Входные переменные	**Выходные переменные**
For -3.0 < x < -2.5 x чрезвычайно далеко от нуля	**For 6.25 < x < 9, y довольно большой**
For -3.0 < x < -2.0, x очень далеко от нуля	**For 4 < x < 9, y средний**
For -2.0 < x < 1.0, x далеко от нуля	**For 0 < x < 2.25, y маленький**

Нечеткая аппроксимирующая функция, полученная в результате нечеткой аддитивной модели с семью правилами, неотличима от исходной и известной функциональной зависимости. Напомним, однако, что структурированное человеческое знание обычно находится в форме (лингвистически выраженной) основы правил, а не в форме какого-либо математического выражения. Если бы кто-то знал математическое выражение, не было бы необходимости в разработке нечеткой модели.

Литература

1. Современные Цифровые Технологии В Образовании// Гончарова А.И., Ожерельева М.В. Брянский государственный технический университет,26-27 ноября, 2020
2. Fuzzy Logic, Soft Computing& Computational Intelligence: Eleventh International Fuzzy Systems Association World Congress//Ed. Y. Liu, G. Chen, M. Ying, ISBN 7-302-11377-7/TP-7494, Springer, 2005.
3. Theoretical Advances and Applications of Fuzzy Logic and Soft Computing // Eds O. Castillo, P. Melin, O. Montiel Ross, R. Cruz, W. Pedrycz, J. Kacprzyk, Avances in Soft Computing 42, Springer, 2007.
4. Zadeh, Lotfi A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control 8, 378-53.

Д.В. Майков

ОСТРОВНОЙ КВАНТОВЫЙ АЛГОРИТМ ПРЕСНОВОДНЫХ ГИДР ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОПТИМИЗАЦИИ

(Ижевский торгово-экономический техникум)

В некоторых задачах науки и техники необходимо выполнять поиск точки глобального экстремума функции многих переменных. В качестве примера подобных задач можно привести обучение нейронных сетей [1], построение оптимального управления для систем дифференциальных уравнений [2], оптимизация параметров технических систем и др.

При решении задачи условной многомерной оптимизации необходимо найти точку глобального экстремума (например, точку минимума) заданной целевой функции $f(\mathbf{x})$ внутри n-мерной области D:

$$\mathbf{x}^{opt} = \arg \min_{\mathbf{x} \in D} f(\mathbf{x}).$$

Функция $f(\mathbf{x})$ может иметь множество локальных экстремумов и не выражаться в явном виде. Для решения оптимизационных задач часто применяются популяционные алгоритмы (например, генетический алгоритм, алгоритм роя частиц и др. [3]), являющиеся примером мультиагентных технологий. На протяжении одной итерации они работают с множеством особей (частиц, агентов) – допустимых векторов из области D. Множество этих векторов образует популяцию.

Другим примером популяционного алгоритма является квантовый алгоритм пресноводных гидр [4]. В этом алгоритме особь гидры может перемещаться к средней лучшей позиции всех особей популяции, к особи с наилучшим значением целевой функции за все время поиска и в случайном направлении. При этом выбор направления выполняется по-разному. В первом варианте алгоритма (QH-AHP-алгоритм) для этого применяется метод анализа иерархий (AHP), а во втором (QH-B-алгоритм) – байесовский подход. Непосредственное перемещение особей осуществляется с помощью метода для нахождения некоторых решений уравнения Шредингера. Понятие скорости особи при этом не используется, а ее координаты с некоторой вероятностью могут существенно изменяться. Это позволяет увеличить охват пространства поиска и преодолевать особям области притяжения локальных экстремумов.

Одним из способов повышения скорости работы алгоритма является применение островной модели, реализующей коэволюционный подход [3]. При этом популяция делится на несколько изолированных субпопуляций (островов), эволюция которых протекает параллельно. Через заданное количество итераций выполняется миграция лучших особей между субпопуляциями. Часто применяются свободная миграция (когда особь может быть перенесена из одной субпопуляции в любую другую) и циклическая миграция (при этом особь одной субпопуляции переносится в другую согласно очереди) [5, 6].

Увеличение скорости сходимости достигается за счет следующих факторов [3, 5, 6]:

1. Особи каждой субпопуляции группируются в окрестности своего локального экстремума, исследуя свою часть пространства поиска. Обмен особями между субпопуляциями (миграция) позволяет преодолеть области притяжения локальных экстремумов и увеличить обзор пространства поиска.

2. Вычислительный процесс может быть распараллелен.

3. Существенное влияние на скорость работы популяционных алгоритмов оказывают заранее неизвестные значения их параметров. Эти значения для каждой субпопуляции можно задавать различными. При этом численность менее эффективной субпопуляции уменьшается, а более эффективной, соответственно, увеличивается на одну и ту же величину в процессе поиска.

Работа островного алгоритма напоминает процессы, протекающие в живой природе, когда происходит перенос генов в результате миграции особей между отдельными популяциями вида (поток генов) [7]. Если численность популяции невелика, то наблюдается дрейф генов, при котором возможны резкие колебания частот аллелей и соответствующих им признаков, так что потомки могут существенно отличаться от родителей. Это может привести как к улучшению приспособленности особей, так и к их деградации и последующему вымиранию.

Схема островного квантового алгоритма пресноводных гидр (IQH – Island Quantum freshwater Hydra algorithm) имеет вид:

I. Инициализация начальных субпопуляций:

1. Для работы алгоритма создать P субпопуляций (островов), каждая из которых содержит S_p особей ($p = \overline{1, P}$), координаты x_{ij} ($i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, S_p}$) которых принимают случайные значения из заданного промежутка $[x_i^{\min}, x_i^{\max}]$.

2. Для особей каждой субпопуляции задать начальные значения параметров применяемого алгоритма (например, QH-AHP, QH-B). Если для данной целевой функции предварительно решена задача метаоптимизации [4], то для всех субпопуляций использовать оптимальные значения параметров, иначе для каждой субпопуляции задать различные значения, показавшие хорошие результаты для решения других задач.

3. Найти лидера – лучшую особь всей популяции.

4. Задать номер итерации $k = 1$.

II. Итерация островного алгоритма:

1. Для каждого острова выполнить заданное количество итераций применяемого к нему алгоритма и по завершении найти M лучших особей (элиту). Данный пункт выполняется параллельно на разных процессорах.

2. Из всех элитных особей популяции выбрать E лучших – мультиэлиту. Если особи какого-либо острова вошли в ее состав, то увеличить неотрицательный индекс вхождений r_p (предварительно равный нулю) на единицу, иначе – уменьшить на единицу. Для острова с наибольшим значением r_p увеличить количество особей на заданное число (создавая их случайным образом), одновременно уменьшая их на это число у острова с наименьшим значением, так, чтобы общее количество особей всей популяции не менялось. При этом численность худшей субпопуляции не должна быть меньше заданного порога. В этой худшей субпопуляции создаются условия для дрейфа генов. Если эта субпопуляция остается худшей на протяжении заданного числа итераций, то уничтожить ее (по аналогии с вымиранием в природе) и создать новую случайным образом.

3. Если используется свободная миграция, то каждой субпопуляции передать M лучших особей другой, случайно выбранной субпопуляции, заменяя M худших особей в ней. Для циклической миграции элита передается острову, следующему по списку. Так реализуется поток генов.

III. Найти лидера для всей популяции. Проверить условие выполнения критерия останова (например, прирост целевой функции лидера оказывается меньше заданного числа на протяжении 100 итераций). Если он выполняется, то в качестве решения задачи указать координаты лидера, иначе увеличить номер итерации k на единицу и вернуться к пункту II.

График скорости сходимости представлены на рисунке 1.

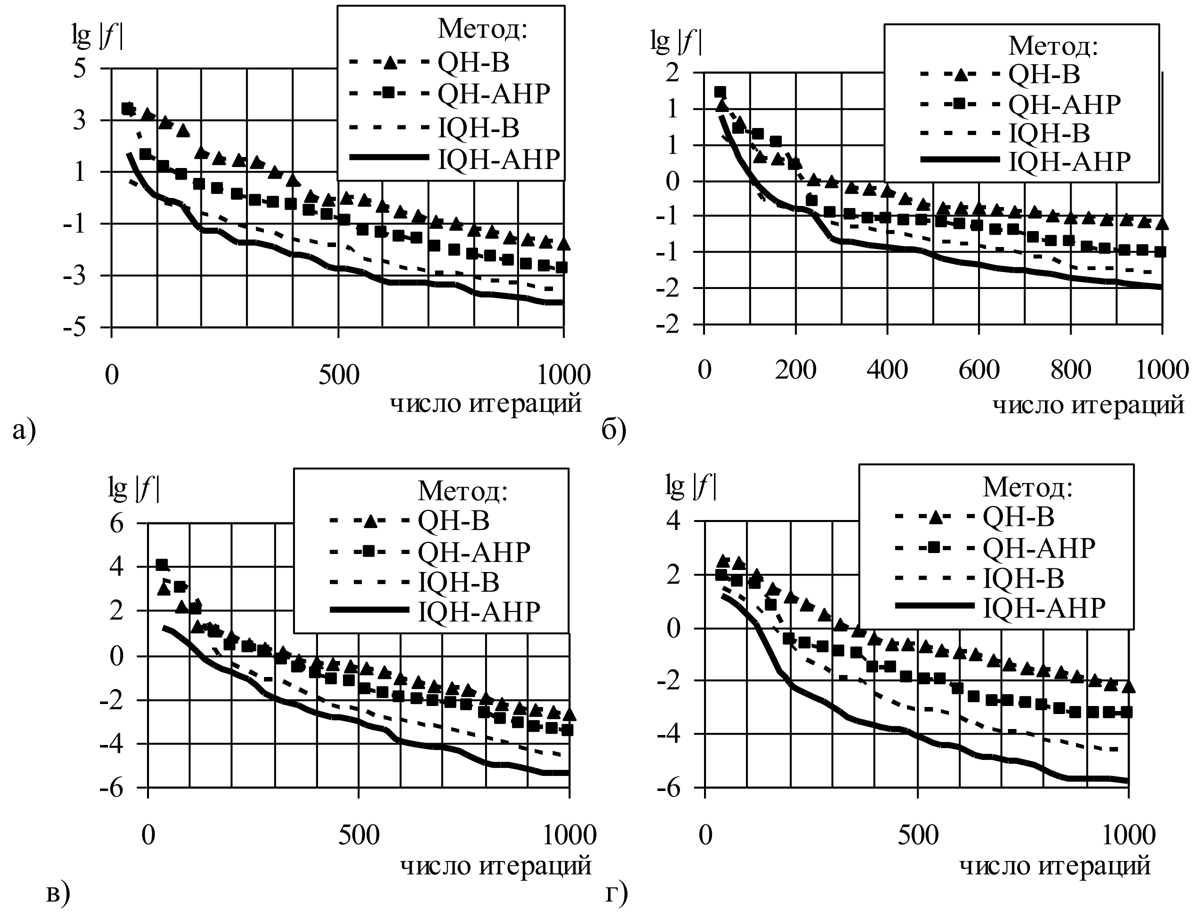

Рис. 1. График скорости сходимости алгоритмов на примере тестовых функций: а) Розенброка; б) Дэвиса; в) Экли; г) Растригина

Для сравнения скорости сходимости различных алгоритмов применялись тестовые функции Розенброка, Дэвиса, Экли и Растригина [3]. Рассматривались такие алгоритмы оптимизации, как квантовые алгоритмы пресноводных гидр на основе метода анализа иерархий (QH-AHP-алгоритм) и байесовского подхода (QH-B-алгоритм), а также их островные модификации (IQH-AHP- и IQH-B-алгоритмы соответственно). Размер популяции всех алгоритмов был равен 100 особям.

В результате проведенных численных исследований установлено, что островной квантовый алгоритм пресноводных гидр для всех тестовых функций показал лучшие результаты по сравнению с базовой версией алгоритма. Оператор свободной миграции (на графике) оказался эффективнее циклической. Дальнейшее развитие алгоритма для задач высокой размерности связано с декомпозицией решения, когда каждый остров выполняет поиск определенных компонент вектора решения.

Литература

1. Трокоз Д. А. Алгоритм машинного обучения широких нейронных сетей с использованием алгебры гиперразмерных двоичных векторов и генетических алгоритмов / Д. А. Трокоз // Южно-Сибирский научный вестник. – 2020. – № 6 (34). – С. 148-154.

2. Королев С. А. Решение задачи оптимального управления процессом метаногенеза на основе принципа максимума Понтрягина / С. А. Королев, Д. В. Майков // Компьютерные исследования и моделирование. – 2020. – Т. 12, № 2. – С. 357–367. DOI: 10.20537/2076-7633-2020-12-2-357-367.

3. Карпенко А. П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой / А. П. Карпенко – М.: Изд-во МГТУ имени М. Э. Баумана, 2017. – 446 с.

4. Королев С. А. Квантовая модификация алгоритма пресноводных гидр для решения задачи оптимизации / С. А. Королев, Д. В. Майков // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2020. – № 2. – С. 37–48. https://doi.org/10.17308/sait.2020.2/2914

5. Ивутин А. Н. Применение островного генетического алгоритма для обеспечения устойчивости функционирования распределенных информационных систем / А. Н. Ивутин, Д. О. Есиков // Электронные информационные системы. – 2016. – № 4 (11). – С. 40–51.

6. Неймарк Е. А. Исследование островных моделей генетического алгоритма в решении задач дискретной оптимизации / Е. А. Неймарк, А. А. Прохоров // Информационные системы и технологии ИСТ-2020: сб. материалов XXVI Международной научно-технической конференции. – Нижний Новгород. – 2020. – С. 848–853.

7. Сыч В. Ф. Общая биология / В. Ф. Сыч – М.: Академический проспект, 2007. – 337 с.

С.Н. Попов, С.В. Востокин

АНАЛИЗ АРХИТЕКТУРЫ СИСТЕМЫ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ НА БАЗЕ ТЕХНОЛОГИИ ГЛОБАЛЬНОГО ХРАНИЛИЩА ДАННЫХ

(Самарский университет)

В настоящее время научные реалии таковы, что исследователям для успешного проведения эксперимента необходимо иметь доступ к огромному объему вычислительных ресурсов. Например, такая ситуация возникает при изучении процессов нелинейной динамики и хаотического поведения сложных систем на основе численных методов [1]. Эту и подобные задачи невозможно выполнить, используя вычислительную мощность одного ресурса - в этом случае требуется использование распределенных вычислений, и поэтому авторами было принято решение разработать такую систему [2]. Основное преимущество