

**ОБЗОР СРЕДСТВ И МЕТОДОВ
ПЛАНИРОВАНИЯ ИМИТАЦИОННЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ****Е. А. Быков, К. А. Аксенов (Екатеринбург)**

Под процессом преобразования ресурсов будем понимать процесс преобразования входа (ресурсов, необходимых для выполнения процесса) в выход (продукты – результаты выполнения процесса). В качестве дискретного процесса преобразования ресурсов рассматривается процесс, в котором изменения состояний происходят только в дискретные моменты времени, а также «дискретные копии» [1] непрерывного процесса, полученные квантованием переменных по времени [2]. Элемент такого ППР или весь процесс можно представить в виде структуры, включающей: вход, условие запуска, преобразование, средства преобразования, выход. К задачам проблемной области ППР относятся: проектирование новых и совершенствование существующих ППР, прогноз состояния ресурсов и средств, оценка временных и стоимостных характеристик процесса, оценка динамики использования ресурсов и средств [3, 4].

Планирование эксперимента – раздел математической статистики, изучающий рациональную организацию измерений, подверженных случайным ошибкам. Обычно рассматривается следующая схема планирования эксперимента со случайными ошибками – измеряется функция $f(q, x)$, зависящая от неизвестных параметров (вектора q) и от переменных x , которые по выбору экспериментатора могут принимать значения из некоторого допустимого множества X . Целью эксперимента является обычно либо оценка всех или некоторых параметров q или их функций, либо проверка некоторых гипотез о параметрах q . Исходя из цели эксперимента, формулируется критерий оптимальности плана эксперимента. Под планом эксперимента понимается совокупность значений, задаваемых переменной x в эксперименте. Как правило, оценки параметров q ищут по методу наименьших квадратов, а гипотезы о параметрах q проверяют с помощью F-критерия Фишера ввиду оптимальных свойств этих методов. В обоих случаях при этом оказывается естественным выбирать в качестве критерия оптимальности плана с заданным числом экспериментов некоторую функцию от дисперсий и коэффициентов корреляции оценок методом наименьших квадратов. В случае, когда (q, x) линейно зависит от q , оптимальный план часто можно построить до проведения эксперимента, в других случаях уточнение плана эксперимента происходит по ходу эксперимента.

Актуальной является проблема интеграции имитационного моделирования мультиагентных процессов преобразования ресурсов и теории планирования эксперимента, что позволит расширить спектр решаемых задач, а также позволит лицу, принимающему решения, одновременно настроить исходные данные и при необходимости не взаимодействовать с системой в промежуточные моменты времени для задания исходных условий каждого эксперимента.

Использование системы планирования эксперимента приведет к сокращению времени и числа обращений лица, принимающего решения, к модели мультиагентного процесса преобразования ресурсов. Также благодаря использованию алгоритмов поиска будет осуществляться направленное продвижение к оптимальному значению целевой функции, минимизирующее затраты на проведение эксперимента за счёт более эффективного использования вычислительных ресурсов.

Обзор рынка систем имитационного моделирования на предмет анализа существующих алгоритмов планирования имитационного эксперимента является неотъемлемой частью разработки системы планирования имитационного эксперимента и синтеза мультиагентных процессов преобразования ресурсов.

В [5] рассматривается задача оптимизации на основе имитационных моделей сложных систем.

Наиболее важными свойствами, которыми должны обладать системы оптимизации на основе имитационного моделирования, являются: качество получаемых решений (хотя его трудно определить на практике, поскольку истинный оптимум не известен) и время поиска, необходимое для их получения. Время поиска решения зависит от количества конфигураций системы, которые необходимо моделировать, а также от времени прогона одной конфигурации системы.

Необходимо отметить, что применение в качестве алгоритма оптимизации точных математических методов оптимизации, обеспечивающих нахождение оптимального решения, не всегда целесообразно, поскольку имитационная модель является копией реальной системы с некоторой степенью точности. При этом использование точных методов, как правило, требует значительных вычислительных затрат, что во многих случаях является критичным или вовсе недопустимо. Поэтому в большинстве случаев в качестве алгоритма поисковой оптимизации лучше использовать методы, которые не обязательно гарантируют достижение точного оптимума, а находят близкие к оптимальным решения и при этом обеспечивают быструю поисковую сходимую алгоритма.

На сегодняшний день существует несколько программных пакетов оптимизации имитационного моделирования, которые используют средства имитационного моделирования совместно с различными методами поиска решений. Далее представлена краткая информация об этих пакетах с указанием их поставщиков, программ моделирования, которые они поддерживают, а также используемых процедур поиска решений:

- AutoStat AutoSimulations (AutoMod Inc.), программы моделирования: AutoSched, процедуры поиска: эволюционные стратегии;
- OptQuest Optimization (Technologies, Inc.), программы моделирования: Arena, Micro Saint, QUEST процедуры поиска: поиск с рассеиванием, поиск с запрещением, нейронные сети. Приложение OptQuest использует результаты поиска для "самообучения", что позволяет выполнять интеллектуальный поиск следующего набора альтернатив. Если альтернатива в пространстве поиска не соответствует определенным пользователем ограничениям, она автоматически исключается, и исследуются другие варианты, которые с большей вероятностью удовлетворяют требованиям. В процедуре оптимизации используются входные данные модели поведения для оценки входных данных модели. Процедура оптимизации выполняет специальный "немонотонный поиск", когда в результате последовательно создаваемых входных данных получают различные оценки, не все из которых – в сторону улучшения, но которые со временем обеспечивают высокоэффективный путь к самым лучшим решениям. Инструмент OptQuest for Arena позволяет выполнить интеллектуальный и эффективный поиск среди необъятного количества возможных комбинаций входных управляющих параметров той конфигурации модели, которая окажется в некотором смысле оптимальной. Здесь используется эвристический механизм поиска, а также поиск вразброс, которые позволяют осуществлять разумное движение в пространстве входных управляющих параметров, а также быстро и надежно находить одну оптимальную точку. OptQuest в некоторой степени похож на анализатор процессов, поскольку он также «берет на себя» выполнение модели в Arena. Различие состоит в том, что вместо того, чтобы полагаться на пользователя в выборе определенного альтернативного сценария для

моделирования, в OptQuest принимается автоматическое решение о том, какой именно сценарий следует рассматривать в итеративном режиме в целях поиска оптимальной комбинации входных управляющих параметров;

- OPTIMIZ (Visual Thinking International Ltd.), программы моделирования: SIMUL8, процедуры поиска: эволюционные стратегии, нейронные сети;
- SimRunner2 (PROMODEL Corp.), программы моделирования: MedModel, ProModel, ServiceModel процедуры поиска: эволюционные стратегии, генетические алгоритмы;
- WITNESS Optimizer (Lanner Group, Inc.), программы моделирования: WITNESS, процедуры поиска: имитация отжига, поиск с запрещением.

Как можно видеть, в большинстве пакетов оптимизации в качестве процедур поиска решений используются эволюционные стратегии и генетические алгоритмы (ГА) [6]. На сегодняшний день эти методы хорошо себя зарекомендовали как универсальные алгоритмы глобального поиска, которые позволяют находить квазиоптимальные решения за приемлемое время.

Как было сказано выше, одной из основных проблем оптимизации на основе имитационного моделирования является проблема длительности прогонов имитационной модели. Прогон ИМ для некоторых больших систем на языках имитационного моделирования может достигать нескольких часов [7]. Реализация серии прогонов таких систем, необходимой для алгоритма оптимизации, за разумное время не представляется возможным.

Наиболее применимым на практике способом решения данной проблемы является использование метамоделей. Метамоделю принято называть приближенную математическую модель, полученную в результате экспериментов с имитационной моделью с целью замещения последней при оптимизации. Основными методами построения метамоделей являются регрессионные модели и искусственные нейронные сети (НС), к которым в последнее время проявляется большой интерес, благодаря их мощной аппроксимирующей способности. Одной из первых фундаментальных работ по построению нейросетевых метамоделей в имитационном моделировании является работа [8].

Существуют различные схемы реализации поиска решения с помощью эволюционных вычислений и нейростетевых метамоделей. В частности, в работе [9] описаны две схемы организации эволюционных вычислений с помощью метамоделей: схема на основе контроля особей и схема на основе контроля поколений. В первом случае задается число контролируемых особей, для которых на каждом поколении работы алгоритма осуществляется расчет функции пригодности (ФП) с помощью прогона ИМ. Для остальных особей в популяции расчет ФП реализуется с использованием метамоделей. Во втором случае задается число контролируемых поколений, для которых реализуется расчет ФП всех особей популяции с использованием ИМ. Для неконтролируемых поколений расчет ФП осуществляется с помощью метамоделей. При этом непосредственно стратегия поиска решения и обучение НС реализуются с помощью ковариационной матрицы адаптации.

В работах [10] и [11] представлена схема поиска решения, основанная на стратегии информированности операторов ГА. Данная стратегия заключается в генерации большого числа потомков в операторах скрещивания и мутации генетического алгоритма и последующего расчета их ФП с помощью метамоделей. Приводятся результаты экспериментов с моделями сложных систем, которые показывают эффективность выбранной стратегии.

В работе [12] описано использование различных эволюционных стратегий совместно с локальными метамоделями. Проведены исследования для большого числа классических тестовых функций. Представлены результаты экспериментальных данных, которые говорят об эффективности тех или иных метамоделей.

Далее приведены результаты анализа теоретических сведений о методах планирования, используемых в системах имитационного моделирования.

Эволюционные методы – это обобщенное название компьютерных алгоритмов решения (поиска), использующих математические модели механизмов естественной эволюции в качестве ключевых структурных элементов. Существуют множество разновидностей подобного рода алгоритмов, отличающихся использованием или неиспользованием конкретных механизмов, а также различиями трактовки этих механизмов и представлением индивидов.

Обычно все эволюционные методы разделяют на 4 группы:

- генетические алгоритмы;
- генетическое программирование;
- эволюционное программирование;
- эволюционные стратегии.

В *генетическом алгоритме* (ГА) каждый индивид кодируется сходным с ДНК методом – в виде строки из символов одного типа. Длина строки (ДНК) постоянна. Популяция из индивидов подвергается процессу эволюции с интенсивным использованием перекреста и мутаций. Сейчас некоторые исследователи используют термин ГА и для других представлений, например, в виде деревьев.

Генетический алгоритм – это эвристический алгоритм поиска, используемый для решения задач оптимизации и моделирования путем последовательного подбора, комбинирования и вариации искомых параметров с использованием механизмов, напоминающих биологическую эволюцию. Является разновидностью эволюционных вычислений. Отличительной особенностью генетического алгоритма является акцент на использование оператора «скрещивания», который производит операцию рекомбинации решений-кандидатов, роль которой аналогична роли скрещивания в живой природе. Основателем генетических алгоритмов считается Джон Холланд, автор основополагающего труда в этой области исследований [13].

Генетические алгоритмы служат, главным образом, для поиска решений в очень больших, сложных пространствах поиска.

Генетическое программирование ставит своей основной задачей автоматическое программирование, т.е. каждый индивид является некоторой программой. Размер программы ограничен, но не постоянен. Также используются помимо строчного (линейного) представления дерева и графы. Во всем остальном ГП очень похоже на ГА.

Методы *эволюционных стратегий и эволюционного программирования* уделяют значительно большее внимание самому процессу эволюции. Первым отличием от ГА является отсутствие ограничений на представление. Второе заключается в возможности обобщения процесса эволюции и на сами параметры эволюции. Помимо объекта эволюции выделяются некоторые такие параметры стратегии эволюции, как вероятность мутации, сила мутаций и др. Выбирая лучших индивидов, мы учитываем и оптимальность этих параметров, неявно выделяя параметры, наиболее подходящие для данной задачи.

Таким образом, были проанализированы методы, применяемые в существующих системах планирования и оптимизации имитационного эксперимента, в частности в пакетах AutoStat, OptQuest, SimRunner, Optimizer, интегрированных в системы имитации AutoMod, SIMUL8, ProModel, WITNESS соответственно.

Литература

1. **Прицкер А.** Введение в имитационное моделирование и язык СЛАМ II: Пер. с англ. М.: Мир, 1987. 646 с.
2. **Аксенов К. А., Клебанов Б. И., Смолий Е. Ф.** Проблемно-ориентированная система имитационного моделирования процессов преобразования ресурсов//Сб. трудов междунар. конф. «Связь-Пром 2005». Екатеринбург, 2005
3. **Аксенов К. А., Клебанов Б. И.** Принципы построения системы имитационного моделирования процессов преобразования ресурсов VPsim// Первая всероссийская научн.-практ. конф. «Опыт практического применения языков и программных систем имитационного моделирования в промышленности и прикладных разработках». Сб. докладов. СПб.: ФГУП ЦНИИТС, 2003. Т. 1. С. 36–40.
4. **Аксенов К. А., Гончарова Н. В., Смолий Е. Ф.** Разработка и применение системы динамического моделирования ситуаций мультиагентных процессов преобразования ресурсов// Сб. трудов конференции «Инфоком-2006».
5. **Афонин П.** Система оптимизации на основе имитационного моделирования, генетического алгоритма и нейросетевых метамоделей// Материалы международной конференции «Knowledge-Dialogue-Solutions», 2007.
6. **Goldberg D. E.** Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. New York: Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1989.
7. **Кельтон М., Лоу А.** Имитационное моделирование.
8. **Pierreval H.** Training a neural network by simulation for dispatching problems, Proceedings of the Third Rensselaer International Conference on Computer Integrated Engineering, New York, 1992, 332–336.
9. **Jin Y., Olhofer M., Sendhoof B.** A framework for evolutionary optimization with approximate fitness functions// IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002. Vol. 6. No. 5. P. 481–494.
10. **Rasheed K., Hirsh H.** Informed operators: Speeding up genetic-algorithm-based design optimization using reduced models// In Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2000), Las Vegas, Morgan Kaufmann. 2000. P. 628–635.
11. **Persson A., Grimm H., Ng A.** Metamodel-assisted global search using a probing technique// In Proceedings of The IAENG International Conference on Artificial Intelligence and Applications (ICAIA'07), 2007.
12. **Kern S., Hansen N., Koumoutsakos P.** Local meta-models for optimization using evolution strategies// In proceedings of PPSN, 2006.
13. **Holland J. H.** Adaptation in natural and artificial systems. University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.