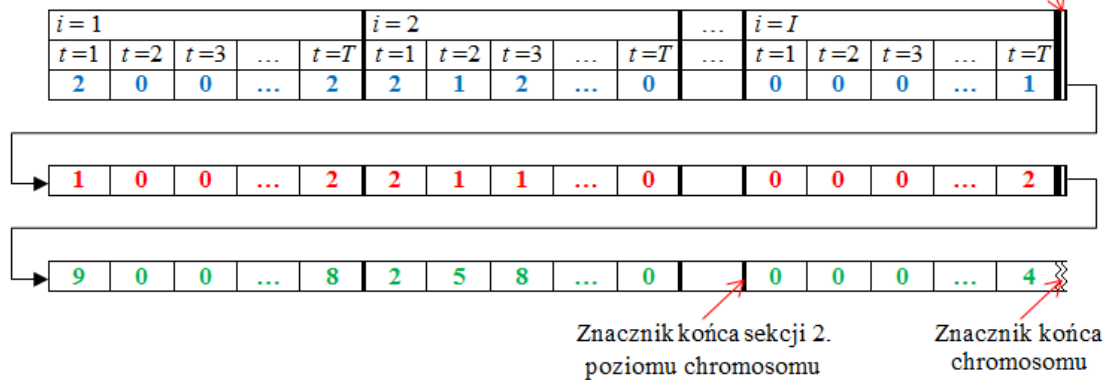
Przy założonej skali siły przydziału 0 – 9:

Macierz zmiennych decyzyjnych może mieć postać:

X	t=1	t=2	t=3	...	t=T
i=1	9,1,2	0	0	...	8,2,2
i=2	2,2,2	5,1,1	8,1,2	...	0
...
i=I	0	0	0	...	4,2,1

W chwili $t=T$ zadanie 1-sze jest realizowane przez urządzenie 2-go typu oraz pracownika 2-giej kategorii pracy.

Znacznik końca sekcji 1. poziomu chromosomu



Rys. 2. Reprezentacja graficzna chromosomu z genami całkowitoliczbowymi dla zadania optymalizacyjnego rozmytego przydziału czasu dysponowanego.

4. ALGORYTMY PROGRAMU EWOLUCYJNEGO

4.1. Pętla iteracyjna programu ewolucyjnego

Program ewolucyjny rozwiązujący zadanie organizacji procesu magazynowego, będzie realizował pętlę iteracyjną następującej postaci:

1. Generowanie populacji początkowej – rozwiązań dopuszczalnych.
2. Jeżeli wygenerowanie populacji początkowej nie jest możliwe, idź do punktu 11.
3. Selekcja osobników do krzyżowania.
4. Krzyżowanie z naprawą osobników „uszkodzonych” – powstanie grupy potomków.
5. Selekcja w grupie potomków i w grupie rodziców – powstanie nowej populacji.
6. Mutacja z naprawą osobników „uszkodzonych” z nowej populacji.
7. Archiwizacja osobnika/ów najlepiej dostosowanego/ych do środowiska.
8. Archiwizacja średniej wartości funkcji dopasowania dla populacji.
9. Jeżeli warunek końca nie został spełniony, to powrót do punktu 3.
10. Koniec – wybór osobnika najlepszego spośród osobników archiwizowanych w punkcie 7.
11. Koniec – brak rozwiązania.

4.2. Generowanie populacji początkowej

Przy problemach NP-złożonych o skomplikowanej strukturze ograniczeń generowanie populacji początkowej samo w sobie jest problemem złożonym. Zadany układ ograniczeń znacznie wpływa na możliwości uzyskania rozwiązań dopuszczalnych do populacji początkowej. Z tego powodu w problemie organizacji procesu magazynowego ograniczenia podzielono na:

- a) **Pierwszorzędne** – konieczne ze względów technologicznych (np. ziarnistość harmonogramu), a ich niezachowanie będzie skutkowało brakiem możliwości realizacji procesu magazynowego.

b) **Drugorzędne** – których zachowanie w pewnych warunkach nie jest konieczne. Wyrażają one zasady organizacyjne procesu magazynowego, których niezachowanie nie uniemożliwi realizacji procesu, a jedynie będzie miało wpływ na parametry wydajnościowe.

Decyzja o podziale ograniczeń jest podejmowana w odniesieniu do konkretnego przypadku i wynika z uwarunkowań technologicznych realizacji procesu. W związku z powyższym uzyskanie populacji początkowej może być przeprowadzone na kilka podstawowych sposobów:

- Populacja początkowa składa się wyłącznie z osobników spełniających komplet ograniczeń problemu.
- W populacji początkowej mogą znaleźć się osobniki niespełniające ograniczeń drugorzędnych.
- W populacji początkowej mogą znaleźć się osobniki niespełniające ograniczeń drugorzędnych i/lub pierwszorzędnych – algorytm ewolucyjny będzie dążył do usunięcia/poprawy osobników uszkodzonych, jednakże mogą one nieść w sobie fragmenty informacji cennych dla rozwiązania.

Przy generowaniu populacji należy dążyć do maksymalizowania liczby osobników spełniających komplet ograniczeń zadania. W skomplikowanych układach ograniczeń (wykorzystanie wszystkich ograniczeń w ścisłym powiązaniu ze sobą) największe trudności w generowaniu rozwiązań początkowych są związane z przydziałem czasu do zadań, co wykazały eksperymenty. Mniejszy problem stanowi przydział urządzeń i pracowników. Z tego względu konieczne jest wypracowanie algorytmu generowania rozwiązań początkowych, który przede wszystkim będzie przydzielał czas dysponowany do zadań, a następnie zasoby. Ze względu na fakt, że początkowa populacja powinna być różnorodna, każdy osobnik powinien być tworzony odrębnie od pozostałych.

Należy ustalić jak liczna będzie populacja. Jeśli populacja będzie zawierała zbyt mało osobników to algorytm może zatrzymać się w minimum lokalnym. Zbyt duża liczebność populacji zmniejsza szybkość działania algorytmu. W tym miejscu widać przewagę reprezentacji binarnej gdzie bez względu na rodzaj problemu nowo tworzony osobnik zawiera określoną liczbę losowo wygenerowanych bitów.

Zaproponowano następujący algorytm generowania rozwiązań początkowych:

- Podział ograniczeń na pierwszorzędne i drugorzędne.
- Ograniczenie przestrzeni czasu (wyłączenie odcinków) zgodnie z ograniczeniami pierwszorzędnymi (np. Wymagane ze względów technologicznych najwcześniejsze i najpóźniejsze momenty rozpoczęcia i zakończenia realizacji zad czy Technologiczne wyłączenie określonych przedziałów czasu).
- (opcjonalne) Ograniczenie przestrzeni czasu (stałe wyłączenie wybranych odcinków czasu) zgodnie z ograniczeniami drugorzędnymi.
- Generowanie osobników populacji początkowej: losowe przydzielanie czasu dysponowanego do zadań w granicach jak w punkcie 2.
- (opcjonalne) Generowanie osobników populacji początkowej: losowe przydzielanie czasu dysponowanego do zadań w granicach jak w punkcie 3.
- Losowy przydział zasobów do zadań (z zachowaniem ograniczeń dotyczących liczby urządzeń i pracowników) dla osobników wygenerowanych w punkcie 4 lub 5.
- (opcjonalne) Losowy przydział zasobów do zadań (z zachowaniem ograniczeń dotyczących liczby urządzeń i pracowników) dla osobników wygenerowanych w punkcie 5.
- (opcjonalne) Losowanie osobników uzupełniających populację początkową bez dotrzymania ograniczeń pierwszo i/lub drugorzędnych.

W zależności od wersji chromosomu, losowania prowadzone są w granicach danych mocami zbiorów C , U lub skali N , jednakże losowania takie mogą być nieefektywne przy złożonych układach ograniczeń.

Alternatywny algorytm generowania populacji początkowej zakłada następujące kroki:

1 – 3. J/w.

- Ręczne generowanie pojedynczego rozwiązania dopuszczalnego o cechach racjonalnych zgodnie z metodologią przedstawioną w opracowaniu [14].
- Losowa zmiana wybranych genów rozwiązania pojedynczego odpowiedzialnych za przydział odcinków czasu do zadań, oraz losowa zmiana przydziału urządzeń i pracowników do zadań.

Podejście alternatywne będzie z większym prawdopodobieństwem dawać osobniki spełniające komplet ograniczeń oraz spełniające ograniczenia pierwszorzędne, jednakże da potencjalnie mniejszą liczbę osobników dobrej jakości.

4.3. Funkcja oceniająca – środowisko

Funkcja oceniająca jakość dopasowania osobników do środowiska jest dana w punkcie 2.5. W przypadku chromosomów zapisanych w formie zdeterminowanej z jednoznacznym przydziałem czasu dysponowanego i zasobów do zadań obliczenie wartości funkcji kryterium nie stanowi problemu. Trudności pojawiają się, kiedy do obliczenia wartości funkcji trzeba wykorzystać dane rozmyte. Rozmyty czas dysponowany jest lepszym rozwiązaniem z punktu widzenia naturalnych mechanizmów doboru stosowanych przez algorytmy genetyczne. Powiększa on znacznie przestrzeń stanów, tym samym wpływając na prawdopodobieństwo wpadnięcia w ekstremum lokalne. W takim przypadku należy uwzględnić fakt przekroczenia ograniczeń pierwszo i drugorzędnych oraz „siłę” przekroczenia. Do tego celu sformułowano *przeliczniki redukujące*, które pozwalają na uwzględnienie w funkcji oceny faktu złamania ograniczeń przez dane rozwiązanie oraz potencjalnego wpływu jakie to przekroczenie ma na rozwiązanie końcowe.

Ocena jakości rozwiązania w aspekcie niedotrzymania ograniczeń może być przeprowadzona w następujący sposób (dotyczy wyłącznie przydziału czasu do zadań):

1. Przypisanie do ograniczeń wag $m_o \in \langle 0;1 \rangle$, gdzie m jest wagą, o jest kolejnym numerem ograniczenia, oraz gdzie 0 oznacza całkowite omińnięcie ograniczenia, a 1 oznacza całkowity brak możliwości omińnięcia ograniczenia.
2. Opisanie ograniczeń jako pierwszorzędnych i drugorzędnych na podstawie ich wag.
3. Jeżeli przydzielenie zmiennej $x_2^i \in \langle 0;N \rangle$ łamie o -te ograniczenie, określa się wpływ tego faktu (w zależności od tego, czy dopuszczalne jest łamanie ograniczeń pierwszo, czy drugorzędnych):

$$\text{dla każdego } x_2^i \in \mathbf{X2} \text{ łamiącego ograniczenia: } \left(1 + \sum_{o=1}^O \frac{x_2^i}{N} m_o \right) \cdot F(\mathbf{X2}) \quad (2)$$

gdzie: $F(\mathbf{X2})$ jest wartością funkcji kryterium dla danej postaci macierzy $\mathbf{X2}$, O jest liczbą ograniczeń.

Określenie wag ograniczeń powinno być wykonywane na drodze eksperymentu na konkretnym przypadku obliczeniowym. Efektywne rozwiązywanie przypadków rzeczywistych będzie możliwe przy zachowaniu następujących reguł (co wynika z przeprowadzonych eksperymentów):

- Ziarnistość harmonogramu powinna być jak najmniejsza, tj. powinno się dążyć do przydzielania jak najdłuższych odcinków czasu.
- Stosować urządzenia i kategorie pracy ludzkiej o dużym stopniu uniwersalności.
- Minimalizować liczbę ograniczeń problemu i zakresu ich zastosowania.
- Jak największą liczbę ograniczeń przydzielać do kategorii ograniczeń drugorzędnych.
- Unikać ograniczeń sekwencjonujących zadania (wiązanie funkcjonalne zadań).
- Jeżeli to możliwe, na stałe przypisywać typy urządzeń i kategorie pracy ludzkiej do zadań.

4.4. Operatory genetyczne w problemie organizacji procesu magazynowego

1) Operatory selekcji

W przypadku organizacji procesu w wersji chromosomu z genami o postaci całkowitoliczbowej dla zdeterminowanego zadania optymalizacyjnego, selekcja będzie odbywała się metodą ruletkową (jeżeli cała populacja jest wyrażona jako pole koła, to każdy osobnik ma przydzielony wycinek proporcjonalny do swojej dobroci, co zwiększa jego szanse na wylosowanie do krzyżowania [11]), przy czym do populacji wprowadzane będą także losowo osobniki o słabym dopasowaniu w celu urozmaicenia puli genowej.

Przyjęto wersję algorytmu z pulą równej wielkości, tj. składającą się z takiej samej liczby osobników w każdym pokoleniu. Takie rozwiązanie pozwala na kontrolowanie postępu średniej wartości dopasowania populacji, a tym samym obserwację działania algorytmu genetycznego. Taka konstrukcja w pewnym zakresie skutkuje możliwością ograniczenia mechanizmów ewolucyjnych i zwiększa szanse wpadnięcia w ekstremum lokalne funkcji dopasowania, jednakże jest lepsza ze względu na szacowanie czasu obliczeń.

Selekcja nowej populacji następuje poprzez połączenie:

- Pewnej liczby osobników (dzieci) powstałych w procesie krzyżowania δ^{dzi} (metoda ruletkowa).
- Pewnej liczby osobników (rodziców) δ^{rdz} (metoda ruletkowa),

- Pewnej liczby osobników (rodziców i dzieci) o wartości funkcji dopasowania poniżej średniej dla populacji δ^{avg} (losowanie).

Osobniki, które nie zostały wybrane są eliminowane, jednakże zanim to nastąpi, wszystkie są oceniane ze względu na funkcję dopasowania. Wielkość populacji $\beta = \delta^{dzi} + \delta^{rdz} + \delta^{avg}$. Liczba osobników poszczególnych kategorii jest ustawiana indywidualnie dla przypadku metodami eksperymentalnymi. Możliwe jest zastąpienie metody ruletkowej metodami rankingową lub turniejową ([11], [15]).

Jeżeli w procesie krzyżowania powstanie mniej niż δ^{dzi} osobników dopuszczalnych, wtedy różnica ta będzie pokryta z puli rodziców. W przypadku zadań o złożonej strukturze ograniczeń i wynikającej z tego faktu zbyt małej liczności populacji początkowej względem założonej wartości β , należy zrezygnować z uśmiercania jakichkolwiek osobników do momentu osiągnięcia liczby β osobników w populacji.

2) Operatory krzyżowania – krzyżowanie

Krzyżowanie oznacza tworzenie z puli rodziców określonej liczby nowych osobników – dzieci poprzez wymianę pewnych partii genów między chromosomami rodziców. Nie każdy osobnik z puli rodziców musi wziąć udział w krzyżowaniu. Zajęcie krzyżowania określone jest przez współczynnik prawdopodobieństwa krzyżowania.

Jeżeli określony osobnik został wybrany do krzyżowania, to następuje krzyżowanie w wersji „każdy z każdym”. Para osobników daje dwójkę potomków. Krzyżowanie powinno odzwierciedlać naturalne mechanizmy ewolucyjne, czyli generować z dużym prawdopodobieństwem osobnika „zdrowego”, tj. poddającego się ocenie przez funkcję środowiska, a także mogącego brać udział w kolejnym krzyżowaniu. Takie założenie sprawia, że krzyżowanie osobników musi podlegać ściśle określonym regułom.

Ze względu na stałą długość chromosomu i jego strukturę wykorzystany zostanie mechanizm krzyżowania wielopunktowego ([11]), w którym losowane są punkty, w których cięte są chromosomy pary rodziców. Losowane są dwa lub trzy punkty tak, aby możliwa była wymiana odpowiednio jednej lub dwóch sekcji genów. Ze względu na konstrukcję chromosomu (wyróżnienie sekcji 1-go i 2-go poziomu) nie będą stosowane metody PMX, CX lub OX.

3) Operatory krzyżowania – naprawa osobników

Wymiana partii genów będzie z bardzo dużym prawdopodobieństwem powodowała brak spełnienia wybranych ograniczeń oraz uszkodzenie chromosomu. W takim przypadku możliwe jest:

- eliminowanie osobników nie spełniających ograniczeń pierwszorzędnych i/lub drugorzędnych,
- próba naprawy osobników.

Naprawa wymaga przejrzenia każdego genu osobnika i sprawdzenie, czy nie powoduje on złamania któregoś z ograniczeń (nawet, jeżeli rozwiązywane jest zagadnienie z karami). Dla każdego ograniczenia należy określić metodę naprawy genu. Naprawa genów w złożonych przypadkach może sama w sobie stanowić zadanie o dużej złożoności. Naprawa genów może być efektywnie realizowana tylko we względnie prostych przypadkach – np. przekroczenie czasu dysponowanego dla zadania lub przekroczenie okna czasowego, lub przydzielenie urządzenia, które nie może realizować danego zadania. Mechanizm naprawy genów będzie bardzo pracołłonny obliczeniowo, jednakże przy bardzo dużych trudnościach z uzyskaniem rozwiązania dopuszczalnego (wygenerowanie osobnika) jest konieczny.

4.5. Operatory mutacji

Nowa populacja powstała w skutek krzyżowania i selekcji jest poddawana mutacji wg zasad:

- Mutacja polega na zastąpieniu informacji przechowywanej w genie losową inną informacją w określonym zakresie zmienności.
- Mutacji może być poddany każdy gen w populacji.
- Zajęcie mutacji genu jest określone prawdopodobieństwem (względnie niskie).
- Jeżeli informacja mutująca jest w dopuszczalnym przedziale zmienności, jednak powoduje łamanie ograniczeń pierwszo i/lub drugorzędnych (w zależności od wersji zadania), to możliwe jest:
 - Podejmowanie dalszych prób mutacji, aż do skutku lub przekroczenia limitu powtórzeń.
 - Porzucenie próby mutacji danego genu.
 - W przypadku złamania ograniczenia drugorzędneho, w sytuacji, w której jest to dopuszczalne – nie podejmowanie działań.

- Próba naprawy genu.

- Stosowany jest współczynnik zmiany mutacji γ , powodujący zwiększanie prawdopodobieństwa mutacji z każdym kolejnym krokiem iteracyjnym algorytmu. Współczynnik przeciwdziała wytwarzaniu się jednorodnej pod względem genotypu populacji. Przy ustalonej liczbie pokoleń powinien uaktywniać się pod koniec działania algorytmu. Przy nieustalonej liczbie pokoleń możliwa jest aktywacja czasowa współczynnika zmiany mutacji, lub zmiana liniowa prawdopodobieństwa mutacji. Współczynnik mutacji powinien zostać określony eksperymentalnie.

4.6. Charakterystyka populacji dla zadania organizacji procesu magazynowego

Wstępnie ustalono, że do uruchomienia algorytmu organizacji procesu magazynowego należy określić:

- *Liczność populacji.* Przyjęto, że populacja ma stałą wielkość β . Podstawową trudność stanowi generowanie populacji początkowej, które przy pewnych układach ograniczeń jest wręcz niewykonalne. Z tego względu, w przypadkach o względnie prostej strukturze ograniczeń wielkość populacji będzie wynosiła od 40 do 80 osobników. W przypadku złożonej struktury ograniczeń należy przyjąć jako wielkość populacji maksymalną liczbę osobników, jaką udało się wygenerować (nawet 1!).
- *Liczba pokoleń.* Powinna być ustalana eksperymentalnie, przez obserwację wykresu zbieżności funkcji kryterium. Liczba pokoleń jest zależna od przebiegu procesu ewolucyjnego, a także od czasu przeznaczonego na działanie algorytmu. Liczba pokoleń rzędu 500 jest traktowana jako wyjściowa.
- *Parametry δ^{dzi} , δ^{rdz} i δ^{avg} ,* są dobierane eksperymentalnie. Wartości wyjściowe dla tych parametrów to: $\delta^{dzi} = 0,5\beta$, $\delta^{rdz} = 0,3\beta$, $\delta^{avg} = 0,2\beta$.
- *Prawdopodobieństwo krzyżowania.* Względnie wysokie. Wartość wyjściowa dla osobników wynosi 0,8.
- *Prawdopodobieństwo mutacji.* Względnie niskie. Wartość wyjściowa dla każdego genu wynosi 0,04.
- *Współczynnik zmiany prawdopodobieństwa mutacji γ .* Wartość należy ustalić eksperymentalnie w zależności od liczby pokoleń i tego, czy jest ona ustalona. Wpływ współczynnika γ należy obserwować na wykresie zbieżności funkcji dopasowania. Wyjściowa wartość współczynnika dla 500 pokoleń, to 1,2. Oznacza to, że prawdopodobieństwo mutacji w ostatnim pokoleniu będzie wynosiło 1,2 wartości tego prawdopodobieństwa w pierwszym pokoleniu. Oczywiście, prawdopodobieństwo mutacji nie może być większe niż 1.
- *Liczba cięć w chromosomach rodziców.* W zależności od decyzji: 2 lub 3. Wymieniane pomiędzy rodzicami powinny być sekcje nieprzystające.

5. PODSUMOWANIE

Zagadnienia harmonogramowania w zastosowaniach praktycznych w większości wypadków wymagają algorytmów heurystycznych dla uzyskania rozwiązań. Przedstawione zadanie optymalizacyjne charakteryzuje się następującymi cechami predestynującymi metody genetyczne do rozwiązania:

- Duża złożoność obliczeniowa zagadnienia (złożoność typu NP), nieliniowość.
- Duża liczba ograniczeń o znacznym wpływie na układ zmiennych decyzyjnych.
- Silna wzajemna współzależność ograniczeń, zwłaszcza w rozbudowanych przypadkach.
- Trudność w uzyskaniu przynajmniej jednego rozwiązania dopuszczalnego w złożonych przypadkach.

Przedstawiony kształt algorytmu genetycznego uwzględnia powyższe wymogi. Proponowana forma chromosomu z wykorzystaniem rozmytej formy zapisu ułatwia generowanie rozwiązania dopuszczalnego, co stanowi największą trudność. Uzyskanie rozwiązania dopuszczalnego dla złożonych przypadków jest uznawane za sukces. Doświadczenia potwierdzają, że uzyskane rozwiązania dopuszczalne poddają się racjonalizacji.

Następnym etapem badań jest implementacja algorytmu w postaci programu komputerowego i eksperymenty obliczeniowe mające na celu badanie różnych konfiguracji algorytmu i wyznaczenie wartości parametrów algorytmu.

Streszczenie

W artykule przedstawiono propozycję metody rozwiązania zadania optymalizacyjnego organizacji procesu magazynowego z wykorzystaniem algorytmu genetycznego. Organizacja procesu jest realizowana poprzez harmonogramowanie zadań i przydział zasobów do ich realizacji. Przeprowadzono dyskusję możliwości rozwiązania zadania metodami dokładnymi i wykazano znaczną złożoność obliczeniową problemu. Następnie przedstawiono algorytm programowania genetycznego służący do rozwiązania zadania. Omówiono strukturę chromosomu reprezentującego rozwiązanie zadania, sposób generowania populacji początkowej, podstawowe operatory genetyczne: dziedziczenia i selekcji, krzyżowania, mutacji oraz naprawy osobników. Omówiono podstawowe trudności implementacyjne algorytmu i zakres jego stosowania.

Słowa kluczowe: harmonogramowanie, proces magazynowy, optymalizacja, algorytmy genetyczne.

Genetic programming in scheduling warehousing process

Abstract

The paper presents proposition of genetic algorithm to solve optimization task of warehousing process organization. The organization is done through scheduling of warehousing tasks including allocation of human resources and equipment. The discussion about solving proposed task with precise methods revealed high computational complexity of the problem, so heuristic genetic algorithm to solve the task was proposed. The structure of chromosome representing feasible solution, methods of generating initial population, base genetic operators: inheritance and selection, crossover, mutation and fixing of individuals are described. The main implementation difficulties and the scope of application of the algorithm were discussed.

Key words: scheduling, warehousing process, optimization, genetic algorithm.

LITERATURA

- [1] Ambroziak T., Lewczuk K., A method for scheduling the goods receiving process in warehouse facilities, *Total Logistic Management. Annual No.1*, p. 7-14, AGH University of Science and Technology Press, Kraków 2008 r.
- [2] Ambroziak T., Lewczuk K., Problematyka buforowania przepływów materiałów w aspekcie harmonogramowania procesów transportu wewnętrznego, *Logistyka* 4/2010.
- [3] Ambroziak T., Lewczuk K., Wybrane aspekty harmonogramowania procesu magazynowego. Współczesne wyzwania transportu w logistyce, *Prace Naukowe PW Transport* z. 64 strony: 5-12, OWPW Warszawa 2008 r.
- [4] Ambroziak T.: *Metody i narzędzia harmonogramowania w transporcie*. Biblioteka Problemów eksploatacji. Wydawnictwo Instytutu Technologii i Eksploatacji – PIB, Warszawa 2007.
- [5] Błażewicz J., Ecker K., Pesch E., Schmidt G., Węglarz J.: *Handbook on Scheduling. From Theory to Applications*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2007.
- [6] Bruckner P., *Scheduling Algorithms*, (5-te wyd.), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007r.
- [7] Fijałkowski J. Racjonalizacja potencjału magazynowego w systemach logistycznych. Procedury analityczne i projektowe z przykładem. *Logistyka* 2/2012, str. 535-548.
- [8] Fijałkowski J.: *Transport wewnętrzny w systemach logistycznych*. Wybrane zagadnienia. OWPW, Warszawa 2003.
- [9] Findeisen W., Szymanowski J., Wierzbicki A., *Metody obliczeniowe optymalizacji*. Wydawnictwa Politechniki Warszawskiej, Warszawa 1973.
- [10] Frazelle E., *World-Class Warehousing and Material Handling*, McGraw-Hill 2002 r.
- [11] Goldberg D. E., *Algorytmy genetyczne i ich zastosowanie*, Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa 1998.
- [12] Jacyna M., Kłodawski M., Matematyczny model kształtowania strefy komisjonowania, *AUTOMATYKA* 2011, z. 2., tom 5., Wyd. AGH.
- [13] Lewczuk K. Organizacja procesu magazynowego a efektywność wykorzystania zasobów pracy. *Logistyka* 4/2011, str. 563-570.
- [14] Lewczuk K., *Metoda projektowania obiektów logistycznych w aspekcie harmonogramowania procesów transportu wewnętrznego – Rozprawa Doktorska*, Wydział Transportu PW, Warszawa 2010.
- [15] Michalewicz Z. *Algorytmy genetyczne + struktury danych = programy ewolucyjne*. Wyd. 2. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne. Warszawa 1999.
- [16] T'kindt V., Billaut J.-Ch.: *Multicriteria Scheduling: Theory, Models and Algorithms*, Springer, Berlin 2006.