

Раздел V. Новые информационные технологии

УДК 658.512.2.011.5

Л.А. Гладков, Н.В. Гладкова

ГИБРИДНЫЙ АЛГОРИТМ РЕШЕНИЯ ТРАНСПОРТНЫХ ЗАДАЧ С ОГРАНИЧЕНИЕМ ПО ВРЕМЕНИ*

Рассматриваются новые подходы к решению задач маршрутизации автотранспорта. Обоснована актуальность и важность решения подобного рода задач для повышения эффективности и развития транспортной инфраструктуры регионов. Отмечено, что особый интерес представляют некоторые классы задач маршрутизации автотранспорта, в частности транспортная задача с ограничением по времени. Приведена математическая постановка задачи маршрутизации автотранспорта в терминах теории графов. Определена функция оценки качества получаемых решений. Сформулированы и записаны в виде математических выражений ограничения рассматриваемой оптимизационной задачи. Разработана методика кодирования решений для использования их в генетическом алгоритме. Предложены новые модификации операторов кроссинговера и мутации, направленные на повышение разнообразия текущей популяции и преодоление локальных оптимумов. Приведена структура разработанного алгоритма. На основе проведенного анализа установлено, что для эффективности подобных задач необходима разработка новых методов, позволяющих осуществлять динамическое изменение параметров алгоритма и при необходимости видоизменять структуру алгоритма. Предложены новые подходы к построению гибридных методов решения на основе сочетания методов генетического поиска и нечетких математических моделей и лингвистических переменных. Описан принцип действия и показан механизм работы нечеткого логического контроллера. Приведены примеры управляющего воздействия на параметры генетического алгоритма со стороны нечеткого логического контроллера. Проведены серии вычислительных экспериментов для анализа и сравнения качества получаемых решений с результатами известных тестовых примеров (бенчмарков). На основании анализа сделаны выводы о достоинствах и недостатках предложенного алгоритма.

Задачи маршрутизации автотранспорта; динамическая транспортная задача с ограничением по времени; эволюционные вычисления; гибридные интеллектуальные методы.

L.A. Gladkov, N.V. Gladkova

HYBRID ALGORITHM FOR SOLVING VEHICLE ROUTING PROBLEMS WITH A TIME WINDOWS

The article deals with new approaches to solving vehicle routing. The urgency and importance of addressing such problems to increase the efficiency and the development of transport infrastructure in the regions. It is noted that some special interest classes vehicle routing problems, in particular transport problem with a time limit. The mathematical formulation of the problem of routing vehicles in terms of graph theory. We define the function evaluation of the quality of the solutions obtained. Formulated and written in the form of mathematical expressions limit considered optimization problem. The technique of coding solutions for use in the genetic algorithm. Proposed new versions of crossover and mutation operators to increase the diversity of the current population and overcome local optima. The structure of the algorithm. Based on the analysis

* Работа выполнена при поддержке РФФИ (проекты: № 13-07-12091, 14-07-00829).

found that the effectiveness of these tasks necessary to develop new methods that enable the dynamic change of the parameters of the algorithm and, if necessary, to modify the structure of the algorithm. New approaches to the construction of hybrid methods of solution based on a combination of genetic research methods and mathematical models and fuzzy linguistic variables. The principle of action and shows the mechanism of the fuzzy logic controller. Examples of the control action on the parameters of the genetic algorithm from the fuzzy logic controller. We carried out a series of numerical experiments to analyze and compare the quality of the decisions with the results known test cases (benchmark). Based on the analysis conclusions about the advantages and disadvantages of the proposed algorithm.

Vehicle routing problems; dynamic vehicle routing problem with time windows; evolutionary calculations; hybrid intellectual methods.

В настоящее время проблемы развития транспортной инфраструктуры, совершенствования средств логистики, интеллектуализация программных средств и информационных технологий сопровождения и поддержки принятия решений на транспорте приобретают первоочередное значение. Так, например, технологии создания высокоскоростных транспортных средств и интеллектуальных систем управления новыми видами транспорта, а также технологии информационных, управляющих, навигационных систем включены в перечень критических технологий, утвержденный указом президента Российской Федерации. К сожалению, существующие алгоритмы автоматизированного планирования грузоперевозок не всегда соответствуют современным требованиям, либо требуют привлечения слишком больших технических ресурсов. Разработка новых алгоритмов, учитывающих новейшие достижения и тенденции развития научной мысли может позволить сократить время поиска решений в задачах большой размерности, и в то же время повысить качество получаемых решений за счет разработки новой архитектуры поиска. Объектом исследования являются транспортно-логистические процессы.

Задачи маршрутизации автотранспорта (Vehicle Routing Problems, VRP) – это большой класс задач исследования операций, имеющий прямое отношение к проблемам построения новых эффективных средств логистики. Задачи маршрутизации автотранспорта может быть описана, как задача нахождения оптимального (минимального по затратам) плана перевозок какого-либо товара от поставщика к клиентам, при условии дополнительных ограничений [1]. Дополнительные ограничения могут накладываться на количество транспортных средств, на время прибытия и время отправления, на грузоподъемность, продолжительность маршрута и т.д.

Критерием эффективности плана грузоперевозок являются суммарные затраты на перевозку грузов транспортом общего пользования и затраты за перевозку собственным подвижным составом.

Особый интерес представляют задачи маршрутизации автотранспорта с ограничением по времени (VRPTW, Vehicle Routing Problem with Time Window). Задачи данного типа можно описать следующим образом. Имеется некоторое количество единиц автотранспорта различных типов, один склад (депо) и n клиентов. Для каждого транспортного средства требуется составить маршрут перевозки. На маршруты накладывается ряд ограничений. Каждый маршрут должен начинаться и заканчиваться в депо. Общее количество товаров, доставляемых клиентам на данном транспортном средстве, не должно превышать его грузоподъемность. Каждый клиент обслуживается одним транспортным средством и только один раз. Каждый клиент должен быть обслужен в течение определенного промежутка времени [2].

Основные задачи: минимизировать общее количество задействованных транспортных средств и минимизировать общее расстояние, покрытое всеми транспортными средствами [3].

Данную задачу можно представить в виде графа $G = (X, U)$, $X = n + 1$, где n – множество вершин, равное числу клиентов (вершины $1, 2, \dots, n$), а также исходное депо, откуда начинают и где заканчивают свой маршрут все автомобили (вершина $n + 1$); U – дуги, соединяющие вершины графа [4–7].

Введем следующие обозначения:

d_i – потребность i -го клиента;

t_{ij} – время перевозки по маршруту (i, j) , в том числе время обслуживания клиента i и время переезда от клиента i к клиенту j ;

c_{ij} – стоимость перевозки груза по маршруту (i, j) ;

V – число автомобилей одного типа (одинаковой грузоподъемности q), $k \in V$;

$[a_i, b_i]$ – промежуток времени, в течение которого должен быть обслужен i -й клиент;

S_i^k – время прибытия k -го автомобиля к i -му клиенту; время отправления из депо для всех автомобилей равно 0;

x_{ij}^k – переменная, принимающая значения $\{0, 1\}$ и характеризующая направление движения автомобиля: $x_{ij}^k = 1$ – если автомобиль движется от клиента i к клиенту j ; $x_{ij}^k = 0$ – если автомобиль движется в обратном направлении.

С учетом принятых обозначений можно записать:

$$F = \sum_{k \in V} \sum_{(i, j) \in U} c_{ij} x_{ij}^k \rightarrow \min$$

при ограничениях

$$\begin{aligned} \sum_{k \in V} \sum_{j \in N} x_{ij}^k &= 1, \forall i \in X \\ \sum_{i \in C} d_i \sum_{j \in N} x_{ij}^k &\leq q, \forall k \in V \\ \sum_{j \in N} x_{0j}^k &= 1, \forall k \in V \\ \sum_{j \in N} x_{ih}^k - \sum_{j \in N} x_{hj}^k &= 0, \forall h \in X, \forall k \in V \\ \sum_{j \in N} x_{i, n+1}^k &= 1, \forall k \in V \\ \sum_{j \in N} x_{ij}^k (S_i^k + t_{ij} - S_j^k) &\leq 0, \forall (i, j) \in U, \forall k \in V \\ a_i &\leq S_i^k \leq b_i, \forall i \in N, \forall k \in V. \end{aligned}$$

Для решения поставленной задачи предлагается использовать модифицированный генетический алгоритм. Работа алгоритма заканчивается по прохождении заданного числа итераций или в случае выполнения заранее оговоренного условия.

Алгоритм заканчивает свою работу, если выполнено заданное максимальное количество итераций (N_{it}) или если значение счетчика «застаивания» процесса поиска достигло определенного значения, рассчитываемого исходя из максимального количества итераций [8].

Каждое решение в генетическом алгоритме представляет собой набор числовых значений, каждое из которых характеризует маршрут автомобиля. Такими характеристиками являются время, когда груз доставлен i -му потребителю, время, потраченное на разгрузку, объем доставленного потребителю груза, общее расстояние, пройденное данным транспортным средством и общее время в пути. Каждый маршрут начинается и заканчивается в депо.

Таким образом, запись $\langle 0;0;0;100;0;0 \rangle$; $\langle 3;30;10;15;50;40 \rangle$; $\langle 4;20;10;10;65;70 \rangle$ означает, что из депо (всегда обозначается через 0) вышла машина, в которую загружено 100 единиц товара, при этом потраченное время и пройденное расстояние равны нулю. В пункт назначения № 3 машина прибыла через 30 минут, за 10 минут было выгружено 15 единиц товара, при доставке было покрыто расстояние 50 километров и затрачено 40 минут. Для того чтобы привезти товар в следующий пункт назначения (№ 4), пришлось затратить 20 минут, на выгрузку 10 единиц товара было потрачено еще 10 минут, и в итоге суммарное расстояние стало равным 65 километрам и на все это потребовалось 70 минут. И так далее.

Каждый из таких блоков является неделимой ячейкой общего решения (хромосомы), которая задает один вариант маршрута одной единицы транспорта. Такое представление позволяет осуществлять перестановку отдельных частей маршрута (генов) между различными хромосомами без образования некорректных решений. Значения затраченного времени и пройденного расстояния рассчитываются для каждого блока отдельно, в зависимости от предыдущего и последующего пунктов маршрута. Потребности клиентов определяются полученным заданием.

Для получения новых решений в алгоритме используем модифицированные генетические операторы кроссинговера и мутации. В данном алгоритме применяется модифицированный многоточечный оператор кроссинговера. Особенностью данного оператора является то, что в операции участвуют не два (как обычно), а n хромосом выбранных из текущей популяции. Точное число хромосом n задается пользователем и может изменяться в процессе решения. Это число может принимать любое целое значение на интервале от 2 до 5.

Процедура выполнения оператора кроссинговера может быть записана следующим образом:

1. Определение числа хромосом n , участвующих в операции кроссинговера.
2. Выбор из популяции заданного числа решений (случайным образом или на основе значения целевой функции).
3. Случайный выбор точек кроссинговера в выделенных хромосомах.
4. Вставка копированием блоков, расположенных в точках разрыва, в остальные выбранные решения.
5. Оценка корректности вновь получившихся решений, удаление некорректных решений, если таковые имеются.
6. Оценка значения целевой функции вновь образованных решений, включение их в текущую популяцию.

Для выхода из локального оптимума и расширения разнообразия текущей популяции решений в алгоритме предусмотрено использование двух типов оператора мутации. В ходе работы алгоритма производится оценка таких параметров, как разнообразие популяции, динамика изменения средней целевой функции решений популяции и т.п. В зависимости текущего состояния популяции решений принимается решение о выполнении на данной итерации одного из двух операторов мутации.

При мутации первого типа происходит изменение в структуре отдельного маршрута, когда случайным образом выбираются и удаляются данного маршрута отдельные блоки.

Мутация второго типа оперирует более крупными единицами. В этом случае производится выбор и удаление целых маршрутов из общего плана перевозок.

В общем виде последовательность действий соответствующих операции мутации можно записать следующим образом:

1. Соответствующим блоком алгоритма принимается решение о необходимости выполнения оператора мутации.
2. Управление передается блоку оператора мутации.

3. В соответствии с заданным числом выбирается n фрагментов решения (блоков, маршрутов).

4. Случайным образом задаются точки, в которых происходит разрыв и удаление одного из звеньев.

5. Оставшиеся фрагменты решений склеиваются и добавляются в текущую популяцию.

6. Удаленные фрагменты заносятся в резервный банк данных и в дальнейшем могут быть использованы в операции кроссинговера.

Одним из очевидных достоинств предложенных модификаций генетических операторов является то, что в результате их применения получаются готовые варианты решений, не требующие дополнительного декодирования.

Для оценки текущего состояния популяции и принятия решения о необходимости использования дополнительных преобразований (мутаций) с целью перехода на новый уровень в данном алгоритме используется нечеткий логический контроллер (НЛК) [9, 10].

Под нечетким логическим контроллером в данном алгоритме понимается блок управления, который, используя получаемые значения оценочных величин, соответствующим образом динамически изменяет параметры генетического поиска, а также принимает решение о необходимости выполнения дополнительных генетических операторов для того, чтобы избежать преждевременной сходимости [11].

Введение нечеткого контроллера представляет собой попытку воспроизвести механизм рассуждений и способ действий опытного оператора, хорошо знающего специфику управления соответствующим объектом. Схема НЛК базируется на системе управления с обратной связью, целью которой является подстройка выхода объекта управления y , сравнивая его со значением переменной y^* [12–14].

В некоторый момент времени t управляющее воздействие $u(t) = f(e(t), e(t-1), \dots, e(t-r), u(t-1), \dots, u(t-r))$ может быть представлено как отношение между входом и выходом контроллера. Величина e представляет собой отклонение (ошибку) между ожидаемым значением величины y^* и реальным значением выходного параметра системы (объекта управления).

Используемая модель нечеткого логического контроллера описывает отношение между изменением величины управляющего воздействия $\Delta u(t) = u(t) - u(t-1)$, с одной стороны, и величиной ошибки $e(t)$ и ее изменением $\Delta e(t) = e(t) - e(t-1)$, с другой стороны.

Значение на выходе контроллера $u(t)$ вычисляется исходя из предыдущего значения управляющего параметра $u(t-1)$

$$u(t) = u(t-1) + \Delta u(t).$$

К числу переменных, характеризующих состояние популяции, можно отнести оценки разнообразия генотипа и фенотипа популяции, оценки изменения лучшего решения и среднего изменения функции пригодности популяции [15, 16].

Разнообразие генотипа. Разнообразие генотипа определяется по следующей формуле:

$$VG = \frac{\bar{d} - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}},$$

где \bar{d} , d_{\max} , d_{\min} – среднее, максимальное и минимальное расстояние хромосом популяции от лучшей. Очевидно, что $VG \in [0, 1]$.

Разнообразие фенотипа. Фенотип особи зависит от значения ее функции пригодности. Также $VF \in [0, 1]$. Разнообразие фенотипа определяется по следующей формуле:

$$VF = \text{abs}(f_{\text{best}} - \bar{f}) / f_{\text{best}},$$

либо

$$VF = \frac{f_{best}}{\bar{f}},$$

где f_{best} , \bar{f} – лучшее и среднее значение функции пригодности.

Скорость роста среднего значения функции пригодности по популяции – $SA \in [0, 1]$. Она позволяет нам судить о том, насколько быстро происходит развитие особей в популяции. Вычисляется по следующей формуле:

$$SA = (f_{ave} - f_{avep}) / f_{ave},$$

где f_{ave} , f_{avep} – среднее значение функции пригодности на текущей и предыдущей популяции [15].

Изменение лучшей хромосомы в ходе эволюции:

$$\Delta f_{best_k} = \frac{f_{best_i} - f_{best_{i-k}}}{\Delta Y},$$

где f_{best_i} , $f_{best_{i-k}}$ – лучшее значение функции пригодности на i -м и $(i-k)$ -м поколениях; ΔY – точность нахождения решения; k – количество анализируемых поколений.

Среднее изменение значения функции пригодности популяции в ходе эволюции:

$$\Delta f_{ave_k} = \frac{f_{ave_i} - f_{ave_{i-k}}}{\Delta Y},$$

где f_{ave_i} , $f_{ave_{i-k}}$ – среднее значение функции пригодности на i -м и $(i-k)$ -м поколениях; ΔY – точность нахождения решения; k – количество анализируемых поколений.

Например, для изменения вероятности выполнения операторов кроссинговера Pc и мутации Pm в данном алгоритме используются следующие выражения:

$$Pc(t) = Pc(t - 1) + \Delta Pc(t),$$

$$Pm(t) = Pm(t - 1) + \Delta Pm(t).$$

Диапазон изменения значений вероятностей $\Delta Pc(t)$ и $\Delta Pm(t)$ ограничен интервалом $\Delta Pc(t), \Delta Pm(t) \in [-0.1; 0.1]$. Таким образом, значения вероятности выполнения операторов кроссинговера и мутации могут изменяться не более, чем на 10 % [17].

НЛК оперирует лингвистическими переменными и представляет собой двумерный набор нечетких правил:

Таблица 1

Нечеткие правила для ОК ($\Delta Pc(t)$)

e_1	e_2				
	<i>NL</i>	<i>NS</i>	<i>ZE</i>	<i>PS</i>	<i>PL</i>
<i>PL</i>	NS	ZE	PS	PS	PL
<i>PS</i>	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
<i>ZE</i>	NS	NL	ZE	NL	NS

Таблица 2

Нечеткие правила для ОМ ($\Delta Pm(t)$)

e_1	e_2				
	<i>NL</i>	<i>NS</i>	<i>ZE</i>	<i>PS</i>	<i>PL</i>
<i>PL</i>	PS	ZE	PS	NS	NL
<i>PS</i>	ZE	ZE	NS	ZE	NS
<i>ZE</i>	PS	PL	ZE	PL	PS

где e_1, e_2 – это параметры, используемые для оценки текущего состояния популяции (из числа перечисленных выше), например [18, 19],

$$e_1(t) = \frac{f_{ave}(t) - f_{best}(t)}{f_{ave}(t)}, \quad e_2(t) = \frac{f_{ave}(t) - f_{ave}(t-1)}{f_{best}(t)},$$

где t – временной шаг; $f_{max}(t)$ – лучшее значение ЦФ на итерации t ; $f_{ave}(t)$ – среднее значение ЦФ на итерации t ; $f_{ave}(t-1)$ – среднее значение ЦФ на итерации $(t-1)$.

Значения NS («negative small»), NL («negative large»), PS («positive small»), PL («positive large»), ZE («zero») – это лингвистические переменные, отражающие качественную оценку экспертом имеющихся количественных характеристик.

Например, при отсутствии изменений (в худшую или лучшую сторону) (ZE) показателя e_1 и незначительном ухудшении значений (NS) показателя e_2 , вероятность выполнения оператора кроссинговера «значительно уменьшится», а вероятность выполнения оператора мутации, напротив, «значительно увеличится».

Разработка НЛК включает в себя качественное описание процесса управления, начиная с определения диапазонов изменения значений измеряемых и управляемых переменных, определение необходимого количества термов лингвистической переменной и первоначального вида функций принадлежности. Параллельно происходит формализация знаний в виде нечетких правил.

Таким образом, включение в структуру разрабатываемого генетического алгоритма модуля управления (нечеткого логического контроллера) позволит гибко изменять значения управляющих параметров, подключать или отключать те или иные операторы для достижения наилучших результатов.

Обобщенная структура предлагаемого гибридного алгоритма решения транспортной задачи с ограничением по времени представлена на рис. 1.

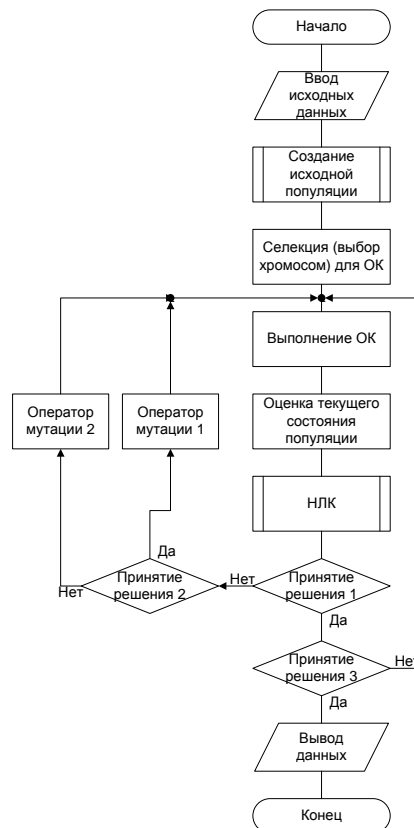


Рис. 1. Укрупненная структура гибридного алгоритма

При принятии решения № 1 определяется, устраивает ли нас текущее состояние популяции и качество решений.

При принятии решения № 2 необходимо определиться, насколько серьезные изменения необходимо внести в текущую популяцию и, соответственно, выбрать одни из двух операторов мутации.

При принятии решения в № 3 оценивается, пройдено ли заданное число итераций или выполнено условие останова. В случае невыполнения выполняется возврат к оператору кроссинговера.

Предложенный алгоритм был реализован в виде программного приложения на языке C++ в среде разработки Microsoft Visual C++ 6.0.

Для определения эффективности предложенного алгоритма проводились вычислительные эксперименты, в ходе которых выполнялось сравнение результатов, показываемых данным алгоритмом с результатами известных тестовых задач (бенчмарков).

Также важным моментом является влияние динамической составляющей, т.е. возможности динамической корректировки параметров алгоритма, появления новых и изменения текущих запросов в процессе решения. График зависимости общего пройденного расстояния и общей задержки на маршруте от динамической составляющей задачи представлены на рис. 2 и 3.

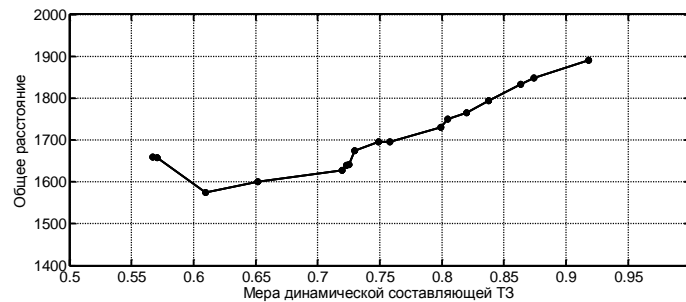


Рис. 2. Зависимость пройденного расстояния от динамической составляющей T3

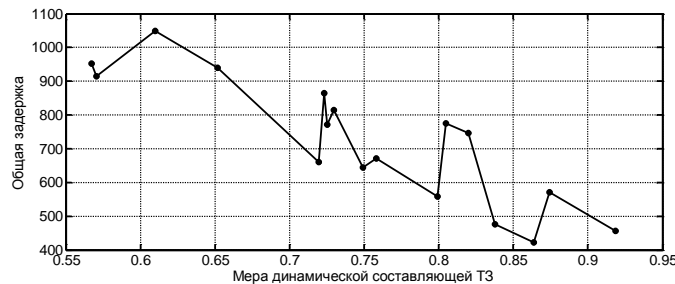


Рис. 3. Зависимость суммарной задержки от динамической составляющей T3

Анализ результатов известных алгоритмов позволяет сделать вывод о том, что в настоящее время не существует одного алгоритма, который бы хорошо решал задачи всех классов. Необходима комплексная оценка получаемых решений как по количеству задействованных транспортных средств, так и по пройденному пути, так как эти две переменные являются критериями оптимальности полученных решений.

Важным моментом является необходимость соблюдения баланса между количеством транспортных средств и расстоянием, возможность получения решения, при котором одновременно минимизируется и количество транспортных средств и пройденный путь.

Анализ результатов решения тестовых задач описанными известными эффективными методами выявил, что в данных алгоритмах нет баланса между количеством транспортных средств и общим пройденным расстоянием, зачастую сокращение пройденного пути достигается за счет увеличения количества используемых транспортных средств. Нет данных о применении этих алгоритмов для решения задач с запросами клиентов, изменяющимися в процессе выполнения решения, что особенно актуально в практических задачах. Все эти факторы послужили необходимыми условиями для разработки новых методов решения транспортных задач с ограничением по времени.

Проведенные вычислительные эксперименты показали, что разработанный гибридный алгоритм дает наилучшие решения с точки зрения баланса между количеством транспортных средств и длиной пройденного пути. Эта особенность данного алгоритма позволяет использовать его для поддержки принятия решений в интеллектуальных системах, так как это позволит уменьшить расходы на горюче-смазочные материалы и на амортизацию автотранспорта.

Транспортные задачи с ограничением по времени относятся к классу *NP*-трудных задач, точные методы решения для задач такого вида эффективны при малом количестве клиентов (т.е. до 50-ти клиентов). Основные методы решения данной задачи с большим количеством клиентов – это эвристические и метаэвристические методы. Наилучшие результаты при решении тестовых задач дают гибридные алгоритмы [20], направляемые глобальной эвристикой (метаэвристикой), которая, в свою очередь, в процессе поиска на промежуточных этапах использует различные методы улучшения маршрута, основанные на методе локального поиска. Эффективными являются различные постоптимизационные процедуры, которые позволяют улучшить конкретное конечное решение. Приемы адаптации алгоритма к условиям текущей задачи (на различных этапах поиска применяются различные части алгоритма) тоже дают хорошие результаты [20].

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Гладков Л.А., Гладкова Н.В.* Решение динамических транспортных задач на основе гибридных интеллектуальных методов и моделей // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 7 (144). – С. 102-107.
2. *Гладков Л.А., Гладкова Н.В.* Особенности и новые подходы к решению динамических транспортных задач с ограничением по времени // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2014. – № 7 (156). – С. 178-187.
3. *Кажаров А.А., Курейчик В.М.* Классификация и критерии оптимизации задачи маршрутизации автотранспорта // Сборник трудов VII Международной научно-практической конференции "Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте". Т. 2. – М.: Физматлит, 2013. – С. 879-886.
4. *Емельянова Т.С.* Эвристические и метаэвристические методы решения динамической транспортной задачи // Перспективные информационные технологии и интеллектуальные системы. – 2007. – № 3 (31). – С. 33-43.
5. *Емельянова Т.С.* Анализ методов решения нелинейных транспортных задач // Перспективные информационные технологии и интеллектуальные системы. – 2007. – № 1 (29). – С. 38-49.
6. *Емельянова Т.С.* Генетический алгоритм решения транспортной задачи с ограничением по времени // Перспективные информационные технологии и интеллектуальные системы. – 2007. – № 4 (32). – С. 43-59.
7. *Курейчик В.М., Емельянова Т.С.* Решение транспортных задач с использованием комбинированного генетического алгоритма // Одиннадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2008. Труды конференции. Т. 1. – М.: Физматлит, 2008. – С. 158-164.
8. *Гладков Л.А., Курейчик В.М., Курейчик В.В., Сороколетов П.В.* Биоинспирированные методы в оптимизации. – М.: Физматлит, 2009. – 384 с.

9. *Herrera F., Lozano M.* Fuzzy Genetic Algorithms: Issues and Models. Technical Report DECSAI-98116, Department of Computer Science and A.I., University of Granada, 1999. – 25 p.
10. *Herrera F., Lozano M.* Fuzzy Adaptive Genetic Algorithms: design, taxonomy, and future directions // *Soft Computing*. – 2003. – № 7. – P. 545-562.
11. *Lee M.A., Takagi H.* Dynamic Control of Genetic Algorithms using Fuzzy Logic Techniques // *Proceeding of 5th International Conference on Genetic Algorithms (ICGA'93)*, Urbana-Champaign, IL, July 17-21, 1993. – P. 76-83.
12. *Гладков Л.А.* Решение задач и оптимизации решений на основе нечетких генетических алгоритмов и многоагентных подходов // *Известия ТРТУ*. – 2006. – № 8 (63). – С. 83-88.
13. *Гладков Л.А.* Особенности разработки и настройки нечеткого логического контроллера // *Интеллектуальные системы. Коллективная монография. Вып. 6.* – Ростов-на-Дону: Изд-во ЮФУ, 2013. – С. 262-279.
14. *Гладков Л.А., Гладкова Н.В.* Особенности использования нечетких генетических алгоритмов для решения задач оптимизации и управления // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2009. – № 4 (93). – С. 130-136.
15. *Батыршин И.З., Недосекин А.О. и др.* Нечеткие гибридные системы. Теория и практика / Под ред. Н.Г. Ярушкиной. – М.: Физматлит, 2007. – 208 с.
16. *Ярушкина Н.Г.* Основы теории нечетких и гибридных систем. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
17. *Hongbo Liu, Zhanguo Xu, Ajith Abraham* Hybrid Fuzzy-Genetic Algorithm Approach for Crew Grouping // *Proceedings of the Fifth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA 2005)*, 8-10 September 2005, Wroclaw, Poland. IEEE Computer Society 2005. – P. 332-337.
18. *Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М., Родзин С.И.* Основы теории эволюционных вычислений. Монография. – Ростов-на-Дону: Изд-во ЮФУ, 2010.
19. *Gladkov L.A., Gladkova N.V., Leiba S.N.* Manufacturing Scheduling Problem Based on Fuzzy Genetic Algorithm // *Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2014)*. Kiev, Ukraine, September 26–29, 2014. – P. 209-213.
20. *Gladkov L.A., Gladkova N.V., Leiba S.N.* Electronic Computing Equipment Schemes Elements Placement Based on Hybrid Intelligence Approach // *Intelligent Systems in Cybernetics and Automation Theory. Proceedings of the 4th Computer Science On-line Conference 2015 (CSOC2015)*, Vol. 2: Intelligent Systems in Cybernetics and Automation Theory. “Advances in Intelligent Systems and Computing”, Vol. 348, Springer International Publishing Switzerland, 2015. – P. 35-45.

REFERENCES

1. *Gladkov L.A., Gladkova N.V.* Reshenie dinamicheskikh transportnykh zadach na osnove gibridnykh intellektual'nykh metodov i modeley [The decision of dynamic vehicle routing problems on the basis of hybrid intellectual methods and models], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 7 (144), pp. 102-107.
2. *Gladkov L.A., Gladkova N.V.* Osobennosti i novye podkhody k resheniyu dinamicheskikh transportnykh zadach s ogranicheniem po vremeni [Features and new approaches to the decision of dynamic vehicle routing problems with time windows], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2014, No. 7 (156), pp. 178-187.
3. *Kazharov A.A., Kureychik V.M.* Klassifikatsiya i kriterii optimizatsii zadachi marshru-tizatsii avtotransporta [Classification and criteria optimization problem of routing vehicles], *Sbornik 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. 879-886.
4. *Emel'yanova T.S.* Evristicheskie i metaevristicheskie metody resheniya dinamicheskoy transportnoy zadachi [Heuristic and metaheuristic methods for solving dynamic transport problems], *Perspektivnye informatsionnye tekhnologii i intellektual'nye sistemy* [Perspective Information Technologies and Intelligent Systems], 2007, No. 3 (31), pp. 33-43.
5. *Emel'yanova T.S.* Analiz metodov resheniya nelineynykh transportnykh zadach [Analysis of methods for solving nonlinear transport problems], *Perspektivnye informatsionnye tekhnologii i intellektual'nye sistemy* [Perspective Information Technologies and Intelligent Systems], 2007, No. 1 (29), pp. 38-49.

6. *Emel'yanova T.S.* Geneticheskiy algoritm resheniya transportnoy zadachi s ogranicheniem po vremeni [Genetic algorithm for solving transportation problem with time restriction], *Perspektivnye informatsionnye tekhnologii i intellektual'nye sistemy* [Perspective Information Technologies and Intelligent Systems], 2007, No. 4 (32), pp. 43-59.
7. *Kureychik V.M., Emel'yanova T.S.* Reshenie transportnykh zadach s ispol'zovaniem kombinirovannogo geneticheskogo algoritma [The solution of transport problems using a combined genetic algorithm], *Odinnadtsataya natsional'naya konferentsiya po iskusstvennomu intellektu s mezhdunarodnym uchastiem KII-2008. Trudy konferentsii* [Eleventh national conference on artificial intelligence with international participation CAI-2008. Proceedings of the conference]. Vol. 1. Moscow: Fizmatlit, 2008, pp. 158-164.
8. *Gladkov L.A., Kureychik V.M., Kureychik V.V., Sorokoletov P.V.* Bioinspirirovannyye metody v optimizatsii [Bioinspired methods in optimization]. Moscow: Fizmatlit, 2009, 384 p.
9. *Herrera F., Lozano M.* Fuzzy Genetic Algorithms: Issues and Models. Technical Report DECSAI-98116, Department of Computer Science and A.I., University of Granada, 1999, 25 p.
10. *Herrera F., Lozano M.* Fuzzy Adaptive Genetic Algorithms: design, taxonomy, and future directions, *Soft Computing*, 2003, No. 7, pp. 545-562.
11. *Lee M.A., Takagi H.* Dynamic Control of Genetic Algorithms using Fuzzy Logic Techniques, *Proceeding of 5th International Conference on Genetic Algorithms (ICGA'93), Urbana-Champaign, IL, July 17-21, 1993*, pp. 76-83.
12. *Gladkov L.A.* Reshenie zadach i optimizatsii resheniy na osnove nechetkikh geneticheskikh algoritmov i mnogoagentnykh podkhodov [Solving problems and optimizing solutions based on fuzzy genetic algorithms and multi-agent approaches], *Izvestiya TRTU* [Izvestiya TSURE], 2006, No. 8 (63), pp. 83-88.
13. *Gladkov L.A.* Osobennosti razrabotki i nastroyki nechetkogo logicheskogo kontrollera [The design and tuning of fuzzy logic controller], *Intellektual'nye sistemy. Kollektivnaya monografiya* [An intelligent system. Collective monograph]. Issue 6. Rostov-on-Don: Izd-vo YuFU, 2013, pp. 262-279.
14. *Gladkov L.A., Gladkova N.V.* Osobennosti ispol'zovaniya nechetkikh geneticheskikh algoritmov dlya resheniya zadach optimizatsii i upravleniya [Features of use of fuzzy genetic algorithms for the decision of problems of optimisation and control], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences]. 2009, No. 4 (93), pp. 130-136.
15. *Batyrshin I.Z., Nedosekin A.O. i dr.* Nechetkie gibridnye sistemy. Teoriya i praktika [Fuzzy hybrid system. Theory and practice], Under ed. N.G. Yarushkinoy. Moscow: Fizmatlit, 2007, 208 p.
16. *Yarushkina N.G.* Osnovy teorii nechetkikh i gibridnykh system [Basic theory of fuzzy and hybrid systems]. Moscow: Finansy i statistika, 2004, 320 p.
17. *Hongbo Liu, Zhanguo Xu, Ajith Abraham* Hybrid Fuzzy-Genetic Algorithm Approach for Crew Grouping, *Proceedings of the Fifth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA 2005), 8-10 September 2005, Wroclaw, Poland. IEEE Computer Society 2005*, pp. 332-337.
18. *Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M., Rodzin S.I.* Osnovy teorii evolyutsionnykh vychisleniy. Monografiya [Basic theory of evolutionary computation. Monograph]. Rostov-on-Don: Izd-vo YuFU, 2010.
19. *Gladkov L.A., Gladkova N.V., Leiba S.N.* Manufacturing Scheduling Problem Based on Fuzzy Genetic Algorithm, *Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2014). Kiev, Ukraine, September 26-29, 2014*, pp. 209-213.
20. *Gladkov L.A., Gladkova N.V., Leiba S.N.* Electronic Computing Equipment Schemes Elements Placement Based on Hybrid Intelligence Approach, *Intelligent Systems in Cybernetics and Automation Theory. Proceedings of the 4th Computer Science On-line Conference 2015 (CSOC2015), Vol. 2: Intelligent Systems in Cybernetics and Automation Theory. "Advances in Intelligent Systems and Computing", Vol. 348, Springer International Publishing Switzerland, 2015*, pp. 35-45.

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

Гладков Леонид Анатольевич – Южный федеральный университет; e-mail: leo@tgn.sfedu.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371625; кафедра САПР; доцент.

Гладкова Надежда Викторовна – тел.: 88634393260; кафедра ДМ и МО; старший преподаватель.

Gladkov Leonid Anatol'evich – Southern Federal University; e-mail: leo@tgn.sfedu.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: 88634371625; the department of CAD; associate professor.

Gladkova Nadezhda Viktorovna – phone: +78634393260; the department of DM&MO; senior teacher.

УДК 004.82

Э.В. Кулиев, Д.Ю. Запорожец, Вл.Вл. Курейчик

КОМБИНИРОВАННЫЙ ПОДХОД АДАПТАЦИИ И САМООРГАНИЗАЦИИ К ОБРАБОТКЕ ПРОБЛЕМНО-ОРИЕНТИРОВАННЫХ ЗНАНИЙ*

Рассмотрена проблема комбинированного подхода адаптации и самоорганизации к обработке проблемно-ориентированных знаний. Суть комбинированного подхода заключается в последовательной работе бионического и генетического алгоритмов. Бионический алгоритм основан на применении модели поведения колонии пчел в живой природе. Данный механизм позволяет эффективно решать проблему предварительной сходимости алгоритма за счет разбиения пространства поиска на динамически изменяющиеся области. Поиск производится параллельно в каждой области, что увеличивает скорость работы алгоритма. Решение поставленной проблемы продемонстрировано на примере исследования окрестностей комбинированными методами поиска решений. Представлена постановка задачи проблемно-ориентированных знаний поиска оптимальных решений. Предложен обобщенный подход к построению критерия оптимальности для решения задачи обработки проблемно-ориентированных знаний. Разработана модифицированная архитектура комбинированного подхода для решения задачи обработки проблемно-ориентированных знаний, основанная на симбиозе биоинспирированных алгоритмов. Данная архитектура включает в себя основные компоненты бионического поиска, основанного на эвристике поведения роя пчел в живой природе, блока эволюционной адаптации, необходимого для динамической настройки управляющих параметров и блока внешней среды, представляющего собой лицо, принимающее решения. Проведены экспериментальные исследования, в ходе которых эмпирически были подтверждены теоретические оценки временной сложности разработанного алгоритма. Было выявлено, что при использовании разработанной комбинированной архитектуры, уменьшается доля случайности и увеличивается фактор направленности алгоритма. Серии тестов показали, что временная сложность не выходит за рамки полиномиальной зависимости. В лучшем случае временная сложность алгоритмов $O(n \log n)$, в худшем случае – $O(n^2)$.

Генетический алгоритм; эволюционный алгоритм; комбинированный подход; адаптация; окрестность; популяция; самоорганизация; проблемно-ориентированные знания.

E.V. Kuliev, D.Y. Zaporozhets, Vl.Vl. Kureichik

A COMBINED APPROACH OF ADAPTATION AND SELF-PROCESSING PROBLEM-ORIENTED KNOWLEDGE

In the article the problem of a combined approach to the adaptation and self-handling problem-oriented knowledge. The essence of the combined approach is consistent work bionic and genetic algorithms. Bionic algorithm is based on the use patterns of behavior of the colony of bees in the wild. This mechanism allows you to effectively solve the problem of pre-convergence of the algorithm by splitting the search space on a dynamically changing field. The search is performed

* Исследование выполнено за счет гранта РФФИ (проект № 14-11-00242) в Южном федеральном университете.