

УДК 519.7

DOI: [10.26102/2310-6018/2024.47.4.020](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.47.4.020)

## Сравнение эффективности алгоритма «случайный лес» и искусственной нейронной сети класса RNN в задаче управления процессом структурно-параметрического синтеза моделей бизнес-процессов на основе генетического алгоритма

Д.А. Петросов✉

*Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва,  
Российская Федерация*

**Резюме.** Представленные в данном исследовании результаты являются актуальными для решения задачи повышения эффективности работы генетического алгоритма в задачах, связанных с использованием больших данных. В рамках большинства существующих подходов к применению эволюционной процедуры используются методы повышения эффективности, которые базируются на классических подходах, направленных на предварительную настройку параметров функционирования операторов генетического алгоритма в конкретной предметной области. При этом в работе с большими данными возникает потребность в остановке и перезапуске работы генетического алгоритма для получения наилучших решений, так как популяция эволюционного алгоритма может находиться в локальных экстремумах и /или эффективность приращения качества особей не позволяет найти требуемое решение в заданный временной интервал. В этом случае становится актуальной разработка новых методов, позволяющих управлять процессом поиска. Одним из подходов для решения данной задачи является использование математического аппарата искусственных нейронных сетей класса RNN, которые показали свою эффективность при решении задачи классификации и могут быть использованы для идентификации состояния популяции генетического алгоритма. Кроме подхода, базирующегося на использовании искусственных нейронных сетей, актуальным является оценка возможности применения алгоритма «случайный лес» для решения задачи распознавания состояния популяции и принятия решений по изменению параметров функционирования операторов генетического алгоритма непосредственно в процессе работы, что позволит влиять на траекторию движения популяции в пространстве решений. В рамках данной статьи будут рассмотрены результаты вычислительных экспериментов по решению задачи классификации состояния популяции генетического алгоритма двумя современными методами: алгоритмом «случайный лес» и искусственной нейронной сетью RNN, моделирование которых выполнено с применением графового подхода на основе теории сетей Петри, что позволит выполнить объединение разработанных моделей с моделью генетического алгоритма, адаптированного к решению задачи структурно-параметрического синтеза с применением вложенных сетей Петри.

**Ключевые слова:** математическое моделирование, бизнес-процессы, системный анализ, теория сетей Петри, генетический алгоритм, искусственные нейронные сети, алгоритм «случайный лес».

**Благодарности:** Работа выполнена в рамках гранта РФФ №23-31-00127.

**Для цитирования:** Петросов Д.А. Сравнение эффективности алгоритма «случайный лес» и искусственной нейронной сети класса RNN в задаче управления процессом структурно-параметрического синтеза моделей бизнес-процессов на основе генетического алгоритма. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2024;14(4). URL: <https://moitvivr.ru/ru/journal/pdf?id=1701> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.47.4.020

# Comparison of the efficiency of the random forest algorithm and artificial neural networks of the RNN class in the problem of managing the process of structural-parametric synthesis of business process models based on a genetic algorithm

D.A. Petrosov✉

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

**Abstract.** The results presented in this study are relevant for solving the problem of increasing the efficiency of the genetic algorithm in problems related to the use of big data. In the framework of most existing approaches to the application of the evolutionary procedure, efficiency improvement methods are used that are based on classical approaches aimed at pre-setting the operating parameters of the genetic algorithm operators in a specific subject area. At the same time, when working with big data, there is a need to stop and restart the genetic algorithm to obtain the best solutions, since the population of the evolutionary algorithm can be in local extremes and / or the efficiency of the increase in the quality of individuals does not allow finding the required solution in a given time interval. In this case, it becomes relevant to develop new methods that allow you to manage the search process. One of the approaches to solving this problem is the use of the mathematical apparatus of artificial neural networks of the RNN class, which have proven their effectiveness in solving the classification problem and can be used to identify the state of the population of the genetic algorithm. In addition to the approach based on the use of artificial neural networks, it is relevant to assess the possibility of using the "random forest" algorithm to solve the problem of recognizing the state of a population and making decisions on changing the operating parameters of the genetic algorithm operators directly in the process of work, which will allow influencing the trajectory of the population in the solution space. Within the framework of this article, the results of computational experiments on solving the problem of classifying the state of a population of a genetic algorithm by two modern methods will be considered: the "random forest" algorithm and the artificial neural network RNN, the modeling of which is performed using a graph approach based on the theory of Petri nets, which will allow combining the developed models with the model of a genetic algorithm adapted to solving the problem of structural-parametric synthesis using nested Petri nets.

**Keywords:** mathematical modeling, business processes, systems analysis, Petri net theory, genetic algorithm, artificial neural networks, random forest algorithm.

**Acknowledgements:** The work was carried out within the framework of the Russian Science Foundation grant No. 23-31-00127.

**For citation:** Petrosov D.A. Comparison of the efficiency of the random forest algorithm and artificial neural networks of the RNN class in the problem of managing the process of structural-parametric synthesis of business process models based on a genetic algorithm. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(4). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1701> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.47.4.020

## Введение

Использование генетических алгоритмов (ГА) в работе с большими данными не всегда приносит результаты, которые устраивают как разработчиков программных средств, так и пользователей данных программных продуктов. Поэтому большинство компаний вынуждены отказываться от данного метода в пользу более эффективных математических инструментов, к которым можно отнести искусственные нейронные сети (ИНС), деревья решений, алгоритм «случайный лес» и т. д. Следует отметить, что проблема использования ГА при работе с большими данными заключается в том, что

данный стохастический метод при большом пространстве решений зачастую может оказываться в локальных экстремумах и, как следствие, начинается процесс затухания данного алгоритма, а это приводит к перезапуску всей процедуры поиска, даже если на поиск было потрачено большое количество времени. Это ставит перед исследователями задачу по повышению эффективности работы ГА непосредственно в ходе поиска решений. Одним из подходов является применением дополнительных операторов, задача которых сводится к изменению параметров функционирования основных операторов ГА [1, 2]. Применять данный подход считается целесообразным при решении задач распознавания, классификации и прогнозирования. Кроме данного подхода существует решение, основанное на комбинации двух и более ГА, каждый из которых решает определенные задачи:

- реализует основной поиск решений;
- осуществляет оптимизацию параметров работы операторов основного ГА.

Встречаются исследования, в которых за оптимизацию работы каждого оператора основного ГА отвечает соответствующий оператор настройки или полноценный ГА, что в значительной мере повышает вычислительные затраты, при использовании данного подхода, но при этом гарантирует поиск решений и позволяет не прерывать работу интеллектуального алгоритма, выводя популяцию из локальных экстремумов.

Еще одно решение базируется на использовании ИНС в качестве надстройки управления над ГА. При этом данный подход является наиболее оптимальным для различных предметных областей и позволяет настраивать работу ГА независимо от первоначальных настроек. В качестве входных данных для ИНС могут использоваться:

- значение функции приспособленности каждой особи популяции;
- средние значения функции приспособленности, распределенные по времени;
- мода значений целевой функции особей популяции;
- временные ряды состояния популяции с учетом возможной периодичности при изменении параметров работы операторов и т. д.

Как видно из всего перечисленного такого рода подход является более универсальным и может использоваться в разных предметных областях. Также следует отметить, что проведенные исследования установили целесообразность применения ИНС класса RNN для решения задачи управления работой ГА.

Современные исследования говорят о возможности применения алгоритма «случайный лес» для решения задач классификации [3–5], к которым можно отнести определение состояния популяции ГА. Соответственно целесообразно говорить о проведении исследования, связанного со сравнением двух методов: ИНС класса RNN и алгоритма «случайный лес» – в задаче управления процессом синтеза моделей бизнес-процессов на основе ГА.

С учетом разработанной модели ГА на основе вложенных сетей Петри целесообразным является разработка перечисленных интеллектуальных методов с применением одного математического аппарата, что позволит оптимизировать процесс интеграции моделей управляющей надстройки на основе ИНС или алгоритма «случайный лес» с моделью ГА.

### Материалы и методы

Для реализации работы ГА, ИНС класса RNN и алгоритма «случайный лес» предлагается использование математического аппарата теории сетей Петри (СП). СП получили широкое распространение для решения задач в различных предметных областях, моделируя дискретные и непрерывные события [6, 7]. Данный инструмент

обладает всеми свойствами, которые требуются для синтеза моделей моделируемого бизнес-процесса, непосредственно ГА, ИНС, а также алгоритма «случайный лес».

В этом случае были предложены две структуры моделей синтеза решений на основе классической модели ГА:

- модель с использованием ИНС RNN на основе СП в качестве управляющей надстройки (Рисунок 1 А) [8, 9];
- модель с использованием алгоритма «случайный лес» на основе СП в качестве управляющей надстройки (Рисунок 1 В).

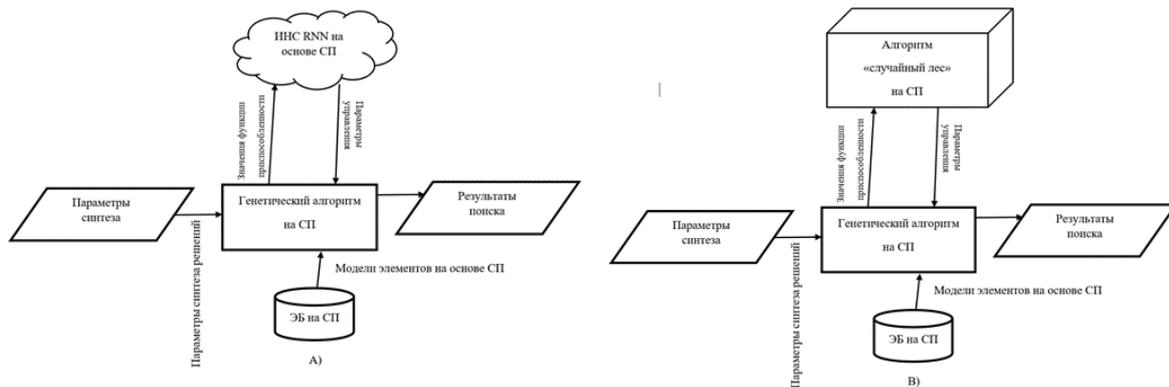


Рисунок 1 – Структуры моделей синтеза решений  
 Figure 1 – Structures of decision synthesis models

В качестве элементной базы, на основе которой будет проводиться структурно-параметрический синтез моделей бизнес-процессов, будут использоваться модели, описывающие функциональные особенности бизнес-процесса на основе методологии IDEF0, где динамическая составляющая реализована с применением сетей Петри (Рисунок 2) [9].

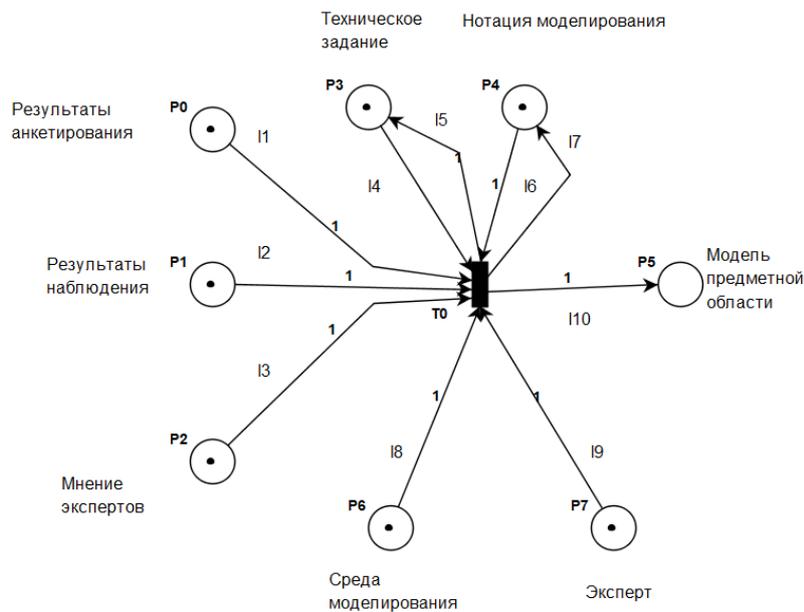


Рисунок 2 – Пример элемента базы имитационной модели процесса на основе сети Петри для структурно-параметрического синтеза моделей

Figure 2 – An example of a base element of a simulation model of a process based on a Petri net for structural-parametric synthesis of models

Для моделирования простейшей рекуррентной ИНС (сети Элмана) с применением теории сетей Петри предлагается следующий подход:

- для сохранения данных используются позиции сети;
- для моделирования работы нейрона сети выделены переходы, включающие в свою работу расчет функции активации;
- для расчета данных с учетом предшествующих значений памяти используется еще один тип переходов;
- кроме переходов, моделирующих работу нейрона и расчетов данных с учетом памяти, в модели могут использоваться простые переходы, устанавливающие правила распределения меток по сети;
- метки сети Петри используются для записи данных.

На Рисунке 3 представлена разработанная модель. В данной модели:

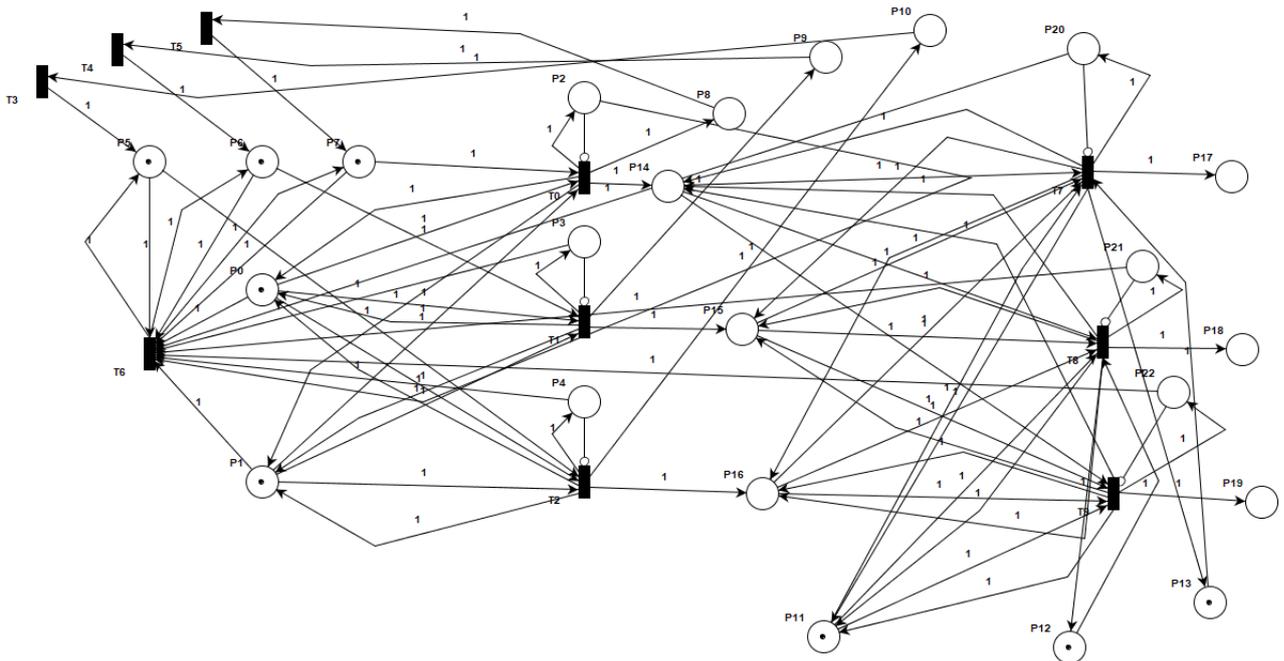


Рисунок 3 – Пример модели слоя искусственной нейронной сети класса RNN (сеть Элмана)  
Figure 3 – Example of a layer model of an artificial neural network of the RNN class (Elman network)

- позиции P0 и P1 моделируют входы рекуррентной ИНС  $\vec{x}_t$ ;
  - позиции P2, P3, P4, P20, P21 и P22 служат для обеспечения порядка обработки меток переходами;
  - позиции P17, P18 и P19 моделируют выходы нейронной сети  $\vec{y}_t$ ;
  - позиции P5, P6 и P7 моделируют  $\vec{h}_{t-1}$  (хранилище Z-1), значение меток в этих позициях соответствует;
  - позиции P8, P9, P10, P14, P15 и P16 моделируют сохранение  $\vec{h}_t$ ;
  - в позициях P11, P12 и P13 хранится матрица весовых коэффициентов  $W_k$ ;
  - переходы T0, T1 и T2 моделируют  $\vec{h}_t = \varphi(\vec{h}_{t-1}, x_t)$ ;
  - переходы T3, T4 и T5 обеспечивают переход значений  $\vec{h}_t$  в  $\vec{h}_{t-1}$  для следующего такта времени t;
  - переходы T7, T8 и T9 моделируют работу  $\vec{y}_t = W_k \cdot \vec{h}_t$ ;
  - переход T6 очищает модель от лишних меток по окончании работы сети.
- Матричное представление разработанной модели показано на Рисунке 4.

Рассмотрим правила работы переходов, разработанные для данной модели. переходы, как сказано ранее, разделены на три группы:

- моделирующие подготовку данных с учетом предшествующих значений;
- моделирующие работу нейрона;
- устанавливающие порядок перемещения меток в сети Петри.

Forwards incidence matrix $f^+$											Backwards incidence matrix $f^-$										
	T0	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9		T0	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9
P0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	P0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0
P1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	P1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0
P2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	P2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
P3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	P3	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
P4	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	P4	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
P5	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	P5	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
P6	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	P6	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
P7	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	P7	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
P8	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	P8	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
P9	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	P9	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
P10	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	P10	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
P11	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	P11	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
P12	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	P12	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
P13	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	P13	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
P14	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	P14	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
P15	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	P15	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
P16	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	P16	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
P17	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	P17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P18	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	P18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	P19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P20	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	P20	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
P21	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	P21	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
P22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	P22	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0

Рисунок 4 – Матричное представление разработанной модели  
Figure 4 – Matrix representation of the developed model

В представленной модели к первому типу переходов относятся: T0, T1 и T2. Правила работы данного типа переходов представлены следующим образом – «ЕСЛИ в позиции, хранящей значение  $\vec{h}_{t-1}$ , есть метка, хранящая значение и в позициях, хранящих значение  $\vec{x}_t$ , есть метки, хранящие значение, и в позициях индикаторов срабатывания перехода меток нет (переход ранее не запускался, моделируется ингибиторной дугой), ТО нужно выполнить расчет  $\vec{h}_t$ , вернуть значения  $\vec{x}_t$  в позиции хранения для последующих расчетов, сохранить полученные значения в хранилищах  $\vec{h}_t$  и установить метки в позиции индикаторы срабатывания переходов».

Второй тип переходов представлен T7, T8 и T9. В представленной модели с помощью переходов и дуг реализовано следующее правило – «ЕСЛИ в позициях, хранящих значение  $\vec{h}_t$ , есть метки, в позициях индикаторов срабатывания перехода меток нет (переход ранее не запускался, моделируется ингибиторной дугой) и в позициях, хранящих значения  $W_k$ , есть соответствующие метки, ТО переходы реализуют расчеты в соответствии с  $\vec{y}_t = W_k \cdot \vec{h}_t$  и размещают результаты вычисления в позиции, хранящие  $\vec{y}_t$ , а также в позиции индикаторы срабатывания переходов».

В используемой для вычислительных экспериментов модели ИНС, реализованной с применением сетей Петри, использовалось три внутренних слоя:

- 1 слой – 16 нейронов;
- 2 слой – 64 нейрона;
- 3 слой – 128 нейронов.

Входной слой, состоящий из 200 нейронов (соответствует количеству особей популяции) и выходной слой из четырех нейронов в соответствии с классификацией следующих состояний популяции ГА:

- наметилась сходимость;
- затухание;
- сходимость;
- локальный экстремум.

Для проведения сравнительного анализа эффективности использования ИНС и алгоритма «случайный лес» в задаче управления процессом синтеза имитационных моделей бизнес-процессов на основе ГА требуется выполнить моделирование работы деревьев решений, образующих «случайный лес», и процесса голосования с использованием выбранного математического аппарата.

Для моделирования работы алгоритма «случайный лес» использовалось классическое расширение сетей Петри с применением ингибиторных дуг. На Рисунке 5 показан фрагмент модели алгоритма «случайный лес» в виде одного дерева решений.

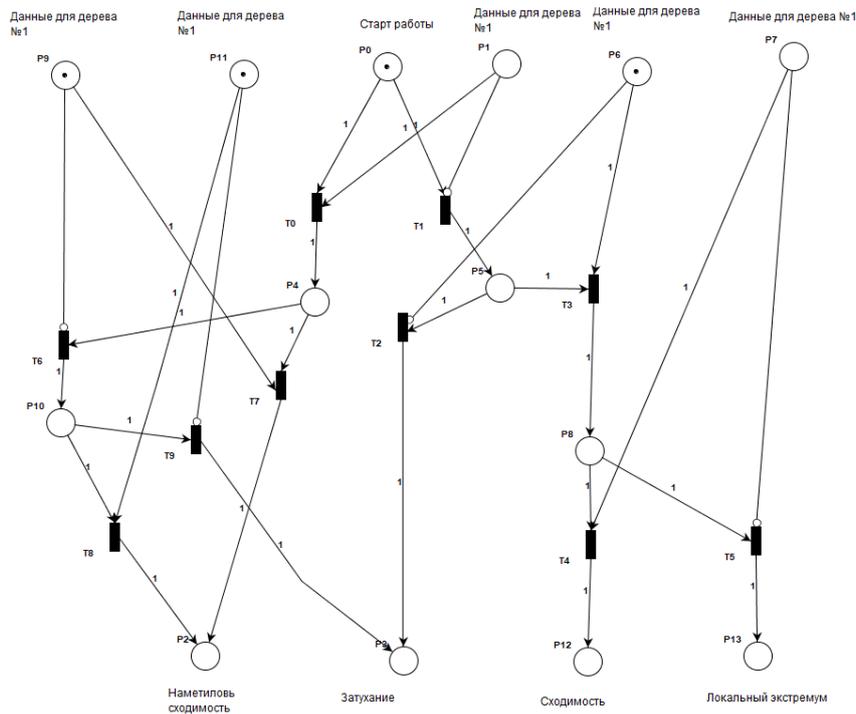


Рисунок 5 – Пример модели дерева решений из алгоритма «случайный лес» для управления генетическим алгоритмом на основе сетей Петри

Figure 5 – Example of a decision tree model from the random forest algorithm for controlling a genetic algorithm based on Petri nets

Так как алгоритм «случайный лес» при решении задачи классификации подразумевает проведение голосования по деревьям, которые принимали решение на основе своей части данных, то следовало разработать модель голосования с применением сетей Петри. Полученная модель представлена на Рисунке 6.

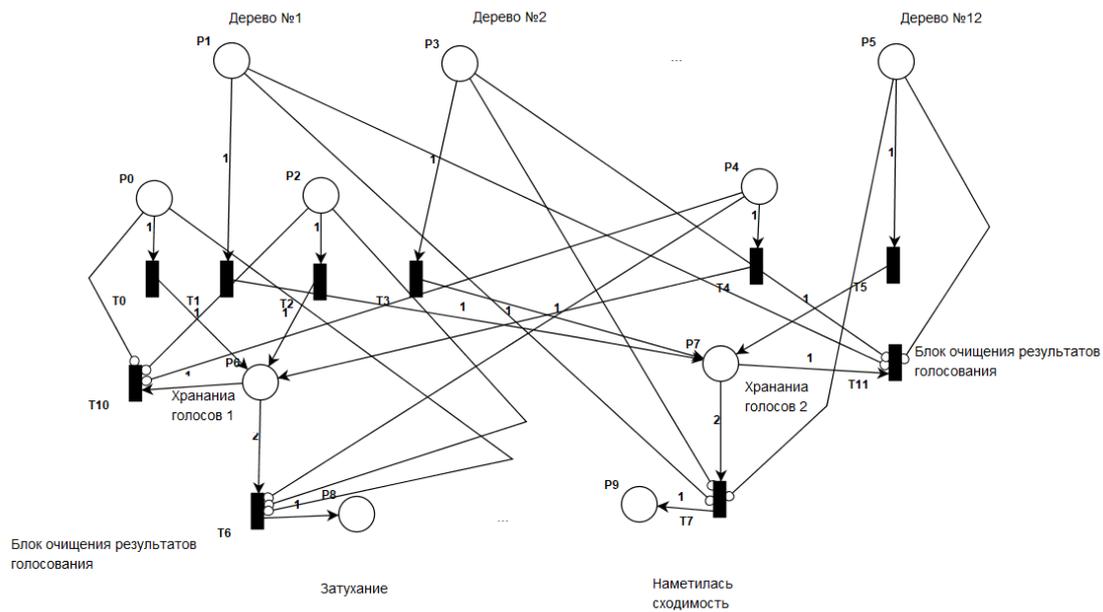


Рисунок 6 – Модель голосования деревьев решений в алгоритме «случайный лес» на основе сетей Петри

Figure 6 – Decision tree voting model in the random forest algorithm based on Petri nets

Сама модель ГА, с которой проводится интеграция полученных моделей, путем соединения переходов, моделирующих работу операторов ГА с выходными позициями предложенных моделей, построена с применением вложенных сетей Петри и показана на Рисунке 7. Правила работы данной модели описаны в работе [9].

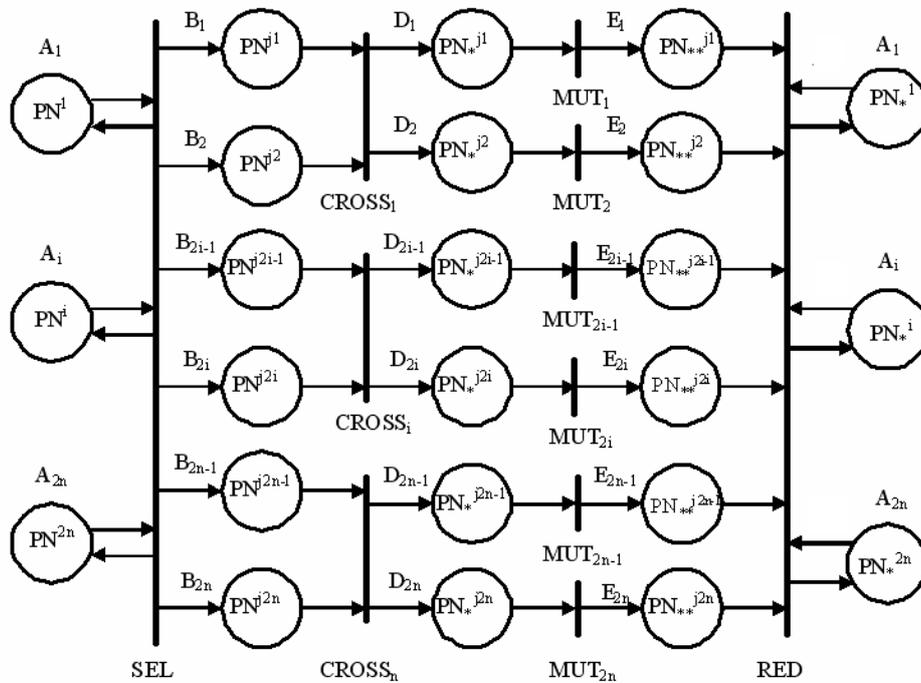


Рисунок 7 – Модель генетического алгоритма на основе вложенных сетей Петри

Figure 7 – Model of a genetic algorithm based on nested Petri nets

Объединение представленных моделей в соответствии с двумя разработанными модельными структурами позволит провести вычислительные эксперименты и определить целесообразность применения алгоритма «случайный лес» в задачах управления ГА в процессе поиска решений по синтезу имитационных моделей бизнес-процессов на основе заданного поведения.

### Результаты

В качестве входных данных для проведения вычислительных экспериментов использовались следующие данные:

- 1) набор моделей процессов на основе сетей Петри в количестве 250 штук;
- 2) конфигурация процесса последовательная не более восьми подпроцессов с вложенностью не более двух уровней, каскадным переходом без использования типа стрелок: FeedBack, Output-Mechanism, Output-Control;
- 3) для простоты вычислительного эксперимента использовался бинарный входной вектор, который требуется обработать модели бизнес-процесса – (1,0,1,1,1,1);
- 4) эталонный выходной вектор – (1,0,0,0,0,1,1);
- 5) начальная настройка операторов ГА:
  - 5.1) рулеточная селекция;
  - 5.2) одноточечный кроссинговер;
  - 5.3) одноточечная мутация;
  - 5.4) редукция с уничтожением 70% особей, у которых значение фитнес функции наиболее удалено от искомого значения.
- 6) количество особей начальной популяции – 200 штук;
- 7) программная реализация моделей с использованием возможностей расчета моделей на CPU и GPGPU с применением технологии CUDA;
- 8) вычислительные эксперименты проводились на ноутбуке со следующими параметрами: Intel Core i5-9300H @ 2,4 GHz; ОЗУ 8 Gb; SDD 512 Gb; видеокарта Nvidia GEFORCE GTX 1650 4 GB;
- 9) ГА должен обработать 200 поколений популяции;
- 10) ГА работает на синтез структурно-параметрических с динамическими моделями бизнес-процессов с фиксированными межкомпонентными связями.

В Таблице 1 показаны результаты вычислительного эксперимента по сравнению эффективности работы ИНС класса RNN и алгоритма «случайный лес» в качестве управляющей надстройки над ГА.

Таблица 1 – Вычислительный эксперимент  
Table 1 – Computational experiment

№	Вычисления с использованием только CPU				Вычисления с использованием только CPU + Nvidia GEFORCE GTX 1650 4 GB по технологии CUDA			
	ГА+ИНС		ГА + «случайный лес»		ГА+ИНС		ГА + «случайный лес»	
	t, с	N, шт	t, с	N, шт	t, с	N, шт	t, с	N, шт
1	167	1	113	1	56	1	123	0
2	186	2	170	1	67	1	44	1
3	197	0	297	0	97	1	83	0
4	150	1	96	2	90	0	76	1
5	120	1	142	0	85	1	78	1

Таблица 1 (продолжение)  
Table 1 (continued)

6	240	0	203	1	102	0	65	1
7	230	0	101	1	89	1	174	0
8	110	1	232	0	93	1	61	1
9	150	3	145	0	58	1	43	1
10	250	0	111	0	78	1	56	1
11	230	0	210	0	104	0	66	1
12	332	0	91	1	108	1	134	0
13	124	1	321	0	150	0	121	0
14	211	0	159	1	87	0	32	1
15	154	1	87	1	109	0	129	0
16	167	1	203	0	126	0	88	0
17	487	0	164	1	83	2	65	2
18	103	1	134	1	78	1	54	1
19	145	1	155	1	88	2	76	1
20	121	1	221	2	91	1	58	1
Среднее значение	193,7	0,75	167,75	0,7	91,95	0,75	81,3	0,7

### Обсуждение

Как видно из приведенных данных ИНС показывает более высокую степень управляемости и позволяет чаще находить решения, удовлетворяющие критериям синтеза, при этом следует отметить, что алгоритм «случайный лес» выигрывает у ИНС по скорости работы. Точность алгоритма «случайный лес» можно попробовать увеличить путем изменения глубины деревьев решений, а также изменениями в структуре узлов и листьев. Еще один способ по повышению качества работы данного алгоритма базируется на пересмотре конструкции данных, на основе которых происходит принятие решений. Но в целом можно говорить, что использование алгоритма «случайный лес» позволяет классифицировать состояние популяции ГА с меньшей точностью, но при этом разработка и реализация алгоритма «случайный лес» на основе сетей Петри также не является сложной задачей для вычислительных систем. При проведении вычислительного эксперимента использовались как вычисления на основе CPU [10], так и вычисления с применением GPGPU на технологии CUDA, следует отметить, что вычисление на неспециализированных графических вычислителях позволяют значительно повысить скорость работы предложенных моделей при использовании алгоритма «случайный лес», при этом качество полученных моделей не уменьшается по сравнению с применением ИНС.

Таким образом можно говорить о том, что использование алгоритма «случайный лес» в качестве управляющей надстройки над процедурой структурно-параметрического синтеза моделей бизнес-процессов с применением теории сетей Петри позволяет проводить адаптацию параметров работы операторов ГА непосредственно в процессе поиска решений, при этом поддерживает возможность параллельных вычислений и способствует уменьшению применения блока ветвлений, которые существенно усложняют вычисления на существующей архитектуре неспециализированных графических вычислителях.

## СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. 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. <https://doi.org/10.34219/2078-8320-2021-12-3-67-72>  
Bova V.V., Leshchanov D.V. Modified algorithm for searching regularities in large dimensional data based on genetic optimization. *Informatization and communication*. 2021;(3):67–72. (In Russ.). <https://doi.org/10.34219/2078-8320-2021-12-3-67-72>
2. Полухин П.В. Применение генетических алгоритмов для оптимизации решения задач фильтрации и прогнозирования в динамических системах тестирования программ. *Вестник Югорского государственного университета*. 2022;(4):120–132. <https://doi.org/10.18822/byusu202204120-132>  
Polukhin P.V. Application of genetic algorithms to optimize solution of filtering and prediction problems in dynamic program testing systems. *Yugra State University Bulletin*. 2022;(4):120–132. (In Russ.). <https://doi.org/10.18822/byusu202204120-132>
3. Уткин Л.В., Константинов А.В. Случайный лес выживаемости и регрессия Надарая-Уотсона. *Информатика и автоматизация*. 2022;21(5):851–880. (На англ.). <https://doi.org/10.15622/ia.21.5.1>  
Utkin L., Konstantinov A. Random Survival Forests Incorporated by the Nadaraya-Watson Regression. *Informatics and Automation*. 2022;21(5):851–880. <https://doi.org/10.15622/ia.21.5.1>
4. Уифтер Т.Т., Разумный Ю.Н., Орловский А.В., Лобанов В.К. Мониторинг распространения борщевика Сосновского с использованием алгоритма машинного обучения «случайный лес» в Google Earth Engine. *Компьютерные исследования и моделирование*. 2022;14(6):1357–1370. (На англ.). <https://doi.org/10.20537/2076-7633-2022-14-6-1357-1370>  
Yifter T.T., Razoumny Y.N., Orlovsky A.V., Lobanov V.K. Monitoring the spread of Sosnowskyi's hogweed using a random forest machine learning algorithm in Google Earth Engine. *Computer Research and Modeling*. 2022;14(6):1357–1370. <https://doi.org/10.20537/2076-7633-2022-14-6-1357-1370>
5. Ломакин Н.И., Марамыгин М.С., Положенцев А.А., Шабанов Н.Т., Наумова С.А., Старовойтов М.К. Модель глубокого обучения RF «Случайный лес» для прогнозирования прибыли организации в условиях цифровой экономики. *Международная экономика*. 2023;(11):824–839. <https://doi.org/10.33920/vne-04-2311-06>  
Lomakin N.I., Maramygin M.S., Polozhentsev A.A., Shabanov N.T., Naumova S.A., Starovoitov M.K. RF Deep Learning Model "Random Forest" for Forecasting Organizational Profit in the Digital Economy. *The World Economics*. 2023;(11):824–839. (In Russ.). <https://doi.org/10.33920/vne-04-2311-06>
6. Харахинов В.А., Сосинская С.С. Использование сетей Петри при проектировании архитектуры программного продукта для анализа данных с помощью нейронных сетей. *Научный вестник Новосибирского государственного технического университета*. 2018;(4):91–100. <https://doi.org/10.17212/1814-1196-2018-4-91-100>  
Kharakhinov V.A., Sosinskaya S.S. The use of Petri nets for the software product design to analyze data using neural networks. *Science Bulletin of the Novosibirsk State Technical University*. 2018;(4):91–100. (In Russ.). <https://doi.org/10.17212/1814-1196-2018-4-91-100>

7. Тронин В.Г., Стецко А.А. Моделирование сервера и рабочей станции вычислительной сети с помощью раскрашенных сетей Петри. *Программные продукты и системы*. 2008;(3):95–97.
8. Петросов Д.А. Моделирование искусственных нейронных сетей с использованием математического аппарата теории сетей Петри. *Перспективы науки*. 2020;(12):92–95.  
Petrosov D.A. Modeling of artificial neural networks using the mathematical apparatus of Petri nets theory. *Science Prospects*. 2020;(12):92–95. (In Russ.).
9. Петросов Д.А., Коротеев М.В., Андриянов Н.А., Косарев В.Е. *Интеллектуальный структурно-параметрический синтез имитационных моделей и бизнес-процессов*. Москва: ООО «Русайнс»; 2024. 100 с.
10. Макаров В.И. Оптимизация программной реализации генетического алгоритма с применением параллельных вычислений. *Программная инженерия*. 2023;14(8):401–406. <https://doi.org/10.17587/prin.14.401-406>  
Makarov V.I. Optimization of the Genetic Algorithm using Parallel Computing. *Software Engineering*. 2023;14(8):401–406. (In Russ.). <https://doi.org/10.17587/prin.14.401-406>

#### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Петросов Давид Арегович**, кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой информационных технологий Финансового университета при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация.  
**David A. Petrosov**, Ph.D. (Eng.), Associate Professor, Head of the Department of Information Technology, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation.  
*e-mail*: [dapetrosov@fa.ru](mailto:dapetrosov@fa.ru)  
ORCID: [0000-0002-8214-052X](https://orcid.org/0000-0002-8214-052X)

*Статья поступила в редакцию 29.09.2024; одобрена после рецензирования 07.11.2024; принята к публикации 20.11.2024.*

*The article was submitted 29.09.2024; approved after reviewing 07.11.2024; accepted for publication 20.11.2024.*