

## Алгоритмы оптимизации в задачах планирования на рельсовом транспорте<sup>1</sup>

Н.А.Кузнецов\*, Ф.Ф. Пащенко\*\*, Н.Г. Рябых\*\*\*, Е.М.Захарова\*\*\*, И.К.Минашина\*\*\*

\* *Институт радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН, Москва, Россия*

\*\* *Института проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия*

\*\*\* *Московский физико-технический институт(ГУ), Москва, Россия*

Поступила в редколлегию 10.11.2014

**Аннотация**—В данной работе в рамках задачи оптимального управления перевозками на рельсовом транспорте рассматривается задача выбора наилучшего плана назначения локомотивов к поездам. Основное внимание уделено построению математической модели управления перевозочным процессом на основе технологии мультиагентных систем и ее последующей оптимизации с использованием стохастического и генетического алгоритмов.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** оптимизация, глобальный экстремум, многоэкстремальная целевая функция, мультиагентные системы, стохастическая аппроксимация, генетический алгоритм

### 1. ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день интеллектуализация сферы управления в транспортных системах является одним из наиболее востребованных направлений. Одной из задач, возникающих в данной области, является разработка систем поддержки принятия решений (СППР) для построения оптимальных расписаний в управлении перевозочным процессом на рельсовом транспорте. Эффективность использования локомотивного парка во многом зависит от планирования его работы, поэтому задача по разработке и внедрению автоматизированной системы планирования прикрепления локомотивов к составам поездов является чрезвычайно важной. Данная задача является достаточно трудоемкой со сложностью, зависящей как от параметров и вида ограничений системы, так и от их количества. При этом сложнее всего обеспечить оптимальность решения, то есть гарантировать то, что не существует расписания, подходящего лучше найденного при учете поставленных условий. Поиск наилучшего решения чаще всего сводится к задаче оптимизации. Сегодня оптимизационные задачи и задачи принятия решений формулируются и решаются в самых различных областях техники. К навыкам математического обоснования принятия решений относятся навыки математического моделирования оптимизационных задач, выбора адекватного математического обеспечения (метода, алгоритма, программной системы) с необходимым обоснованием, анализа полученных результатов и их интерпретации в терминах предметной области [4]. Существует множество оптимизационных алгоритмов для реальных задач выбора наиболее предпочтительного решения. Однако задача оптимизации в области управления рельсовым транспортом характерна сложностью переменных фазового пространства и ограничений в нем, определяемых особенностью путевой инфраструктуры и технологическим процессом перевозки. Хорошо известные поисковые алгоритмы не всегда являются оптимальными применительно к сложным системам управления с большим количеством ограничений, поэтому возникает необходимость построения новых,

<sup>1</sup> Работа выполнена при поддержке Минобрнауки РФ, уникальный идентификатор – RFMEFI58214X0003.

более совершенных алгоритмов оптимизации, учитывающих технологические особенности моделируемой системы. В работе исследуются алгоритмы составления расписаний движения и обеспечения грузовых составов локомотивами как задача поиска глобального экстремума целевой функции. Основное внимание уделено построению математической модели управления перевозочным процессом на основе технологии мультиагентных систем и ее последующей оптимизации с использованием двух различных методов: стохастического и генетического алгоритмов. Предложенные алгоритмы могут быть использованы для монорельсового транспорта.

## 2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Для решения задачи формируются исходные данные, включающие: состояние и дислокацию локомотивов на начало планируемого периода, их параметры; маршруты поездов с подобранными под них нитками вариантного графика. Требуется сформировать схему прикрепления локомотивов к поездам на планируемый период, обеспечивающую наилучшее выполнение плана перевозок с соблюдением заданных ограничений и технологических нормативов работы локомотивов. Очевидно, что задача может иметь множество решений разной степени оптимальности. Для качественной оценки какого-либо варианта назначения введем целевую функцию пары “ $i$ -й план отправления поезда (либо план пересылки локомотива резервом) — назначенный на него локомотив  $x_i$ ”, которую обозначим как  $u_i(x_i)$ . План отправления поезда содержит в себе информацию о станциях и точном времени отправления и прибытия поезда, а также номер поезда. План пересылки локомотива резервом содержит информацию о резервной пересылке. Целевая функция пары “план — локомотив” имеет следующий вид:

$$u_i(x_i) = C_1 \frac{T_s(x_i)}{N_1} + C_2 \frac{T(x_i)}{N_2} + C_3 \frac{T_w(x_i)}{N_3}, \quad (1)$$

где

- $C_1, C_2, C_3, N_1, N_2, N_3$  — настраиваемые и нормировочные коэффициенты.
- $T_s(x_i)$  — время, оставшееся до следующего ремонта с учетом времени движения локомотива на данном участке и времени возврата на ближайшую от точки прибытия станцию с необходимым типом ремонта.
- $T$  — время движения локомотива на данном участке.
- $T_w(x_i)$  — время ожидания локомотивом отправления поезда.

Рассматривая оптимизацию прикрепления локомотивов к поездам в целом на всем участке планирования используется суммарная целевая функция  $F(x) = \sum_i u_i(x_i)$ , которая равна сумме целевых функций составляющих график планов пересылки. Рассмотрим суммарную целевую функцию как многомерную функцию векторного аргумента  $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ , где вектор  $X$  — какое-либо решение задачи назначения локомотивов на планы пересылки, представленное в виде  $(loco_1, loco_2, \dots, loco_m)^T$ , где  $loco_i$  — номер локомотива, назначенного на  $i$ -й план,  $m$  — количество планов пересылки поездов и резервных локомотивов на всем участке планирования. Тогда для решения задачи оптимизации планирования необходимо решить общую задачу поиска экстремума вышеупомянутой функции с заданными ограничениями:

$$F(X) = \sum_i u_i(x_i) \rightarrow \text{extr}(max); \quad X^* = \text{argextr}F; \quad g_j(X^*) \leq b_j, \quad j = 1, \dots, k \quad (2)$$

где  $X^*$  — искомое решение;  $g_j(X^*) \leq b_j$  — заданные ограничения,  $k$  — их количество. В общем случае итерационный алгоритм поиска экстремума выглядит следующим образом:

$$X^{n+1} = \|A\| X^n, \quad \|A\| < 1 \quad (3)$$

где  $A$  — оператор алгоритма. Поиск производится на множестве ограничений, связанных с технологическими особенностями в системах управления перевозками на рельсовом транспорте. Необходимо найти такой вид итерационного оператора  $A$ , чтобы описанный выше итерационный процесс сходил к наилучшему решению или к экстремуму функции  $F(X)$ .

### 3. ОБЩАЯ СТРУКТУРА МОДЕЛИ

Общая структура модели представлена на рисунке 1.

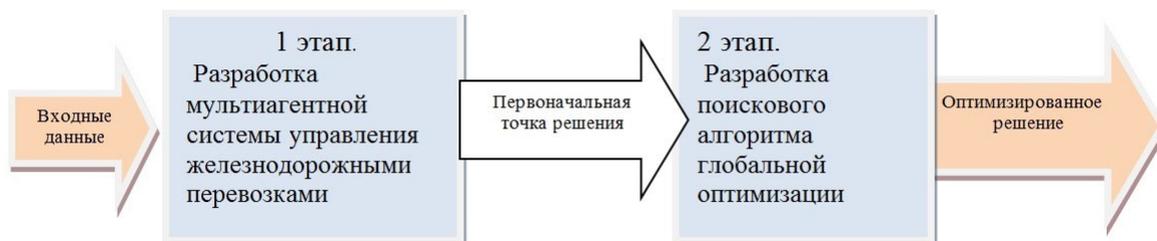


Рис. 1. Общая структура модели

Работа алгоритма состоит из двух этапов. Первым этапом является построение математической модели управления перевозочным процессом и разработка системы управления перевозками на рельсовом транспорте на основе мультиагентных технологий. Для решения поставленной задачи оптимизации назначения локомотивов на поезда применяется так называемый “жадный” алгоритм, т.е. на каждом шаге принималось локально оптимальное решение на основе локальной целевой функции пары “план—локомотив”, просчитывая “полезность” влияния избранного решения лишь на ограниченное количество шагов вперед. Как известно, этот алгоритм является гораздо более простым в реализации, чем другие алгоритмы оптимизации. Однако моделирование поставленной задачи таким методом часто приводит к неоптимальному решению на всем участке планирования. В связи с этим требовалось построить алгоритм глобальной оптимизации, адаптированный к данному типу задачи. Данная задача оптимизации может быть решена при помощи двух совершенно разных подходов: методами математического программирования и генетических алгоритмов (ГА). Каждый из них имеет свои преимущества и недостатки, учитывая которые, указанные подходы можно оптимально использовать при планировании в различных случаях. Методы математического программирования дают широкий выбор алгоритмов оптимизации различной скорости сходимости. В данной статье предложено использовать гибридный алгоритм, разработанный на основе модифицированного покоординатного метода и метода стохастической оптимизации. ГА позволяет найти решение к аналитически сложным задачам с использованием механизмов, основанных на биологической эволюции [5]. Таким образом, первый этап моделирования дает локально неоптимальное решение поставленной задачи, которое впоследствии используется как первоначальная точка для поисковых алгоритмов глобальной оптимизации.

### 4. МУЛЬТИАГЕНТНАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ

Наиболее эффективный анализ и прогнозирование динамических характеристик в задачах исследования реализуемости потока запросов при ограниченных ресурсах обеспечивают средства, основанные на теории мультиагентных систем (МАС). МАС с учетом предоставляемых

ими преимуществ — автономности, децентрализованности, индивидуального поведения с возможностью обучения и адаптации для составляющих их агентов — автоматизируют полный цикл работы в динамических системах управления ресурсами. Основными объектами системы являются: локомотивы и станции с набором параметров и стратегий; объект планировщика, выполняющий роль центрального синхронизирующего элемента, формирующего конечное расписание.

## 5. АЛГОРИТМ РЕШЕНИЯ

Система получает на вход список станций и локомотивов с их параметрами, набор объемных планов пересылки локомотивов, а также сформированные ранее детальные маршруты поездов с подобранными под них нитками вариантного графика. Для каждого объемного плана пересылки планировщик уточняет времена отправления и прибытия локомотива на станции, исходя из детального маршрута соответствующего поезда. Затем происходит пообъектное назначение локомотивов, наилучшим образом подходящих под тот или иной план пересылки. Алгоритм пообъектного назначения локомотивов представлен на рисунке 2.

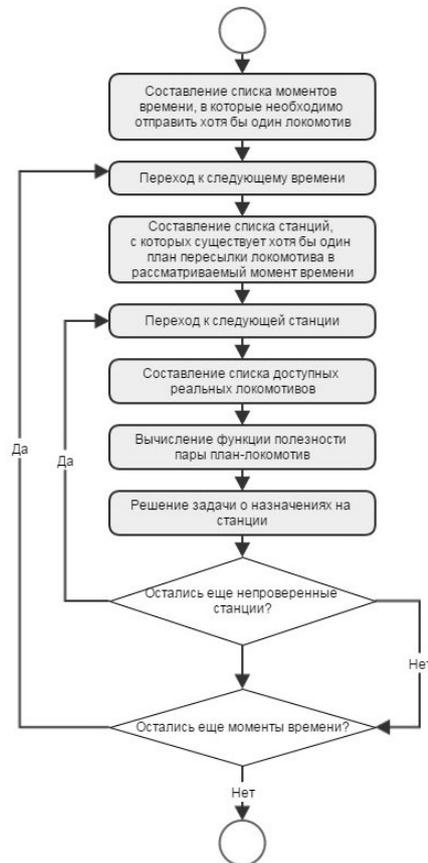


Рис. 2. Схема алгоритма решения

На шаге *Вычисление функции полезности пары план—локомотив* агентами локомотивов, находящимися на данной станции в указанное время, рассчитывается локальная целевая функция (1) их возможного назначения на существующие в это время на станции планы пересылки.

В случаях, если  $T_s(x_i) < 0$  либо локомотив не соответствует заданным технологическим ограничениям, то он не может быть назначен для данного плана и комбинация “план—локомотив” выпадает из рассмотрения планировщика, а локальной целевой функции  $u_i(x)$  присваивается заранее установленное минимальное значение  $U_{min}$ . Чтобы избежать случаев, когда рассчитываемое на текущем шаге назначение приведет к тупиковой ситуации в дальнейшем, на данном этапе моделирования применяется ограниченный просчет влияния рассматриваемого назначения на будущие планы пересылки. Для этого при подсчете целевой функции кроме значения самой локальной функции  $u_i(x)$  агенты локомотивов рассчитывают также следующие целевые функции:

$$U_i^q(x) = \sum_j u_j(x), \quad \forall j \in D^q, \quad q = 1, 2, \dots, Q(i, d) \quad (4)$$

где  $q$  — номер ветви в дереве планов, на которые локомотив  $x$  может быть последовательно назначен в случае его передислокации в соответствии с планом  $i$ ;  $d$  — заданная глубина, на которую строится дерево планов, зависимых от плана  $i$ ;  $Q(i, d)$  — количество ветвей дерева для плана  $i$  с глубиной проникновения  $d$ ;  $D^q$  — множество планов пересылки ветви  $q$ . После расчета функций  $U_i^q(x)$  среди них выбирается одна с максимальным значением  $U_i^{qmax}(x)^{MAX}$  и посылается агенту планировщика. Именно она учитывается при назначении локомотивов на планы пересылки на следующем шаге. Необходимо заметить, что выбор большой глубины проникновения  $d$  представляется невозможным из-за неприемлемо долгой работы системы. Поэтому на данном этапе моделирования приходится использовать небольшую глубину расчета и, соответственно, локально оптимизирующий “жадный” алгоритм для привязки локомотивов на последующем шаге.

На шаге *Решение задачи о назначениях на станции* производится назначение конкретных локомотивов на планы пересылки, существующие на этой станции в указанное время, в соответствии с локальной целевой функцией, рассчитанной на предыдущем шаге. Планировщик выбирает для каждого плана из всех возможных на текущем шаге вариантов назначения локально оптимальный вариант с максимальной целевой функцией  $u_i(x)$ . При этом порядок обработки планов пересылки на станции зависит от продолжительности маршрута: планы, имеющие более длинный маршрут, обрабатываются в первую очередь.

Таким образом, была разработана система моделирования с использованием мультиагентного подхода, которая показала на практике способность успешно учитывать множество технологических ограничений и выдавать достаточно адекватное, но локально оптимальное решение поставленной задачи.

## 6. РАЗРАБОТКА ПОИСКОВОГО АЛГОРИТМА ОПТИМИЗАЦИИ

Полученный с помощью МАС управления перевозочным процессом результат не всегда отражает оптимальное в целом решение задачи назначения локомотивов на поезда. Поэтому возникает необходимость в разработке алгоритма оптимизации, который использует полученный результат как начальную точку для поиска глобального экстремума[3].

### 6.1. Гибридный алгоритм оптимизации

При более детальном изучении поставленной задачи и ее ограничений легко увидеть, что выявление области определения суммарной целевой функции  $F(X)$  является далеко не тривиальной задачей. Происходит это из-за сильной зависимости компонент вектора  $X$  друг от друга. Если изменить какую-либо компоненту  $x_i$  (что равносильно переназначению на  $i$ -й план другого локомотива), то область определения всех остальных компонент (доступные локомотивы для остальных планов) претерпит довольно значительные изменения. Принимая

к сведению неудобства, связанные с вычислением точного вида ограничений для поставленной задачи оптимизации, традиционные методы локальной и глобальной оптимизации, как и выбранный в данной работе метод стохастической аппроксимации, представляются не применимыми к данной задаче в своем первоначальном виде [1, 7]. Поэтому предлагается использовать гибрид покоординатного метода и метода стохастической аппроксимации [2].

Рассмотрим процедуру оптимизации на основе метода Кифера-Вольфовица:

$$x_i^n = x_i^{n-1} + \alpha_n \frac{F(X^+) - F(X^-)}{2c_n} \quad (5)$$

где  $\alpha_n, c_n$  — параметры;  $F(X^+)$  — суммарная целевая функция, взятая в некоей точке  $X^+ = (x_1, \dots, x_i^{n-1} + c_n, \dots, x_m)^T$  — точке со значением  $x_i^{n-1} + c_n$  в “фиксированной”  $i$ -ой координате и просчитанными относительно нее зависимостями по другим “свободным” координатам  $x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_m$ ;  $F(X^-)$  — значение целевой функции в соответствующей точке  $X^- = (x_1, \dots, x_i^{n-1} - c_n, \dots, x_m)^T$ . После расчета по описанной процедуре нового значения “фиксированной” координаты  $x_i^n$  происходит построение в соответствии с ним нового значения вектора  $X^n$  из области допустимых решений. Расчет зависимостей и построение относительно нового значения “фиксированной” координаты  $x_i^n$  точки допустимого решения  $X^n$  производится с помощью описанной в предыдущем разделе МАС управления перевозочным процессом.

Ниже представлена блок-схема алгоритма гибридной оптимизации.

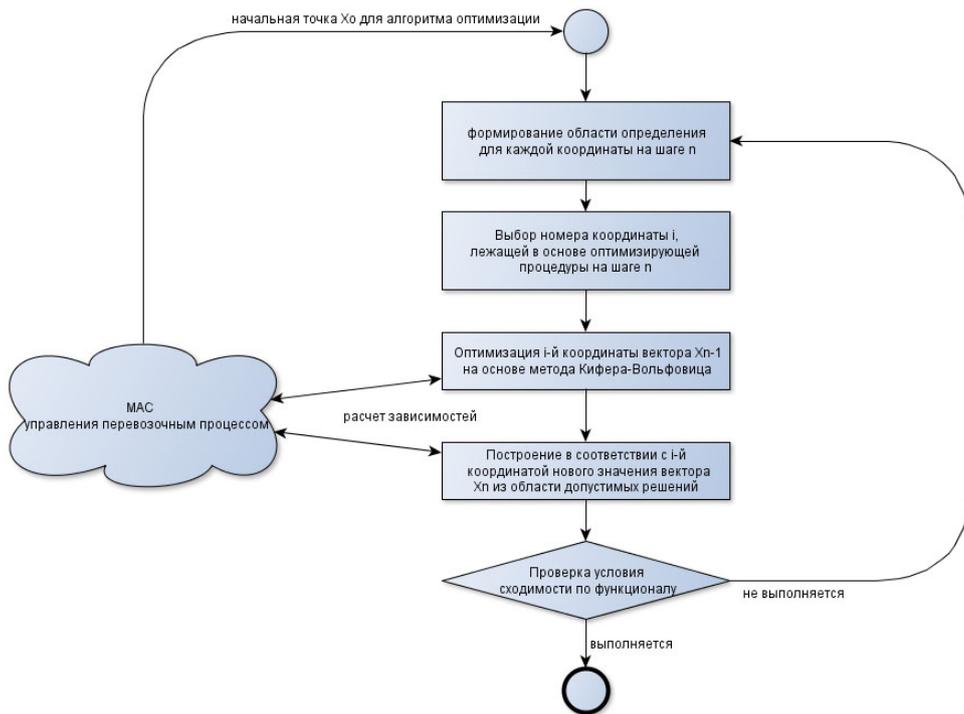


Рис. 3. Общая схема гибридного алгоритма

Рассмотрим подробнее некоторые шаги алгоритма.

*Формирование области определения для каждой координаты на шаге  $n$ .* В связи с тем, что значением каждой компоненты вектора  $X$  является номер локомотива  $loco_i$ , привязанного на  $i$ -й план, возникает необходимость в некотором упорядочивании области определения не по бессмысленному номеру локомотива, а по значению вклада, который дает тот или иной локомотив с данным номером  $loco_i$  в целевую функцию  $F(X)$ . В качестве критерия сортировки удобнее всего использовать то свойство локомотива, которое стационарно характеризует конкретный локомотив, не зависит от времени и наибольшим образом влияет на целевую функцию. Таким свойством было выбрано максимально возможное время работы локомотива без ремонта, заданное для него на начало планирования. Сортируя таким образом для каждого плана  $i$  заданные на всем участке планирования локомотивы, было сформировано упорядоченное множество всех значений для каждой компоненты вектора  $X$ . Однако, для привязки на тот или иной план пересылки  $i$  подходят далеко не все локомотивы из локомотивного парка, многие из них не подходят в связи с ограничениями системы. Более того, многие ограничения, к примеру, связанные с дислокацией локомотива и его возможностью находиться на станции отправления плана пересылки  $i$  в нужное время, зависят не только от самой компоненты  $i$ , но и от значений остальных компонент вектора  $X$  и, соответственно, изменяются с каждой итерацией алгоритма. Таким образом, множество всех значений каждой компоненты  $i$ , содержит в себе большое число недопустимых элементов, изменяющихся с шагом оптимизирующей процедуры. В связи с этим, удобно на каждой итерации, учитывая текущие ограничения, строить множество допустимых значений  $E_i$  для каждой компоненты вектора  $X$  и на его основе оптимизировать их значения.

*Выбор номера координаты  $i$ , лежащей в основе оптимизирующей процедуры на шаге  $n$*  производится в соответствии с правилом:

- взять из полученного на предыдущем шаге вектора  $X^{n-1} = (x_1^{n-1}, \dots, x_m^{n-1})^T$  такую координату  $x_i^{n-1}$ , для которой выполняется  $\min_j u_j(x_j^{n-1}) = u_i(x_i^{n-1})$ ,  $j = 1, \dots, m$ .
- в случае, если полученная таким образом координата  $i$  не поддается оптимизации (что принимается при условии, если ее значение не менялось в течение предыдущих  $N_{deadline}$  шагов), взять координату (план пересылки), имеющую следующее по возрастанию значение локальной целевой функции среди всех планов пересылки.  $N_{deadline}$  выбирается из особенностей задачи и ее ограничений.

*Проверка условия сходимости по функционалу.* В качестве критерия останова алгоритма используется нормированное условие сходимости по функционалу:

$$\frac{F(X^n) - F(X^{n-l})}{F(X^0)} \leq \varepsilon \quad (6)$$

где  $\varepsilon$  — наперед заданное малое число больше нуля,  $l$  — целое число больше нуля. В данной работе было использовано  $\varepsilon = 0,01$  для всех серий экспериментов,  $l$  выбиралось в соответствии с конкретным случаем итерационного процесса.

Было доказано, что предложенный алгоритм оптимизации сходится к точке максимума оптимизируемой функции, если выполнены условия на соответствующие последовательности коэффициентов  $\alpha_n, c_n$  [6]:

$$\alpha_n > 0, \quad \alpha_n \rightarrow 0, \quad \sum \alpha_n = \infty, \quad c_n > 0, \quad \sum \alpha_n c_n < \infty, \quad \sum \frac{\alpha_n^2}{c_n^2} < \infty, \quad c_n \rightarrow 0. \quad (7)$$

В данной работе в соответствии с найденными условиями (7) были использованы следующие последовательности коэффициентов для оптимизирующей процедуры:

$$C_n = \frac{b_1}{\sqrt[4]{n}}; \quad a_n = \frac{b_2}{n} \quad (8)$$

где  $b_1$  и  $b_2$  — параметры, настраиваемые эвристическим путем в зависимости от свойств реального процесса.

Таким образом, был построен специальный гибридный алгоритм, учитывающий технологические особенности управления перевозками на рельсовом транспорте и позволяющий находить глобальный максимум целевой функции  $F(X)$  на множестве ограничений с неопределенной структурой.

### 6.2. Реализация генетического алгоритма

В данной работе исследуется модификация ГА в применении к задаче оптимизации многоэкстремальной функции. Общая схема алгоритма представлена на рисунке 4.



Рис. 4. Общая схема генетического алгоритма

Для ГА необходимо дополнительно задать следующие параметры: размер популяции  $P$ ; количество популяций  $M$ ; количество наихудших особей  $D$ . Все параметры для станций и локомотивов записываются с исходным идентификатором  $Population_{Id} = 0$ . Для создания одной особи родительской популяции используется основной механизм привязки локомотивов на поезда, описанный выше. Для каждой особи на основе найденных решений план—локомотив

создается матрица назначений - ее генотип:

$$M_{Population;d} = \begin{cases} m_1(PlanId_1, LocoId_1, PopulationId, Assign_1) \\ \dots \\ m_1(PlanId_i, LocoId_i, PopulationId, Assign_i) \end{cases}$$

где:  $PlanId$  — уникальный номер плана пересылки локомотива;  $LocoId$  — уникальный номер локомотива, назначенного на план  $PlanId$  (в случае если не найден ни один подходящий локомотив,  $LocoId = -100$ );  $PopulationId$  — порядковый номер популяции;  $A$  — флаг ( $A = 1$ , если локомотив назначен,  $0$  — если нет). Для каждой особи рассчитывается суммарная функция полезности, равная сумме полезностей всех пар план—локомотив. Данный результат хранится как значение функции приспособленности особи и используется в качестве количественной характеристики при селекции. Кроссовер осуществляет генерацию последующих поколений. Для создания дочерней особи из популяции отбираются два родителя —  $P_1$  и  $P_2$ , процесс селекции которых описывается уравнением:

$$m_i^{child_1} = \begin{cases} m_i^{P_1}, & \text{если } Assign_{P_1} = 1 \\ m_i^{P_2}, & \text{если } Assign_{P_2} = 1 \\ m_i^{P_1}, & \text{если } Assign_{P_1} = 0 \text{ и } Assign_{P_2} = 0 \end{cases}$$

Полезность каждой сгенерированной дочерней особи задается системой:

$$U_{child_1}(LocoId, PlanId) = \begin{cases} U_{P_1}(LocoId, PlanId), & \text{если } m_i^{child_1} = m_i^{P_1} \text{ и } Assign_{P_1} = 1 \\ U_{P_2}(LocoId, PlanId), & \text{если } m_i^{child_1} = m_i^{P_2} \text{ и } Assign_{P_2} = 1 \\ 0, & \text{если } Assign_{P_1} = 0 \text{ и } Assign_{P_2} = 0 \end{cases}$$

С некоторой вероятностью в популяции может произойти мутация. Для этого в генотипе особи-мутанта случайным образом определяется ген —  $PlanId$  и его параметр  $CurrentTime_{PlanId}$ . Все агенты локомотивов и станций откатывают все изменения до этого времени, затем планировщик снова назначает локомотивы на поезда, используя исходный алгоритм. В конце генерации каждой популяции отбирается заданное число наихудших особей для удаления их из потомства. Генерация новых популяций прекращается или при достижении конечного размера популяции или при улучшении функции полезности новой особи, не превышающей заданной точности  $\Delta F$ . Лучшая особь с максимальной функцией полезности выбирается из списка всех сгенерированных особей. Если таких особей несколько, то выбирается та, что имеет наибольшее количество пар ( $N_{assign}$ ).

## 7. РЕЗУЛЬТАТЫ

Созданная система управления перевозками на рельсовом транспорте была протестирована на имитационных данных Восточного полигона.

### 7.1. Результаты работы гибридного алгоритма оптимизации

На вход построенной системы управления грузоперевозками были поданы следующие данные: 199 поездов, 220 станции, 462 перегона, 67 тяговых плеч, 240 объемных планов пересылки, 163 реальных плана пересылки локомотивов с поездом или резервом, 262 локомотива, данные об их расположении и параметрах, нормативные времена технических стоянок, весовые типы поездов. Рассмотрим результаты работы предложенного гибридного алгоритма оптимизации. Для анализа его работы при различных вариациях последовательностей коэффициентов процедуры оптимизации  $ap$  и  $sp$  (8), удовлетворяющих найденным условиям сходимости (7), были

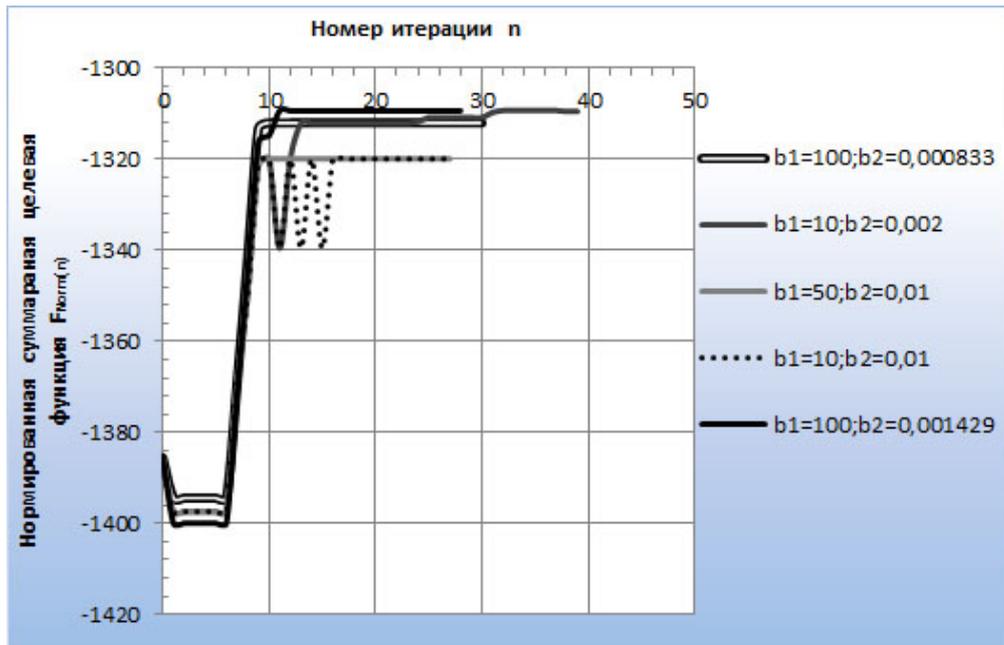


Рис. 5. Процесс сходимости процедуры оптимизации при различных значениях параметров  $b_1$  и  $b_2$

проведены серии экспериментов с изменением параметров  $b_1$  и  $b_2$  указанных последовательно. Ниже изображен процесс сходимости процедуры оптимизации при различных значениях параметров  $b_1$  и  $b_2$  (Рис. 5)

На Рис. 5 представлена график нормированной суммарной целевой функции в зависимости от номера итерации  $n$ :

$$F_{Norm}^n = \frac{F(X^n)}{N_{Fm}} \quad (9)$$

где  $N_F$  — нормировочный коэффициент суммарной целевой функции. Как видно из графика, при относительно больших  $b_2$ , к примеру,  $b_2 = 0,01$ , при уменьшении параметра  $b_2$  происходит постепенный уход процедуры оптимизации от локального максимума со значением и переход в сторону сходимости около глобального экстремума. При этом можно предположить, что сам глобальный максимум достигается при значении параметра  $b_2$ , находящемся в промежутке  $(0,000833, 0,002]$ . Что касается параметра  $b_1$ , логично предположить, что скорость сходимости процедуры оптимизации увеличивается с увеличением указанного параметра. Было проведено исследование зависимостей количества итераций  $N^*$ , при котором достигается сходимость процедуры оптимизации в глобальном экстремуме, от значений параметров  $b_1$  и  $b_2$ , по результатам которого была найдена оптимальная пара параметров для последовательностей коэффициентов (8):  $b_1 = 100$ ,  $b_2 = 0,000909091$ . С найденными значениями параметров процедура оптимизации выдала окончательное решение задачи назначения локомотивов на заданные планы пересылки, улучшенное на 7% от первоначального.

Для оценки эффективности работы построенной системы грузоперевозок были рассчитаны качественные показатели использования эксплуатируемых локомотивов, представленные в Таблице 1. Разработанная МАС управления перевозками на рельсовом транспорте предоставляет адекватное решение задачи планирования прикрепления локомотивов к поездам, а построенный гибридный алгоритм оптимизации позволяет повысить эффективность использования эксплуатируемого локомотивного парка. Проанализировав представленные качественные

**Таблица 1.** Качественные показатели работы МАС управления перевозочным процессом и процедуры ее дальнейшей оптимизации.

Качественные показатели	МАС управления перевозками на рельсовом транспорте	Гибридный алгоритм оптимизации
Среднесуточная производительность, WL, ткм брутто	45642.8	98354.8
Среднесуточный пробег, SL, км	453.91	517.88
Участковый оборот, $\Theta L$ , ч. (за планируемый период в 6 часов)	4.67	5.27
Коэффициент эффективности использования эксплуатируемого парка локомотивов, K	0.68	0.83

показатели, можно прийти к заключению, что разработанная МАС управления перевозками на рельсовом транспорте предоставляет адекватное решение задачи планирования прикрепления локомотивов к поездам, а построенный гибридный алгоритм оптимизации позволяет повысить эффективность использования эксплуатируемого локомотивного парка.

### 7.2. Результаты моделирования генетического алгоритма

Для моделирования ГА были заданы следующие параметры: 566 станций, 772 объемных плана локомотива, 469 поездных плана, 4723 нитки маршрутов поездов, 783 реальных локомотива с их параметрами, 44 реальных поезда. Из результатов моделирования видно, что

**Таблица 2.** Эффективность ГА

Параметр	Решение "жадного" алгоритма	P=15, M=10, D=4(по F)	P=20, M=10, D=4(по F)	P=20, M=10, D=4 ( $N_{assign}$ )	P=15, M=20, D=4 ( $N_{assign}$ )	P=15, M=20, D=4(по F)
F(X)	139440	335760	210480	-109920	-109920	414960
( $N_{assign}$ )	27	14	16	47	47	13
Время работы	1 мин, 13 с	15 мин, 24 с	22 мин, 56 с	19 мин, 13 с	9 мин, 29 с	10 мин, 31 с

в независимости от выбранного параметра оптимизации, ГА показывает лучшие результаты выполнения плана привязки локомотивов к поездам, чем исходный "жадный" алгоритм.

## 8. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Данная работа посвящена разработке мультиагентной системы управления рельсовым транспортом и ее последующей оптимизации на основе методов математического программирования и теории мягких вычислений. В области управления рельсовым транспортом задача оптимизации является чрезвычайно сложной, так как необходимо соблюдение ее технологических особенностей, и обеспечение высокой помехоустойчивости и надежности. Для решения этой задачи была построена мультиагентная система управления, показавшая на практике способность успешно учитывать множество технологических ограничений и выдавать достаточно корректное решение. Для оптимизации результата, полученного с помощью основного алгоритма мультиагентной системы, было предложено два различных подхода. В качестве первого подхода был разработан специальный гибридный алгоритм, являющийся сочетанием модифицированных покоординатного метода и метода стохастической аппроксимации. Построенный алгоритм позволил повысить эффективность системы управления рельсовым транспортом, как улучшая качественные показатели, так и показывая хорошую скорость сходимости и быстродействие. Второй подход к решению задачи оптимизации заключается в использовании теории мягких вычислений на примере модифицированного генетического алгоритма. Данный

метод позволил улучшить первоначальное решение, не только оптимизируя значение целевой функции как качественную характеристику оптимальности решения, но также и количественные характеристики задачи назначения локомотивов на поезда. Созданная система управления железнодорожными перевозками была успешно протестирована на имитационных данных Восточного полигона. По результатам исследования можно сказать, что данные методы применимы для оптимизации систем управления перевозками на рельсовом транспорте, в том числе и для управления подвесной монорельсовой транспортной системой. Данная работа выполнена при поддержке Минобрнауки РФ, уникальный идентификатор – RFMEFI58214X0003.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Барабашова О. В., Крушель Е. Г. *Алгоритмы поиска экстремума функции многих переменных*. Методические указания, Волгоград. гос. техн. ун-т, Волгоград, 2000. - 30с.
2. Вазан М. *Стохастическая аппроксимация*. М.: Наука, 2003. - 291 с.
3. Н.А.Кузнецов, В.С. Козьякин, П.Ю.Чеботарев, П.О.Скобелев, Н.И. Капустин, В.А. Матвиенко, Н.Г.Рябых, Н.А. Гречишкина, О.М.Цыганова, Е.М.Захарова *Качественный анализ и моделирование алгоритмов оптимизации мультиагентной системы управления перевозочным процессом на железнодорожном транспорте*, 2013
4. Пащенко Ф.Ф. *Введение в состоятельные методы моделирования систем; Учеб. пособие: В 2-х ч. Ч. 1. Математические основы моделирования систем. Ч. 2. Идентификация нелинейных систем*. М.: Финансы и статистика, 2007.
5. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. *Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы*. Пер. с польск. И.Д. Рудинского, 2006
6. Dvoretzku A. On Stochastic Approximation, *Third Berkeley Symp. on Math. Stat. and Probability* University of California - 1956.- vol.1. pp.39-56.
7. Jeffrey W., Rosner R. *Optimization algorithms: simulated annealing and neural network processing*, The Astrophysical Journal, 1986, V.310, p.473-481

### Design and analysis of optimization algorithm for multi-agent rail control system

**N.A.Kuznetsov, I.K.Minashina, F.F.Pashchenko, N.G.Ryabykh, E.M.Zakharova**

The paper is concerned with the schedule optimization problem in the railway control systems. The schedule optimization problem has been formulated as a problem of finding the global extreme of the fitness function. Authors propose 2 different methods for the problem solving using mathematical optimization technologies, namely stochastic optimization algorithm, and the genetic algorithm respectively.

**KEYWORDS:** optimization, global extremum, multiextremal function, multi-agent systems, genetic algorithm, stochastic algorithm.