

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ



УДК 519.87

Сравнение эффективности модели СНС и алгоритма Плотникова — Зверева при решении неоднородной минимаксной задачи

В.Г. Кобак, В.А. Колганов

Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация

Аннотация

Рассмотрено применение генетического алгоритма, основанного на модели Кеттелла — Хорна — Кэрролла (Cattell — Horn — Carroll, СНС), для решения сложных, неоднородных минимаксных задач. Проанализированы различные типы кроссоверов: HUX, точечный, двухточечный и равномерный — в контексте их влияния на эффективность решений. Проведен вычислительный эксперимент для оценки производительности классической и модифицированной версий модели СНС по сравнению с алгоритмом Плотникова — Зверева. Результаты систематизированы и представлены в таблицах, что позволило оценить и сравнить эффективность различных подходов. Показана значимость выбора метода кроссовера для оптимизации генетических алгоритмов в сложных задачах.

Ключевые слова: алгоритм Плотникова — Зверева, модель СНС с точечным кроссовером, модель СНС с двухточечным кроссовером, модель СНС с равномерным кроссовером

Для цитирования. Кобак В.Г., Колганов В.А. Сравнение эффективности модели СНС и алгоритма Плотникова — Зверева при решении неоднородной минимаксной задачи. *Молодой исследователь Дона*. 2024;9(3):50–53.

Comparison of the Efficiency of the CHC Model and the Plotnikov — Zverev Algorithm in Solving a Inhomogeneous Minimax Problem

Valery G. Kobak, Vladislav A. Kolganov

Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation

Abstract

The paper considers the application of a genetic algorithm based on the Cattell — Horn — Carroll (CHC) model for solving complex, inhomogeneous minimax problems. The paper analyzes various types of crossovers in terms of their impact on solution effectiveness, including HUX, point, point-to-point, and uniform. A computational experiment was conducted to evaluate the performance of both classical and modified versions of the CHC model compared to the Plotnikov — Zverev algorithm. The results were organized and presented in tables, allowing for an evaluation and comparison of different approaches. The study emphasizes the importance of selecting a crossover method for optimizing genetic algorithms when dealing with complex problems.

Keywords: Plotnikov — Zverev algorithm, CHC model with point crossover, CHC model with point-to-point crossover, CHC model with uniform crossover

For citation. Kobak VG, Kolganov VA. Comparison of the Efficiency of the CHC Model and the Plotnikov — Zverev Algorithm in Solving a Inhomogeneous Minimax Problem. *Young Researcher of Don*. 2024;9(3):50–53.

Введение. Оптимизационные задачи распределения ресурсов относятся к классу NP-полных, что делает их решение особенно сложным для крупномасштабных систем [1]. Генетические алгоритмы способны эффективно исследовать пространство поиска, адаптироваться к меняющимся условиям и благодаря этому представляются особенно перспективными при решении оптимизационных задач.

Цель данного исследования заключается в сравнительном анализе модифицированной модели Кеттелла — Хорна — Кэрролла (Cattell — Horn — Carroll, СНС), использующей различные механизмы кроссовера, и алгоритма Плотникова — Зверева в контексте решения неоднородной минимаксной задачи.

Основная часть

Постановка задачи. В рассматриваемой вычислительной системе присутствует набор N независимо работающих устройств (процессоров) $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, каждому из которых доступно параллельное выполнение задач. Обрабатываемый комплекс M заданий (работ, операций) $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ характеризуется различным временем выполнения t_i на разных процессорах p_j . Это представлено в виде матрицы времен T_i и обозначается $\tau(t_i, p_j)$ [2].

Каждый процессор из группы может выполнить лишь одно задание в определенный момент времени. При этом исключена возможность переноса заданий с одного процессора на другой [3]. Необходимо найти такую схему распределения задач, которая обеспечивает минимальное общее время их выполнения в системе. К тому же следует наиболее эффективно задействовать вычислительный потенциал и сократить время процессов [4].

Модель СНС. Впервые описанная Л. Эшельманом в начале 90-х годов XX века модель СНС обновила практику применения генетических алгоритмов [5]. Ниже перечислены ее ключевые особенности:

- пары для кроссинга выбираются на основе HUX-кроссовера, что способствует эффективному обмену генетической информацией между особями;
- процесс кроссинга затрагивает всю популяцию, каждая особь участвует в скрещивании, что усиливает генетическое разнообразие;
- следующая популяция создается выбором наиболее приспособленных особей из нового потомства и исходных родителей. Так обеспечиваются сохранение и аккумуляция наиболее ценных генетических черт;
- внедрение механизма интенсивной мутации затрагивает значительную часть генома (до 40 %) и сказывается на всех особях, кроме абсолютно лучшей. Это стимулирует появление новых генетических комбинаций и увеличивает шансы на обнаружение оптимальных решений.

Генетический алгоритм, основанный на классической модели СНС, функционирует согласно описанной ниже схеме.

1. Инициализация начинается с создания первичной популяции и оценки ее характеристик. Устанавливается исходное количество циклов обработки.

2. В каждой генерации вычисляется средний уровень адаптации.

3. На основе адаптивных показателей особи делятся на две группы: ниже и выше среднего.

4. Проводится кроссовер между выбранными особями. Так генерируется потомство, которое затем объединяется с исходными родителями в промежуточную генерацию.

5. Из сформированного временного наследства отбираются самые адаптированные особи в количестве, равном размеру изначальной популяции. Отсеиваются менее успешные экземпляры.

6. Анализируется эффективность текущего состояния по определенным критериям. Действия дифференцируются в зависимости от результатов анализа:

– при улучшении критерия эффективности количество циклов обнуляется и популяция обновляется, затем — возврат к шагу 2;

– если улучшений нет, количество циклов уменьшается на единицу и алгоритм переходит к следующему этапу.

7. Проверяется условие достижения предела циклов обработки. При достижении — переход к следующему этапу, в противном случае процесс возобновляется со второго шага.

8. Кроме самой адаптированной особи, все члены популяции подвергаются интенсивной мутации, которая затрагивает значительную долю их генов.

9. Сравняется качество текущего решения с предыдущим. При положительной динамике алгоритм возвращается ко второму шагу для продолжения совершенствования. Если прогресс отсутствует, результаты фиксируются как конечные, процесс завершается [5].

Таким образом, алгоритм СНС обеспечивает динамичный и эффективный поиск решений. Он адаптируется к изменениям в процессе оптимизации и стимулирует генетическое разнообразие для достижения наилучших результатов. Рассматривается также модифицированная версия с использованием различных кроссоверов. Представленное исследование фокусируется на сравнении двух подходов. Первый — генетический алгоритм на основе модели СНС с использованием различных кроссоверов. Второй — алгоритм Плотникова — Зверева [6].

Рассмотренные виды кроссоверов. Кроссовер — это фундаментальный генетический оператор в эволюционных вычислениях. Он объединяет генетический материал двух родительских особей для порождения потомства и предполагает обмен участками их хромосом.

НУХ-кроссовер — это метод, при котором происходит обмен ровно половины отличающихся генов между двумя хромосомами, что способствует высокому уровню генетического разнообразия.

Точечный (классический) — простейший тип кроссовера. Выбирается одна точка разрыва. До нее берутся гены от одного родителя, а после — от другого. Так обеспечивается прямой обмен информацией.

Двухточечный кроссовер предполагает обмен между двумя точками. Часть хромосомы обменивается между родителями, обогащая популяцию новыми комбинациями признаков.

Равномерный кроссовер — это процесс, в ходе которого гены потомка выбираются из генов родителей с равной вероятностью, создавая равномерное смешивание генетического материала.

Характеристики вычислительной машины. Ниже описаны характеристики использованной в работе вычислительной машины.

1. Процессор: AMD Ryzen 5 5000U with Radeon Graphics 2.10 GHz.
2. Видеокарта: процессор со встроенной графикой.
3. Оперативная память: DDR4 16 GB.
4. Операционная система: Windows 10 Домашняя.

Входные параметры вычислительного эксперимента. Для исследования эффективности решения неоднородной оптимизационной задачи использовался набор из 50 уникальных матриц. Параметры эксперимента:

- общее количество обрабатываемых устройств (N) — 5;
- общее количество заданий (M) — 111;
- время выполнения заданий — от 10 до 20 единиц;
- величина популяции особей для генетического алгоритма — 1000;
- количество итераций, или повторений, задействованных в процессе оптимизации, — 1000.

Для детального анализа эффективности различных стратегий кроссовера эксперимент включал сравнение нескольких методик рекомбинации. Это позволило выявить наиболее эффективные подходы к распределению задач в сложных условиях и оценить влияние выбранного метода кроссовера на общую производительность оптимизационного процесса.

Сравнение решений классической модели СНС с алгоритмом Плотникова — Зверева. В рамках эксперимента эффективность модели СНС с НУХ-кроссовером сравнили с традиционным алгоритмом Плотникова — Зверева. Используя описанные выше входные параметры, получили выходные данные, которые усреднялись и заносились в таблице 1.

Таблица 1

Результаты решения классической модели СНС и алгоритма Плотникова — Зверева

N	M	Классическая модель СНС	Алгоритм Плотникова — Зверева
5	111	317,26	295,64

Опираясь на результаты, приведенные в таблице 1, можно сделать вывод, что алгоритм Плотникова — Зверева демонстрирует более высокую эффективность в решении рассматриваемой неоднородной оптимизационной задачи.

Анализ эффективности модифицированной модели СНС по сравнению с методом Плотникова — Зверева. Ранее установлено, что у классического варианта модели СНС нет преимуществ перед методикой Плотникова — Зверева. Это подсказало необходимость адаптации и модификации исходной модели СНС для повышения ее решающей способности. В частности, применили альтернативный вариант кроссовера. При использовании точечного кроссовера и таких же входных параметров получили результаты, которые занесли в таблице 2.

Таблица 2

Результаты решения модифицированной точечным кроссовером модели СНС и алгоритма Плотникова — Зверева

N	M	Модифицированная СНС с точечным кроссовером	Алгоритм Плотникова — Зверева
5	111	305,38	295,64

Установлено, что точечный кроссовер не только разнообразил процесс генерации новых особей в популяции, но и значительно улучшил качество итоговых решений. Поэтому внедрили двухточечный кроссовер, известный своей способностью к более эффективной рекомбинации генетического материала и созданию более разнообразных генотипов в популяции. Эксперимент с использованием двухточечного кроссовера проводился при тех же входных параметрах, что и предыдущие опыты. Результаты представлены в таблице 3.

Таблица 3

Результаты применения двухточечного кроссовера в модифицированной модели СНС
в сравнении с алгоритмом Плотникова — Зверева

N	M	Модифицированная СНС с двухточечным кроссовером	Алгоритм Плотникова — Зверева
5	111	297,64	295,64

Очевидно, что двухточечный кроссовер не только сохраняет преимущества точечного, но и усиливает их, еще больше повышает качество решений.

Несмотря на заметное улучшение результатов за счет внедрения точечного и двухточечного кроссоверов в модифицированную модель СНС, общие показатели эффективности решений были ниже, чем у алгоритма Плотникова — Зверева. Это значит, что нужно продолжить поиск и эксперименты с различными стратегиями кроссовера. Одно из возможных решений — протестировать равномерный кроссовер. Этот метод позволит создать более разнообразные комбинации генов и, возможно, найти оптимальные решения (таблица 4).

Таблица 4

Сравнение решений, полученных с использованием равномерного кроссовера и алгоритма Плотникова — Зверева

N	M	Модифицированная СНС с равномерным кроссовером	Алгоритм Плотникова — Зверева
5	111	284,22	295,64

Использование равномерного кроссовера продемонстрировало отличные результаты. Они показывают, что при определенных условиях модифицированная модель СНС может быть предпочтительнее, чем алгоритм Плотникова — Зверева.

Заключение. Итак, применение равномерного кроссовера обусловило наиболее высокую эффективность решения задачи. Этот метод рекомбинации позволил генерировать более приспособленных потомков и, как следствие, более эффективно находить оптимальное решение. Равномерный кроссовер представляется мощным инструментом улучшения производительности генетических алгоритмов в сложных задачах оптимизации.

Список литературы

1. Garey M.R., Johnson D.S. *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-completeness*. New York: W.H. Freeman and Company; 1979. 338 p.
2. Алексеев О.Т. *Комплексное применение методов дискретной оптимизации*. Москва: Наука; 1987. 250 с.
3. Коффман Э.Г. *Теория расписаний и вычислительные машины*. Москва: Наука; 1987. 334 с.
4. Романовский И.В. *Алгоритмы решения экстремальных задач*. Москва: Наука; 1977. 352 с.
5. Шаффер Дж.Д., Эшельман Л.Дж. Комбинаторная оптимизация с использованием генетического алгоритма. *Обозрение прикладной и промышленной математики*. 1996;3(5):656–657.
6. Плотников В.Н., Зверев В.Ю. Методы быстрого распределения алгоритмов в вычислительных системах. *Известия Академии наук СССР. Техническая кибернетика*. 1974;3:136–143.

Об авторах:

Валерий Григорьевич Кобак, доктор технических наук, профессор кафедры программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем Донского государственного технического университета (344003, РФ, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), valera33305@mail.ru

Владислав Артемович Колганов, студент Донского государственного технического университета (344003, РФ, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), kolganovvladislav4@gmail.com

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the Authors:

Valery G. Kobak, Dr. Sci. (Eng.), Professor of the Department of Computer Engineering and Automated Systems Software, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, RF), valera33305@mail.ru

Vladislav A. Kolganov, Student of the Department of Computer Engineering and Automated Systems Software (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, RF), kolganovvladislav4@gmail.com

Conflict of interest statement: the authors do not have any conflict of interest.

All authors have read and approved the final manuscript.