УДК 621.3.049.771.14

Б.К. Лебедев, В.Б. Лебедев

РАСПРЕДЕЛЕНИЕ КОМПЛЕКСА ПРОГРАММ В МНОГОПРОЦЕССОРНЫХ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВЕ МЕТОДА КРИСТАЛЛИЗАЦИИ РОССЫПИ АЛЬТЕРНАТИВ*

Рассматривается однородная распределительная задача. Приведена постановка задачи. Рассмотрены достоинства и недостатки основных групп алгоритмов – точных и приближенных. На основе анализа разработанных алгоритмов (последовательных, итерационных, селективно-перестановочных и т.д.) сделан вывод о необходимости создания эффективного алгоритма, отвечающего современным требованиям на базе новых технологий и подходов. В работе на основе графического представления решения ОРЗ в виде двудольного графа предлагается новая парадигма комбинаторной оптимизации, базирующаяся на методе кристаллизации россыпи альтернатив. В методе кристаллизации россыпи альтернатив (Crystallization of alternatives field (CAF)) каждое решение формируется (представляется) множеством агентов. Каждому агенту соответствует множество альтернативных состояний. Каждый агент может находиться в одном из альтернативных состояний. Решение определяется совокупностью альтернативных состояний множества агентов. Предложены новые механизмы решения задач ОРЗ. Такие методы являются итеративными, эвристическими методами случайного поиска. Разработка новых алгоритмов проводилась на основе использования метаэвристик, заложенных в природных механизмах принятия решений. Наряду с метаэвристиками, на которых построены роевые алгоритмы, используется метаэвристика, с тенденцией к использованию альтернатив (вариантов компонентов) из наилучших найденных решений. В процессе эволюционной коллективной адаптации методами дискриминантного анализа формируются оценки приспособленности альтернатив. Приспособленность альтернатив рассматривается как вероятность ее использования в формируемом решении. Совокупность данных об альтернативах и их оценках составляет россыпь альтернатив. В процессе эволюционной коллективной адаптации производится вычленение из множества вариантов наиболее приспособленных альтернатив. Экспериментальные исследования проводились на ЭВМ типа IBM PC/AT. Временная сложность алгоритма имеет оценку $O(n^2)$, где n – число вершин двудольного графа. Для проведения объективных экспериментов были использованы тестовые задачи, представленные в литературе и Интернет. По сравнению с существующими алгоритмами достигнуто улучшение результатов от 2 до 6 %.

Однородная распределительная задача; двудольный граф; оптимизация; роевой интеллект; адаптивное поведение; метод кристаллизации россыпи альтернатив.

B.K. Lebedev, V.B. Lebedev

DISTRIBUTION COMPLEX PROGRAM IN A MULTIPROCESSOR COMPUTER SYSTEM BY CRYSTALLIZATION OF ALTERNATIVES FIELD METHOD

This paper considers the problem of uniform distribution (UD). Shows the formulation of the problem. The advantages and disadvantages of the main groups algorithms- exact and approximate. Based on the analysis of the developed algorithms (sequential, iterative, selectively commute, etc.) concluded on the need to create an efficient algorithm that meets modern requirements based on new technologies and approaches. In this paper, based on a graphic representation of the uniform distribution solution in the form of bipartite graph suggests a new paradigm of combinatorial optimization, based on the method of crystallization of alternatives field. In the crystallization of alternatives field method (CAF)) each solution is formed (seems) a plurality of agents. Each agent corresponds to a set of alternative states. Each agent can be in one of the al-

* Работа выполнена при поддержке Министерства образования и науки РФ. Проект № 8.823.2014.

ternative states. The decision is determined by a set of alternative states of the plurality of agents. Proposed new mechanisms for solving the problems of uniform distribution. Such methods are iterative, heuristic methods of random search. Development of new algorithms was based on the use of metaheuristics embedded in the natural decision-making mechanisms. Along with metaheuristics, which built swarms algorithms used metaheuristics, which tends to use alternatives (variants of components) of the best solutions found. In the process of evolutionary collective adaptation by methods of discriminate analysis are formed fitness of assessment alternatives. Fitness of alternatives is considered as a possibility of its use in the formed solution. The collection of data on alternatives and their assessments are deposit alternatives field. In the process of evolutionary adaptation made collective isolation of the many options the most adapted alternatives. Experimental studies were carried out on the computer type IBM PC / AT. The time complexity of the algorithm is an opinion O (n^2), where n - the number of vertices of a bipartite graph. For the objective of the experiments were used test tasks represented in the literature and the Internet. In comparison with existing algorithms to improve the results achieved from 2 to 6 %.

Uniform distribution; bipartite graph; optimization; swarm intelligence; adaptive behavior; crystallization of alternatives field method.

Введение. Одним из наиболее распространенных направлений исследований в области теории расписаний является исследование классических однородных распределительных задач (РЗ) [1]. Эти задачи возникают во многих сферах человеческой деятельности, в которых требуется организовать эффективное планирование работ, заданий, требований. Имеется некоторое число *работ* и некоторое число *исполнителей*. Любой исполнитель может быть назначен на выполнение любой (но только одной) работы, но с неодинаковыми затратами. Нужно распределить работы так, чтобы выполнить работы с минимальными затратами. Примером распределительной задачи является задача составления плана выполнения комплекса программ в многопроцессорных вычислительных системах [2]. В состав вычислительной системы входит набор параллельно работающих независимых процессоров, что позволяет выполнять сразу несколько программ одновременно. Вычислительная система может состоять как из идентичных, так и из различных по производительности процессоров.

Предполагается, что программа представляет собой неделимое целое, поэтому прерывание ее работы и передача на исполнение другому процессору, в общем случае, запрещены. Каждая программа может выполняться на любом из процессоров, при этом время исполнения программы зависит от ее сложности и от быстродействия процессора. Длительность выполнения программы считается заранее известной величиной. Если для исполнения программы требуются данные, получаемые в результате работы другой программы, то на множестве программ задается отношение порядка следования. В противном случае, программы считаются независимыми. Таким образом, требуется наилучшим по быстродействию или равномерности загрузки образом распределить выполнение комплекса программ на заданном множестве процессоров, а в случае наличия связи между программами, также определить последовательность их исполнения на каждом процессоре. Рассмотренная задача является минимаксной однородной распределительной задачей теории расписаний.

В силу того, что РЗ принадлежат к классу NP-полных задач, создание эффективных методов их решения является актуальной проблемой теории расписаний. Для решения однородных распределительных задач российскими и зарубежными учеными разработано большое количество методов и алгоритмов, различающихся как областью применения, так и эксплуатационными свойствами. Методы решения однородной распределительной задачи принято разделять на две большие группы: точные и приближенные. Одним из наиболее известных и эффективных точных методов решения РЗ являются алгоритмы, построенные по принципам метода ветвей и границ [3]. Однако этим алгоритмам свойственно экспоненциальное увеличение сложности решения относительно размерности РЗ, особенно, если распределяемые в задаче задания характеризуются небольшой вариацией значений их размеров. В работе [4] указаны два дефекта, присущие алгоритмам построенным по принципам метода ветвей и границ (МВГ), и предлагаются изменения (модификации), позволяющие сократить комбинационную сложность алгоритма Романовского [2]. Однако особенность МВГ заключается в том, что всегда найдется пример, решение которого "упрется» в полный перебор и несмотря на уменьшение комбинаторной сложности потребуются весьма значительные затраты времени, особенно для задач повышенной размерности.

Приближенные методы не гарантируют нахождения глобального оптимума распределительной задачи и ориентированы на получение некоторого приемлемого или допустимого решения [5, 6]. Несмотря на невысокую точность методов данного класса, главным их достоинством является высокая скорость решения, характеризующаяся полиномиальной или, даже, линейной зависимостью от порядка задачи. Наиболее распространенными приближенными методами являются так называемые списочные и эвристические методы. Списочные методы характеризуются, в основном, линейной сложностью решения относительно размерности задачи, поэтому крайне эффективны с точки зрения времени построения расписаний. Однако погрешность получаемых решений может достигать 30 % и не удовлетворять предъявляемым к ней на практике требованиям. Высокие вычислительные требования точных методов и низкая точность приближенных списочных методов обусловили интерес к применению эвристических подходов. Приведенный в [5–10] обзор, сравнение и анализ разработанных алгоритмов (последовательных, итерационных, селективно-перестановочных и т.д.) показывает, что для создания эффективного алгоритма, отвечающего современным требованиям, необходимы новые технологии и подходы. В последние годы интенсивно разрабатывается научное направление, объединяющее математические методы, в которых заложены принципы природных механизмов принятия решений [11–15]. Одним из таких направлений являются мультиагентные методы интеллектуальной оптимизации, базирующиеся на моделировании коллективного интеллекта [11–15].

Такие методы являются итеративными, эвристическими методами случайного поиска. Среди них особенно активно развиваются методы роевого интеллекта (Swarm Intelligence), в которых совокупность сравнительно простых агентов конструирует стратегию своего поведения без наличия глобального управления. Разработка новых алгоритмов заключается в изучении и использовании метаэвристик, заложенных в природных механизмах принятия решений [16].

В работе наряду с метаэвристиками, на которых построены роевые алгоритмы [11–15], используется метаэвристика, имеющая тенденцию к использованию альтернатив (вариантов компонентов) из наилучших найденных решений [17, 18]. В процессе эволюционной коллективной адаптации методами дискриминантного анализа формируются оценки приспособленности альтернатив. Приспособленность альтернатив рассматривается как вероятность ее использования в формируемом решении. Совокупность данных об альтернативах и их оценках составляет *россыпь альтернатив.* Дискриминантный анализ альтернатив в процессе эволюционной коллективной адаптации назван по аналогии с процессами вычленения объектов (формирования кристаллов) кристаллизацией. Другими словами, в процессе эволюционной коллективной адаптации производится вычленение из множества вариантов наиболее приспособленных альтернатив. Отсюда название метода оптимизации – *метод кристаллизации россыпи альтернатив (КРА), (Crystallization of alternatives field (CAF))* [16–20].

В работе излагается алгоритм решения однородной распределительной задачи на основе *метода кристаллизации россыпи альтернатив.* С этой целью разработана единая структура данных. С учетом особенностей единой структуры данных разработаны поисковый процесс, базирующийся на моделировании коллективной адаптации.

1. Постановка однородной распределительной задачи теории расписаний. Пусть исполнительная система (ИС) состоит из n идентичных, параллельно работающих исполнителей $E=\{e_i|i=1,2,\ldots,n\}$. На вход ИС поступает множество m независимых заданий (работ) $W=\{w_j|j=1,2,\ldots,m\}$, которые необходимо распределить между исполнителями. Известна стоимость (ресурс выполнения) каждого j-го задания r_j, и он одинаков для любого i-го исполнителя e_i. Таким образом, множеству W сопоставлено множество стоимостей $R=\{r_j|j=1,2,\ldots,m\}$. l-м решением однородной РЗ является множество $V^l=\{W^l_i|i=1,2,\ldots,n\}$, в котором подмножества заданий W^l_i отвечают обязательному свойству:

$$(\forall i,j)[((i\neq j)\&(W^l_i\in V^l)\&(W^l_j\in V^l))\rightarrow((W^l_i\cap W^l_j=\varnothing)\&(\cup W^l_i=W))]. \qquad (1)$$

Запланированная вариантом решения V^l загрузка заданиями каждого исполнителя e_i оценивается ресурсом

$$R^l_i=\sum_k r_k;\ \text{где } r_k\ |w_k\in W^l_i\,. \qquad (2)$$

В качестве оценки решения V^l рассматривается величина

$$F^l=\max_i(R^l_i) \qquad (3)$$

Наиболее распространённым критерием оптимизации однородной РЗ является «минимаксный» критерий:

$$F=\min_l F^l=\min_l\max_i(R^l_i) \qquad (4)$$

Это связано с тем, что в большинстве реальных распределительных задач наиболее часто возникает задача минимизации времени выполнения всего комплекса заданий на заданной исполнительной системе. Поскольку, чем быстрее исполнительная система обслуживает поступаемые на выполнение задания, тем выше ее производительность, а значит, и выше экономическая эффективность предприятия, использующего данную систему.

Представим решение распределительной задачи в виде двудольного графа $H^l=(E\cup W,U^l)$, где $E=\{e_i|i=1,2,\ldots,n\}$ – множество вершин (первая доля), соответствующих множеству исполнителей, а $W=\{w_j|j=1,2,\ldots,m\}$ – множество вершин (вторая доля), соответствующих множеству заданий (работ). U^l – множество ребер, связывающих вершины множества E с вершинами множества W. Для наглядности представления конкретного решения V^l сгруппируем множество заданий W в подмножества (рис. 1).

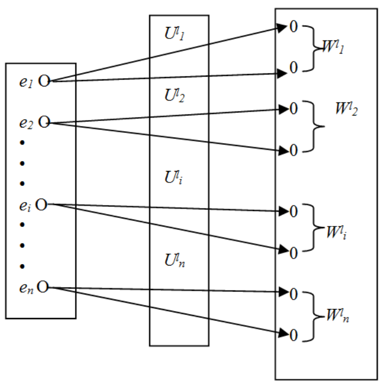

Рис. 1. Двудольный граф–решение ОРЗ

Пусть U^l_i множество ребер двудольного графа H^l, связывающих вершину e_i с вершинами множества W^l_i. $\cup U^l_i=U^l$. Отличительной особенностью представленного двудольного графа $H^l=(E\cup W, U^l)$ является то, что число ребер множества U^l_i равно числу вершин множества W^l_i. Каждое ребро $u_z\in U^l_i$, с одной стороны, инцидентно вершине e_i, а, с другой стороны, инцидентно одной и только вершине $w_k\in W^l_i$. Назовем двудольный граф, представляющий решение V^l, граф–решением H^l. Отметим, что локальная степень любой вершины $w_j\in W$ равна единице, а локальная степень вершины e_i равна мощности множества W^l_i, т.е. $\rho(w_j)=1$, $\rho(e_i)= | W^l_i|$.

В работе поиск решения V^l сводится к поиску на полном двудольном графе H_{nm} такого граф–решения H^l, для которого оценка F^l имеет минимальное значение.

2. Решение однородной распределительной задачи на основе метода кристаллизации россыпи альтернатив. В методе кристаллизации россыпи альтернатив [18] каждое решение формируется (представляется) множеством агентов. Каждому агенту соответствует множество альтернативных состояний. Каждый агент может находиться в одном из альтернативных состояний. Решение определяется совокупностью альтернативных состояний множества агентов.

В рассмотренной задаче ОРЗ агентами являются работы $W=\{w_j|j=1,2,\dots,m\}$, а альтернативами – исполнители $E=\{e_i|i=1,2,\dots,n\}$. Другими словами, каждому агенту w_j (работе) соответствует множество альтернативных состояний (исполнителей) $E=\{e_i|i=1,2,\dots,n\}$. Для всех агентов (работ) задан один и тот же набор вариантов состояний E. Каждой агент может находиться только в каком-то одном состоянии, т.е. каждая работа выполняется только одним исполнителем. С другой стороны, некоторое подмножеством агентов может быть в одном и том же состоянии. Другими словами, один исполнитель e_i может выполнять некоторое подмножество работ W^l_i стоимостью R_i^l . Каждое решение $V^l =\{ v^l_j |j=1,2,\dots,m\}$ определяется совокупностью альтернативных состояний v^l_j в которых находятся агенты множества W, где v^l_j – состояние агента w_j в решении V^l. С другой стороны, $V^l=\{W^l_i |i=1,2,\dots,n\}$, где W^l_i – множество агентов (работ), реализующих одно и тоже состояние e_i (один и тот же исполнитель).

Под *россыпью альтернатив* (РА) решения в работе называется структура данных, несущая информацию об альтернативах агентов в данном решении и об оценке этого решения. Алгоритм оперирует с множествами решений и реализует эволюционную стратегию случайного направленного поиска решения. В процессе поиска множество *оценки решений* трансформируется в *интегральные оценки альтернатив*. На каждом шаге в соответствии с интегральными оценками альтернатив производится генерация новых решений и пересчет интегральных оценок. При этом происходит рост оценок лучших альтернатив и снижение оценок худших альтернатив. Происходит процесс аналогичный кристаллизации. Лучшие альтернативы, обеспечивающие лучшие решения, как бы выкристаллизовываются (вычленяются) в процессе эволюционного поиска.

Представим решение V^l в виде совокупности векторов $X_l=\{X_{jl}| j=1, 2, \dots, m\}$, которую назовем россыпью альтернатив (РА). Каждый вектор $X_{jl} =\{x_{ijl}| i=1,2,\dots,n\}$ соответствует агенту w_j. Размерность вектора X_{jl} определяется числом возможных состояний агента w_j. В векторе X_{jl} только один элемент x_{ijl}, соответствующий состоянию v^l_j, в котором находится агент w_j, имеет значение, отличное от нуля и это значение равно оценке F^l этого решения. Остальные элементы вектора X_{jl} имеют нулевые значения

Таким образом, в векторе X_{jl} хранится информация о состоянии, реализованном агентом w_j в решении V^l и об оценке F^l этого решения.

Пример. Решение V^l формируется четырьмя агентами. Агенты имеют 5 возможных состояний (e_1, e_2, e_3, e_4, e_5). В решении V^l агентами w_j реализованы следующие состояния: $w_1 - e_2$, $w_2 - e_5$, $w_3 - e_4$, $w_4 - e_1$. Значение целевой функции F^l =7. Тогда россыпь альтернатив для решения $V^l{}_k$ имеет вид, представленный на рис. 2.

X_{1l}	0	7	0	0	0
X_{2l}	0	0	0	0	7

X_{3l}	0	0	0	7	0
X_{4l}	7	0	0	0	0

Рис. 2. Россыпь альтернатив решения V^l

Отметим, что в случае равенства числа вариантов у всех альтернатив россыпь альтернатив удобно представлять в виде матрицы, строка которой соответствует альтернативе, а столбец – номеру варианта.

3. Алгоритм решения задачи ОРЗ методом кристаллизации россыпи альтернатив.

1. Генерация начального множества решений V путем выбора агентами случайным образом альтернатив. Расчет оценок всех решений.

2. Сужение сгенерированного множества решений V до заданного размера $V1$, путем отбрасывания худших решений. Определение у сформированного множества решений $V1 =\{V^l \mid l=1,2,\ldots,n_l\}$ решения с лучшим значением оценки $f^{\#}$ и худшим значением – $f^{\,0}$. Формирование россыпи альтернатив X_l для каждого решения V^l множества $V1$.

3. Формирование интегральной россыпи альтернатив X^*1 путем объединения всех россыпей альтернатив X_l.

3.1. Пусть агентом w_j альтернатива e_i была выбрана в n_{ij} решениях множества V.

Если $n_{ij}\neq 0$, то элементы x^*_{ij} интегральной россыпи альтернатив $X^*=\{X^*_j|j=1,2,\ldots,m\}$, $X^*_i=\{x^*_{ij}|i=1,2,\ldots,n\}$ принимают значения, вычисляемые по формуле:

$$x^*_{ij} =\gamma\cdot(\textstyle\sum_l x_{ijl})/n_{ij}\,, \tag{5}$$

где γ – управляющий параметр, который подбирается экспериментально.

Фактически x^*_{ij} является средним значением оценок решений, в которых агентом w_j была реализована альтернатива e_i.

3.2. Если $n_{ij}=0$, то производится коррекция (дополнение) интегральной россыпи альтернатив. (Обоснование необходимости коррекции будет приведено ниже). Выбирается параметр Q, лежащий в границах $f^0\leq Q\leq f^{\#}$. Сущность коррекции заключается в том, что всем элементам x^*_{ij} интегральной россыпи альтернатив, соответствующим альтернативам e_i с нулевым значением n_{ij}, присваивается значение $\gamma\cdot Q$.

Пример. Произведем интеграцию решений и построим интегральную россыпь альтернатив множества решений $V =\{V^1, V^2, V^3\}$. Агентами в каждом из решений реализованы следующие альтернативы V^1: $w_1 - e_2$, $w_2 - e_5$, $w_3 - e_4$, $w_4 - e_1$. V^2:: $w_1 - e_4$, $w_2 - e_3$, $w_3 - e_3$, $w_4 - e_1$. V^3: $w_1 - e_2$, $w_2 - e_5$, $w_3 - e_4$, $w_4 - e_3$.. F_1 =7, F_2 =6, F_3 =11.

Россыпи альтернатив множества решений $\{V^1, V^2, V^3\}$представлены на рис. 3. Лучшее значение оценки решения $f^{\,\#}$=11, худшее значение – $f^{\,0}$=6. Выбирается параметр Q, лежащий в границах $f^{\,0}\leq Q\leq f^{\,\#}$. Пусть Q =8.

X_{11}	0	7	0	0	0
X_{21}	0	0	0	0	7
X_{31}	0	0	0	7	0
X_{41}	7	0	0	0	0

X_{12}	0	0	0	6	0
X_{22}	0	0	6	0	0
X_{32}	0	0	6	0	0
X_{42}	6	0	0	0	0

X_{13}	0	11	0	0	0
X_{23}	0	0	0	0	11
X_{33}	0	0	0	11	0
X_{43}	0	0	11	0	0

Рис. 3. Россыпи альтернатив решений $\{V^1, V^2, V^3\}$

Произведем расчет значений элементов x^*_{ij} интегральной россыпи альтернатив по формуле 1. n_{11}=0, x^*_{11}= 0. n_{12}=2, x^*_{12}= (7+0+11)/2=9. n_{13}=0, x^*_{13}=0. n_{14}=1, x^*_{14}= 6. n_{15}=0, x^*_{15}= 0.

Интегральная россыпь альтернатив представлена на рис. 4. Производим коррекцию интегральной россыпи альтернатив. Всем элементам с нулевым значением присваиваем значение Q =8 (рис. 5).

Первые три пункта составляют подготовительный этап работы алгоритма.

Начиная с п. 4, выполняется итерационная процедура эволюционного поиска решения.

4. Формирование распределения вероятностей выбора альтернатив агентами. Сущность этой операции заключается в том, что всем элементам x^*_{ij} интегральной россыпи альтернатив ставится в соответствии значение *вероятности* p_{ij} выбора агентом w_j состояния e_i. Расчет вероятностей осуществляется по формуле

$$p_{ij} = x^*_{ij} / (\textstyle\sum_j x^*_{ij}). \qquad (6)$$

Рассмотрим расчет вероятностей альтернатив для первого агента.

p_{11}= p_{13}= p_{15}= 8/(8+9+8+6+8)=8/39. p_{12}=9/39, p_{14}=6/39.

После расчета вероятностей альтернатив для остальных агентов нашего примера интегральная россыпь вероятностей альтернатив X^p примет вид (рис. 6).

Вернемся к пояснению действий, производимых в п. 3.4. После построения начальной интегральной россыпи альтернатив отдельные элементы могут иметь нулевые значения. Это значит, что соответствующие им вероятности, рассчитываемые по формуле (6), будут иметь нулевые значения и соответствующие альтернативы будут исключены из рассмотрения в самом начале процесса поиска. Чтобы не допустить исключения альтернатив из рассмотрения, производится коррекция начальной интегральной россыпи альтернатив, т.е. всем элементам с нулевым значением присваиваем значение Q, лежащее в границах $f^0 \le Q \le f^\#$.

X^*_{1l}	0	9	0	6	0
X^*_{2l}	0	0	6	0	9

X^*_{3l}	0	6	0	9	0
X^*_{4l}	6,5	0	11	0	0

Рис. 4. Интегральная россыпь альтернатив

X^*_{1k}	8	9	8	6	8
X^*_{2k}	8	8	6	8	9

X^*_{3k}	8	6	8	9	8
X^*_{4k}	6,5	8	11	8	8

Рис. 5. Интегральная россыпь альтернатив после коррекции

X^p_1	8/39	9/39	8/39	6/39	8/39
X^p_2	8/39	8/39	6/39	8/39	9/39
X^p_3	8/39	6/39	839	9/39	8/39
X^p_4	6,5/41,5	8/41,5	11/41,5	8/41,5	8/41,5

Рис. 6. Интегральная россыпь вероятностей альтернатив

5. На базе интегральной россыпи вероятностей альтернатив X^p формируется множество решений $V2$. Агентами выбираются альтернативы случайным образом, но в соответствии распределениями вероятностей, задаваемыми россыпью вероятностей альтернатив X^p.

6. Сужение сгенерированного множества решений до заданного размера путем отбрасывания худших решений. Выбор лучшего решения среди множеств *V1* и *V2*.

Если выполнено заданное число итераций, то переход к п. 10, в противном случае переход к п. 7.

7. Формирование россыпи альтернатив X_l для каждого решения множества *V2*.

Формирование интегральной россыпи альтернатив X^*2 путем объединения всех россыпей альтернатив, соответствующих множеству решений *R2*.

8. Объединение интегральной россыпи альтернатив X^*1 с интегральной россыпью альтернатив X^*2. $X^*1= X^*1 \cup X^*2$. Объединение производится по следующему правилу:

$$(x^*_{ij})1=((x^*_{ij})1+(x^*_{ij})2)/2.$$

Таким образом, формируется среднее значение параметра x^*_{ij}.

9. Производится уменьшение значений элементов интегральной россыпи альтернатив по формуле

$$x^*_{ij} = \rho \cdot x^*_{ij},$$

где ρ – коэффициент обновления (0,93–0,99).

Этот пункт (прием) выполняется исходя из следующих соображений.

Поскольку худшие альтернативы выбираются реже и их оценки меньше лучших, то интегральные оценки лучших альтернатив растут быстрее худших. Периодическое уменьшение значений элементов интегральной россыпи альтернатив приводит к ускоренному снижению оценок худших альтернатив, фактическому обнулению худших интегральных оценок и, следовательно, к уменьшению вероятности выбора соответствующих им альтернатив.

Переход к п. 4.

10. Завершение работы алгоритма. Фиксация и вывод лучшего решения.

Платформой для организации эволюционной процедуры поиска является интегральная россыпь альтернатив (ИРА) на базе сгенерированного множества решений: $V1 =\{V^l | l=1,2,\ldots,n_l\}$ $V^l =\{v^l_j \, | j=1,2,\ldots,m\}$. Поэтому нет необходимости в построении для каждого решения индивидуальной россыпи альтернатив. В работе индивидуальная россыпь альтернатив решения используется как виртуальное описание для изложения сущности предложенного метода оптимизации. Процесс генерации каждого решения заключается в генерации вектора $V^l =\{ v^l_j \, | j=1,2,\ldots,m\}$ и расчете оценки F^l-решения. А затем на базе этой информации строится интегральная россыпь альтернатив для множества решений.

Для усиления различия вероятностей выбора альтернатив предлагается модифицированная формула расчета вероятностей. В интегральной россыпи альтернатив отыскивается элемент с минимальным значением $(x^*_{ij})_{min}$. Выбирается параметр $q< (x^*_{ij})_{min}$. Модифицированная формула имеет вид

$$p_{ij} = (x^*_{ij} - q)/(\textstyle\sum_j (x^*_{ij} - q)).$$

4. Экспериментальные исследования. Алгоритм решения однородной распределительной задачи был реализован на языке C++ в среде Windows. Экспериментальные исследования проводились на ЭВМ типа IBM PC/AT. Проведение экспериментов преследовало две цели: исследование эффективности и качества механизмов алгоритма кристаллизации россыпи альтернатив для решения однородной распределительной задачи. Для этих целей была использована процедура синтеза *контрольных примеров с известным оптимумом.*

Первой целью являлось исследование влияния управляющих операторов, таких как размер начального множества решений $|V|=n_0$, количество итераций, редукция сгенерированного множества решений Ω, параметров управляющих процессом уменьшение значений элементов интегральной россыпи альтернатив и т.д.

Временная сложность алгоритма имеет оценку $O(n^2)$, где n – число вершин двудольного нрафаграфа. Эксперименты показали, что в 96 % случаев пространство синтезированных решений включает глобальное оптимальное решение.

При исследовании сходимости алгоритма для каждого эксперимента запоминался номер генерации, после которой не наблюдалось улучшения оценки. В каждой серии из 50 испытаний определялись минимальный и максимальный номера генерации. Кроме этого, рассчитывалось среднее значение числа генераций, после которого не наблюдалось улучшения оценки. Для каждой серии испытаний определялось лучшее решение, которое фактически являлось оптимальным. В результате экспериментов установлено, что при объеме популяции $M=90$ алгоритм сходится в среднем на 110 итерации. При этом отклонения в сторону увеличения этой оценки составлял до 16 %, а в сторону уменьшения до 15 %.

Сравнение значений критерия, полученных алгоритмом кристаллизации россыпи альтернатив дерева на тестовых примерах, с известным оптимумом показало, что у 82 % примеров полученное решение было оптимальным, у 13 % примеров решения были на 3 % хуже оптимального, а у 5% примеров решения были хуже не более чем на 2 %.

Для проведения объективных экспериментов были использованы тестовые задачи, представленные в литературе и Интернет. Для составления достоверных выводов был проведен не один, а серия опытов-экспериментов. По сравнению с существующими алгоритмами [3–10] достигнуто улучшение результатов от 2 до 6 %.

Заключение. Использована новая парадигма мультиагентного метода интеллектуальной оптимизации, базирующаяся на моделировании коллективного интеллекта. Рассмотрены ключевые моменты анализа альтернатив в процессе эволюционной коллективной адаптации, названной по аналогии с процессами вычленения объектов (формирования кристаллов) кристаллизацией. Путем незначительной модификации структуры россыпи альтернатив рассмотренный алгоритм решения однородной распределительной задачи способен решать задачу о назначениях.

Экспериментальные исследования показали, что алгоритмы на основе предлагаемого подхода могут давать лучшие результаты, чем при использовании методов пчелиной и муравьиной колоний по отдельности. Источником усовершенствования может стать более адекватный подбор управляющих параметров. Другой проблемой является выбор очередности рассматриваемых работ, что может способствовать снижению целевой функции. Повышения качества можно добиться с помощью интеграции различных методов роевого интеллекта [12]. Перспективными путями улучшения алгоритмов решения ОРЗ являются исследования принципов формирования базового множества альтернатив ориентированного на оптимизацию рассмотренных выше критериев.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Лазарев А.А., Гафаров Е.Р.* Теория расписаний. Задачи и алгоритмы. – М.: МГУ им. М.В. Ломоносова, 2011. – 222 с.
2. *Ларионов А.М., Майоров С.А., Новиков Г.И.* Вычислительные комплексы, системы и сети. – СПб.: Энергоатомиздат, 1987. – 256 с.
3. *Романовский И.В.* Алгоритмы решения экстремальных задач. – М.: Наука, 1977. – 352 с.
4. *Нейдорф Р.А., Жикулин А.А.* Быстродействующая модификация алгоритма оптимизации решения // Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «AIS-IT'14». Научное издание в 4-х томах. Т. 1. – М.: Физматлит, 2010. – С. 15-22.
5. *Кобак В.Г., Будиловский Д.М.* Сравнительный анализ приближенных алгоритмов решения минимаксной задачи для однородных приборов // Вестник ДГТУ. – 2006. – № 4. – С. 327-334.
6. *Нейдорф Р.А., Филиппов А.В., Ягубов З.Х.* Перестановочный алгоритм биэкстремального решения однородной распределительной задачи // Вестник ДГТУ. – 2011. – Т. 11, № 5 (56).

7. *Нейдорф Р.А., Жикулин А.А.* Исследование вариантов модификации приближенных алгоритмов решения однородных распределительных задач, повышающих их эффективность // Инновация, экология и ресурсосберегающие технологии (ИнЭРТ-2012): Труды X Междунар. науч.-техн. форума. – Ростов-на-Дону: ИЦ ДГТУ, 2012. – С. 370-375.
8. *Нейдорф Р.А., Жикулин А.А.* Селективно-перестановочный метод приближенного решения однородной распределительной задачи. Комбинационные перестановки // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 7 (144). – С. 167-172.
9. *Плотников В.Н., Зверев В.Ю.* Методы быстрого распределения алгоритмов в вычислительных системах // Техническая кибернетика. – 1974. – № 3.
10. *Будиловский Д.М.* Генетический подход к решению минимаксной задачи в однородных системах обработки информации // Математические методы в технике и технологиях. – 2006. – Т. 2, № 19.
11. *Dorigo M. and Stützle T.* Ant Colony Optimization. MIT Press, Cambridge, MA, 2004.
12. *Лебедев О.Б.* Модели адаптивного поведения муравьиной колонии в задачах проектирования: Монография. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2013.
13. *Лебедев В.Б., Лебедев О.Б.* Роевой интеллект на основе интеграции моделей адаптивного поведения муравьиной и пчелиной колоний // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 7 (144). – С. 41-47.
14. *Лебедев Б.К., Лебедев О.Б.* Моделирование адаптивного поведения муравьиной колонии при поиске решений, интерпретируемых деревьями // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 7 (132). – С. 27-35.
15. *Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б.* Разбиение на основе моделирования адаптивного поведения биологических систем // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2010. – № 2. – С. 28-34.
16. *Raidl G.R.* A Unified View on Hybrid Metaheuristics. In: Lecture Notes in Computer Science. Springer-Verlag. – 2006. – P. 1-12.
17. *Лебедев Б.К., Лебедев В.Б.* Оптимизация методом кристаллизации россыпи альтернатив // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 7 (144). – С. 11-17.
18. *Лебедев Б.К., Лебедев В.Б.* Метод кристаллизации россыпи альтернатив // Сборник научных трудов VII Международной научно-практической конференции “Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте”. Т. 2. – М.: Физматлит, 2013. – С. 903-912.
19. *Лебедев Б.К., Лебедев В.Б.* Глобальная трассировка методом кристаллизации россыпи альтернатив // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2014. – № 7 (156). – С. 42-51.
20. *Лебедев Б.К., Лебедев В.Б.* Построение кратчайших связывающих соединений методом кристаллизации россыпи альтернатив // МЭС-2014. VI Всероссийская научно-техническая конференция «Проблемы разработки перспективных микро- и наноэлектронных систем – 2014». Сборник трудов / Под общ. ред. Академика РАН А.Л. Стемпковского. – М.: ИППМ РАН, 2014. Ч. I. – С. 177-183.

REFERENCES

1. *Lazarev A.A., Gafarov E.R.* Teoriya raspisaniy. Zadachi i algoritmy [Theory schedules. Problems and algorithms]. Moscow: MGU im. M.V. Lomonosova, 2011, 222 p.
2. *Larionov A.M., Mayorov S.A., Novikov G.I.* Vychislitel'nye kompleksy, sistemy i seti [Computing complexes, systems and networks]. St. Petersburg: Energoatomizdat, 1987, 256 p.
3. *Romanovskiy I.V.* Algoritmy resheniya ekstremal'nykh zadach [Algorithms for solving extremal problems]. Moscow: Nauka, 1977, 352 p.
4. *Neydorf R.A., Zhikulin A.A.* Bystrodeystvuyushchaya modifikatsiya algoritma optimizatsii resheniya [Fast-acting modification of the algorithm to optimize the solution], Trudy kongressa po intellektual'nym sistemam i informatsionnym tekhnologiyam «AIS-IT’14». Nauchnoe izdanie [Proceedings of the Congress on intellectual systems and information technologies "AIS-IT'14". Scientific publication] in 4 vol. Vol. 1. Moscow: Fizmatlit, 2010, pp. 15-22.
5. *Kobak V.G., Budilovskiy D.M.* Sravnitel'nyy analiz priblizhennykh algoritmov resheniya minimaksnoy zadachi dlya odnorodnykh priborov [Comparative analysis of approximate algorithms for solving the minimax problem for homogeneous devices], *Vestnik DGTU* [Vestnik of DSTU], 2006, No. 4, pp. 327-334.
6. *Neydorf R.A., Filippov A.V., Yagubov Z.Kh.* Perestanovochnyy algoritm biekstremal'nogo resheniya odnorodnoy raspredelitel'noy zadachi [Permutation algorithm bitstreaming solution of the homogeneous distribution tasks], *Vestnik DGTU* [Vestnik of DSTU], 2011, Vol. 11, No. 5 (56).

7. *Neydorf R.A., Zhikulin A.A.* Issledovanie variantov modifikatsii priblizhennykh algoritmov resheniya odnorodnykh raspredelitel'nykh zadach, povyshayushchikh ikh effektivnost' [The study of variants of approximate algorithms for solving homogeneous distribution of tasks, increasing their efficiency], *Innovatsiya, ekologiya i resursosberegayushchie tekhnologii (InERT-2012): Trudy X Mezhdunar. nauch.-tekhn. foruma* [Innovation, ecology and resource saving technologies (Inert-2012): proceedings of the X International scientific-technical forum]. Rostov-on-Don: ITs DGTU, 2012, pp. 370-375.
8. *Neydorf R.A., Zhikulin A.A.* Selektivno-perestanovochnyy metod priblizhennogo resheniya odnorodnoy raspredelitel'noy zadachi. Kombinatsionnye perestanovki [Selective-permutation method for finding an approximate solution of the open shop scheduling problem. Combinational permutations], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 7 (144), pp. 167-172.
9. *Plotnikov V.N., Zverev V.Yu*. Metody bystrogo raspredeleniya algoritmov v vychislitel'nykh sistemakh [Quick methods of distribution algorithms in computer systems], *Tekhnicheskaya kibernetika* [Engineering Cybernetics], 1974, No. 3.
10. *Budilovskiy D.M*. Geneticheskiy podkhod k resheniyu minimaksnoy zadachi v odnorodnykh sistemakh obrabotki informatsii [Genetic approach to solving the minimax problem in homogeneous information processing systems], *Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiyakh* [Mathematical methods in technics and technologies], 2006, Vol. 2, No. 19.
11. *Dorigo M. and Stützle T*. Ant Colony Optimization. MIT Press, Cambridge, MA, 2004.
12. *Lebedev O.B.* Modeli adaptivnogo povedeniya murav'inoy kolonii v zadachakh proektirovaniya: Monografiya [Models of adaptive behaviour of ant colonies in the problems of design: the Monograph]. Taganrog: Izd-vo YuFU, 2013.
13. *Lebedev V.B., Lebedev O.B.* Roevoy intellekt na osnove integratsii modeley adaptivnogo povedeniya murav'inoy i pchelinoy koloniy [Swarm intelligence on the basis of the adaptive behaviour models integration of the ant and beer colonies], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 7 (144), pp. 41-47.
14. *Lebedev B.K., Lebedev O.B.* Modelirovanie adaptivnogo povedeniya murav'inoy kolonii pri poiske resheniy, interpretiruemykh derev'yami [Modelling of an ant colony adaptive behaviour by search of the decisions interpreted by trees], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2012, No. 7 (132), pp. 27-35.
15. *Kureychik V.M., Lebedev B.K., Lebedev O.B.* Razbienie na osnove modelirovaniya adaptivnogo povedeniya biologicheskikh sistem [Partitioning based on simulation of adaptive behavior of biological systems], *Neyrokomp'yutery: razrabotka, primenenie* [Neurocomputers: Development, Application], 2010, No. 2, pp. 28-34.
16. *Raidl G.R.* A Unified View on Hybrid Metaheuristics. In: Lecture Notes in Computer Science. Springer-Verlag, 2006, pp. 1-12.
17. *Lebedev B.K., Lebedev V.B.* Optimizatsiya metodom kristallizatsii rossypi al'ternativ [Optimization by the crystallization of alternatives field (CAF) METHOD], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 7 (144), pp. 11-17.
18. *Lebedev B.K., Lebedev V.B.* Metod kristallizatsii rossypi al'ternativ [The method of crystallization placers alternatives], *Sbornik nauchnykh trudov VII Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii "Integrirovannye modeli i myagkie vychisleniya v iskusstvennom intellekte"* [Proceedings of the VII International scientific-practical conference "Integrated models and soft computations in artificial intelligence"]. Vol. 2. Moscow: Fizmatlit, 2013, pp. 903-912.
19. *Lebedev B.K., Lebedev V.B.* Global'naya trassirovka metodom kristallizatsii rossypi al'ternativ [Global routing by crystallization of alternatives field (CAF) METHOD], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2014, No. 7 (156), pp. 42-51.
20. *Lebedev B.K., Lebedev V.B.* Postroenie kratchayshikh svyazyvayushchikh soedineniy metodom kristallizatsii rossypi al'ternativ [The construction of shortest paths linking compounds by the method of crystallization placers alternatives], *MES-2014. VI Vserossiyskaya nauchno-tekhnicheskaya konferentsiya «Problemy razrabotki perspektivnykh mikro- i nanoelektronnykh sistem – 2014». Sbornik trudov* [MES-2014. VI all-Russian scientific-technical conference "problems of development of perspective micro- and nanoelectronic systems – 2014". Proceedings of the], Under the General ed. Akademika RAN A.L. Stempkovskogo. Moscow: IPPM RAN, 2014. Part I, pp. 177-183.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Ю.А. Гатчин.

Лебедев Борис Константинович – Южный федеральный университет; e-mail: lebedev.b.k@gmail.com; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 89282897933; кафедра систем автоматизированного проектирования; профессор.

Лебедев Владимир Борисович – Таганрогский политехнический институт Донского государственного технического университета; e-mail: lebvlad@rambler.ru; 347920, г. Таганрог, ул. Петровская, 109 а; тел.: 88634623538; декан высшего профессионального образования; доцент.

Lebedev Boris Konstantinovich – Southern Federal University; e-mail: lebedev.b.k@gmail.com; 44, Nekrasovsky, Taganrog, 347928, Russia; phone: 89282897933; the department of computer aided design; professor.

Lebedev Vladimir Borisovich – Taganrog Polytechnic Institute Don State Technical University; e-mail: lebvlad@rambler.ru; 109 a, Petrovskaya street, Taganrog, 347920, Russia; phone: +78634623538; dean of Higher Professional Education; associate professor.

УДК 004.272.2

Е.С. Балака, А.Н. Щелоков

СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ СТРУКТУРЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ КАНАЛОВ МОДУЛЯРНОГО УСТРОЙСТВА ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ НАДЕЖНОСТИ ВЫЧИСЛЕНИЙ

Возможность повышения надежности цифровых устройств путем применения кодов, способных обнаруживать и исправлять возникающие в процессе вычислений ошибки, является альтернативой мажоритарным методам резервирования, обладающим характерной для них высокой избыточностью. Наилучшим базисом для построения таких кодов может служить модулярная арифметика. Корректирующие возможности модулярных кодов известны давно. Однако на практике, широкого применения они не получили. В первую очередь, это связано с аппаратными расходами на реализацию алгоритмов кодирования и декодирования (немодульные операции), которые носят последовательно-параллельный характер. Встает актуальная задача сокращения аппаратных затрат на реализацию немодульных операций. В данной работе предлагается принципиально новый подход к построению вычислительных каналов модулярного устройства, основанный на бимодульной арифметике, обладающей внутренней избыточностью в представлении операндов. Предложенный авторами способ однотипного кодирования компонент представления вычетов позволил свести вычисления от модуля p к модулю (p–1). Тем самым стало возможным реализовать параллельную структуру модульного канала и организовать контроль вычислений по каждому модулю p модулярного устройства. Результаты экспериментов показали, что разработанный комплекс методов по повышению защиты модулярного устройства от сбоев позволяет сократить аппаратные затраты по сравнению с резервированием – затраты на контрольное оборудование составили 40 % относительно незащищенной схемы, при потере производительности на 7 %.

Корректирующие коды модулярной арифметики; бимодульная арифметика; архитектурная сбоеустойчивость.

E.S. Balaka, A.N. Schelokov

IMPROVING THE STRUCTURE OF COMPUTATION CHANNELS RNS-BASED DEVICE FOR ENHANCING THE RELIABILITY OF THE CALCULATION

Opportunity to improve the reliability of digital devices through the use of codes that can detect and correct calculations involved in making mistakes is an alternative to the majority of redundancy having their characteristic high redundancy. Best basis for constructing such codes