

УДК 519.71

DOI: 10.22213/2410-9304-2023-4-109-116

Анализ разрушающей способности операторов генетического алгоритма при решении задачи структурно-параметрического синтеза бизнес-процессов*

Д. А. Петросов, кандидат технических наук, доцент,
Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Россия

Н. Ю. Сулова, кандидат экономических наук, доцент,
Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Россия

В работе проводится анализ разрушающей способности операторов классического генетического алгоритма при решении задачи управления траекторией движения популяции во время поиска решений. В соответствии с выдвинутой гипотезой при решении задачи структурно-параметрического синтеза больших дискретных систем с заданным поведением целесообразно выполнять изменение настройки функционирования операторов генетического алгоритма для обеспечения: лучшей сходимости генетического алгоритма, избежать затухания, локализовать о потребности перезапуска процедуры синтеза решений, а также способствовать выводу популяции из локальных экстремумов. В качестве элемента управления (управляющей надстройки) предлагается использовать искусственную нейронную сеть, которая должна реализовывать управление процессом синтеза имитационных моделей бизнес-процессов на основе заданного поведения (способность имитационной модели преобразовывать заданный входной вектор в эталонный выходной), что особенно актуально при работе с большими системами. В соответствии с той же гипотезой увеличение разрушающей способности операторов скрещивания и мутации позволяет рассеять популяцию по пространству решений, что целесообразно при возникновении затухания, нахождения в локальном экстремуме, а уменьшение разрушающей способности способствует более тщательному поиску решений в определенной области пространства решений. В работе приведены примеры работы операторов и поведение популяции при синтезе имитационных моделей бизнес-процессов на основе теории сетей Петри. Для моделирования работы генетического алгоритма и искусственной нейронной сети предложено использование теории сетей Петри, что упрощает процесс управления процедурой синтеза и позволяет использовать средства параллельного программирования с распределенными вычислениями GPGPU на технологии CUDA. В рамках данного исследования проведен анализ поведения популяции при изменении настроек функционирования операторов, который подтвердил выдвинутую гипотезу.

Ключевые слова: моделирование, бизнес-процесс, генетический алгоритм, структурно-параметрический синтез, имитационное моделирование, COGAN, сети Петри.

Введение

В последнее время современные информационные системы стали все чаще снабжаться модулями интеллектуального поиска решений. Такого рода системы получают распространение не только в специализированных программных продуктах, но и в программном обеспечении в массовом сегменте. Если провести анализ наиболее популярных методов, которые применяются в настоящее время и получили широкое распространение, то можно констатировать, что наибольшей популярностью стали пользоваться эволюционные алгоритмы, к которым следует отнести как искусственные нейронные сети (ИНС), так и генетические алгоритмы (ГА) [1–5]. Каждый из приведенных подходов имеет свою специфику применения и требует адаптации к решаемой задаче. От использования такой эволюционной процедуры, как ГА при решении задач, основанных на больших данных, зачастую отказываются ввиду непредсказуемости скорости нахождения решений, а также из-за возможных проблем, связанных с затуханием, концентрацией популяции в локальном экстремуме и т. д. В этом случае целесообразно разрабатывать новые методы, основанные на комбинации современных подходов [6–10].

В рамках решения данной задачи предлагается использование комбинации ГА как средства синтеза решений на основе заданного поведения и ИНС для управления процессом поиска (см. рис. 1).

В соответствии с предложенным подходом ИНС является управляющей надстройкой к ГА. На вход нейронной сети подаются данные о состоянии популяции (значение функции приспособленности особей), на основании этих значений ИНС принимает решение об изменении параметров функционирования операторов ГА и передает управляющий сигнал о внесении корректировки в работу операторов.

Для настройки и обучения работы ИНС требуется провести анализ воздействия разрушающей способности операторов ГА на поведение популяции в пространстве решений. Целью данного исследования является определение разрушающей способности операторов ГА и оценка влияния данной разрушающей способности на состояние популяции в процессе синтеза решений.

Используемые подходы

В качестве гипотезы в данном исследовании выдвинуто следующее: увеличение разрушающей способности операторов ГА позволяет расширить область поиска решений, что способствует выходу популяции из локального экстремума или затухания,

а уменьшение разрушающей способности операторов приводит к более точному поиску решений в

определенной области пространства решений.

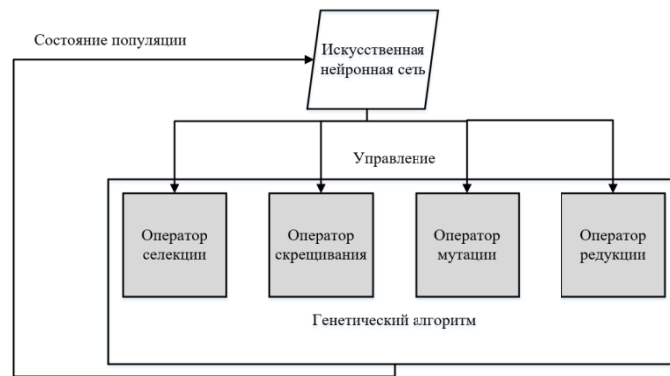


Рис. 1. Структура управления генетическим алгоритмом искусственной нейронной сетью

Fig. 1. Structure of control of a genetic algorithm by an artificial neural network

Для подтверждения данной гипотезы был проведен ряд вычислительных экспериментов в рамках задачи структурно-параметрического синтеза имитационных моделей бизнес-процессов на основе математического аппарата теории сетей Петри (СП), синтезируемых ГА.

Материалы и методы

В данном исследовании рассмотрим возможность структурно-параметрического синтеза имитационных моделей бизнес-процессов на основе нотации IDEF3 и СП. С этой целью определим структуру синтезируемой модели.

$$Mod_{IDEF3} = \langle UOW, JUN, REF, Arrow \rangle, \quad (1)$$

где UOW – множество единиц работы;

$$UOW = \{UOW_1, UOW_2, \dots, UOW_n\}, \quad (2)$$

JUN – множество логических перекрестков;

$$JUN = \{JUN_1, JUN_2, \dots, JUN_l\}, \quad (3)$$

REF – множество объектов ссылок;

$$REF = \{REF_1, REF_2, \dots, REF_k\}, \quad (4)$$

$Arrow$ – множество объектов ссылок;

$$Arrow = \{Type, N, IN, OUT_1, Type, N, IN, OUT_2, \dots, Type, N, IN, OUT_l\}, \quad (5)$$

$Type$ – множество типов стрелок;

$$Type = \{Type_{ime}, Type_{obj}, Type_{free}\}, \quad (6)$$

IN – номер UOW , в который входит стрелка; OUT – номер UOW , в который выходит стрелка; N – количество объектов, которое перемещается по данному соединению (в случае $Type_{obj}$ или $Type_{free}$ значение N равно 0).

При использовании СП каждый объект модели должен быть представлен в виде определенной модели. Тогда

$$PN_{IDEF3} = \langle PN_{UOW}, PN_{JUN}, PN_{REF}, PN_{Arrow} \rangle, \quad (7)$$

где PN_{IDEF3} – модель бизнес-процесса на основе методологии IDEF3; PN_{UOW} – множество моделей единиц работы на основе СП;

$$PN_{UOW} = \{PNU_1, PNU_2, \dots, PNU_n\}. \quad (8)$$

PN_{JUN} – множество моделей перекрестков на основе СП,

$$PN_{JUN} = \{PNJ_1, PNJ_2, \dots, PNJ_l\}. \quad (9)$$

PN_{REF} – множество моделей объектов ссылок на основе СП,

$$PN_{REF} = \{PNR_1, PNR_2, \dots, PNR_k\}. \quad (10)$$

PN_{ARROW} – множество моделей разных типов стрелок на основе СП,

$$PN_{ARROW} = \{PNA_1, PNA_2, \dots, PNA_l\}. \quad (11)$$

На основе предложенного представления для запуска процедуры структурно-параметрического синтеза с использованием ГА требуется разработать модели единиц работы на основе теории СП, описывающие конкретный технологический процесс (пример проиллюстрирован на рис. 2, а).

На рис. 2, б показан пример моделирования логического перекрестка синхронного «И». В данном примере показан одновременный запуск трех единиц работ, что отображено в весе дуги, соединяющей позицию P8 и переход T4.

На рис. 2, в показан пример моделирования источника внешних объектов.

В соответствии с данным примером в модели используется внешний источник объектов, в котором хранится пять объектов (количество меток в позиции P0), поступающих одновременно в имитационную модель (вес дуги, соединяющей позицию P0 и переход T0).

На основе реальных UOW, всех видов логических перекрестков (синхронное «И», асинхронное «И», синхронное «ИЛИ», асинхронное «ИЛИ», исключительное «ИЛИ»), видов соединений и внешних источников объектом были реализованы и добавлены в базу данных модели на основе СП.

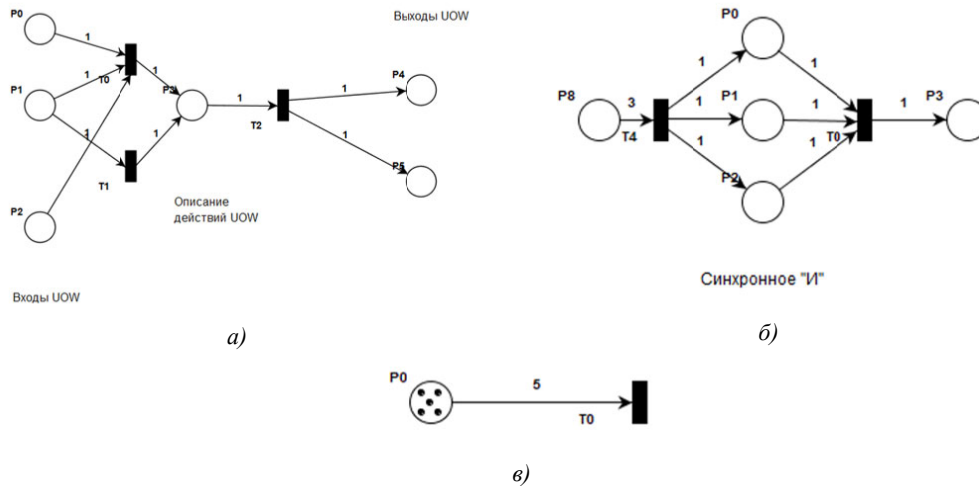


Рис. 2. Пример моделей элементов нотации IDEF3 основе СП

Fig. 2. Example of IDEF3 notation element models based on Petri nets

Синтезируемая модель была представлена в виде бинарной строки путем кодирования с применением бинарных деревьев (пример показан на рис. 3). Так как количество байт, выделяемых под кодирование (в представленном примере под кодирование выделяется 2 бита), должно быть фиксировано, что способствует правильной сборке имитационной модели, то в данном кодировании существует вероятность дублирования (например, «Элемент 1» кодируется «00» и «11»). Данный подход позволяет сохранять длину бинарного кода одинаковой для всех особей популяции и позволяет при сборке моделей всегда найти в базе данных соответствующий элемент.

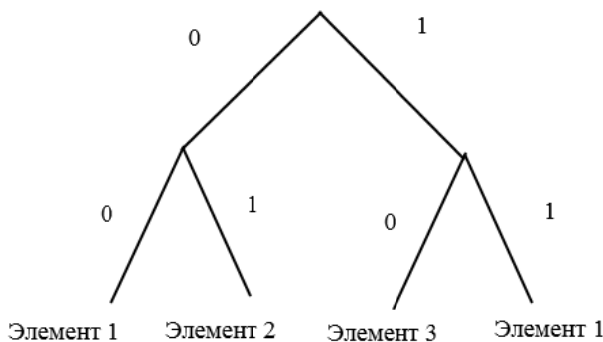


Рис. 3. Пример кодирования элементной базы с применением бинарных деревьев

Fig. 3. Example of coding an element base using binary trees

В кодирование бинарной строки целесообразно добавить бит контроля подключения элемента в имитационную модель. В этом случае бинарная строка может выглядеть следующим образом (см. рис. 4).

	Бит контроля элемента		Бит контроля элемента		Бит контроля элемента	
Бинарная строка	1	0	1	0	1	1
Физическое значение	подключен		отключен		подключен	
	Элемент 2		Элемент 1		Элемент 2	

Рис. 4. Пример кодирования особи популяции

Fig. 4. Example of coding an individual in a population

В рамках данного исследования использован простейший перцептрон с входным слоем, на который подается значение целевой функции каждой особи популяции, два скрытых слоя, а также выходной слой, содержащий двенадцать выходов, соответствующих десяти параметрам работы операторов ГА (см. рис. 5), добавленных выходом невмешательства в процесс поиска решений и остановкой работы эволюционной процедуры.

Анализ разрушающей способности операторов генетического алгоритма

Рассмотрим варианты работы операторов классического ГА (рис. 5).

На основании предложенного рисунка целесообразно провести предварительный анализ потенциального влияния настройки работы операторов на разрушение бинарной строки, которой представлена особь популяции.

В рулеточной селекции на подбор пар особей популяции большое влияние оказывает случайность, что может быть использовано для больших изменений в значения бинарной строки кодирования особи популяции в задаче структурно-параметрического синтеза имитационных моделей бизнес-процессов.

Работа оператора селекции в турнирном режиме позволяет проводить подбор особей в соответствии с правилами, к которым можно отнести «лучшие с лучшими». Такой подход позволяет выполнить более тщательное исследование области в пространстве решений.



Рис. 5. Пример настройки работы операторов ГА

Fig. 5. Example of setting up the operation of GA operators

Использование комбинированного подхода на основе позволяет незначительно расширить зону поиска решений, что актуально при стартовой работе ГА, попытке мягкого выхода популяции из локального экстремума или затухания.

В отношении одноточечного скрещивания целесообразно отметить, что кроме метода обработки бинарной строки с точки зрения количества точек разрыва при формировании потомков, целесообразно рассматривать и место разрыва (см. рис. 6).

Как видно из приведенного примера, максимальное отличие потомка от родителей достигается при определении точки разрыва в середине бинарной строки, а минимальное соответствует расположению точки разрыва после первого бита или перед последним.

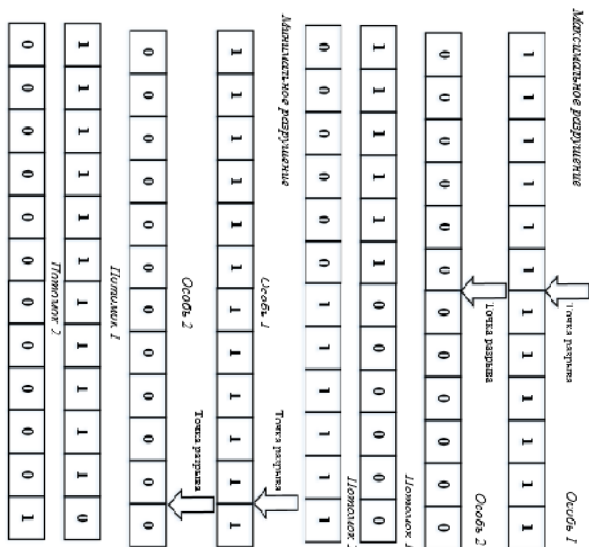


Рис. 6. Пример максимального и минимального разрушения бинарной строки при работе одноточечного скрещивания

Fig. 6. Example of maximum and minimum destruction of a binary string during single-point crossing

На начальной стадии работы ГА целесообразно использовать определение точки разрыва случайным образом, что позволяет рассредоточить популяцию по пространству решений. По мере приближения к целевому значению функции можно выполнить настройку, связанную с изменением параметров работы – для увеличения разрушений в бинарной стро-

ке реализовать максимальный вариант, который соответствует ~ 50 изменению (если количество битов четно, то 50 %), для более тщательного исследования целесообразно сместить точку разрыва относительно середины бинарной строки в сторону начала или конца в соответствии с состоянием популяции.

Пример использования двухточечного скрещивания показан на рис. 7.

В отличие от одноточечного скрещивания использование данного подхода позволяет выполнять обмен вырезанными кусками бинарного кода не только относительно начала или конца, но и в середине строки. В зависимости от потребностей поиска решений изменение параметров функционирования данного оператора позволяет управлять состоянием популяции. Максимальное изменение бинарной строки достигается при расстоянии между точками разрыва, равном ~ 50 % от общего количества разрядов в бинарной строке. Минимальное разрушение достигается размещением точек разрыва на расстоянии одного разряда, таким образом изменение может быть получено только в одном разряде.

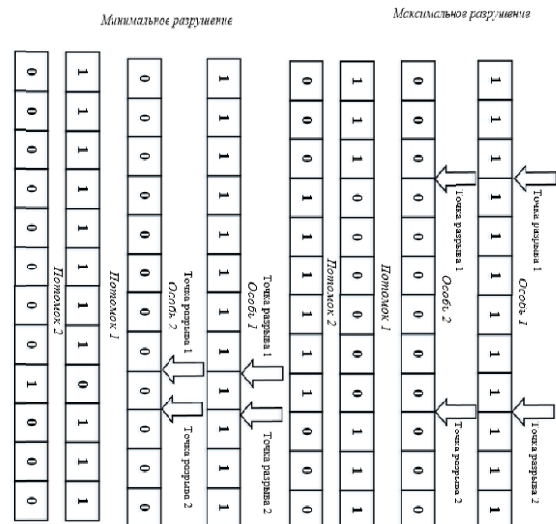


Рис. 7. Пример максимального и минимального разрушения бинарной строки при работе двухточечного скрещивания

Fig. 7. Example of maximum and minimum destruction of a binary string during two-point crossing

Многоточечное скрещивание дает возможность комбинировать два ранее описанных метода работы в случае нечетного количества точек разрыва, а также реализовывать обмен более чем одним куском бинарного кода при создании потомков (см. рис. 8).



Рис. 8. Пример использования нечетного и четного количества точек разрыва при многоточечном скрещивании

Fig. 8. Example of using an odd and even number of break points for multi-point crossing

Работа оператора мутации связана с изменением значения в бинарной строке на противоположное, служит для внесения в популяцию элемента случайности, что позволяет улучшать или ухудшать значение функции приспособленности.

Данный подход также может подвергаться регулировке в процессе поиска решений, в зависимости от состояния популяции разрушающая способность данного оператора может быть увеличена или уменьшена.

В зависимости от типа мутации достигается требуемая разрушающая способность (см. рис. 9).

В отличие от описанных ранее операторов ГА мутация может выполнить замену всех значений бинарной строки на противоположные, что является аналогом использования оператора инверсии в расширенной версии ГА, или вносить изменения точечно независимо от значений бинарных строк родительских пар.

Также на работу мутации влияет вероятность ее использования, большая вероятность срабатывания мутации позволяет изменить большее количество бинарных строк особей и, как следствие, рассеять популяцию по пространству решений в поисках новых экстремумов функции приспособленности, в то же время уменьшение вероятности срабатывания позволяет детально исследовать область, в которой находится популяция.

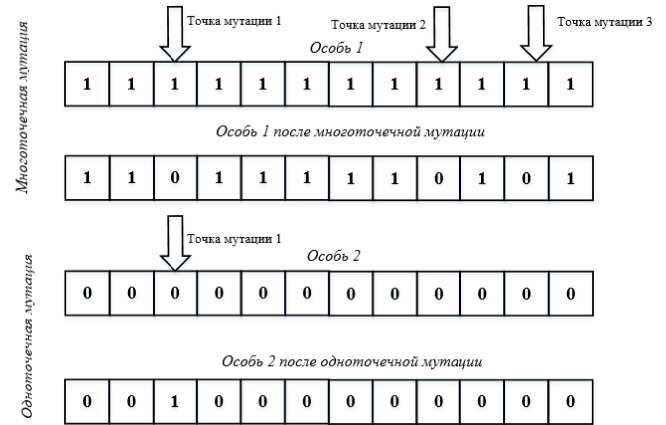


Рис. 9. Примеры работы многоточечной и одноточечной мутации

Fig. 9. Examples of multi-point and single-point mutations

При потребности вывода популяции из затухания или локального экстремума в процессе поиска решений целесообразно использовать данное свойство оператора, увеличивая как разрушающую способность мутации, так и вероятность срабатывания данного оператора.

Работа оператора редукции также может подвергаться настройке в ходе поиска решений, что влияет на количество особей в популяции. Общепринятый подход на определение данного количества базируется на определении количества стартового количества как 30 % от всех возможных вариантов конфигураций при структурно-параметрическом синтезе. Но такой подход в задачах структурно-параметрических имитационных моделей синтеза больших дискретных объектов или бизнес-процессов не является актуальным, так как современные вычислительные мощности не позволяют реализовать данный подход при больших данных, что делает целесообразным регулировку в процессе поиска.

В соответствии с логикой работы оператора редукции можно сказать, что уменьшение приспособленных особей приводит к локализации популяции в пространстве решений, а увеличение данного показателя позволяет осуществлять поиск на большей площади пространства решений.

Анализ результатов

Рассмотрим результат вычислительного эксперимента, который был проведен с использованием предложенного подхода. Требовалось найти конфигурацию бизнес-процесса на основе базы данных элементов (560 моделей элементов на основе СП, включающих в себя: модели внешних источников объектов; единицы работы; логические перекрестки). При этом бизнес-процесс имел 100 входных и 300 выходных параметров, заданных входным Z_{IN} и выходным Z_{OUT} векторами. Моделируемый бизнес-процесс состоит из 25 элементов, а количество особей в популяции равно 250. Каждая особь популяции представляет имитационную модель бизнес-процесса PN_{DEF3} на основе СП, закодированную бинарным

кодом в соответствии с представленным ранее примером кодирования на основе бинарных деревьев.

Синтезируемая модель бизнес-процесса PN_{DEF3} должна обладать заданным свойством, то есть способностью преобразовывать заданный входной сигнал в эталонный выходной. Тогда заданным свойством модели будем называть пару неотрицательных целочисленных векторов

$$Z_{IN} = (z_1^{IN}, \dots, z_{v_0}^{IN}) \text{ и } Z_{OUT} = (z_1^{OUT}, \dots, z_{w_0}^{OUT}), \quad (12)$$

где s – число меток, поступивших в v -ю входную позицию перед запуском сети PN_{DEF3} , моделирующую бизнес-процесс; z_w^{OUT} – число меток, появившихся в w -й выходной позиции после остановки сети PN_{DEF3} ; v_0 и w_0 – число элементов множеств IN и OUT соответственно.

Таким образом, поставленная задача сводится к следующей. Среди всех гипотетически возможных моделей бизнес-процесса PN_{DEF3} требуется найти такую, которая обладает свойством Z_k .

Для того чтобы проверить, обладает ли модель PN_{DEF3} свойством Z_k , необходимо сформировать эту модель, на ее вход IN подать вектор Z_{IN}^K , запустить сеть PN и после ее остановки сравнить количество меток на выходе OUT с вектором Z_{OUT}^K .

Меру близости будем определять, привлекая понятие метрического пространства и рассматривая полученный вектор Z_{OUT} и эталонный вектор Z_{OUT}^K

как элементы евклидова пространства \mathfrak{R}^{W_0} – множества упорядоченных наборов из W_0 действительных чисел $x = (x_1, \dots, x_{W_0})$ расстоянием

$$\rho_1(x, y) = \sum_{w=1}^{W_0} |x_w - y_w|, \quad (13)$$

где $y = (y_1, \dots, y_{W_0})$.

Чем меньше $\rho_1(Z_{OUT}, Z_{OUT}^K)$, тем ближе модель PN_{DEF3} к свойству Z_k , при $\rho_1(Z_{OUT}, Z_{OUT}^K) = 0$ модель PN обладает свойством Z_k . Расстояние ρ_1 будет рассматриваться как целевая функция. Модель PN должна обладать свойством Z_k .

В данной задаче требуется с использованием ИНС в качестве управляющей надстройки организовать работу ГА таким образом, чтоб обеспечить заданное значение целевой функции.

Начальные настройки операторов эволюционной процедуры интеллектуального синтеза следующие: рулеточная селекция; одноточечное скрещивание; одноточечная мутация; редукция составляет 50 % от начальной популяции.

Рассмотрим ход работы ИНС при решении поставленной задачи.

На рис. 10, а представлен вариант затухания работы ГА при синтезе решений, все решения находятся в области значения функции приспособленности, равной 141.

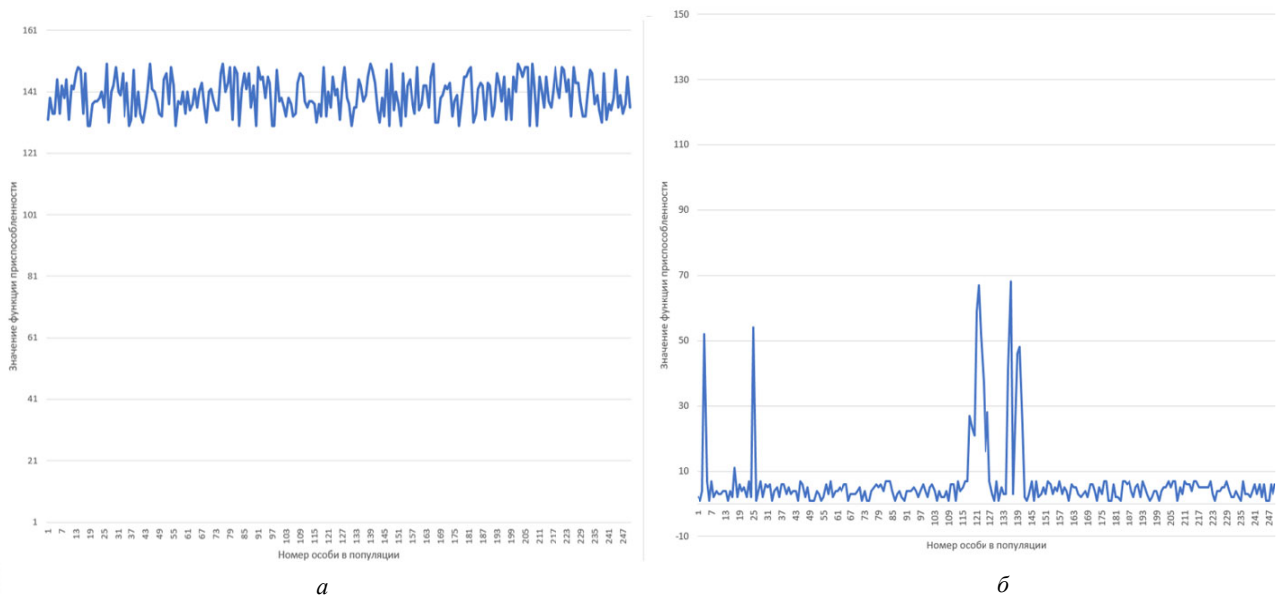


Рис. 10. Пример работы ИНС при выводе ГА из затухания

Fig. 10. An example of the operation of an ANN when removing a GA from attenuation

Решение, которое было принято моделью ИНС (после обработки 250 поколений популяции) для корректировки работы ГА, – изменение параметра работы оператора скрещивания на многоточечное скрещивание и турнирная селекция.

Следующее решение, которое приняла ИНС, – изменение параметров работы оператора скрещивания на двухточечное и как увеличение вероятности срабатывания оператора мутации, так и использование многоточечной мутации.

Третье вмешательство ИНС было связано с изменением работы оператора мутации уменьшения вероятности срабатывания. Результат, полученный после обработки 1000 поколений, показан на рис. 13, б.

Таким образом, после трех итераций изменения параметров работы операторов ГА, выполненных ИНС, эволюционная процедура выполнила поиск решений, соответствующих критериям поиска.

Выводы

В ходе проведенного исследования выдвинутая гипотеза полностью подтвердилась. На состоянии популяции возможно оказывать воздействие непосредственно при синтезе решений. Для этого целесообразно использование ИНС в качестве управляющей надстройки над ГА. При оценке состояния популяции на вход нейронной сети подается значение целевой функции каждой особи популяции, выходами для данной ИНС являются: невмешательство в процесс синтеза решений, изменение разрушающей способности путем воздействия на оператора скрещивания (увеличение для разброса особей в пространстве решений, уменьшение для тщательного поиска в рамках существующей области скопления популяции), изменение разрушающей способности путем воздействия на оператор мутации, остановка работы ГА ввиду нецелесообразности синтеза имитационной модели при данной конфигурации элементной базы.

Как показали результаты вычислительного эксперимента для широкого распространения особей популяции, при возникновении «узких» мест в работе ГА в пространстве решений целесообразно использовать различные варианты настройки разрушающей способности оператора мутации от максимальных до 50 %. Изменение параметров работы оператора скрещивания, даже при максимальных настройках разрушающей способности, позволяет провести более «тонкое» распространение особей в пространстве решений.

Управление процессом настройки операторов ГА при использовании простейшего персептрона (с одним входным слоем, двумя скрытыми слоями и одним выходным слоем) позволяет достичь результатов, направленных на повышение сходимости ГА. В качестве дальнейшего развития предложенного подхода целесообразно рассмотреть и другие виды ИНС для решения задачи управления процессом сходимости, а также оценить возможность использования временных рядов, показывающих взаимосвязь между значением функции приспособленности и количеством обработанных популяций, для уменьшения размера входного слоя в нейронной сети.

Предложенный подход базируется на матричных вычислениях, что может способствовать повышению быстродействия при работе ИНС, проведению имитационного моделирования синтезированных моделей бизнес-процессов и непосредственной работе ГА (в случае описания данной эволюционной процедуры с применением вложенной СП) путем применения технологии параллельных вычислений на специализированных графических вычислителях (технология CUDA и GPGPU) [16].

Библиографические ссылки

1. Сапрыкина А. О. Настройка параметров эволюционных операторов генетического алгоритма для повышения эффективности поиска решения задачи // Современные научные исследования и инновации. 2022. № 12 (141). С. 12–19.
2. Чеканин В. А., Куликова М. Ю. Адаптивная настройка параметров генетического алгоритма // Вестник МГТУ «Станкин». 2017. № 3 (42). С. 85–89.
3. Гольшин А. Е. Настройка параметров нечеткого контроллера с помощью генетического алгоритма при управлении динамическим объектом // Актуальные проблемы авиации и космонавтики. 2018. Т. 2, № 4 (14). С. 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. С. 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. Т. 11, № 4. С. 3–13.
6. Сапрыкина А. О. Эволюционные операторы и принцип работы генетического алгоритма // Современные научные исследования и инновации. 2022. № 11 (139). С. 34–41.
7. Бова В. В., Лецанов Д. В. Модифицированный алгоритм поиска закономерностей в данных большой размерности на основе генетической оптимизации // Информатизация и связь. 2021. № 3. С. 67–72.
8. Макаров В. И. Оптимизация программной реализации генетического алгоритма с применением параллельных вычислений // Программная инженерия. 2023. Т. 14, № 8. С. 401–406.
9. Алгоритмы параметрического синтеза, применяемые при проектировании гибких производственных систем на основе компьютерного моделирования / А. И. Сергеев, С. Е. Крылова, С. Ю. Шамаев, Т. Р. Мамуков // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. 2021. Т. 23. № 2 (100). С. 106–114.
10. Петросов Д. А. Моделирование искусственных нейронных сетей с использованием математического аппарата теории сетей Петри // Перспективы науки. 2020. № 12 (135). С. 92–95.
11. 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. Т. 8, № 4 (31).
12. Петросов Д. А. Имитационная модель управляемого генетического алгоритма на основе сетей Петри // Интеллектуальные системы в производстве. 2019. Т. 17. № 1. С. 63–70.
13. Santiago, A.; Dorronsoro, B.; Fraire, H.J.; Ruiz, P. [Micro-Genetic Algorithm Algorithm-Based Multi-Objective Optimisation for Building Retrofitting Strategies towards Energy Efficiency]. Energy Build. 2020, № 210, pp. 109–690.
14. Petrosov D.A.; Lomazov V.A.; Petrosova N.V. [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]. Applied Sciences. 2021, № 11, pp. 38–99.
15. Costa-Carrapiço I.; Raslan R.; González J.N. [A Systematic Review of Genetic Algorithm-Based Multi-Objective Optimisation for Building Retrofitting Strategies towards Energy Efficiency]. Energy Build. 2020, № 210, pp. 109–690.
16. Petrosov D.A.; Lomazov V.A.; Petrosova N.V. [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]. Applied Sciences. 2021, № 11, pp. 38–99.

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]. *Modern scientific research and innovation*. 2022. Vol. 12. Pp. 12-19 (in Russ.).
2. Chekanin V.A., Kulikova M.Yu. [Adaptive setting of parameters of a genetic algorithm]. *Bulletin of MSTU "Stankin"*. 2017. Vol. 3 (42). Pp. 85-89 (in Russ.).
3. Golyshin A.E. [Setting the parameters of a fuzzy controller using a genetic algorithm when controlling a dynamic object]. *Current problems of aviation and astronautics*. 2018. Vol. 2, no. 4. Pp. 21-23 (in Russ.).
4. Shegai M.V., Popova N.N. [Genetic algorithm for optimization of guiding trees]. *Bulletin of Moscow University. Episode 15: Computational mathematics and cybernetics*. 2023. Vol. 1. Pp. 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. Vol. 11, no. 4. Pp. 3-13 (in Russ.).
6. Saprykina A.O. [Evolutionary operators and the operating principle of the genetic algorithm]. *Modern scientific research and innovation*. 2022. No. 11. Pp. 34-41 (in Russ.).
7. Bova V.V., Leshchanov D.V. [Modified algorithm for searching for patterns in high-dimensional data based on genetic optimization]. *Informatization and communication*. 2021. No. 3. Pp. 67-72 (in Russ.).
8. Makarov V.I. [Optimization of software implementation of a genetic algorithm using parallel computing]. *Software engineering*. 2023. Vol. 14, no. 8. Pp. 401-406 (in Russ.).
9. 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]. *News of the Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences*. 2021. Vol. 23, no. 2. Pp. 106-114 (in Russ.).
10. Petrosov D.A. [Modeling artificial neural networks using the mathematical apparatus of Petri net theory]. *Perspectives of Science*. 2020. No. 12. Pp. 92-95 (in Russ.).
11. 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 Petri net theory]. *Modeling, optimization and information technology*. 2020. Vol. 8, no. 4 (in Russ.).
12. Petrosov D.A. [Simulation model of a controlled genetic algorithm based on Petri nets]. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*. 2019. Vol. 17, no. 1. Pp. 63-70 (in Russ.).
13. Santiago, A.; Dorronsoro, B.; Fraire, H.J.; Ruiz, P. [Micro-Genetic Algorithm with Fuzzy Selection of Operators for Multi-Objective Optimization: MFAME]/*Swarm Evolution Computing*. 2021, № 61, pp. 100818.
14. Li A.D.; Xue B.; Zhang M. Improved [Binary Particle Swarm Optimization for Feature Selection with New Initialization and Search Space Reduction Strategies]. *Applied Soft Computing*. 2021, № 106, pp. 107-302.
15. Costa-Carrapiço I.; Raslan R.; González J.N. [A Systematic Review of Genetic Algorithm-Based Multi-Objective Optimisation for Building Retrofitting Strategies towards Energy Efficiency]. *Energy Build.* 2020, № 210, pp. 109-690.
16. Petrosov D.A.; Lomazov V.A.; Petrosova N.V. [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]. *Applied Sciences*. 2021, № 11, pp. 38-99.

* * *

Destructive Ability Analysis of Genetic Algorithm Operator When Solving Business Process Problem of Structural and Parametric Synthesis

D. A. Petrosov, PhD in Engineering, Associate Professor, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia

N. Yu. Surova, PhD in Economics, Associate Professor, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia

The work analyzes the destructive ability of operators of a classical genetic algorithm when solving the problem of controlling the trajectory of a population during the search for solutions. In accordance with the hypothesis put forward, when solving the problem of structural-parametric synthesis of large discrete systems with a given behavior, it is advisable to change the settings of the functioning of the genetic algorithm operators to ensure: better convergence of the genetic algorithm, avoid attenuation, signal the need to restart the solution synthesis procedure, and also facilitate the derivation of the population from local extrema. It is proposed to use an artificial neural network as a control element (control add-on), which should implement control of the process of synthesis of simulation models of business processes based on a given behavior (the ability of a simulation model to convert a given input vector into a reference output), which is especially important when working with large systems. In accordance with the same hypothesis, an increase in the destructive ability of the crossing over and mutation operators allows the population to be dispersed across the solution space, which is advisable when attenuation occurs and is in a local extremum, and a decrease in the destructive ability contributes to a more thorough search for solutions in a certain area of the solution space. The paper provides examples of the work of operators and the behavior of the population when synthesizing simulation models of business processes based on the theory of Petri nets. To model the operation of a genetic algorithm and an artificial neural network, it is proposed to use the theory of Petri nets, which simplifies the process of managing the synthesis procedure and allows the use of parallel programming tools with distributed GPGPU computing on CUDA technology. As part of this study, an analysis of the behavior of the population when changing the operating settings of operators was carried out, which confirmed the hypothesis put forward.

Keywords: modeling, business process, genetic algorithm, structural-parametric synthesis, simulation modeling, COGAN, Petri nets.

Получено: 16.10.23

Образец цитирования

Петросов Д. А., Сулова Н. Ю. Анализ разрушающей способности операторов генетического алгоритма при решении задачи структурно-параметрического синтеза бизнес-процессов // *Интеллектуальные системы в производстве*. 2023. Т. 21, № 4. С. 109–116. DOI: 10.22213/2410-9304-2023-4-109-116.

For Citation

Petrosov D.A., Surova N.Yu. [Destructive Ability Analysis of Genetic Algorithm Operator When Solving Business Process Problem of Structural and Parametric Synthesis]. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*. 2023, vol. 21, no. 4, pp. 109–116. DOI: 10.22213/2410-9304-2023-4-109-116.