

УДК 519.7

DOI: [10.26102/2310-6018/2023.43.4.013](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2023.43.4.013)

Правила применения разрушающей способности операторов генетического алгоритма в задаче структурно-параметрического синтеза имитационных моделей бизнес-процессов

Д.А. Петросов✉, Н.Ю. Сурова, А.В. Поляков

Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Российская Федерация

Резюме. В исследовании предложены правила применения разрушающей способности операторов генетического алгоритма в задаче структурно-параметрического синтеза имитационных моделей бизнес-процессов. Работа направлена на подтверждение выдвинутой гипотезы, согласно которой на процесс работы генетического алгоритма возможно оказывать воздействие путем изменения параметров функционирования его операторов, что позволяет повысить сходимость данной эволюционной процедуры и способствует выходу интеллектуального алгоритма из «узких» мест. Под «узким» местом генетического алгоритма понимаются: затухание алгоритма, нахождение популяции в локальных экстремумах функции приспособленности и т. д. Основываясь на выдвинутой гипотезе, для вмешательства в процесс поиска решений в качестве модели управления предлагается использовать надстройку в виде искусственной нейронной сети. Предполагается выполнить моделирование данного процесса с использованием математического аппарата теории сетей Петри. При реализации такого подхода к решению задачи требуется рассмотреть влияние разрушающей способности операторов на поведение популяции и определить порядок действий, которые требуется выполнить для управления процедурой эволюционного поиска решений в задаче структурно-параметрического синтеза динамических имитационных моделей бизнес-процессов. В работе рассматриваются примеры состояний популяции генетического алгоритма, а также результаты применения предложенных правил внесения корректировок в функционирование операторов. В качестве основных операторов, которые в значительной мере влияют на состояние популяции, рассмотрены оператор селекции, оператор скрещивания, а также оператор мутации; влияние оператора редукции в данном исследовании не учитывалось.

Ключевые слова: генетический алгоритм, операторы генетического алгоритма, искусственная нейронная сеть, структурно-параметрический синтез, имитационные модели, бизнес-процессы.

Благодарности: работа выполнена в рамках гранта РФФИ №23-31-00127.

Для цитирования: Петросов Д.А., Сурова Н.Ю., Поляков А.В. Правила применения разрушающей способности операторов генетического алгоритма в задаче структурно-параметрического синтеза имитационных моделей бизнес-процессов. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2023;11(4). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1463> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.43.4.013

Application rules for destructive ability of genetic algorithm operators in the problem of structural and parametric synthesis of business process simulation models

D.A. Petrosov✉, N.Y. Surova, A.V. Polyakov

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation

Abstract. This study proposes the application rules for destructive ability of genetic algorithm operators in the problem of structural and parametric synthesis of business process simulation models. The aim of the research is to confirm the hypothesis that it is possible to influence the performance of a genetic algorithm by changing the operating parameters of its operators, which allows increasing the convergence of this evolutionary procedure and helps the intelligent algorithm overcome “bottlenecks”. The “bottleneck” of a genetic algorithm is understood as attenuation of the algorithm, finding the population at local extrema of the fitness function, etc. Based on this hypothesis, it is proposed to use an add-on in the form of an artificial neural network to intervene in the process of finding solutions as a control model. It is planned to simulate this process using the mathematical apparatus of Petri nets theory. When implementing such an approach to solving the problem, it is necessary to consider the influence of the destructive ability of operators on the behavior of the population and determine the order of actions that need to be performed to control the evolutionary search for solutions in the problem of structural and parametric synthesis of dynamic business process simulation models. The paper discusses examples of population states of a genetic algorithm as well as the results of applying the proposed rules for making adjustments to operator activities. The main operators that significantly influence the state of the population are considered: the selection operator, the crossing operator, and the mutation operator; the influence of the reduction operator was not regarded in this study.

Keywords: genetic algorithm, genetic algorithm operators, artificial neural network, structural and parametric synthesis, simulation models, business processes.

Acknowledgements: the research was funded by the Russian Science Foundation, grant No. 23-31-00127.

For citation: Petrosov D.A., Surova N.Y., Polyakov A.V. Application rules for destructive ability of genetic algorithm operators in the problem of structural and parametric synthesis of business process simulation models. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2023;11(4). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1463> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.43.4.013 (In Russ.).

Введение

При создании динамических имитационных моделей бизнес-процессов целесообразно использование интеллектуальных методов, которые построены на основе эвристических подходов. К такого рода подходам принято относить генетические алгоритмы, которые позволяют выполнять направленный перебор при поиске решений, что в значительной мере сокращает время, которое требуется для синтеза решений. Это особенно актуально при работе с большими данными и при решении задач структурно-параметрического синтеза имитационных моделей больших дискретных систем. В последнее время использование данного подхода в задачах, требующих больших вычислительных мощностей, становится все более актуальным, но существует проблема, связанная со сходимостью данного алгоритма, а также частыми затуханиями или нахождением популяции в локальных экстремумах [1-6]. При работе с большими системами и большими данными часто приходится решать вопрос с остановкой работы эволюционной процедуры для перезапуска поиска или корректировки работы операторов и дальнейшего перезапуска, что плохо влияет на скорость поиска решений. Для решения данной проблемы в современных исследованиях большую роль отводят поиску оптимальной конфигурации и порядка работы операторов генетического алгоритма, вводят дополнительные операторы, которые позволяют выполнять настройку основных операторов, используют связку из двух и более генетических алгоритмов, в функционал которых заложен как поиск решений, так и настройка работы основного эволюционного алгоритма и т. д. [7-13]. В рамках данного исследования предлагается использование адаптированного Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks (COGAN) подхода. В основном данный подход базируется на решении задач с

использованием двух эволюционных процедур, к которым можно отнести обучение искусственной нейронной сети с использованием генетического алгоритма.

Ранее авторами данного исследования была выдвинута гипотеза, согласно которой целесообразно организовать управление процессом поиска решений на основе генетического алгоритма непосредственно во время работы эволюционной процедуры. В качестве управления предложено использовать разрушающую способность операторов, то есть степень изменения бинарной строки, которой представлена особь популяции. Таким образом, возможно управление процедурой синтеза решений с применением генетического алгоритма.

Для реализации предложенного подхода следует рассмотреть основных операторов генетического алгоритма, определить их влияние на состояние популяции, а также определить правила изменения параметров работы данных операторов в соответствии с состоянием популяции. Данные правила могут быть использованы при обучении искусственной нейронной сети, что позволит автоматизировать процесс настройки работы генетического алгоритма непосредственно в процессе поиска решений.

Материалы и методы

В качестве основных материалов в работе использованы результаты вычислительных экспериментов, полученные при решении задачи структурно-параметрического синтеза имитационных моделей бизнес-процессов. В основу данных экспериментов было положено решение задачи синтеза моделей методологии IDEF3 на основе элементной базы, реализованной с применением теории сетей Петри. В качестве элементной базы использованы:

- единицы работы UOW (Unit of Work);
- внешние источники объектов (Referents);
- логические перекрестки (Junction).

Для проведения вычислительного эксперимента использовалось более 500 моделей элементов бизнес-процессов, а также рассматривалась задача по синтезу модели, состоящей из не менее 25 элементов (UOW и Referents) и связей между ними (в межкомпонентную шину входят как соединения между UOW, так и логические перекрестки Junction), способной обрабатывать заданный входной вектор на основе 200 значений в эталонный выходной, состоящий из 200 значений. В качестве целевой функции используется расстояние Хэмминга между эталонным выходным вектором и выходным вектором, полученным при работе имитационной модели на основе сети Петри. Входной вектор располагается в виде меток во входных позициях, результат работы имитационной модели располагается в выходных позициях (в виде меток) модели и формирует выходной вектор. Соответственно требуемое значение целевой функции должно быть равно нулю, то есть полное соответствие между эталонным выходным вектором и выходным вектором имитационной модели.

Методология IDEF3 выбрана для данной задачи, так как в отличие от IDEF0 и DFD не обладает ограничениями по количеству компонентов на одной диаграмме. Основная задача в проведении эксперимента заключалась в получении выборки состояний популяции для изучения состояний популяции, что позволит сформировать правила изменения функциональных настроек основных операторов генетического алгоритма, а не синтез имитационной модели реального процесса.

На Рисунке 1 показан простой пример модели бизнес-процесса в методологии IDEF3, иллюстрирующий работу генетического алгоритма при решении подобных задач, построенного на основе предложенного подхода без применения искусственной

нейронной сети в качестве управляющей надстройки над генетическим алгоритмом, так как количество элементов и связей между ними невелико, в отличие от задачи, взятой для получения обучающей выборки.

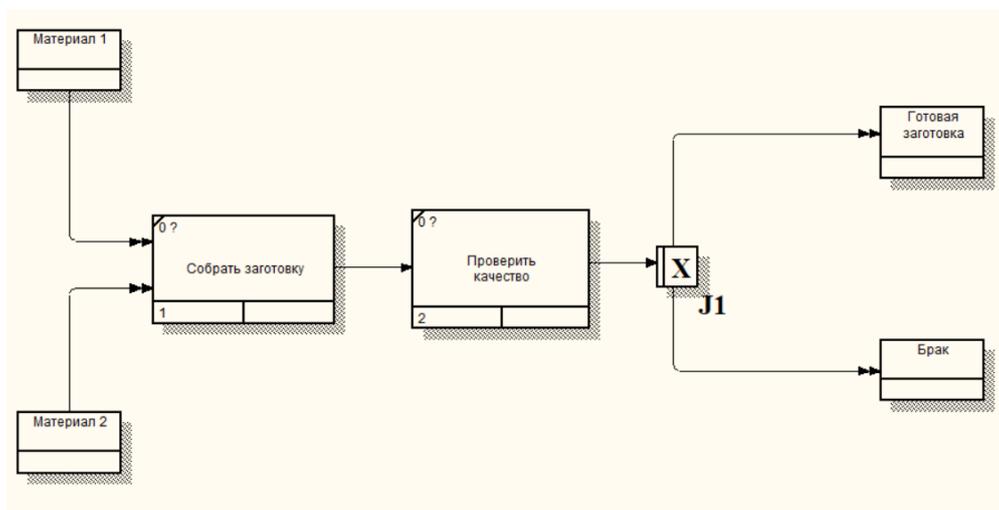


Рисунок 1 – Пример модели бизнес-процесса, полученный в результате интеллектуального структурно-параметрического синтеза с использованием генетического алгоритма

Figure 1 – Example of a business process model obtained as a result of intelligent structural and parametric synthesis using a genetic algorithm

Данная модель была получена в процессе синтеза имитационных моделей элементов диаграммы IDEF3. Результат структурно-параметрического синтеза представлял собой имитационную модель на основе сети Петри (Рисунок 2).

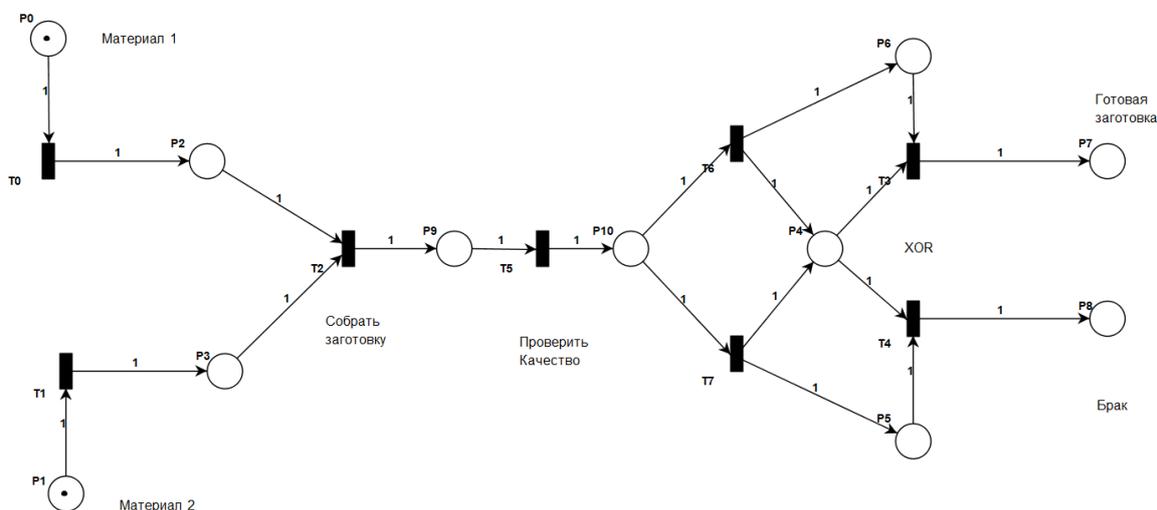


Рисунок 2 – Имитационная модель на основе сети Петри, соответствующая модели бизнес-процесса в методологии IDEF3

Figure 2 – Simulation model based on a Petri net corresponding to the business process model in the IDEF3 methodology

В данном исследовании рассматривается влияние изменения настроек основных операторов генетического алгоритма на скорость его сходимости [14-18]. В качестве основных операторов рассматриваются:

- оператор селекции;
- оператор скрещивания;
- оператор мутации.

Оператор редукции в данном исследовании рассматривать не целесообразно, так как его влияние может определять количество нейронов во входном слое искусственной нейронной сети, что не требуется в данной работе.

Рассмотрим режимы функционирования перечисленных операторов. В настоящее время общепринятыми режимами работы оператора селекции являются: турнирная селекция, рулеточная селекция, турнирно-рулеточная (смешанная) селекция.

Каждая из перечисленных настроек работы оператора имеет свои особенности. Турнирная селекция позволяет определять для скрещивания более сильные особи (к примеру, для скрещивания подбираются сильные особи в соответствии с заданными правилами), тем самым выполняя предварительную классификацию особей по функции приспособленности, что подходит для решения задачи детального исследования области в пространстве решений. Такого рода подход может быть использован при наметившейся сходимости генетического алгоритма, но от него следует отказаться в случае определения локального экстремума функции приспособленности.

Рулеточная селекция позволяет внести в подбор пар особей элемент случайности. Тем самым область поиска решений может быть значительно расширена, что целесообразно использовать при затухании эволюционной процедуры.

Турнирно-рулеточная селекция определяется как средняя настройка данного оператора. К данной настройке целесообразно обращаться в начале процесса синтеза решений, а также для вывода популяции из локального экстремума с целью сохранения сильных особей с добавлением элемента случайности, обеспечивающего «мягкое» изменение траектории движения особей по пространству решений.

Оператор скрещивания может функционировать в следующих режимах: одноточечное скрещивание, двухточечное скрещивание, многоточечное скрещивание.

Одноточечное скрещивание позволяет обеспечить до пятидесяти процентов изменение бинарной строки при формировании потомков относительно начала и конца бинарной строки, так как точка разрыва одна (Рисунок 3). Данный подход целесообразно применять с элементом случайности относительно выбора места разрыва относительно начала или конца бинарной строки, уменьшая расстояние при детальном исследовании области решений и увеличивая данное расстояние до середины строки при потребности в «мягком» выводе популяции из локального экстремума. Не целесообразно использовать при затухании генетического алгоритма в задачах структурно-параметрического синтеза имитационных моделей бизнес-процессов (или имитационных моделей больших дискретных систем), так как не обеспечивается появление новых элементов в структуре особей популяции.

В отличие от одноточечного скрещивания двухточечное позволяет осуществлять изменения (одним пакетом значений) в бинарной строке с обменом не только относительно начала и конца строки, но и с выделением части кода в любой части кода. При этом видоизменение кодированной строки может также достигать пятидесяти процентов, что позволяет потомкам наследовать до половины хромосом родителей. Данный подход также позволяет обеспечить попытку «мягкого» вывода популяции из локального экстремума. В отношении целесообразности применения в задачах затухания соответствует одноточечному скрещиванию.

Многоточечное скрещивание позволяет обеспечить обмен разным количеством пакетов бинарного кода при создании потомков. При этом количество точек разрыва может быть разным (более двух), но в основном можно разделить на четное и нечетное количество (Рисунок 5).

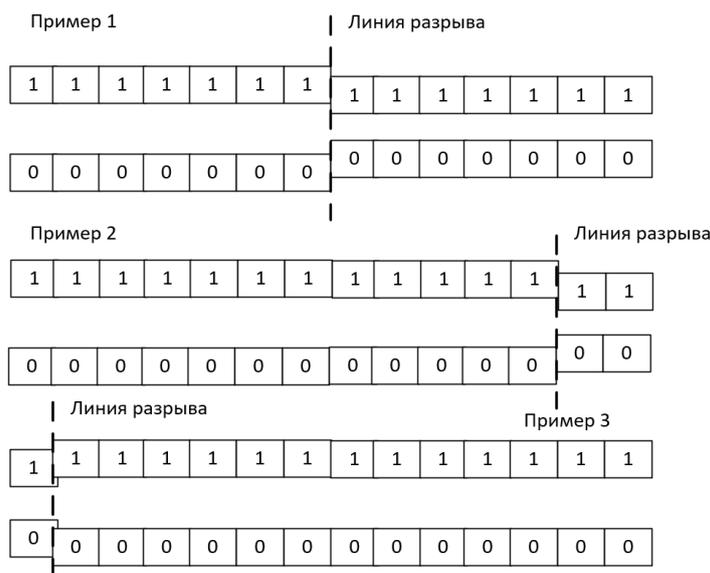


Рисунок 3 – Примеры расположений линий разрыва бинарной строки при однотоочечном скрещивании

Figure 3 – Examples of binary line break line locations for single-point crossing

При четном количестве обмен реализуется пакетами, «вырезанными» в разных частях бинарной строки, нечетное количество линий разрыва позволяет выполнить обмен пакетами с большим количеством элементов относительно конца или начала строки.

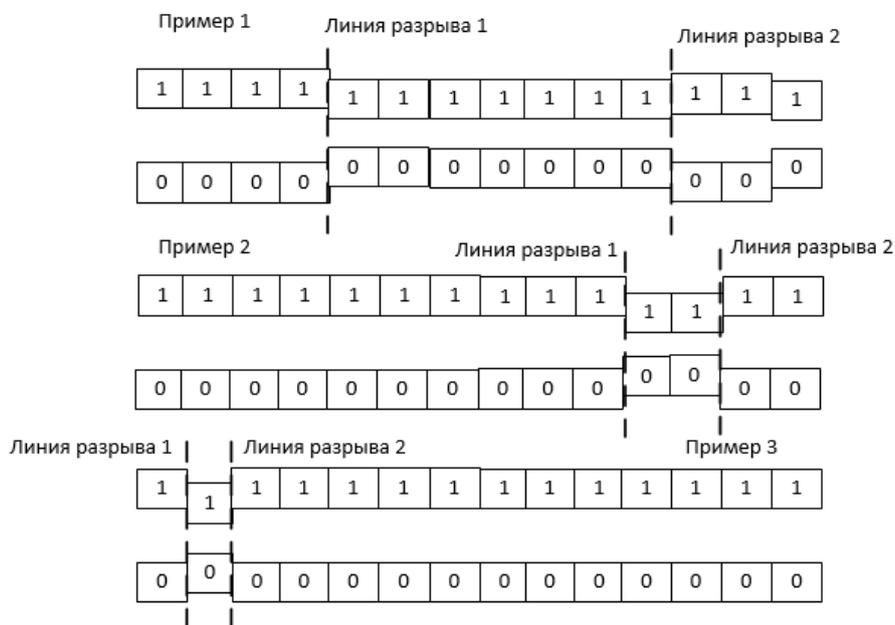


Рисунок 4 – Примеры расположения линий разрыва бинарной строки при двухточечном скрещивании

Figure 4 – Examples of binary line break line location for two-point crossing

Такой подход позволяет выполнить большее рассеивание по области значений целевой функции.



Рисунок 5 – Пример многоточечного скрещивания (Пример 1 – четное количество линий разрыва, Пример 2 – нечетное количество линий разрыва)
Figure 5 – Example of multipoint crossing (Example 1 – even number of break lines, Example 2 – odd number of break lines)

На основе проведенного анализа можно сказать следующее: одноточечное и двухточечное скрещивания оказывают на популяцию одинаковое влияние, зависит только место обмена бинарными кодами, наличие или отсутствие начальных и конечных значений в данном обмене.

Многоточечное скрещивание оказывает большее воздействие на бинарную строку за счет большего количества пакетов и возможности обмена в разных частях данной строки.

В отношении мутации существует два варианта работы данного оператора (не принимаю во внимание вероятность проявления мутации и количества мест проявления мутации, это требует отдельного исследования): одноточечное и многоточечное (Рисунок 6).



Рисунок 6 – Пример одноточечной и многоточечной мутации
Figure 6 – Example of single-point and multi-point mutation

В отношении одноточечной мутации важно отметить, что при использовании данного подхода можно выполнить «мягкий» вывод популяции из локального экстремума и затухания. При этом следует отметить, что, в отличие от оператора скрещивания, данный оператор позволяет реализовать появление новых свойств у особей (в случае со структурно-параметрическим синтезом могут появляться новые

элементы из базы моделей компонентов). На расширение области также влияет изменение вероятности срабатывания оператора.

Многоточечная мутация и увеличение вероятности срабатывания данного оператора дают возможность выполнить «жесткое» рассеивание популяции в пространстве решений.

Таким образом, можно констатировать следующее: для «мягкого» управления траекторией движения популяции в пространстве решений целесообразно использовать:

1. Оператор селекции:
 - 1.1 турнирную селекцию;
 - 1.2 турнирно-рулеточную селекцию.
2. Оператор скрещивания:
 - 2.1 одноточечное скрещивание;
 - 2.2 двухточечное скрещивание.
3. Оператор мутации:
 - 3.1 одноточечная мутация с вероятностью срабатывания до 50 %.

Более «жестко» рассеивание и, как следствие, изменение траектории движения популяции обеспечивают следующие настройки операторов:

1. Оператор селекции:
 - 1.1 рулеточная;
 - 1.2 турнирно-рулеточная селекция.
2. Оператор скрещивания:
 - 2.1 многоточечное скрещивание.
3. Оператор мутации:
 - 3.1 многоточечная мутация с вероятностью срабатывания до 100 %.

В качестве начальных настроек рекомендации в задаче структурно-параметрического синтеза можно рекомендовать следующее:

1. Оператор селекции (для обеспечения большего обхвата области решений):
 - 1.1 рулеточную;
 - 1.2 турнирно-рулеточную селекцию.
2. Оператор скрещивания (более тщательное исследование области решений, в которой находится популяция, может включать в себя особенности одноточечного скрещивания):
 - 2.1 двухточечное скрещивание.
3. Оператор мутации (более тщательное исследование области решений, в которой находится популяция):
 - 3.1 одноточечная мутация с вероятностью срабатывания до 50 %.

Далее в зависимости от состояния популяции потребуется или увеличение разрушающей способности операторов или уменьшение.

Результаты

Рассмотрим предложенные в исследовании правила, примеры, приводящие к срабатыванию данных правил, а также варианты последствий срабатывания предложенных правил (решается задача минимизации значения целевой функции).

В качестве правил, на основе которых будет выполняться обучение искусственной нейронной сети, будем рассматривать следующие:

1. Наличие сходимости – не требует вмешательства (Рисунок 7).
2. Наличие затухания в отдалении от значения целевой функции (Рисунок 8):
 - 2.1 Шаг 1 – «жесткое» изменение оператора селекции;

2.2 Шаг 2 – изменение функционирования оператора скрещивания на многоточечное;

2.3 Шаг 3 – изменение функционирования оператора мутации на многоточечное;

2.4 Шаг 4 – изменение вероятности срабатывания оператора мутации в сторону увеличения.

2.5 Шаг 5 – если улучшение не происходит, остановка работы генетического алгоритма.

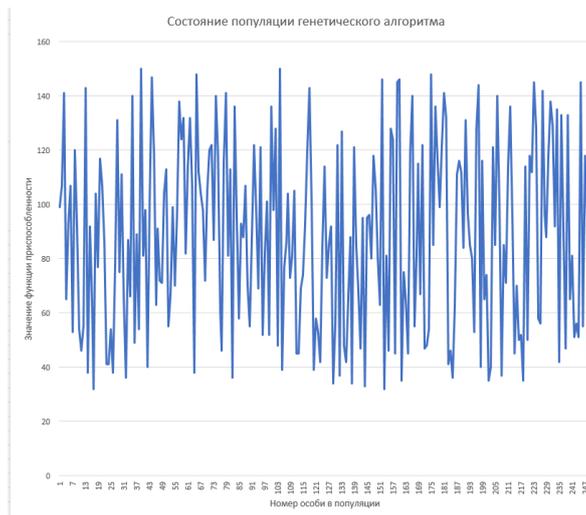


Рисунок 7 – Пример состояния популяции генетического алгоритма, не требующий вмешательства

Figure 7 – Example of genetic algorithm population state that does not require intervention

Результат «жесткого» изменения должен привести к подобию Рисунка 10. Стоит отметить, что если затухание определено в близости от значения целевой функции (Рисунок 9), то использованию «жестких» методов изменения траектории должны предшествовать «мягкие» решения.

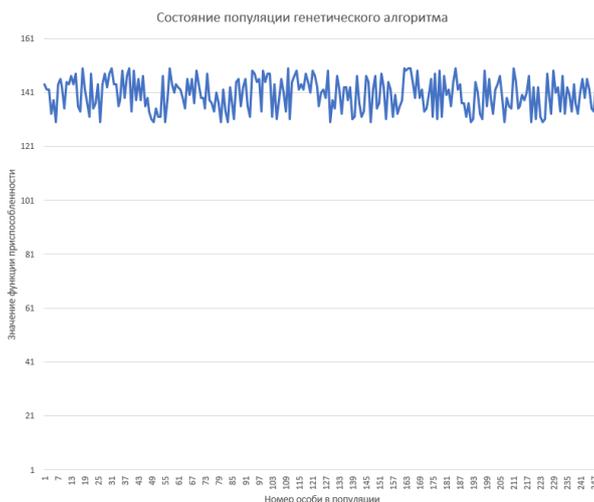


Рисунок 8 – Пример затухания в популяции генетического алгоритма

Figure 8 – Example of attenuation in a genetic algorithm population

В случае «мягких» решений действия должны быть следующими:

1. Шаг 1 – изменение оператора селекции на турнирный вариант функционирования.
2. Шаг 1 – изменение скрещивания на одноточечное.
3. Шаг 3 – изменение скрещивания на двухточечное.
4. Шаг 1 – изменение мутации на одноточечную.
5. Шаг 1 – уменьшение вероятности срабатывания оператора мутации.

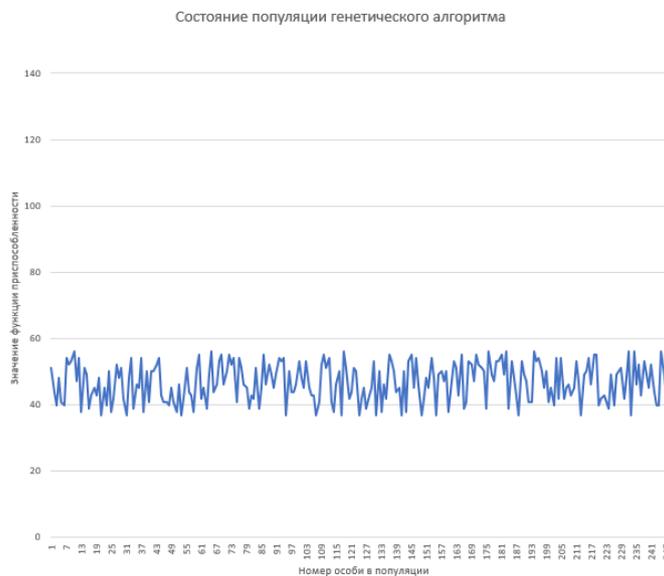


Рисунок 9 – Пример затухания вблизи с искомым значением целевой функции
Figure 9 – Example of attenuation near the desired value of the objective function

Результат такого изменения может быть как положительным (Рисунок 11), так и отрицательным (Рисунок 12).

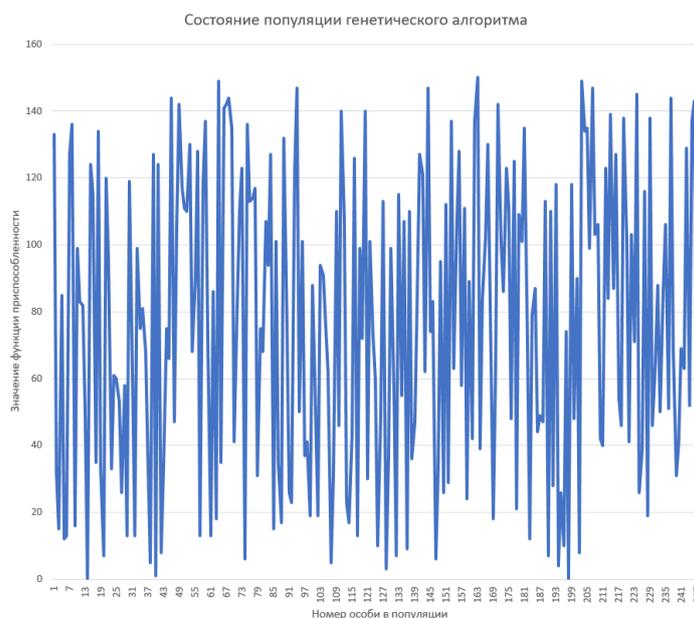


Рисунок 10 – Проявилась сходимоть
Figure 10 – Convergence has appeared

В случае, если популяция находилась не в локальном экстремуме, срабатывание данных правил должно привести к сходимости генетического алгоритма.

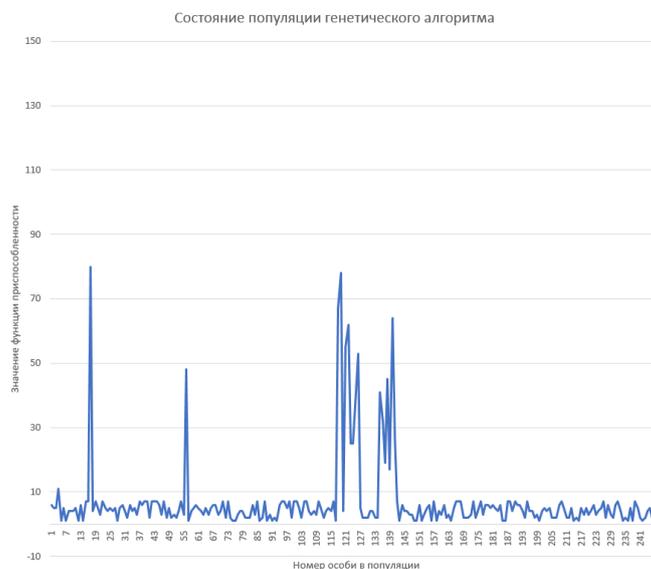


Рисунок 11 – Улучшенная сходимость
 Figure 11 – Improved convergence

В случае, если популяция находилась в локальном экстремуме, «мягкие» методы могут привести к полному затуханию генетического алгоритма, и тогда потребуются повторение правил, соответствующих «жесткому» изменению траектории движения популяции в пространстве решений.



Рисунок 12 – Полное затухание работы генетического алгоритма
 Figure 12 – Complete attenuation of the genetic algorithm

Таким образом, были продемонстрированы варианты правил управления функциональными особенностями операторов генетического алгоритма, а также варианты, к которым приводят данные правила.

Обсуждение

Использование модернизированного COGAN подхода является перспективным направлением, позволяющим решить задачу структурно-параметрического синтеза имитационных динамических моделей бизнес-процессов. Применение искусственной нейронной сети в качестве управляющей надстройки над эволюционной процедурой синтеза решений дает возможность влиять на процедуру поиска решений, тем самым обеспечивая повышение результативности генетического алгоритма в задачах, которые требуют больших вычислительных мощностей.

В данном исследовании проведен анализ разрушающей способности операторов генетического алгоритма и предложен ряд правил, а также возможных результатов их применения.

В дальнейшем следует выполнить выбор класса искусственной нейронной сети, которая позволит обеспечить управление генетическим алгоритмом, а также обучение в соответствии с предложенными правилами.

Влияние оператора редукции в данном исследовании не принималось во внимание, так как его работа влияет на количество особей в популяции, от чего зависит количество нейронов во входном слое. Также отметим, что для задач синтеза имитационных моделей различной размерности количество особей начальной популяции также может отличаться. Таким образом, потребуется разработка либо динамического подхода в задаче обучения искусственной нейронной сети, так как неизвестно количество входных нейронов, либо оптимизация входных метрик, например, за счет применения временных рядов и трендов, что и будет выполнено в продолжении данного исследования. В целом основная задача достигнута: в работе удалость доказать возможность влияния на траекторию движения особей популяции в пространстве решений, а также предложен ряд правил, позволяющий добиться «мягкого» и «жесткого» изменения данной траектории.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Сапрыкина А.О. Настройка параметров эволюционных операторов генетического алгоритма для повышения эффективности поиска решения задачи. *Современные научные исследования и инновации*. 2022;141(12):12–19.
2. Чеканин В.А., Куликова М.Ю. Адаптивная настройка параметров генетического алгоритма. *Вестник МГТУ «Станкин»*. 2017;42(3):85–89.
3. Гольшин А.Е. Настройка параметров нечеткого контроллера с помощью генетического алгоритма при управлении динамическим объектом. *Актуальные проблемы авиации и космонавтики*. 2018;14(4):21–23.
4. Шегай М.В., Попова Н.Н. Генетический алгоритм оптимизации путеводных деревьев. *Вестник Московского университета. Серия 15: Вычислительная математика и кибернетика*. 2023;1:54–61.
5. Софронова Е.А. Вариационный генетический алгоритм и его применение к управлению транспортными потоками в городской среде. *International Journal of Open Information Technologies*. 2023;11(4):3–13.
6. Дрозин А.Ю. Генетический алгоритм построения маршрутов выполнения этапов работ в конвейерной системе. *Системный администратор*. 2023;246(5):94–95.
7. Сапрыкина А.О. Эволюционные операторы и принцип работы генетического алгоритма. *Современные научные исследования и инновации*. 2022;139(11):34–41.
8. Денисов М.А., Сопов Е.А. Генетический алгоритм условной оптимизации для проектирования информативных признаков в задачах классификации. *Сибирский аэрокосмический журнал*. 2021;22(1):18–31.

9. Шабанов А.С. Прямой генетический алгоритм на основе приоритетов для логистической сети. *Интернаука*. 2022;244(21-5):39–42.
10. Игнатъев В.В., Соловьев В.В. Оптимизация параметров интеллектуального регулятора с помощью генетического алгоритма для управления неустойчивым нелинейным техническим объектом. *Актуальные научные исследования в современном мире*. 2021;80(12-11):76–83.
11. Бова В.В., Лещанов Д.В. Модифицированный алгоритм поиска закономерностей в данных большой размерности на основе генетической оптимизации. *Информатизация и связь*. 2021;3:67–72.
12. Загинайло М.В., Фатхи В.А. Оценка эффективности различных методов обучения искусственных нейронных сетей. *Инновации. Наука. Образование*. 2021;35:442–447.
13. Макаров В.И. Оптимизация программной реализации генетического алгоритма с применением параллельных вычислений. *Программная инженерия*. 2023;14(8):401–406.
14. Полухин П.В. Применение генетических алгоритмов для оптимизации решения задач фильтрации и прогнозирования в динамических системах тестирования программ. *Вестник Югорского государственного университета*. 2022;67(4):120–132.
15. Сергеев А.И., Крылова С.Е., Шамаев С.Ю., Мамуков Т.Р. Алгоритмы параметрического синтеза, применяемые при проектировании гибких производственных систем на основе компьютерного моделирования. *Известия Самарского научного центра Российской академии наук*. 2021;100(2):106–114.
16. Петросов Д.А. Моделирование искусственных нейронных сетей с использованием математического аппарата теории сетей Петри. *Перспективы науки*. 2020;135(12):92–95.
17. Петросов Д.А., Зеленина А.Н. Модель искусственной нейронной сети для решения задачи управления генетическим алгоритмом с применением математического аппарата теории сетей Петри. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2020;8(4). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=877> DOI: 10.26102/2310-6018/2020.31.4.031.
18. Петросов Д.А. Имитационная модель управляемого генетического алгоритма на основе сетей Петри. *Интеллектуальные системы в производстве*. 2019;17(1):63–70.

REFERENCES

1. Saprykina A.O. Setting the parameters of evolutionary operators of a genetic algorithm to increase the efficiency of searching for a solution to a problem. *Sovremennye nauchnye issledovaniya i innovatsii = Modern scientific research and innovation*. 2022;141(12):12–19. (In Russ.).
2. Chekanin V.A., Kulikova M.Yu. Adaptive setting of parameters of a genetic algorithm. *Vestnik MGTU "Stankin" = Bulletin of MSTU "Stankin"*. 2017;42(3):85–89. (In Russ.).
3. Golyshin A.E. Setting the parameters of a fuzzy controller using a genetic algorithm when controlling a dynamic object. *Aktual'nye problemy aviatsii i kosmonavтики = Current problems of aviation and astronautics*. 2018;14(4):21–23. (In Russ.).
4. Shegai M.V., Popova N.N. Genetic algorithm for optimization of guiding trees. *Vestnik Moskovskogo universiteta. Seriya 15: Vychislitel'naya matematika i kibernetika = Bulletin of Moscow University. Series 15: Computational mathematics and cybernetics*. 2023;1:54–61. (In Russ.).

5. Sofronova E.A. Variational genetic algorithm and its application to traffic management in an urban environment. *International Journal of Open Information Technologies*. 2023;11(4):3–13. (In Russ.).
6. Drozin A.Yu. Genetic algorithm for constructing routes for performing work stages in a conveyor system. *Sistemnyi administrator = System Administrator*. 2023;246(5):94–95. (In Russ.).
7. Saprykina A.O. Evolutionary operators and the operating principle of the genetic algorithm. *Sovremennye nauchnye issledovaniya i innovatsii = Modern scientific research and innovation*. 2022;139(11):34–41. (In Russ.).
8. Denisov M.A., Sopov E.A. Genetic algorithm of conditional optimization for the design of informative features in classification problems. *Sibirskii aerokosmicheskii zhurnal = Siberian Aerospace Journal*. 2021;22(1):18–31. (In Russ.).
9. Shabanov A.S. Priority-based direct genetic algorithm for a logistics network. *Internauka*. 2022;244(21-5):39–42. (In Russ.).
10. Ignatiev V.V., Soloviev V.V. Optimization of parameters of an intelligent controller using a genetic algorithm for controlling an unstable nonlinear technical object. *Aktual'nye nauchnye issledovaniya v sovremennom mire = Current scientific research in the modern world*. 2021;80(12-11):76–83. (In Russ.).
11. Bova V.V., Leshchanov D.V. Modified algorithm for searching for patterns in high-dimensional data based on genetic optimization. *Informatizatsiya i svyaz' = Informatization and communication*. 2021;3:67–72. (In Russ.).
12. Zaginailo M.V., Fathi V.A. Evaluating the effectiveness of various methods of training artificial neural networks. *Innovatsii. Nauka. Obrazovanie = Innovations. The science. Education*. 2021;35:442–447. (In Russ.).
13. Makarov V.I. Optimization of software implementation of a genetic algorithm using parallel computing. *Programmnyaya inzheneriya = Software engineering*. 2023;14(8):401–406. (In Russ.).
14. Polukhin P.V. Application of genetic algorithms to optimize the solution of filtering and forecasting problems in dynamic program testing systems. *Vestnik Yugorskogo gosudarstvennogo universiteta = Bulletin of Ugra State University*. 2022;67(4):120–132. (In Russ.).
15. Sergeev A.I., Krylova S.E., Shamaev S.Yu., Mamukov T.R. Parametric synthesis algorithms used in the design of flexible production systems based on computer modeling. *Izvestiya Samarskogo nauchnogo tsentra Rossiiskoi akademii nauk = News of the Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences*. 2021;100(2):106–114. (In Russ.).
16. Petrosov D.A. Modeling artificial neural networks using the mathematical apparatus of Petri net theory. *Perspektivy nauki = Perspectives of Science*. 2020;135(12):92–95. (In Russ.).
17. Petrosov D.A., Zelenina A.N. Model of an artificial neural network for solving the problem of controlling a genetic algorithm using the mathematical apparatus of the theory of Petri nets. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2020;8(4). URL: <https://moitvivi.ru/ru/journal/pdf?id=877>. DOI: 10.26102/2310-6018/2020.31.4.031. (In Russ.).
18. Petrosov D.A. Simulation model of a controlled genetic algorithm based on Petri nets. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve = Intelligent systems in production*. 2019;17(1):63–70. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Петросов Давид Арегович, кандидат технических наук, доцент, доцент департамента анализа данных и машинного обучения, Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Российская Федерация.

e-mail: dapetrosov@fa.ru

ORCID: [0000-0002-8214-052X](https://orcid.org/0000-0002-8214-052X)

David A. Petrosov, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Data Analysis and Machine Learning, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation.

Сурова Надежда Юрьевна, кандидат экономических наук, доцент, директор центра компетенций «Цифровая экономика», Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Российская Федерация.

e-mail: naysurova@fa.ru

ORCID: [0000-0001-7851-4587](https://orcid.org/0000-0001-7851-4587)

Nadezhda Y. Surova, Candidate of Economics, Associate Professor, Director of the Digital Economy Competence Center, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation.

Поляков Андрей Вячеславович, аспирант департамента анализа данных и машинного обучения, Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Российская Федерация.

Andrey V. Polyakov, Postgraduate Student, the Department of Data Analysis and Machine Learning, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 23.10.2023; одобрена после рецензирования 01.11.2023; принята к публикации 15.11.2023.

The article was submitted 23.10.2023; approved after reviewing 01.11.2023; accepted for publication 15.11.2023.