

ОБЪЕКТНО-ОРИЕНТИРОВАННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ И ЭВОЛЮЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ

Ю.А. Скобцов (Санкт-Петербург), А.И. Секирин, С.Ю. Землянская, О.В. Ченгарь, В.Ю. Скобцов (Минск)

Для повышения эффективности, «интеллектуальности» и расширения функций САПР широко применяются методы искусственного интеллекта (ИИ). Эволюционные вычисления (ЭВ) представляют один из наиболее перспективных подходов ИИ [1].

ЭВ – это активно исследуемое новое направление в теории и практике ИИ. Термин ЭВ применяется в общем случае для методов поиска, оптимизации или обучения, которые основаны на некоторых формализованных принципах естественного эволюционного отбора. При решении конкретной задачи с помощью эволюционного алгоритма (ЭА) необходимо определить особь, популяцию, эволюционные операторы и фитнес функцию. Потенциальное решение представляется хромосомой – некоторым кодом, состоящим из элементов-генов. Таким образом, ЭА оперируют закодированными хромосомами (генотипами), а не решениями (фенотипами) проблемы.

В процессе искусственной эволюции каждая особь популяции оценивается путем вычисления значения фитнес-функции, которая определяет качество потенциального решения проблемы. Эта операция поглощает более 90% вычислительных ресурсов при решении задачи. Следует отметить, что в общем случае целевая функция и фитнес-функция могут различаться. Целевая функция предназначена для оценки характеристик особи относительно конечной цели (например, экстремумов). Фитнес-функция используется, прежде всего, при отборе особей для дальнейшей эволюции и здесь важны характеристики качества одной особи относительно других особей. После декодирования хромосомы, где выполняется преобразование генотип->фенотип (например, двоичный код преобразуется в вещественное число), полученные значения далее используются в качестве аргумента для фитнес-функции. Далее для каждой особи популяции вычисляются значения фитнес-функции, на основании которых эти особи ранжируются относительно друг друга в смысле перспективности построения из них хорошего решения.

Определение фитнес-функции при решении конкретной задачи с помощью ЭА является решающим для его эффективности. В частности, вид фитнес-функции может зависеть от накладываемых ограничений при решении оптимизационных задач. Например, генетические операторы кроссинговера и мутации могут не учитывать корректность решений - попадают ли вновь построенные особи-потомки в область допустимых решений, которая обусловлена накладываемыми ограничениями.

На выбор (построение) фитнес-функции оказывают влияние следующие факторы: тип задачи – максимизация или минимизация; содержание шумов окружающей среды в фитнес-функции; возможность динамического изменения фитнес-функции в процессе решения задачи; объем допустимых вычислительных ресурсов – допускается ли использовать более точные методы и значительные ресурсы или возможны только приближенные аппроксимации, не требующие больших ресурсов; насколько различные значения для особей должна

давать фитнес-функция для облегчения отбора родительских особей; должна ли она учитывать ограничения решаемой задачи; может ли она совмещать различные подцели (например, для многокритериальных задач) и т.д.

В ГА часто фитнес-функция используется в виде черного ящика: для данной хромосомы она вычисляет значение, определяющее качество данной особи. Внутри она может быть реализована по-разному: в виде математической функции, программы моделирования (в том числе имитационного), нейронной сети, или даже экспертной оценки. В данной работе согласно[2] оценка значений фитнес-функции выполняется с помощью объектно-ориентированной имитационной модели. Взаимодействие такой модели с ГА показано на рис.1.



Рис.1. Взаимодействие ГА и имитационной модели

Отметим, что высокая вычислительная сложность и трудоемкость реальных задач оптимизации часто не позволяет использовать для её решения классические методы оптимизации. Поэтому в качестве нового подхода к оптимизации сложных систем предложено использовать ГА совместно с объектной моделью. Разработанные объектные модели описывают важнейшие характеристики систем и позволяют с приемлемой достоверностью проводить моделирование их функционирования.

Применение объектно-ориентированных моделей в ЭА авторами успешно апробировано при оптимизации следующих сложных систем: 1) распределенные базы и хранилища данных[2]; 2) корпоративные информационные системы[2]; 3) моделирование и тестирование цифровых систем [3]. Далее для примера приведена объектно-ориентированная модель автоматизированного технологического комплекса (АТК) механообработки [3,4], которая использовалась в эволюционных алгоритмах для оптимизации производственных расписаний.

АТК объединяют в себе в различных сочетаниях оборудование с числовым программным управлением, роботы, гибкие производственные модули, отдельные единицы технологического оборудования и систем обеспечения их функционирования в автоматическом режиме в течение заданного интервала времени. АТК должны одновременно производить детали различных типов и оперативно реагировать на

необходимые изменения графика производства, а так же - на все возможные отклонения (возмущения), такие как: отсутствие сырья, оснастки, заготовок; дефицит; брак; поломка оборудования; дополнительные производственные заказы.

На базе разработанных классов были созданы следующие основные объекты: GPM - гибкий производственный модуль (основные функции – расчет времени окончания обработки, поломки и восстановления, ТМ – транспортный модуль (основные функции – расчет времени на перевозку, поломки и восстановления, синхронизация со складом), SKD – склад (основные функции – расчет времени окончания складской операции, поломки и восстановления, синхронизация с транспортом), DS – диспетчер событий (основные функции – распознавание, фиксация и передача команд и событий адресатам, формирование расписания), SU – система управления (назначение СУ АТК в составе модели сводится к управлению технологическим оборудованием и управлением транспортно-складским оборудованием посредством команд и контроля их выполнения). Обобщенная функциональная схема взаимодействия компонентов модели АТК приведена на рис.2.

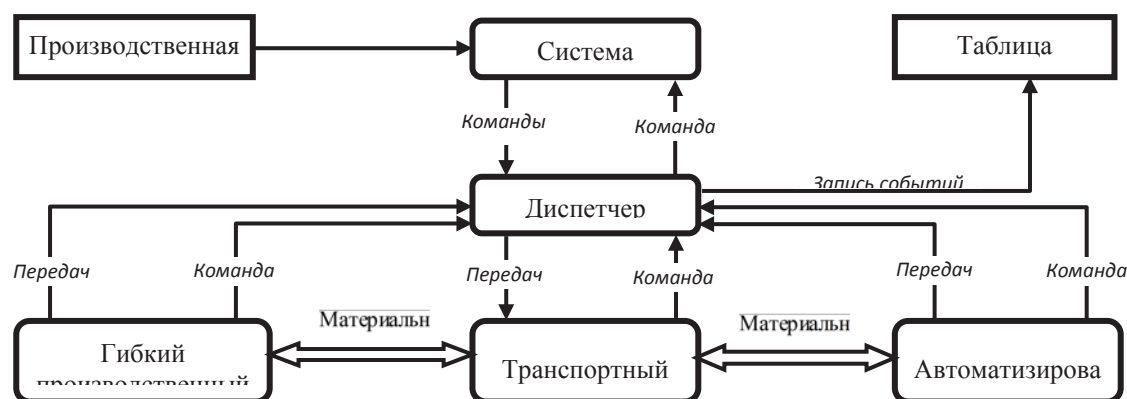


Рис.2. Обобщенная функциональная схема взаимодействия компонентов модели АТК

В результате проведенного системного анализа на основе разработанной графоаналитической модели построена объектная модель организационно-технологического процесса загрузки оборудования, представляющая систему взаимодействующих классов её типовых компонентов. Объектная модель описывает структуру классов, составляющих систему производственного процесса, их атрибуты, операции, взаимосвязи с другими классами. На основе специализированные операторы кроссингвера и мутации, разработан следующий двухуровневый генетический алгоритм по поиску оптимальных расписаний работы АТК[2]:

1) Ввод параметров.

На этом шаге происходит установка начальных параметров алгоритма. Такими параметрами являются, например, мощность популяций первого и второго уровня (N_1 и N_2 соответственно), значения вероятностей операторов кроссингвера и мутации ($P_{ок1}$, $P_{ом1}$, $P_{ок2}$, $P_{ом2}$), выбирается целевая функция (f_c – один из критериев эффективности работы АТК).

2) Генерация исходной популяции хромосом первого и второго уровня.

Начальная популяция представлена хромосомами (Chr^1_i), сформированными с жестким соблюдением всех указанных выше ограничений. Каждому типу деталей присваивается уникальный код, представленный натуральным числом. Последовательность этих кодов в хромосоме определяет очередность запуска деталей в производство.

3) Каждой из хромосом первого уровня ставится в соответствие популяция хромосом второго уровня (Chr^2_j). Все хромосомы нижнего уровня также строятся с учетом ограничений и отражают величину транспортных партий в партии запуска по типам деталей.

4) Генетический алгоритм второго уровня.

После того, как сформированы исходные популяции обоих уровней, выбирается первая хромосома первого уровня и ведется работа с соответствующей ей популяцией второго уровня. Используя объектную модель АТК, производится оценка пар хромосом с последующим пропорциональным отбором для оператора кроссинговера. Затем, с заданной вероятностью ($P_{ок2}$), отобранные хромосомы подвергаются кроссинговеру. Оператор мутации с заданной вероятностью ($P_{ом2}$) изменяет по вышеуказанной формуле, случайно выбранный элемент строки.

После применения кроссинговера и мутации размер промежуточной популяции увеличивается. Для усечения популяции до исходного размера используют оператор редукции, работающий по принципу «элитной группы» [1].

5) Генетический алгоритм первого уровня.

Популяция первого уровня подвергается обработке аналогично второму уровню, но имеет свои особенности. Для оценки целевой функции на объектной модели АТК используется хромосома первого уровня в паре с лучшей в соответствующей ей популяции хромосомой второго уровня. Затем применяются с заданной вероятностью вышеописанные проблемно-ориентированные операторы кроссинговера ($P_{ок1}$) и мутации ($P_{ом1}$). Усечение размера промежуточной популяции так же осуществляется на основе «элитной группы».

5) Проверка критерия останова работы генетического алгоритма.

Значение счетчика (M) сравнивается количеством образованных поколений ($N_{пок}$) и если равенство не достигнуто процесс повторяется со второго этапа. При срабатывании критерия останова в качестве решения отбираются три лучших (в смысле целевой функции) пары хромосом, которые и являются субоптимальным решением.

Кроме ГА для решения данной задачи разработан также муравьиный алгоритм [4]. На основании построенных моделей поставлена задача модификации метода муравьиных колоний для оптимизации расписания загрузки технологического оборудования производственного участка. Впервые предложен «направленный» муравьиный алгоритм для оптимизации расписания производственного участка, для которого определена предпочтительность выбора вершины графа, основанная на «направленно-пропорциональном» правиле перехода и выбраны «глобальные правила» для расчёта концентрации феромона при переходе муравья на следующий узел графа, способствующие направленному поиску.

Установлен и обоснован размер популяции искусственных муравьёв, соответствующий количеству технологического оборудования, задействованного в производстве (ГПМ и транспорт), при этом для всех агентов, кроме «элитного», определён список запрещённых вершин (tabu list).

Выводы

В рамках модели АТК разработаны объектные модели типовых компонентов автоматизированного технологического комплекса: гибкий производственный модуль, автоматизированный склад, автоматизированный транспорт, система управления. Для каждого типа объектов определены их основные свойства и методы. Построена обобщенная модель автоматизированного технологического комплекса механообработки.

Разработан модифицированный ГА с двухуровневым представлением хромосом, что позволяет варьировать на первом уровне последовательностью запуска партий деталей, а на втором уровне - размерами этих партий. С учетом особенностей АТК механообработки разработаны проблемно-ориентированные операторы кроссинговера и мутации для хромосом верхнего и нижнего уровня, определены стратегии отбора хромосом и редукции для новой популяции.

Для оптимизации функционирования АТК совместно с модифицированным генетическим алгоритмом использована объектная модель, вычисляющая fitness-функцию, формируя оптимальные расписания работы оборудования АТК в реальном времени для следующих основных критериев эффективности: минимизация длительности производственного цикла; максимизация среднего коэффициента загрузки технологического оборудования.

В результате моделирования действующего АТК механообработки деталей типа тел вращения установлено, что «узким местом» является автоматизированный транспорт, имеющий самую высокую загрузку, интенсивность входного потока заявок которого превышает его пропускную способность. При этом простои ГПМ составляют около 27% от общего времени, основными их причинами являются: ожидание обслуживания транспортным модулем (12%), отсутствие заготовок (10,5%), поломки оборудования (4,5%). Для устранения «узкого места» предложено увеличить размер транспортных партий до 50-70 деталей и количество мест в накопителях при ГПМ до 4-6, что обеспечивает повышение загрузки технологического оборудования на 11,2% без дополнительных затрат

Для модифицированного генетического алгоритма установлены рациональные значения его параметров: мощность популяций, количество поколений, вероятности кроссинговера и мутации, обеспечивающих определение близких к оптимальным значений выбранных критериев эффективности работы АТК. Для одноуровневого генетического алгоритма отклонение полученных решений от оптимума, определенного методом полного перебора, не превышает 5%, двухуровневый обеспечивает улучшение на 27,7% по критерию длительности производственного цикла относительно одноуровневого.

Разработана структура системы интеллектуальной поддержки принятия решений в управлении АТК (СИППР-АТК), построенная на основе использования объектной модели, генетического и муравьиного алгоритмов, которая в реальном времени выполняет анализ производственной ситуации, прогнозирование и формирование субоптимальных расписаний работы оборудования, что обеспечивает высокую эффективность функционирования АТК в целом.

Литература

1. Скобцов Ю.А., Сперанский Д.В. Эволюционные вычисления: учебное пособие.-М.:Национальный Открытый Университет «ИНТУИТ» 2015.-331с.

2. Ю.А.Скобцов,С.В.Лаздынь, А.О.Телятников, А.В. Петров, С.Ю.Землянская. Моделирование и оптимизация распределенных информационных систем.- Донецк:Изд-во «Ноулидж», 2012.-300с.
 3. Ю.А.Скобцов,Д.В.Сперанский, В.Ю.Скобцов. Моделирование, тестирование и диагностика цифровых устройств:Учебное пособие.–М.:Национальный открытый университет «ИНТУИТ», 2012.-439с.
- Ченгарь О.В. Разработка «направленного» муравьиного алгоритма для оптимизации производственного расписания // Вестник Херсонского национального технического университета, ISBN 5-7763-2514-5 – г. Херсон, 2013 - №1(46) С. 212-217.