



Рис. 7. Результаты сравнений по времени выполнения

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Дужкардт А.Н. Методы Генетического поиска для мультихромосомных представлений // VII Всероссийская научная конференция студентов и аспирантов «Техническая кибернетика, радиоэлектроника, и системы управления». – Таганрог, 2004. – С. 108.
2. Дужкардт А.Н., Лебедев Б.К. Разбиение на основе комбинированных генетических процедур // Известия ТРТУ. Тематический выпуск "Интеллектуальные САПР". – Таганрог: Изд-во ТРТУ, № 8, 2006. – С. 46-51.
3. Дужкардт А.Н. Решение задачи разбиения на основе процедуры «Выбивания» // Известия ТРТУ. Тематический выпуск "Интеллектуальные САПР". – Таганрог: Изд-во ТРТУ, № 6, 2006. – С. 63-66.
4. Лебедев Б.К. Методы поисковой адаптации в задачах автоматизированного проектирования СБИС: Монография. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2000. – 192 с.
5. Alpert C.J. et all. Hypergraph Partitioning with Fixed Vertices // V.19, №2, February 2002, pp. 267 – 271.
6. Navaratnasothie, Selvakkumaran, Kia Bazargan, George Karypis. Multi-objective Circuit Partitioning for Cutsizes and Path-Based Delay Minimization. ICCAD 2002
7. J. Cong, C. Wu, 'Global Clustering-Based Performance-Driven Circuit Partitioning', Proc. ISPD, 2002.
8. J. Minami, T. Koide, S. Wakabayashi, 'An Iterative Improvement Circuit Partitioning Algorithm under Path Delay Constraints', IEICE Trans. Fundamentals, Dec. 2000.
9. S.-L. Ou, M. Pedram, 'Timing-driven Partitioning Using Iterative Quadratic Programming', at <http://atrk.usc.edu/~massoud/>, see "Coming Attractions!", 2001.
10. P. Zarkesh-Ha, J.A. Davis, J.D. Meindl, 'Prediction of Net-Length Distribution for Global Interconnects in a Heterogeneous System-on-a-Chip', IEEE Trans. VLSI Systems, Dec. 2000

УДК 681.3.001.63

О.А. Мелихова, З.А. Мелихова

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ В СИСТЕМАХ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Трудности, возникающие при управлении сложными техническими процессами, в частности, прогнозирование текущего состояния и оптимизации управления процессом, вызывают необходимость искать новые методы решения задач на стыке дисциплин: теории вероятности и математической статистики, теории эволюции и генетики, комбинаторики и нелинейной динамики. Число параметров некоторых объектов управления достигает порядка 10^3 , 10^4 , что влияет на размерность решаемой задачи и вызывает существенные ограничения на пути применения строго математических методов экстраполяции.

Известно, что за счет своего опыта квалифицированные специалисты прогнозируют выдачу того или иного управляющего воздействия в процессе функционирования объекта или при нештатных ситуациях. Однако, в силу постоянной необходимости в высококвалифицированных специалистах, то есть в наличие высококачественных экспертных знаний и требований точного решения некоторого класса задач, экспертные средства, зачастую, оказываются малопродуктивными. Решать данную проблему часто приходится, используя эволюционные алгоритмы обработки информации, в соответствии с которыми процесс прогнозирования осуществляется на ином по сравнению с традиционными методами алгоритмическом уровне и более оперативно [1]. Анализ и синтез алгоритмов, которые использует природа, представляются одной из перспективных задач современной кибернетики.

По результатам наблюдения динамики технического состояния объекта всегда можно построить математическую модель функционирования объекта, используемую для прогнозирования оптимального управления этим объектом. Задача повышения достоверности прогноза является весьма актуальной.

Основным постулатом теории управления является утверждение: управлять – значит предвидеть, то есть выбрать необходимое решение и оценить его целесообразность. Прогнозирование рассматривается как часть системы управления.

Использование эволюционных вычислений для решения оптимизационных задач ориентировано на задачи комбинаторной оптимизации, успешное решение которых, так же, как и прогнозирование, позволяет повысить эффективность принятия решений в технических системах. Развитие теории решения целочисленных и комбинаторных задач оптимизации происходит непосредственно под влиянием запросов практики, в частности, необходимости производить оптимальный выбор решений на множестве вариантов. Задачи проектирования и развития систем получают адекватную математическую формулировку при использовании целочисленных математических моделей, в которых переменные принимают дискретные значения.

Решение NP-полных комбинаторных задач в настоящее время представлено множеством различных методов и алгоритмов. Но для практического использования их возможности ограничены из-за трудности преодоления «проклятия размерности». Точные методы не эффективны при большом числе исходных данных, а эвристические алгоритмы обладают большими погрешностями. Одним из направлений, позволяющим в значительной мере устранить названные недостатки, является использование для решения дискретных задач оптимизации методов направленного случайно-детерминированного поиска – методов эволюционных вычислений. Эффективность этого подхода обусловлена распараллеленной обработкой информации при реализации перебора всего множества альтернатив.

Эволюционные вычисления – термин обычно используемый для общего описания алгоритмов поиска, оптимизации, обучения, основанных на некоторых формализованных принципах естественного эволюционного процесса [2]. Основное преимущество эволюционных вычислений заключается в возможности решения многомодальных задач с большой размерностью за счет сочетания элементов случайности и детерминированности, как это происходит в природе.

Детерминированность этих методов заключается в моделировании природных процессов отбора, размножения и наследования, происходящих по строго определенным правилам. Основным правилом при этом является закон эволюции: «выживает сильнейший», который обеспечивает улучшение получаемого решения. Другим важным фактором эффективности эволюционных вычислений является моделирование размножения и наследования. Рассматриваемые варианты решений

могут по определенному правилу порождать новые решения, которые будут наследовать лучшие черты своих «предков».

В качестве случайного элемента в методах эволюционных вычислений может использоваться моделирование процесса мутации. В этом случае характеристики того или иного решения могут быть случайно изменены, что приводит к новому направлению в процессе эволюции решений и может ускорить процесс выработки лучшего решения.

История эволюционных вычислений началась с разработки ряда различных независимых моделей эволюционного процесса. Среди этих моделей можно выделить три основные парадигмы:

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

Основное отличие генетических алгоритмов заключается в представлении любой альтернативы решения в виде битовой строки фиксированной длины, манипуляции с которой производятся в отсутствие всякой связи с ее смысловой интерпретацией. То есть, в данном случае, применяется единое универсальное представление любой задачи. Парадигму генетических алгоритмов предложил Джон Холланд, опубликовавший в начале 60-х годов ее основные положения. А всеобщее признание она получила после выхода в свет в 1975 году его классического труда «Адаптация в естественных и искусственных системах».

Эволюционные стратегии, напротив, оперируют объектами, тесно связанными с решаемой задачей. Каждая из альтернатив решения представляется единым массивом численных параметров, за каждым из которых скрывается, по сути, аргумент целевой функции. Воздействие на данные массивы осуществляется, в отличие от генетических алгоритмов, с учетом их смыслового содержания и направлено на улучшение значений входящих в них параметров. Парадигму эволюционных стратегий предложил в 1973 году Реченберг (I. Rechenberg) в своей работе «Эволюционные стратегии: оптимизация технических систем на основе принципов биологической эволюции» и в 1977 году Шефель (H.P. Schwefel) в работе «Численная оптимизация компьютерных моделей посредством эволюционной стратегии».

В основе направления эволюционного программирования лежит идея представления альтернатив в виде универсальных конечных автоматов, способных реагировать на стимулы, поступающие из окружающей среды. Соответствующим образом разрабатывались и операторы воздействия на них. Идеи эволюционного программирования были предложены в 1966 году Фогелем, Оуэнсом и Уолшем (L.J. Fogel, A.J. Owens, M.J. Walsh) в работе «Построение систем искусственного интеллекта путем моделирования эволюции».

В настоящее время наблюдается взаимное проникновение указанных парадигм и их сращивание в единую концепцию эволюционных вычислений.

Как известно, большинство технических процессов относятся к частично-наблюдаемым, ход которых зависит от большого числа случайных факторов. Поэтому при прогнозировании длительности этих процессов целесообразно использовать модели, которые отражают вероятностный характер реальных процессов с учетом конкретных условий их протекания.

При моделировании систем принятия решений строятся эволюционные стратегии оперативного управления процессом. На множестве полученных оптимальных траекторий управления процессом (исходная популяция) строятся эволюционные стратегии на основе стандартных операторов эволюционных вычислений [3]. Использование оператора случайно-детерминированного обмена (скрещивания),

соответствующего природному процессу наследования, обеспечивает передачу свойств новым эволюционным стратегиям (потомкам). В зависимости от протекания процесса используемые операторы скрещивания могут быть одноточечными, двухточечными, n-точечными. По окончании этапа скрещивания выполняются операторы случайного изменения эволюционных стратегий (мутации). Любая исходная популяция, какой бы она большой не была, охватывает ограниченную область пространства поиска. Операторы скрещивания расширяют эту область, но до определенной степени, так как используют ограниченный набор значений параметров, заданный исходной популяцией. Указанные выше операторы применяются многократно и ведут к постепенному изменению исходной популяции. Процесс продолжается до тех пор, пока будет достигнут некоторый уровень сходимости, то есть полученная популяция достигнет заданного качества.

Если критерием останова является качество популяции, то скорость алгоритма оценивается временем достижения этого качества. Для повышения скорости работы алгоритма используется следующий подход к структурированию популяции решений.

Для каждой особи (стратегии управления) устанавливается ее пространственное положение в популяции. Скрещивание происходит между ближайшими особями. Такой подход известен под названием – скрещивание в локальной области. При этом оператор отбора (селекции) должен удовлетворять двум условиям:

- ◆ лучшие найденные решения не должны теряться;
- ◆ в популяции должно поддерживаться достаточное генетическое разнообразие.

Под близким родством понимается ситуация, когда первый элемент пары выбирается случайно, а вторым, с большей вероятностью, будет максимально близкая к нему особь.

Структурирование популяции позволяет повысить эффективность алгоритма поиска оптимального управления процессом.

В настоящее время эволюционные вычисления представляют одну из интенсивно развивающихся областей науки, исследования в которой ведут к постоянному повышению эффективности их использования, а также появлению все новых подходов к построению конкретных алгоритмов. Они все чаще применяются при интерактивном управлении технологическими процессами на металлургических и химических предприятиях. Их применение оправдано особенно в тех случаях, когда при управлении процессом точный оптимум не требуется, решением может считаться любое значение, которое лучше некоторой заданной величины, то есть алгоритмы эволюционных вычислений – наиболее приемлемый метод для поиска «хороших» решений.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Назаров А.В., Лоскутов А.И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – СПб.: Наука и техника, 2003. – 384 с.
2. Корнеев В.В., Гареев А.Ф., Васютин С.В., Райх В.В. Базы данных. Интеллектуальная обработка информации. – М.: Нолидж, 2000. – 352 с.
3. Косолапова Л.Г., Ковров Б.Г. Эволюция популяций. Дискретное математическое моделирование. – Новосибирск: Наука, 1988. – 93 с.