

УДК 004.89: 330.115

С.А. Громов, В.Б. Тарасов

**ИНТЕГРИРОВАННЫЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ
ОПЕРАТИВНОГО ПЛАНИРОВАНИЯ ПРОИЗВОДСТВА***

Рассмотрены варианты построения интегрированных интеллектуальных систем оперативного планирования производства. Показано, что с одной стороны такие системы должны соединять возможности существующих систем ERP, MES и APS. С другой стороны, для решения сложных задач детального планирования и составления расписаний целесообразно использовать передовые интеллектуальные технологии. Дана формальная постановка задачи построения производственного расписания. Описаны методы ее решения как на основе адаптации программных агентов, так и с помощью генетических алгоритмов.

Система интеллектуальная; планирование производственное; теория расписаний; агент программный; алгоритм адаптации; алгоритм генетический.

S.A. Gromov, V.B. Tarassov

**INTEGRATED INTELLIGENT SYSTEMS OF PRODUCTION PLANNING
AND SCHEDULING**

Some ways of constructing integrated intelligent planning and scheduling systems are considered. It is shown that, on the one hand, such systems have to integrate the possibilities of modern ERP, MES and APS. On the other hand, to solve complex problem of planning and scheduling it is worth using advanced intelligent technologies. A formal statement of production scheduling problem is given. The techniques of its solving are presented: both on the basis of software agents adaptation and genetic algorithms development.

Intelligent system; production planning; scheduling; software agent; adaptation algorithm; genetic algorithm.

Введение. Возможности современных информационных систем в части поддержки процессов оперативного планирования производства достаточно широки. Здесь среди обширного перечня программных продуктов можно выделить: системы планирования и управления ресурсами предприятий класса ERP (Enterprise Resource Planning), традиционно затрагивающие задачи планирования; производственные исполнительные системы MES (Manufacturing Execution Systems), предназначенные для решения оперативных задач; системы оптимизированного (синхронного) производственного планирования APS (Advanced Planning & Scheduling), главной особенностью которых является возможность быстрого составления планов с учетом имеющихся ресурсов и производственных ограничений, а также быстрого перепланирования по заранее составленным сценариям оптимизации. К примеру, модуль SAP APO (Advanced Planning & Optimization) широко известной компании SAP AG является системой APS-класса [1,2]. Сегодня ведущими тенденциями развития подобных систем являются их интеграция и интеллектуализация. На рис. 1 представлен вариант интеграции технологий ERP, MES и APS в русле реализации цикла производственного планирования. При этом показано, какие функции данного цикла охватывают рассматриваемые классы информационных систем.

Определения процесса детального планирования, которые даются такими международными организациями как MESA Organization и APICS, говорят о том, что их стоит рассматривать в контексте задач теории расписаний (TP).

* Работа выполнена при поддержке РФФИ (проекты: № 10-01-00844, № 11-07-00738).

В общем виде базовая постановка задачи теории расписаний начинается с описания системы машин и множества заданий или работ. В классической теории расписаний различают три класса задач: 1) задачи упорядочения; 2) задачи распределения; 3) задачи согласования (сетевое планирование).

Простейшим и наиболее изученным классом задач ТР являются задачи упорядочения. В этих задачах распределение работ по машинам и длительности их выполнения предполагаются заданными. Надо указать наиболее эффективную стратегию управления очередями требований на выполнение работ каждой машиной.

В задачах согласования основное внимание уделяется выбору длительностей работ, а также расчету моментов начала работ при заданном их распределении по машинам. Этот класс задач часто объединяют термином «Сетевое планирование».

Задачи распределения предполагают, что одна и та же машина может выполнять различные задания. Необходимо указать наилучшее, в некотором смысле, распределение заданий по машинам.

При построении моделей оперативного планирования в реальных ситуациях редко удается получить «чистую» задачу, относящуюся к конкретному классу. Как правило, принятие наилучших плановых решений сопряжено с рассмотрением экстремальных задач, в которых в значительной мере объединяются элементы упорядочения, согласования и распределения.

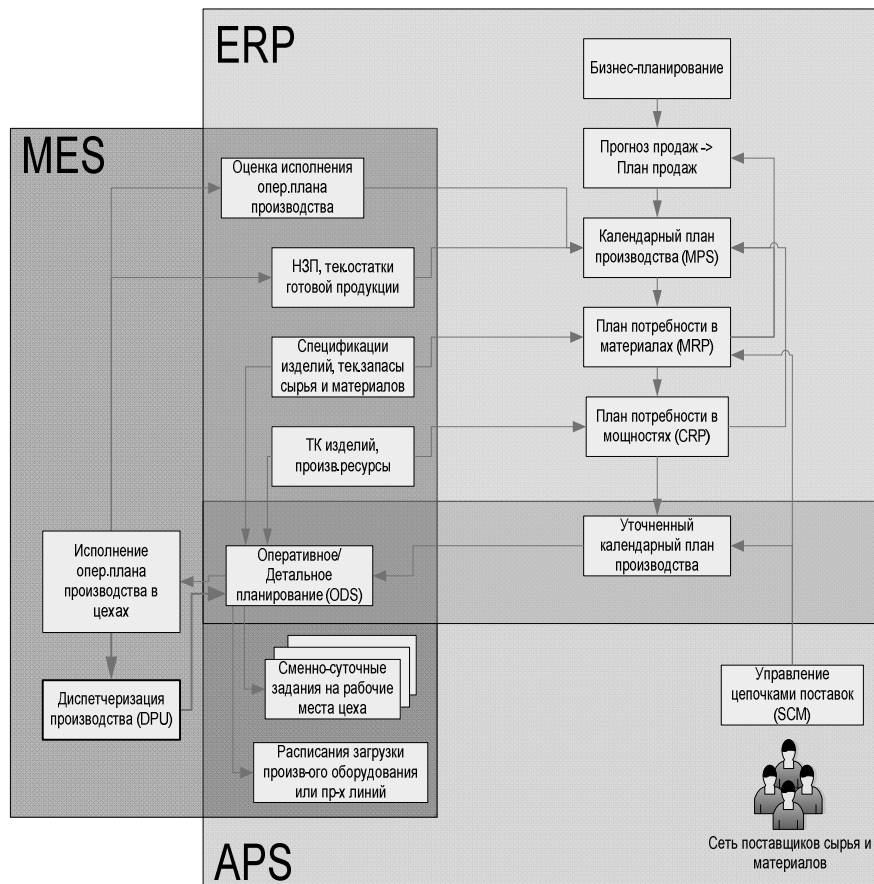


Рис. 1. Вариант интеграции систем ERP, MES и АПП при реализации цикла планирования

Формальная постановка задачи. Рассмотрим общую постановку задачи построения производственного расписания.

Дано: Множества машин – производственных линий M , $|M| = m$; каждая линия характеризуется определенным перечнем параметров, значения которых накладывают дополнительные ограничения при назначении работ.

График недоступности производственных линий определяет периоды сервисов или ремонтов:

- ◆ sb_{jl} – начало l -го сервиса на j -й линии;
- ◆ se_{jl} – окончание l -го сервиса на j -й линии;
- ◆ RQ – общее количество оснастки;
- ◆ WT – матрица времени переналадки линии, требуемого при переходе с выпуска i -го задания на j -е, каждый элемент матрицы $wt_{ij} \geq 0$.

Конечное множество заданий N , $|N| = n$; каждое задание i состоит из одной операции. Задание есть элементарная задача, подлежащая выполнению, оно характеризуется:

- ◆ m_i – номером машины, на которую назначено i -е задание, $1 \leq m_i \leq m$;
- ◆ t_i – длительностью задания;
- ◆ d_i – индивидуальным директивным сроком i -го задания;
- ◆ $rq_i \in \{0,1\}$ – признаком необходимости использовать оснастку.

Обозначим через R матрицу инцидентности заданий и производственных линий, здесь r_{ij} – значение элемента матрицы, которое отражает приоритет выбора j -й линии для выполнения i -го задания,

$$r_{ij} = \begin{cases} r_{ij} \geq 0, \\ r_{ij} = \infty \end{cases}$$

Значение $r_{ij} = \infty$, если i -е задание не производится на j -й линии.

Определить: Разбиение $N = N_1 \cup N_2 \cup \dots \cup N_m$ множества заданий N на m непересекающихся подмножеств, такое что:

1. $\forall m \in M, i \in N_m \Rightarrow r_{im} > 0$ – распределение заданий по линиям соответствует матрице инцидентности R ;
2. $\left\{ \sum_{i \in N} r_{im} \rightarrow \min \right\}$ – для заданий осуществляется выбор линий с наименьшим значением приоритета;
3. Для каждого подмножества N_m на горизонте планирования D существует расписание (упорядочение) $\sigma_m: N_m \rightarrow \{0,1,\dots, D\}$, такое, что:
 - a. $\forall n_{i+1} \in N_m \setminus n_i \Rightarrow \sigma_m(n_{i+1}) \neq \sigma_m(n_i)$ – последовательности выполнения заданий на одной линии не повторяются;
 - b. $\forall n_i \in N_m \Rightarrow \begin{cases} \sigma_m(n_i) \notin [sb_{ml}; se_{ml}] \\ \sigma_m(n_i) + t_i \notin [sb_{ml}; se_{ml}] \end{cases}$ – не нарушается график доступности m -й линии;
 - c. $\forall i \in \{0,1,\dots, D\}, |\{n_i \in N: \sum_{m=1}^{|M|} \sigma_m(n_i)/i\}| \leq m_{\max}, m_{\max} \leq m$ – не превышает количество загруженных линий одновременно;
 - d. $\forall n_{i+1} \in N_m \setminus n_i, \sigma_m(n_i) < \sigma_m(n_{i+1}) \Rightarrow \sigma_m(n_{i+1}) - \sigma_m(n_i) - t_i \geq wt_{m_{i+1}}$ – выполняются условия назначения переналадок линий;

е. $\forall i \in \{0, 1, \dots, D\}; \{\forall n_j \in N:$

$$[\sigma_m(n_j); \sigma_m(n_j) + t_j] \subset i \wedge r q_j = 1 \} \leq RQ$$

– выполняются ограничения по одновременному использованию оснастки.

4. Для всего расписания обеспечивается минимизация целевой функции $F \rightarrow \min$, где F – функция штрафа, отражающая суммарное отклонение заданий от индивидуальных директивных сроков.

$$F = \sum_i^N |\sigma(n_i) + t_i - d_i| \rightarrow \min$$

Методы решения. В ряде источников простейшие задачи ТР отмечены как NP-полные или NP-трудные (NP-полнота не доказана, но при этом они являются труднорешаемыми) [3]. К таким задачам относятся: в классе «Упорядочения» задача «упорядочение внутри интервалов», которая является NP-полной; в классе «Согласования» задача «упорядочение с минимальным запаздыванием» [3], которая является NP-полной. Для класса «Распределение» это задача составления расписания для произвольного числа процессоров и заданий (NP-полная) [4]. Общая задача «Многопроцессорное расписание с отношением предшествования» [5] также является NP-полной.

Разумеется, имеют место частные задачи, для которых существуют полиномиальные алгоритмы, например многопроцессорное расписание для произвольного числа машин и работ единичной длительности без отношений предшествования. Или же расписание для 2-х станков с отношением предшествования и работ произвольной длительности. Однако большинство проблем построения расписаний для промышленных объектов далеки от таких упрощенных задач.

Трудности, с которыми приходится сталкиваться при решении практических задач построения производственных расписаний, не исчерпываются только алгоритмическими проблемами (NP-трудность, NP-полнота). Иногда достаточно сложно выполнить абстрагирование и строгую формализацию, требуемые, например, при использовании методов математического программирования. Реальные производственные ограничения крайне трудно, а порой и невозможно, свести к формату системы неравенств, необходимому для использования этого аппарата. При этом далеко не всегда целевая функция имеет линейный вид. Встречаются ситуации, при которых получить явную зависимость критерия от переменных не представляется возможным; таким образом, имеет место неявно заданная целевая функция. Следует также отметить, что часто применяемый симплекс-алгоритм в части решения целочисленных задач не является полиномиальным [6]. Таким образом, в случае его применения для решения задач ТР, которые, как правило, являются целочисленными, неизбежна экспоненциальность времени решения.

Идеи комбинаторного подхода, применяемого также при решении задач ТР, заключаются в целенаправленной перестановке пар работ в некоторой исходной последовательности, пока не будет получено оптимальное (близкое к оптимальному) решение. Таким образом, строится направленный алгоритм перебора.

Ввиду того, что практические задачи ТР имеют значительную размерность, стремятся применять различные методы сокращения перебора. К широко используемым приемам сокращения перебора относятся приемы, основанные на методе ветвей и границ или на методе неявного перебора [6]. Эти приемы состоят в построении «частичных решений», представленных в виде дерева поиска и применении различных методов построения оценок, позволяющих отсекалть бесперспективные частичные решения. Однако даже совершенные приемы сокращения перебора не позволяют уйти от экспоненциальной трудности задачи.

Таким образом, NP-полнота задачи является веским доводом при обосновании необходимости построения приближенных или эвристических алгоритмов ее решения, применения схем направленного перебора и отсеивания вариантов.

Ключевая особенность эвристических методов заключается в том, что практически нет ограничений на постановку решаемой задачи. Если в классических методах добавление того или иного условия может повлечь за собой неприменимость сразу целого ряда методов, и даже вообще невозможность решить задачу строгими методами, то в этом случае такой проблемы нет – понадобится лишь изменить формализацию задачи в рамках применяемого метода.

Подходы искусственного интеллекта являются популярным направлением в развитии эвристических методов. В качестве базовых средств решения задач комбинаторной оптимизации, которыми являются задачи ТР, в современном ИИ предлагаются как методы эволюционной адаптации – многообразие генетических алгоритмов, так и методы на основе технологии адаптации программных агентов.

В основе подхода с использованием технологии программных агентов заложен метод обучения с подкреплением [8]. Рассматривается коллектив программных агентов, на который возлагается задача направленного поиска в пространстве состояний. На момент запуска алгоритм предусматривает наличие произвольно взятого начального решения, полученного случайным образом или с помощью эксперта. Идея алгоритма 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. Детальное описание этого подхода применительно к задачам ТР представлено в [9].

В качестве альтернативного подхода к решению задачи был выбран подход на базе генетических алгоритмов [10–12]. За основу был взят модифицированный генетический алгоритм [13]. Эффективность применения алгоритмов подобного рода зависит от того, насколько целесообразно осуществляется кодирование решения. На рис. 2 представлен вариант кодирования хромосомы, который использован в настоящей работе.

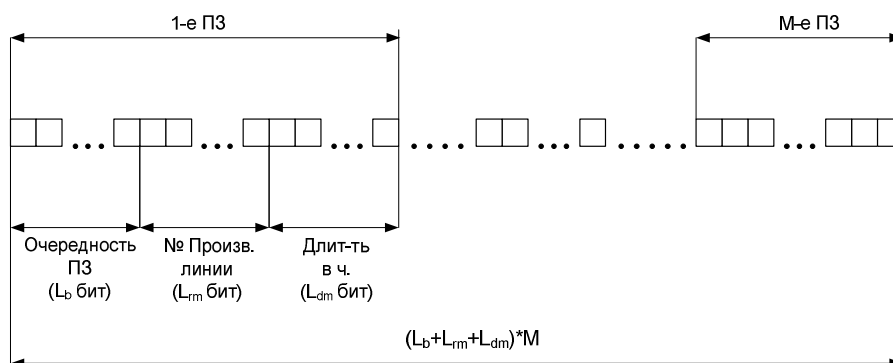


Рис. 2. Вариант кодирование хромосомы

В качестве генетических операторов используются операторы: селекции; репродукции; кроссинговера; мутации; миграции [11,12,15]. Традиционно специфические ограничения в поисковой задаче оптимизации закладывали в виде штрафных функций, которые учитывали при расчете значения целевой функции (функции пригодности) соответствующей особи.

Смысл поправок применительно к ГА – наложение некоторого «штрафа» на особь – понижение значения ее целевой функции в случае, если решение, которое представляет собой конкретная особь, выходит за границы области допустимых решений. Таким образом, вся специфика решаемой оптимизационной задачи учитывалась именно в блоке расчета функции пригодности особи, и, как следствие, в операторе репродукции. Качество разработки штрафных функций, а именно чувствительность алгоритма к изменениям, напрямую влияет на скорость сходимости и получения решения, удовлетворяющего ограничениям.

Помимо использования штрафных функций предлагается модифицировать логику базовых операторов генетического поиска. Идея модификации сводится к применению правил, которыми руководствуются эксперты в предметной области при построении расписания [14]. Суть этих правил состоит в направленной корректировке отдельных параметров производственных заданий с целью разрешения коллизий, возникающих при нарушении ограничений, обусловленных спецификой задачи. Модификация предполагает изменение базовых операторов мутации и кроссинговера.

В частности для оператора кроссинговера применяется специализированное правило выбора аллелей при реализации скрещивания хромосом. Для визуализации модифицированной логики представлен упрощенный пример, в рамках которого рассматриваются 5 работ, 3 альтернативные производственные линии. Выбраны 2 хромосомы, представляющие собой различные решения, а именно, варианты назначения и последовательность выполнения работ производственными линиями (рис. 3). Каждый прямоугольник помечен индексом соответствующей работы. Прямоугольники расположены по горизонтали вдоль линий, определяющих ту или иную производственную линию. Таким образом, получаем вариацию диаграммы Ганта, зачастую, используемую для визуализации расписаний.

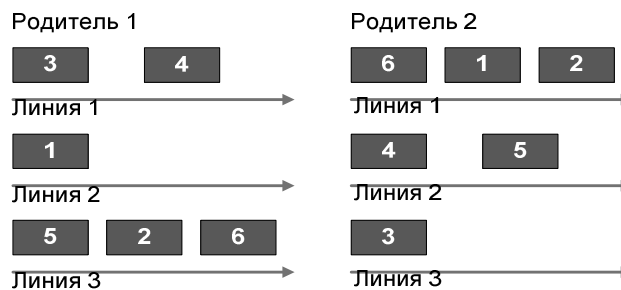


Рис. 3. Варианты назначения и последовательность исполнения работ производственными линиями

Для каждой производственной линии образуем пары работ, по одной из каждой особи. Для каждой пары случайным образом определяем будущую принадлежность соответствующему потомку. При этом выполняется проверка на дублирование работ в одном и том же решении. На рис. 4 представлен результат перераспределения работ при скрещивании.

Итог скрещивания представлен ниже. Получены новые решения, заведомо исключающие нарушения некоторых ограничений (рис. 5).

Таким образом, в логику базового генетического оператора добавляется фактор предопределенности, исключающий потенциальные решения, то есть потомки, которые заведомо не удовлетворяют ограничениям.

Линия 1	Родитель 1	Родитель 2		Потомок 1	Потомок 2
Пара 1	3	6	->	6	3
Пара 2	4	1	->	4	1
Пара 3	NULL	2	->	NULL	2
Линия 2	Родитель 1	Родитель 2		Потомок 1	Потомок 2
Пара 1	1	4	->	1	4
Пара 2	NULL	5	->	5	NULL
Линия 3	Родитель 1	Родитель 2		Потомок 1	Потомок 2
Пара 1	5	3	->	3	5
Пара 2	2	NULL	->	2	NULL
Пара 3	6	NULL	->	NULL	6

Рис. 4. Результат перераспределения работ при скрещивании

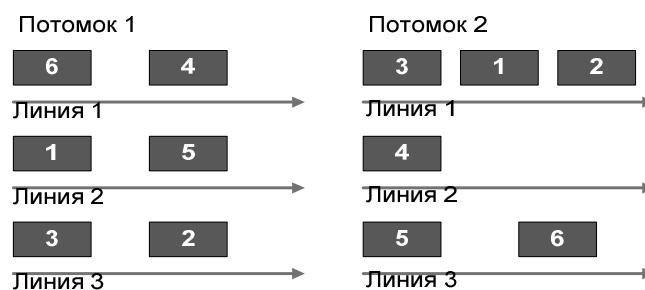


Рис. 5. Представление новых решений

Заключение. Описанные алгоритмы генетического поиска и адаптивного поиска были программно реализованы для автоматизации решения задачи построения промышленного расписания. Ряд запусков соответствующих программных модулей показал адекватность их применения в рассматриваемых условиях. Общее качество получаемого решения, а именно, удовлетворение поставленных ограничений и значение целевого критерия достигает лучших значений при использовании модифицированного генетического алгоритма. Однако временные затраты, требуемые на поиск приемлемого решения, т.е. варианта расписания, удовлетворяющего ограничениям, значительно ниже при использовании ранее разработанного алгоритма на основе технологии программных агентов. Это обстоятельство обуславливает предложение по использованию гибридного поискового алгоритма, сочетающего подходы адаптивного и генетического поиска.

Адаптивный алгоритм расширяет возможности базовой функциональности APS системы ORACLE ASCP, входящей в состав ERP ORACLE E-Business Suite. Данная разработка использована при автоматизации решения задачи оперативного планирования производства на предприятиях пищевой отрасли и машиностроения.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Норенков И.П.* Система SAP Business Suite: Учебное пособие. – М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2006.
2. SAP ERP. Построение эффективной системы управления: Пер. с англ. – М.: Альпина бизнес букс, 2008.
3. *Гэри М., Джонсон Д.* Вычислительные машины и труднорешаемые задачи: Пер. с англ. – М.: Мир, 1982.

4. Теория расписаний и вычислительные машины / Под ред. Э.Г. Коффмана. – М.: Наука, 1984.
5. Конвей Р.В., Максвелл В.Л., Миллер Л.В. Теория расписаний: Пер. с англ. – М.: Наука, 1975.
6. Пападимитриу Х., Стайглиц К. Комбинаторная оптимизация. Алгоритмы и сложность: Пер. с англ. – М.: Мир, 1982.
7. Редько В.Г., Прохоров Д.В. Нейросетевые адаптивные критики // Научная сессия МИФИ - 2004. VI Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2004": Сборник научных трудов. Ч. 2. – М.: МИФИ, 2004. – С. 77-84.
8. Sutton R., Barto A. Reinforcement Learning: An Introduction. – Cambridge: MIT Press, 1998.
9. Громов С.А., Тарасов В.Б. Методы искусственного интеллекта в автоматизации оперативного планирования // Программные продукты и системы. – 2007. – № 4. – С. 89-92.
10. Holland J.H. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Application to Biology, Control, and Artificial Intelligence. – Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975.
11. Курейчик В.М. Генетические алгоритмы. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 1998.
12. Емельянов В.В., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Теория и практика эволюционного моделирования. – М.: Физматлит, 2003.
13. Афонин П.В. Исследование процессов миграции в генетических поисковых алгоритмах // Сборник трудов Третьей международной летней школы-семинара по искусственному интеллекту для студентов и аспирантов. – Минск: Изд-во БГУИР, 1999.
14. Громов С.А., Дубовенко А.А. Использование экспертных оценок для обучения алгоритмов генетического и адаптивного поиска в задачах оперативного планирования // Сборник трудов IV Международной научно-практической конференции «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте» (Коломна, 28-30 мая 2007 г.). – М.: Физматлит, 2007. – Т. 1. – С. 308-313.
15. Курейчик В.М. Модифицированные генетические операторы // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 12 (101). – С. 7-14.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Н.Г. Ярушкина.

Тарасов Валерий Борисович

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана.

E-mail: tarasov@rk9.bmps.ru.

105005, Москва, ул. 2-я Бауманская, д.5.

Тел.: +79104796056.

К.т.н.; доцент кафедры «Компьютерные системы автоматизации производства».

Громов Сергей Алексеевич

Ассистент кафедры «Компьютерные системы автоматизации производства».

Tarassov Valery Borisovich

Bauman Moscow State Technical University.

E-mail: tarasov@rk9.bmps.ru.

5, Baumanskaya Street, Moscow, 105005, Russia.

Phone: +79104796056.

Cand. of Eng. Sc.; Associate Professor of CIM Department.

Gromov Serguey Alexeevich

Assistant of CIM Department.