

задаче коммивояжера, каждый столбец отображает результат на каждом шаге выполнения алгоритма.

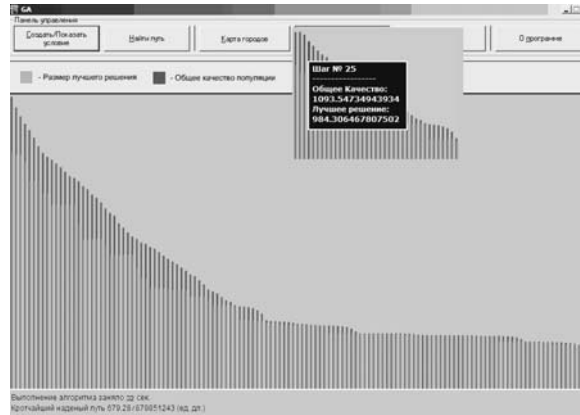


Рис. 1. Столбчатая диаграмма значений ЦФ на последовательных итерациях

Более светлая полоска – самое лучшее решение, найденное на данном шаге, а более темная – общее качество популяции, т.е. среднеарифметическое всех решений на данном шаге, посередине отображается диаграмма. Если навести курсор на любой из столбцов, то появится подсказка о шаге, к которому относится столбец. Под диаграммой указано время работы алгоритма, значение целевой функции. Анализ полученных данных говорит о том, что предложенная в работе стратегия использования генетического алгоритма позволяет: получать набор оптимальных решений, является гибкой, обладает высоким быстродействием (15%-30%) на одних и тех же входных данных, по сравнению с другими алгоритмами. $VCA \approx O(n^2)$.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Емельянов В.В., Курейчик В.М., Курейчик В.В. Теория и практика эволюционного моделирования. – М: ФИЗМАТЛИТ, 2003.
2. Ахо А., Хопкрофт Дж., Ульман Дж. Построение и анализ вычислительных алгоритмов. – М: Мир, 1979.
3. Гладков Л.А. Генетические операторы. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2005.
4. Пападимитриу Х., Стайглиц К. Комбинаторная оптимизация. Алгоритмы и сложность. – М.: Мир, 1985.

УДК 681.3.06

Л.А. Гладков, А.Е. Криницкая

ГИБРИДНЫЕ НЕЧЕТКИЕ ГЕНЕТИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ*

При решении многих задач оптимизации, проектирования и принятия решений часто приходится встречаться с таким понятием как, неопределенность в отношении какого-либо параметра. Для решения данной проблемы было предло-

* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (гранты № 06-01-00272, № 08-01-00473), РНП 2.1.2.3193, РНП 2.1.2.2238.

жен новый подход на основе создания гибридных систем и алгоритмов на основе интеграции нечетких математических моделей и методов эволюционного и генетического поиска. Одним из таких методов являются нечеткие генетические, эволюционные и адаптивные алгоритмы.

Как известно, генетические алгоритмы представляют собой адаптивный поисковый метод, который основан на селекции лучших элементов в популяции, подобно эволюционной теории Ч. Дарвина. Впервые генетические алгоритмы были применены к решению таких научных проблемам, как распознавание образов и оптимизация. Основой для возникновения генетических алгоритмов послужила модель биологической эволюции и методы случайного поиска, т.е. последовательное преобразование одного конечного нечеткого множества промежуточных решений в другое. Генетические алгоритмы эффективно используют информацию, накопленную в процессе эволюции. Суть генетических алгоритмов состоит в моделировании естественных эволюционных процессов для эффективного решения оптимизационных задач науки и техники [1].

В настоящее время используется новая парадигма решения оптимизационных задач на основе генетических алгоритмов и их различных модификаций. Они осуществляют поиск баланса между эффективностью и качеством решений за счет «выживания сильнейших альтернативных решений», в неопределенных и нечетких условиях.

Для работы генетических алгоритмов выбирают множество натуральных параметров оптимизационной проблемы и кодируют их в последовательность конечной длины в некотором алфавите. Они работают до тех пор, пока не будет выполнено заданное число генераций (итераций алгоритма) или на некоторой генерации будет получено решение определенного качества, или, когда найден локальный оптимум, возникновение преждевременной сходимости и алгоритм не может найти выход из этого состояния. Генетический алгоритм, как правило, анализирует различные области пространства решений одновременно и поэтому они более приспособлены к нахождению новых областей с лучшими значениями целевой функции [1].

Мягкие вычисления – сложная компьютерная методология, основанная на нечеткой логике, генетических вычислениях, нейрокомпьютинге и вероятностных вычислениях. Составные части не конкурируют, но создают эффект взаимного усиления для достижения робастности, низкой цены решения, повышения эффективности приложений. Можно выделить четыре наиболее крупные составные части направления «мягкие вычисления» [2]:

- ◆ нечеткая логика (приближенные вычисления, грануляция информации, вычисление на словах);
- ◆ нейрокомпьютинг (обучение, адаптация, классификация, системное моделирование и идентификация);
- ◆ генетические вычисления (синтез, настройка и оптимизация с помощью систематизированного случайного поиска и эволюции);
- ◆ вероятностные вычисления (управление неопределенностью, сети доверия, хаотические системы, предсказание).

Математический аппарат теории нечетких систем используется в данном случае для кодирования, подбора оптимальных параметров генетических алгоритмов, значений вероятности генетических операторов, выбора функции пригодности, создания нечетких генетических операторов. Есть два преимущества нечеткого кодирования: 1) кодовые последовательности могут быть неоднородными и ориентироваться на отдельные многообещающие области поиска, что позволит сокра-

тить область поиска и соответственно вычислительные затраты, в закодированную последовательность может быть неявным образом включена функция пригодности; 2) нечеткое кодирование позволяет выполнять, так называемое, слабое кодирование оптимизируемых структур.

Нечеткий генетический алгоритм – это генетический алгоритм, в котором некоторые компоненты реализованы с использованием инструментов нечеткой логики. Такими компонентами можно считать нечеткие операторы и нечеткие правила для создания генетических операторов с различными свойствами; системы нечеткого логического контроля параметров генетического алгоритма в соответствии принятыми критериями; нечеткие критерии останова процесса генетического поиска. Математический аппарат теории нечетких систем используется в данном случае для кодирования, подбора оптимальных параметров генетических алгоритмов, значений вероятности генетических операторов, выбора функции пригодности и критерия останова, создания нечетких генетических операторов [3].

При решении задач оптимизации функций в непрерывных областях поиска, большое значение имеет обеспечение высокой точности получаемых решений, для этого предложены генетические операторы, адаптированные для хромосом с вещественным кодированием. Такие операторы позволяют выполнять локальную настройку решений.

При решении задач оптимизации функций в непрерывных областях поиска, большое значение имеет обеспечение высокой точности получаемых решений, для этого предложены генетические операторы, адаптированные для хромосом с вещественным кодированием. Такие операторы позволяют выполнять локальную настройку решений [3]. Примером такого оператора является оператор неоднородной мутации, который уменьшает интенсивность мутации генов по мере продвижения к оптимуму. Эта особенность данного оператора мутации приводит к тому, что в начальной области выполняется практически однородный поиск, а затем в отдельных локальных областях характер поиска варьируется. Существуют и математические алгоритмы с вещественным кодированием (*real-coded memetic algorithms – RCMA*), которые используют механизмы локального поиска для того, чтобы эффективно очистить решения. Обычно в таких случаях *RCMA* используют методы градиента или скорейшего спуска-подъема, которые помогают находить локальные оптимумы. Часто в *RCMA* методы локального поиска применяют к членам популяции после выполнения операторов рекомбинации и мутации, с целью исследования лучших областей пространства поиска, полученных в ходе выполнения итераций генетического алгоритма. Есть разновидность также *RCMA*, где используются алгоритмы локального поиска на основе кроссинговера (*crossover-based local search algorithms – XLS*).

Применяется большое количество различных операторов кроссинговера для решения генетических алгоритмов с вещественным кодированием.

1) Унимодальный оператор кроссинговера с нормальным распределением (*unimodal normal distribution crossover – UNDX*) на основе множества родителей создает решения-потомки, распределенные вокруг центра массы этих родителей. При этом, чем дальше решение находится от центра массы, тем меньшая вероятность ему назначается. Маленькая вероятность назначена на решения далеко от центра массы.

2) Симплексный кроссинговер (*SPX*) назначает однородное распределение вероятности для того, чтобы создать потомство в ограниченном пространстве поиска вокруг области занятой родителями.

Разнообразие конструктивно-технологических методов создания сверх больших интегральных схем обусловлено стремлением не только улучшить их технико-экономические показатели, но и достичь общих целей: минимизировать длительность процесса проектирования, обеспечить проектирование сверх больших интегральных схем высокой сложности, повысить качество проектирования (главным образом, безошибочность) [3].

Нечеткие системы позволяют решать задачи оптимальности с нечеткими или не точными параметрами, находя решение наиболее оптимальное для данной задачи. Применение нечетких систем в современных средствах проектирования, с их помощью в различных отраслях промышленности производительность труда при выполнении проектных работ удалось повысить в несколько десятков раз.

Нечеткие генетические алгоритмы с успехом применяют в современных средствах автоматизации проектирования изделий электронной техники, которая содержит сложнейшие электронные системы, содержащие миллионы электронных компонентов.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М.* Генетические алгоритмы / Под ред. В.М. Курейчика. – М.: Физматлит, 2006.
2. *Ярушкина Н.Г.* Основы теории нечетких и гибридных систем // Ярушкина Н.Г. – М.: Финансы и статистика, 2004.
3. *Herrera F., Lozano M.* Fuzzy Adaptive Genetic Algorithms: design, taxonomy, and future directions. // *Soft Computing* 7(2003), Springer-Verlag, 2003. – P.p. 545-562.

УДК 519.8

Р.В. Потарусов

ГИБРИДНЫЙ ПАРАЛЛЕЛЬНЫЙ ГРУППИРУЮЩИЙ ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ УПАКОВКИ БЛОКОВ*

Введение. Задача упаковки блоков (Bin Packing Problem (BPP)) – хорошо известная NP-сложная комбинаторная оптимизационная задача. Цель BPP - скомбинировать (упаковать) элементы в блоки определенного объема так, чтобы минимизировать общее количество блоков [1, 3, 5-7]. BPP является NP-полной задачей.

BPP моделирует различные практические задачи в области САПР, например [3]: форматирование таблиц, постраничное разбиение, размещение файлов.

В данной работе предложен Гибридный Параллельный Группирующий Генетический Алгоритм (ГПГГА). Экспериментальные результаты показали, что разработанный алгоритм способен на большинстве сложных экземпляров BPP получать решения того же качества, что и лучшие известные алгоритмы решения задачи упаковки блоков.

1. Формулировка задачи. BPP описывается следующим образом [1, 3, 5-10]. Дан определенный набор элементов $I=\{i_1, \dots, i_n\}$, $|I| = n$ с весами $W=\{w_1, \dots, w_j\}$, $|W| = j$, такими, что $0 \leq w_i \leq c$, где c – объем каждого блока и набор блоков

* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (гранты № 06-01-00272, № 08-01-00473), РНП 2.1.2.3193, РНП 2.1.2.2238.