

Л.А. Гладков, Н.В. Гладкова, С.А. Громов

ГИБРИДНАЯ МОДЕЛЬ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ОПЕРАТИВНОГО ПРОИЗВОДСТВЕННОГО ПЛАНИРОВАНИЯ*

Рассматривается новый подход к решению задач производственного планирования. Дано определение задачи оперативного планирования производства. Показано место задач оперативного планирования в общей теории расписаний. Выполнена постановка задачи составления временного графика производственного процесса, заданы ограничения и целевая функция рассматриваемой задачи оптимизации. Приведено описание структуры предложенного гибридного алгоритма производственного планирования. Проведен анализ существующих методов решения задач планирования. Исследована взаимосвязь между методами эволюционного программирования и принципами адаптации. Предложено использовать адаптацию как способ управления техническими системами. Определены возможности использования адаптации в задачах производственного планирования. Предложена новая архитектура гибридной модели оперативного планирования. Описана структура блока адаптации в составе общей системы производственного планирования. Описаны управляющие воздействия и выходная функция блока адаптации. Приведена последовательность выполнения операций и структура алгоритма управления на основе адаптации. Показана взаимосвязь между оптимизационными и адаптивными моделями. Предложена структура и параметры оперативного плана в процессе адаптации коллектива программных агентов. Предложено использовать децентрализованный подход при решении задачи планирования. Приведен пример задания матрицы решений, характеризующей определенный план производства. В качестве общей архитектуры агента предложена модель анимата (искусственного животного). Приведена схема обучения с подкреплением для программного агента. Для оценки качества выполнения задачи предложено использовать лингвистические переменные. В качестве инструмента поиска новых решений предложено использовать биоинспирированные методы. Проведены исследования характеристик предложенной модели. Проведены серии вычислительных экспериментов и выполнен сравнительный анализ работы разработанных алгоритмов.

Задачи производственного планирования; адаптивные модели; программные агенты; лингвистическая переменная; теория расписаний; гибридная модель.

L.A. Gladkov, N.V. Gladkova, S.A. Gromov

HYBRID ALGORITHM OF SOLVING THE PROBLEMS OF OPERATIONAL PLANNING OF THE PRODUCTION PROCESS

The article considers a new approach to solving the problems of production planning. The definition of the task of operational planning of production is given. The place of tasks of operational planning in the general theory of schedules is shown. The formulation of the task of drawing up a time schedule for the production process is completed, constraints and the objective function of the optimization problem under consideration are given. The structure of the proposed hybrid algorithm of production planning is described. The analysis of existing methods for solving planning problems is carried out. The relationship between the methods of evolutionary programming and the principles of adaptation has been explored. It is proposed to use adaptation as a way to manage technical systems. The possibilities of using adaptation in the tasks of production planning are determined. A new architecture of the hybrid model of operational planning is proposed. The structure of the adaptation unit as part of the general system of production planning is described. The control actions and the output function of the adaptation unit are described. The sequence of operations and the structure of the control algorithm on the basis of adaptation are given. The relationship between optimization and adaptive models is shown. The structure and parameters of the operational plan are proposed in the

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 16-01-00715).

process of adapting the team of software agents. It is proposed to use a decentralized approach in solving the planning problem. An example of a matrix of solutions describing a specific production plan is given. As the general architecture of the agent, an animat model (an artificial animal) is proposed. The scheme of training with reinforcement for the software agent is given. To assess the quality of the task, it is suggested to use linguistic variables. As a tool for searching for new solutions, it was suggested to use bioinspired methods. The characteristics of the proposed model are investigated. A series of computational experiments was carried out and a comparative analysis of the work of the developed algorithms was made.

Tasks of production planning; adaptive models; software agents; linguistic variable; scheduling theory; hybrid model.

Введение. Сложность задач решаемых средствами теории расписаний приводит к необходимости введения ряда допущений. Предполагается, что характер работ не зависит от последовательности их выполнения. Кроме того, используются следующие допущения.

1. Подлежащие выполнению работы определены и известны полностью. Все заданные работы должны быть выполнены.
2. Четко определены устройства, необходимые для выполнения заданных работ.
3. Задана совокупность всех элементарных действий, которые необходимо произвести для выполнения каждого вида работ. Заданы ограничения на порядок выполнения каждого вида работ. Каждая операция из заданного списка должна быть обеспечена как минимум одной единицей оборудования.

Для решения задачи составления расписания необходимо: составлен временной график выполнения всех необходимых производственных операций на каждой единице оборудования. Таким образом, составление расписания может рассматриваться как задача определения последовательности операций, выполняемых каждой машиной.

Исходными данными для задачи теории расписаний являются:

- ◆ перечень работ и операций, которые необходимо выполнить;
- ◆ количество и типы машин, выполняющих каждую операцию;
- ◆ последовательность выполнения операций;
- ◆ ограничения по использованию машин;
- ◆ критерии оценки расписаний.

3. Задана совокупность всех элементарных действий, связанных с выполнением каждой из работ, и ограничений на порядок их выполнения. Известно также, каким образом осуществляются эти действия, и что существует, по крайней мере, по одному устройству, способному выполнить каждое из них.

Постановка задачи. Обозначим через W_{ij} время ожидания ij -й операции, т.е. интервал времени между окончанием $(j - 1)$ -й и началом j -й операции i -й работы.

Тогда общая длительность ожидания работы i равна сумме длительностей ожидания всех операций [6–8]:

$$W_i = \sum_{j=1}^{s_i} W_{ij} .$$

Результатом составления расписания всегда является задание множества чисел W_{ij} . Окончательный выбор того или иного варианта основывается на сравнении соответствующих множеств W_{ij} . Наиболее важными величинами, зависящими от W_{ij} , являются:

T_i – момент окончания задания i , т.е. момент завершения его последней операции;

F_i – длительность прохождения задания i в системе (Длительность прохождения называют еще *циклом обработки* или *производственным циклом*);

L_i – Временное *смещение* работы i ;

Z_i – Временное *запаздывание* выполнения работы i ;

E_i – Временное *опережение* выполнения работы i .

Величины L_i , Z_i , E_i – позволяют оценить фактическое время окончания работы по сравнению с ее плановым сроком. Временное смещение каждой работы может иметь разный знак. Если знак положительный, то работа завершается после планового срока, что приводит к опозданию. Если же знак отрицательный, то работа завершается до планового срока, т.е. с опережением графика.

Часто выполняемые работы имеют разную важность, и чтобы отразить это на критерии оценки расписания для каждой работы задается так называемый *вес* – величина μ_i , характеризующая ее *относительную важность*. Тогда *средняя (средневзвешенная) длительность прохождения* задания определяется следующим образом:

$$\bar{F}_u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu_i F_i .$$

Архитектура гибридной модели планирования. При решении задач теории расписаний выполняется поиск оптимального или близкого к оптимальному расписания. Традиционно поисковый процесс осуществляется с помощью одного из следующих подходов: математическое программирование, комбинаторный подход и эвристический подход.

Эвристические методы, эвристическое программирование являются одним из традиционных направлений исследований по искусственному интеллекту [9, 10]. Их ключевая особенность заключается в том, что практически нет ограничений на постановку решаемой задачи. Методы эвристического программирования объединяет общий принцип адаптации, который был заимствован техническими системами из биологии. Адаптация – это способность живого организма или технической системы приспосабливаться к внешней среде, изменяя свое состояние и поведение (параметры, структуру, алгоритм и функционирование) в зависимости от изменения условий среды [11, 12]. При этом изменения происходят по мере накопления и использования информации поступающей извне. Таким образом, под адаптивной системой понимают систему, которая работает при наличии априорной неопределенности и изменяющихся внешних условий, а получаемую в процессе работы информацию об этих условиях используют для повышения эффективности ее работы.

В общем случае управлением называется целенаправленное воздействие на объект управления (ОУ), направленное на обеспечение его требуемого поведения [11, 12]. В качестве органа (устройства) управления может выступать некая техническая система, которая переводит объект в требуемое состояние.

Таким образом адаптацию можно рассматривать как способ управления в обстановке неопределенности внешней среды и самой системы. Неопределенность системы связана, в свою очередь, с ее сложностью, препятствующей получению адекватной модели. Адаптация выступает в качестве средства управления системой при отсутствии ее точной модели [11, 12].

В нашем случае в качестве объекта управления выступает оперативный план, а в качестве адаптивного устройства управления – специальная подсистема адаптации (рис. 1), на которую можно целенаправленно воздействовать. Состояние объекта изменяется под воздействием среды, в которой он находится.

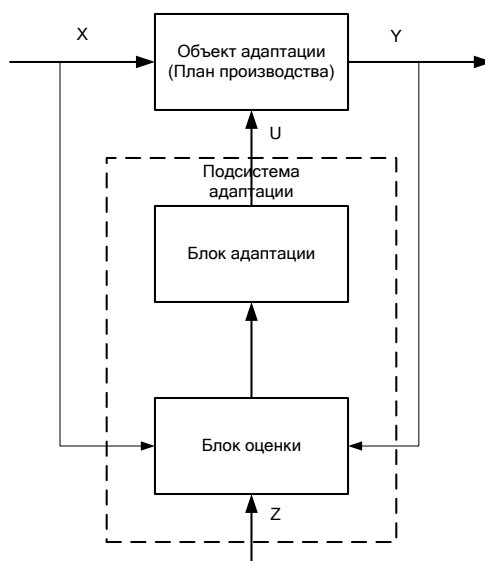


Рис. 1. Производственное планирование как объект адаптации

Применительно к задаче оперативного планирования имеем:

X – состояние среды, взаимодействующей с объектом адаптации; в нашем случае среда задается исходными данными для процесса оперативного планирования:

- ◆ потребность в выпуске продукции, с указанием директивных требований (номенклатура изделий, сроки и объемы выпуска);
- ◆ производственные ресурсы;
- ◆ технологические карты, линии, маршруты и спецификации изделий.

Y – состояние объекта, которое определяется вариантом оперативного плана, т.е. перечня производственных заданий (ПЗ) или операций, результат которых направлен на покрытие заданной потребности в выпуске продукции. Считаем, что одно задание содержит только одну номенклатуру изделия и для каждого сформированного задания выбраны конкретные производственные ресурсы (технологический маршрут) для реализации выпуска продукции, указаны даты начала и окончания, тем самым, определяя последовательность запуска заданий, назначенных на ресурсы.

Помимо среды на состояния объекта влияет управляющее воздействие U . Таким образом, объект можно представить с помощью преобразователя F состояния среды и управления в состояние объекта, т.е. оператора связи между входом X , управлением U и выходом Y объекта: $Y = F(X, U)$.

В основном F задается некоторым алгоритмом (правилом, инструкцией), имитационной моделью, которая указывает, как, располагая информацией о входах X и U , определить выход Y . Вид этого алгоритма с точностью до его параметров и определяет структуру F . Команды управления U генерируются блоком адаптации с тем, чтобы подать управляющее воздействие на объект управления.

Для функционирования блока оценок ему необходимо задать цель Z , т.е. то, к чему следует стремиться в процессе управления. Полученный план Y должен давать возможность достижения поставленных целей.

Для блока адаптации необходимо также передать алгоритм управления φ – указание, как добиваться поставленной цели. Суть алгоритма управления сводится к преобразованию, при котором исходная информация о состояниях среды X , состоянии объекта Y и цели Z переводится в сигнал управления U , который в свою очередь влияет на объект адаптации.

Таким образом, процесс управление можно описать как: $U = \varphi(X, Y, Z)$.

Управление связано, прежде всего, с целями Z , которые поступают извне в систему управления. Эти цели формулирует субъект, который и является потребителем будущей системы управления объектом; в нашем случае таким субъектом является пользователь информационной системы планирования. Как правило, свою цель субъект формулирует в виде вектора $Z = (z_1, \dots, z_m)$. На каждую компоненту этого вектора накладываются определенные требования. Для некоторых компонентов управления имеют место ограничения в виде равенств или неравенств, для других компонентов формулируются экстремальные требования. Применительно к задачам составления производственного расписания, которые в большинстве случаев, рассматриваются как задача оптимизации, в качестве компонентов вектора целей Z могут выступать:

- ◆ варьируемые атрибуты производственных заданий (номер линии для выполнения задания, очередность выполнения задания на линии);
- ◆ рассматриваются целевые критерии оптимизационной задачи, например количество заданий не выполненных в заданные сроки;
- ◆ в качестве граничных условий – границы сервисных интервалов производственных линий, интервалы переналадок линий и т.д.

Модели адаптации и оптимизации тесно взаимосвязаны. Задача адаптации возникает в том случае, если отсутствует информация, необходимая для оптимизации объекта. В монографии Л.А.Растрюгина [12] показано, что адаптация обеспечивает оптимизацию в обстановке значительных помех, связанных с грубостью оценки функционала. При этом адаптация также во многом схожа с задачей направленного поиска в пространстве состояний. На начальный момент времени предполагается наличие произвольно взятого решения, полученного случайным образом или с помощью эксперта. Идея направленного поиска заключается в последовательном улучшении решения на каждой последующей итерации. Процесс поиска состоит из повторяющихся этапов, каждый из которых представляет собой переход от одного решения к другому, лучшему, что и образует процедуру последовательного улучшения решения

$$Y[0] \rightarrow Y[1] \rightarrow \dots \rightarrow Y[t] \rightarrow Y[t + 1] \rightarrow \dots, t = (1, 2, \dots, T),$$

где T – количество итераций поискового алгоритма.

Каждое последующее решение получается из предыдущего с помощью некоторого алгоритма поиска A . Алгоритм указывает, какие операции необходимо сделать при $Y[t]$, чтобы получить более предпочтительное решение $Y[t+1]$: $Y[t+1] = A(Y[t])$.

Поскольку модель оперативного плана задается динамическим перечнем производственных заданий, то будет логично разделить управление этими заданиями. С этой целью для реализации блока адаптации применяются подходы и методы многоагентных систем [13]. В результате изменяется структура и параметры оперативного плана в ходе адаптации коллектива программных агентов. При использовании методов адаптации предлагается руководствоваться принципами децентрализации. Для примера использования децентрализованного подхода сопоставим признаки, характеризующие составление расписания человеком и программными агентами (табл. 1).

Таблица 1

Децентрализация при составлении расписания

Признаки	Человек	Коллектив программных агентов
База правил	Одна централизованная база правил	База правил, распределенная между программными агентами
Набор условий или ситуаций	Значительный, трудно формализуемый	Ограниченный, обычно небольшое число базовых ситуаций
Накопление опыта, обучение	Централизованный	Децентрализованный. Мотивация применения однотипного правила в аналогичной ситуации у разных агентов может различаться
Характер поискового процесса	Последовательный	Возможна параллельность для не связанных агентов

Учитывая многообразие видов адаптации, специфику задач построения производственных расписаний, можно сделать вывод, что наиболее предпочтительными подходами для решения задач дискретной оптимизации являются: эволюционная адаптация; альтернативная адаптация с коллективом ОА с рефлексией.

Предположим, что каждому производственному заданию ставится в соответствие абстрактная сущность – программный агент, который рассматривается как объект адаптации. Задача агента состоит в выработке и реализации управляющих сигналов, изменяющих значения вектора атрибутов соответствующего задания. В качестве атрибутов задания выбраны идентификатор назначения на ресурс и очередность его выполнения. В зависимости от специфики решаемой задачи, перечень атрибутов может быть расширен. Например, если длительность задания является переменной величиной, она должна быть выделена в отдельный атрибут. Если допускаются изменения связей между заданиями (что актуально в задачах согласования или сетевого планирования), необходимо выделять отдельные атрибуты, задающие указатели связей между отдельными заданиями. Таким образом, один агент эмулирует управление одной производственной заявкой.

При такой организации каждый агент выступает в виде отдельной подсистемы нижнего уровня, отвечающей за адаптацию единственного, подотчетного ей, производственного задания из оперативного плана. Введем матрицу Y , которая характеризует оперативный план производства (ее столбцы состоят из векторов атрибутов заданий (табл. 2).

Таблица 2

Матрица решения

Значение атрибута	Задание 1	Задание 2	Задание i	Задание n
Очередность выполнения задания	y_{11}	y_{21}	$y_{i1} \in \{N\}$	y_{n1}
Номер линии	y_{12}	y_{22}	$y_{i2} \in \{M\}$	y_{n2}

Пространство решений представляется множеством Y -матриц. Поиск варианта оперативного плана сводится к поиску матрицы Y , а именно, к отысканию набора значений y_{ij} , которые оптимизируют целевой критерий и удовлетворяют ограничениям, т.е. достигают цели адаптации Z .

Соответственно для каждой подсистемы или агента имеют место свои состояние и цели, возможно даже отличные от целей адаптивной системы верхнего уровня, отвечающей за адаптацию всего оперативного плана. Локальная цель отдельного агента – добиться выполнения директивных требований выпуска продукции и избежать конфликтных ситуаций, связанных с использованием общего производственного оборудования, а также ситуаций нарушения технологических ограничений.

Для всего коллектива агентов глобальная цель адаптации заключается в оптимизации значения поставленного критерия. Таким образом, в процессе поиска решения каждому агенту необходимо подобрать значения его вектора атрибутов u_k , которые оптимизируют значение ЦФ (критерия). При этом будут наилучшим образом выдержаны директивные требования и не будут нарушаться поставленные ограничения.

Таким образом, имеем:

Локальная цель каждого ОА – достижение удовлетворительного состояния, при котором выполняются директивные требования для соответствующего данному агенту производственного задания.

Глобальная цель коллектива ОА – достижение такого состояния среды, при котором выполняются все цели Z , т.е. оптимизирован критерий и удовлетворены ограничения.

Общая формулировка задачи такова: множества возможных ситуаций производственного планирования $\{S\}$ и действий агентов-планировщиков $\{A\}$ конечны. Предполагается, что в каждой ситуации должна отражаться информация о текущем состоянии агента: нарушает ли он какое-нибудь ограничение; насколько агент достиг локальной цели; выполняются ли директивные требования. Иногда ситуация демонстрирует, как текущее состояние агента повлияло на достижимость глобальной цели – оптимизацию целевого критерия. Именно для организации процедуры направленного перехода от одного решения к другому каждый агент наделяется возможностью выполнять действия, изменяющие его состояние, т.е. корректирующие значения вектора его атрибутов $(y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{kn})$. Остается определить алгоритм применения конкретного правила в зависимости от ситуации. Для этого необходимо выбрать архитектуру реализации программного агента.

В качестве общей архитектуры агента предлагается модель анимата (искусственного животного) на основе обучения с подкреплением, разработанная в контексте исследования адаптивного поведения искусственных агентов [14]. Общая схема обучения с подкреплением показана на рис. 2.

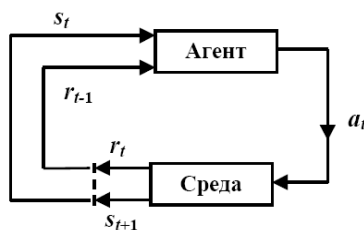


Рис. 2. Обучение с подкреплением в модели анимата

В текущей ситуации s_t агент выполняет действие a_t . В зависимости от логики выбранного действия меняются компоненты вектора атрибутов $(y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{kn})$, $y_k^{t+1} = a_t(y_k^t)$. Далее агент получает подкрепление r_t и попадает в следующую ситуацию s_{t+1} (t – модельное время адаптивной системы, которое предполагается дискретным: $t = 1, 2, \dots$). Подкрепление расценивается, как сигнал отклика среды (поощрение или наказание), несущего оценку целесообразности выбранного действия в рассматриваемой ситуации.

На практике выполнение требований в задачах производственного планирования обычно определяет эксперт, который оценивает величину запаздывания или опережения момента выпуска относительно директивного срока. Такого рода оценки удобно давать в форме лингвистических переменных. Поэтому при решении поставленной задачи предлагается воспользоваться возможностями аппарата лингвистических переменных и нечетких множеств. Введем вспомогательную лингвистическую переменную «Отклонение сроков». Ее терм-множество (множество лингвистических значений) состоит из следующих значений {«Малое», «Точно в срок», «Большое»}. Также может быть использована лингвистическая переменная «Состояние запасов» со значениями {«Раннее пополнение», «Точно в срок», «Позднее пополнение»}. Как исходное приближение, в качестве функции принадлежности выбрана простейшая симметричная треугольная функция.

Нечеткая оценка переменной «Отклонение сроков» проводится для выпусков по оперативному плану. Считается, что оценка «Точно в срок» соответствует факту выполнения локальной цели. В противном случае имеет место ситуация опережения или запаздывания. Применение подобных суждений позволяет повысить адекватность и реалистичность оценок состояния агентов, что в свою очередь сказывается на сходимости поискового алгоритма.

Также для решения задач планирования успешно применяются биоинспирированные алгоритмы, которые подразумевают применение природных механизмов к моделированию технических систем. Гибридный алгоритм подразумевает использование нечеткой логики для изменения управляющих параметров алгоритма и типа применяемых эволюционных операторов в ходе его работы [15–20].

Изменениям подвергаются вероятность мутации и вероятность кроссинговера. Применены нечеткие правила адаптации этих параметров. Параметры меняются на основе предложенных эвристических правил. Так же меняется тип оператора мутации. Изменения осуществляет нечеткий логический контроллер.

Результаты вычислительных экспериментов. В ходе проведения вычислительных экспериментов стояла задача определения и анализа зависимости скорости сходимости и качества решений разработанных алгоритмов для различных случаев их использования.

Предложенные алгоритмы планирования были реализованы программно в виде расширений стандартной функциональности информационных систем, затрагивающих процессы производственного планирования. Разработка решения осуществлялась в два этапа: разработка прототипов, перенос прототипов на промышленную платформу.

Разработка блока расчета расписаний выполнена на языке ANSI C/C++ с использованием стандартной библиотеки шаблонов STL.

Цель экспериментальных исследований – это анализ зависимости скорости сходимости и качества решений разработанных алгоритмов для различных случаев их использования.

Необходимо установить характер зависимости размерности задачи (значения количества работ N , количества линий M), и временных затрат на поиск решения.

Исследование проводилось по двенадцати точкам, выбранным экспертно.

Время сходимости линейно растет с увеличением размерности задачи. Также следует отметить более быструю сходимость алгоритма адаптивного поиска (ААП) по сравнению с модифицированным генетическим алгоритмом. Полученные результаты подтвердили предположение о целесообразности использования приближенного алгоритма для получения квазиоптимального решения. Характер зависимостей отражает почти линейную зависимость времени счета от размерности задачи, таким образом, подтверждается предположение о полиномиальной временной сложности предложенных алгоритмов.

Также была проведена оценка улучшения качества решения относительно начального значения целевой функции. Для наглядности в эксперимент был включен алгоритм случайного поиска решения. При проведении данного исследования для каждого алгоритма были взяты одни и те же исходные данные: количество заданий $N = 100$, количество линий, из них спаренных $M/LG = 24/8$, горизонт планирования $D = 120$; количество оснастки $RQ = 4$. При сопоставлении результатов исследуемых алгоритмов приняты следующие соображения:

- ◆ каждое поколение МГА соответствует сотне итераций ААП;
- ◆ каждое сотое решение алгоритма случайного поиска соответствует расчету одного поколения МГА;
- ◆ каждый цикл работы гибридного алгоритма соответствует расчету одного поколения МГА.

Значения параметров алгоритмов МГА и ААП приведены соответственно в табл. 3 и 4.

Таблица 3

Параметры модифицированного генетического алгоритма

Наименование параметра	Значение
Размер популяции, шт.	100
Вероятность скрещивания	0.9
Вероятность мутации	0.1
Схема миграции	«лучшие» – «худшие»
Период миграции, пок.	5
Доля мигрирующих особей, %	10
Количество точек скрещивания, %	0.0005
Количество точек мутации, %	0.001

Таблица 4

Параметры алгоритма адаптивного поиска

Наименование параметра	Значение
Количество циклов застоя алгоритма	20
Начальные значения в матрице обучения $Q, MAX/MIN/ST$	7/1/3
Величина подкрепления r_i	0.2
Вероятность выбора действия при ε -жадной политике	0.8

На рис. 3, 4 приведены сравнительные результаты, показанные различными алгоритмами поиска (случайный поиск – зеленый график; адаптивный алгоритм – голубой график; модифицированный генетический алгоритм – красный график; гибридный алгоритм – черный график).

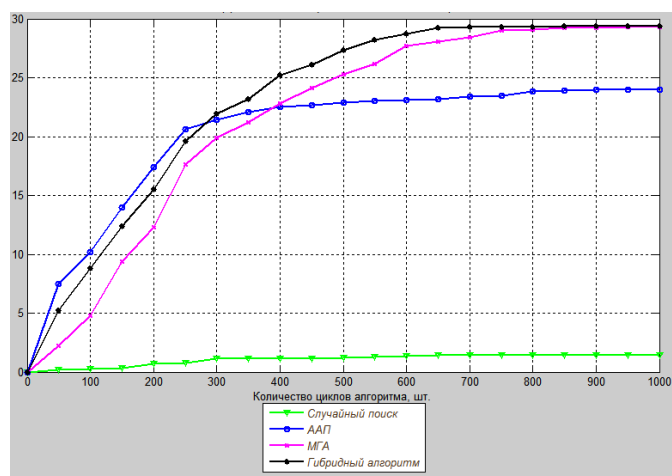


Рис. 3. Относительная эффективность алгоритмов

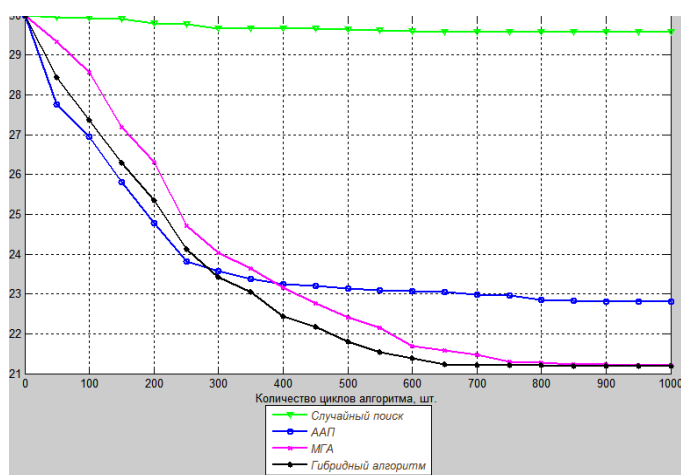


Рис. 4. Абсолютная эффективность алгоритмов

Заключение. Анализируя полученные зависимости, можно отметить тот факт, что все алгоритмы, за исключением случайного демонстрируют направленный характер поиска и сходимость. Причем, как видно из графиков, увеличение числа итераций алгоритма не приводит к существенному улучшению результата. Что касается скорости сходимости, то наиболее быстрым является алгоритм адаптивного поиска. Необходимо отметить более быструю сходимость адаптивного поиска по отношению к модифицированному генетическому алгоритму. Полученные результаты подтвердили общее предположение о целесообразности использования приближенного алгоритма для получения приемлемого (квазиоптимального) решения. Характер зависимостей отражает почти линейную зависимость времени счета от размерности задачи, таким образом можно предполагать полиномиальную временную сложность предложенных алгоритмов.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Лазарев А.А.* Теория расписаний. Задачи и алгоритмы. – М.: Изд-во МГУ, 2011. – 222 с.
2. *Высочин С.В.* Принципы построения систем для расчета производственных расписаний // САПР и графика. – 2008. – № 9. – С. 57-59.
3. *Leung J.Y.T.* Handbook of Scheduling // Boca Raton, Florida: Chapman & Hall/CRC, 2004.
4. *Танаев В.С., Шкурба В.В.* Введение в теорию расписаний. – М.: Наука, 1975. – 256 с.
5. *Калянов Г.Н.* Моделирование, анализ, реорганизация и автоматизация бизнес-процессов. – М.: Финансы и статистика, 2006. – 240 с.
6. *Громов С.А., Тарасов В.Б.* Методы искусственного интеллекта в автоматизации оперативного планирования // Программные продукты и системы. – 2007. – № 4. – С. 89-92.
7. *Громов С.А., Тарасов В.Б.* Интегрированные интеллектуальные системы оперативного планирования производства // Известия ЮФУ: Технические науки. – 2011. – № 7 (120). – С. 60-67.
8. *Michael A., Takagi H.* Dynamic control of genetic algorithms using fuzzy logic techniques // Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms. – Morgan Kaufmann, 1993. – P. 76-83.
9. *Lee M.A., Takagi H.* Integrating design stages of fuzzy systems using genetic algorithms // Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Fuzzy System. – 1993. – P. 612-617.
10. *Herrera F., Lozano M.* Fuzzy Adaptive Genetic Algorithms: design, taxonomy, and future directions // J. Soft Computing. – Springer-Verlag, 2003. – P. 545-562.
11. *Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М.* Генетические алгоритмы. – М.: Физматлит, 2010. – 368 с.
12. *Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М., Сороколетов П.В.* Биоинспирированные методы в оптимизации. – М.: Физматлит, 2009. – 384 с.
13. *Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б.* Поисковая адаптация: теория и практика. – М.: Физматлит, 2006. – 272 с.
14. *Растригин Л.А.* Адаптация сложных систем. – Рига: Зинатне, 1981. – 375 с.
15. *Емельянов В.В., Курейчик В.В., Курейчик В.М.* Теория и практика эволюционного моделирования. – М.: Физматлит, 2003. – 432 с.
16. *Редько В.Г.* Эволюционная кибернетика. – М.: Наука, 2001. – 155 с.
17. *King R.T.F.A., Radha V., Rughooputh H.C.S.* A fuzzy logic controlled genetic algorithm for optimal electrical distribution network reconfiguration // Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control, Taipei, Taiwan, 2004. – P. 577-582.
18. *Gladkov L., Gladkova N., Leiba S.* Manufacturing scheduling problem based on fuzzy genetic algorithm // In: Proceeding of IEEE East-West Design & Test Symposium – (EWDTS'2014). – Kiev, Ukraine, 2014. – P. 209-212.
19. *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.
20. *Гладков Л.А., Лейба С.Н., Тарасов В.Б.* Разработка и программная реализация гибридного алгоритма решения оптимизационных задач автоматизированного проектирования // Программные продукты и системы. – 2018. – Т. 31, № 3. – С. 569-580.

REFERENCES

1. *Lazarev A.A.* Teoriya raspisaniy. Zadachi i algoritmy [The theory of schedules. Tasks and algorithms]. Moscow: Izd-vo MGU, 2011, 222 p.
2. *Vysochin S.V.* Principy postroeniya sistem dlya rasheta proizvodstvennykh raspisaniy [Principles of construction of systems for the calculation of production schedules], *SAPR i grafika* [CAD and graphics], 2008, No. 9, pp. 57-59.
3. *Leung J.Y.T.* Handbook of Scheduling, *Boca Raton, Florida: Chapman & Hall/CRC, 2004.*
4. *Tanaev V.S., Shkurba V.V.* Vvedenie v teoriyu raspisaniy [Introduction to the theory of schedules]. Moscow: Nauka, 1975, 256 p.
5. *Kalyanov G.N.* Modelirovanie, analiz, reorganizaciya i avtomatizaciya biznes-processov [Modeling, analysis, reorganization and automation of business processes]. Moscow: Finansy i statistika, 2006, 240 p.
6. *Gromov S.A., Tarasov V.B.* Metody iskusstvennogo intellekta v avtomatizacii operativnogo planirovaniya [Methods of artificial intelligence in the automation of operational planning], *Programmnye produkty i sistemy* [Software products and systems], 2007, No. 4, pp. 89-92.

7. Gromov S.A., Tarasov V.B. Integrirovannye intellektual'nye sistemy operativnogo planirovaniya proizvodstva [Integrated intelligent system of operational planning of production], *Izvestiya YuFU: Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2011, No. 7 (120), pp. 60-67.
8. Michael A., Takagi H. Dynamic control of genetic algorithms using fuzzy logic techniques, *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*. Morgan Kaufmann, 1993, pp. 76-83.
9. Lee M.A., Takagi H. Integrating design stages of fuzzy systems using genetic algorithms, *Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Fuzzy System*, 1993, pp. 612-617.
10. Herrera F., Lozano M. Fuzzy Adaptive Genetic Algorithms: design, taxonomy, and future directions, *J. Soft Computing*. Springer-Verlag, 2003, pp. 545-562.
11. Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M. Geneticheskie algoritmy [Genetic algorithms]. Moscow: Fizmatlit, 2010, 368 p.
12. Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M., Sorokoletov P.V. Bioinspirirovannye metody v optimizatsii [Bioinspired methods in optimization]. Moscow: Fizmatlit, 2009, 384 p.
13. Kureychik V.M., Lebedev B.K., Lebedev O.B. Poiskovaya adaptatsiya: teoriya i praktika [Search for the theory and practice of adaptation]. Moscow: Fizmatlit, 2006, 272 p.
14. Rastrigin L.A. Adaptatsiya slozhnykh system [Adaptation of complex systems]. Riga: Zinatne, 1981, 375 p.
15. Emel'yanov V.V., Kureychik V.V., Kureychik V.M. Teoriya i praktika evolyucionnogo modelirovaniya [Theory and practice of evolutionary modeling]. Moscow: Fizmatlit, 2003, 432 p.
16. Red'ko V.G. Evolyucionnaya kibernetika [Evolutionary Cybernetics]. Moscow: Nauka, 2001, 155 p.
17. King R.T.F.A., Radha B., Rughooputh H.C.S. A fuzzy logic controlled genetic algorithm for optimal electrical distribution network reconfiguration, *Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control, Taipei, Taiwan, 2004*, pp. 577-582.
18. Gladkov, L., Gladkova, N., Leiba, S. Manufacturing scheduling problem based on fuzzy genetic algorithm, In: *Proceeding of IEEE East-West Design & Test Symposium – (EWDTS'2014)*. Kiev, Ukraine, 2014. pp. 209-212.
19. Gladkov L.A., Gladkova N.V. Osobennosti ispol'zovaniya nechetkikh geneticheskikh algoritmov dlya resheniya zadach optimizatsii i upravleniya [Features the use of fuzzy genetic algorithms for solving problems of optimization and control], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2009, No. 4 (93), pp. 130-136.
20. Gladkov L.A., Leyba S.N., Tarasov V.B. Razrabotka i programmaya realizatsiya gibridnogo algoritma resheniya optimizatsionnykh zadach avtomatizirovannogo proektirovaniya [Development and software implementation of a hybrid algorithm for solving optimization problems of computer-aided design], *Programmnye produkty i sistemy* [Software products and systems], 2018, Vol. 31, No. 3, pp. 569-580.

Статью рекомендовала к опубликованию д.т.н., профессор Л.С. Лисицына.

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 – e-mail: leo_gladkov@mail.ru; тел.: 88634393260; кафедра ДМ и МО; старший преподаватель.

Громов Сергей Алексеевич – Московский государственный технический университет им. Баумана; e-mail: sergey.a.gromov@gmail.com; Москва, 2-я Бауманская ул., 5, стр. 1; аспирант.

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

Gladkova Nadezhda Viktorovna – e-mail: leo@tgn.sfedu.ru; DM&MO department; senior teacher.

Gromov Sergey Alexeevich – Moscow State Technical University; e-mail: sergey.a.gromov@gmail.com; Moscow, 2-nd Baumanskaya street, build 1, Russia; postgraduate student.