

Использование управляющих надстроек на основе искусственной нейронной сети и алгоритма «случайный лес» для повышения эффективности работы генетического алгоритма

Д.А. Петросов

Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва

Аннотация: В статье приводятся результаты вычислительных экспериментов по использованию управляющих надстроек на основе искусственной нейронной сети (ИНС) класса RNN и алгоритма «случайный лес», влияющих на разрушающую способность операторов генетического алгоритма (ГА) и способных изменять траекторию движения популяции в пространстве решений непосредственно при работе эволюционной процедуры для трудоемких задач. В данном исследовании приводятся полученные результаты с вычислениями на CPU и CPU+GPGPU в ресурсоемкой задаче синтеза динамических имитационных моделей бизнес-процессов с использованием математического аппарата теории сетей Петри (СП), и сравнение с работы ГА без управляющей надстройки, ГА и управляющая надстройка на основе ИНС класса RNN, ГА и алгоритм «случайный лес». Для моделирования работы ГА, ИНС, алгоритма «случайный лес», моделей бизнес-процессов предложено использование графового представления с использованием различных расширений СП, приводятся примеры моделирования выбранных методов с помощью предложенного математического аппарата. Для работы ИНС и алгоритма «случайный лес» по распознаванию состояния популяции ГА предложен ряд правил, которые позволяют выполнить управление процессом синтеза решений. На основании проведенных вычислительных экспериментов и их анализа показаны сильные и слабые стороны применения предложенных алгоритмов машинного обучения в качестве управляющей надстройки.

Ключевые слова: сеть Петри, дерево решений, случайный лес, машинное обучение, теория сетей Петри, двудольный направленный граф, интеллектуальные системы, эволюционные алгоритмы, системы поддержки принятия решений, математическое моделирование, теория графов, имитационное моделирование, искусственные нейронные сети, вложенные сети Петри, имитационные модели, динамические модели, бизнес-процессы.

Использование генетических алгоритмов (ГА) в задачах, связанных с большими данными является сложным процессом. Сложность данной процедуры обусловлена большим пространством решений, соответственно при настройке ГА невозможно предусмотреть параметры работы операторов, которые позволят избегать всех возможных локальных экстремумов функции приспособленности, а это может приводить к частым затуханиям процесса

поиска решений, что делает возможность использования данного интеллектуального метода менее целесообразным.

Для решения данной задачи современные исследования сводятся к решению задачи самонастраивающегося ГА, для этого предлагаются различные варианты:

- применение специализированных операторов ГА, которые позволят настраивать параметры работы основных операторов ГА в ходе поиска решений;
- применение связки из двух ГА, один ГА (основной) используется для решения задач поиска решений, второй ГА (вспомогательный) оптимизирует параметры работы основного ГА.

Оба перечисленных подхода базируются на внесении изменений в параметры функционирования операторов ГА в ходе синтеза решений и влияют на траекторию движения популяции в пространстве решений.

В рамках исследования, направленного на повышение эффективности работы ГА в задачах структурно-параметрического синтеза больших имитационных моделей бизнес-процессом на основе заданного поведения предложено использование двух интеллектуальных методов в качестве управляющей надстройки над ГА:

- искусственных нейронных сетей (ИНС) класса RNN;
- алгоритма «случайный лес».

Оба метода (ИНС и алгоритм «случайный лес»), а также непосредственно сам ГА были адаптированы к решаемой задаче с применением математического аппарата теории сетей Петри (СП) для проведения ряда вычислительных экспериментов, которые должны показать эффективность предложенных подходов.

При проведении вычислительных экспериментов использованы два способа программной реализации:

- вычисление на CPU;
- вычисление на CPU+GPGPU.

Использование параллельного программирования должно подтвердить возможность повышения быстродействия программного кода при использовании неспециализированных графических вычислителей. Вычислительные эксперименты также должны подтвердить, что кроме повышения быстродействия за счет использования графового представления трех интеллектуальных методов, связка модели «ГА + ИНС» или «ГА + алгоритмом «случайный лес»» повышает эффективность работы ГА, за счет изменения параметров работы операторов, увеличивая или уменьшая их разрушающую способность, тем самым достигается управление процессом поиска решений.

Для проведения вычислительного эксперимента было выбрано следующее условие трудоемкой задачи синтеза модели бизнес-процесса:

1. требуется выполнить синтез имитационной модели бизнес-процесса на основе заданного поведения, т.е. способности преобразовать заданный входной вектор в эталонный выходной. Входной и эталонный вектор задается в виде бинарной строки длиной 7 бит;
2. в качестве элементной базы используются имитационные модели подпроцессов, реализованные с применением теории сетей Петри (вложенность не более 4 уровней, количество подпроцессов на одном уровне не более восьми, подпроцессы взаимосвязаны по принципу Output->Input, с наследованием входов, выходов, управления и механизмов с верхних уровней декомпозиции по принципы методологии IDEF0);
3. ГА адаптирован к решению поставленной задачи с применением вложенных сетей Петри, где метки верхнего уровня представляют собой популяции, а операторы генетического алгоритма моделируются переходами

верхнего уровня, позиции верхнего уровня модели ГА используются для сохранения результатов работы операторов (переходов) ГА;

4. управляющая надстройка над моделью ГА, представленная в виде ИНС класса RNN, реализована с использованием математического аппарата сетей Петри (первый вариант структуры для повышения эффективности работы ГА);

5. управляющая надстройка над моделью ГА, представленная в виде алгоритма «случайный лес», реализована с использованием математического аппарата сетей Петри (второй вариант структуры для повышения эффективности работы ГА);

6. требуется провести ряд вычислительных экспериментов, которые покажут состоятельность предложенных подходов.

Для проведения вычислительного эксперимента был реализован программный код с использованием языка программирования Python и среды разработки PyCharm, включая специализированные библиотеки для работы с технологией GPGPU и возможностью моделирования сетей Петри:

- PM4PY (библиотека для моделирования сетей Петри);
- CUDA (специализированная библиотека для работы с технологией GPGPU).

Вычислительный эксперимент проводился по следующим критериям:

- проверка быстродействия модели ГА, на основе вложенной СП и количества найденных решений;
 - проверка быстродействия модели ГА+ИНС, на основе СП; количества найденных решений и количества вмешательств управляющей надстройки по изменению параметров функционирования операторов ГА;
 - проверка быстродействия модели ГА+ алгоритм «случайный лес», на основе СП; количества найденных решений и количества
-

вмешательств управляющей надстройки по изменению параметров функционирования операторов ГА.

Начальная настройка работы операторов ГА выглядит следующим образом (модель ГА на основе вложенных сетей Петри представлена на рис. 1):

- оператор селекции работает в режиме «рулеточная селекция»;
- оператор скрещивания работает в режиме «одноточечного скрещивания»;
- оператор мутации работает в режиме «одноточечной мутации» с вероятностью срабатывания – 0.1;
- оператор редукции работает в настройках – 70% сильнейших особей остается в популяции;
- количество особей популяции – 256 шт (для работы ИНС и алгоритма «случайный лес» используется значение функции приспособленности каждой особи популяции);
- ГА останавливает работу при нахождении требуемой конфигурации модели бизнес-процесса или при обработке 1000 популяций.

Модель управляющей надстройки в виде ИНС класса RNN представлена следующим образом (пример моделирования ИНС показан на рисунке 2):

- количество нейронов входного слоя – 256 шт. с предварительным эмбедингом;
 - количество скрытых полносвязанных слоев – 2;
 - количество нейронов на первом скрытом слое – 128 шт. функция активации ReLU;
 - количество нейронов на первом скрытом слое – 256 шт. функция активации ReLU;
-

– количество нейронов выходного слоя – 12 шт. функция активации softmax.

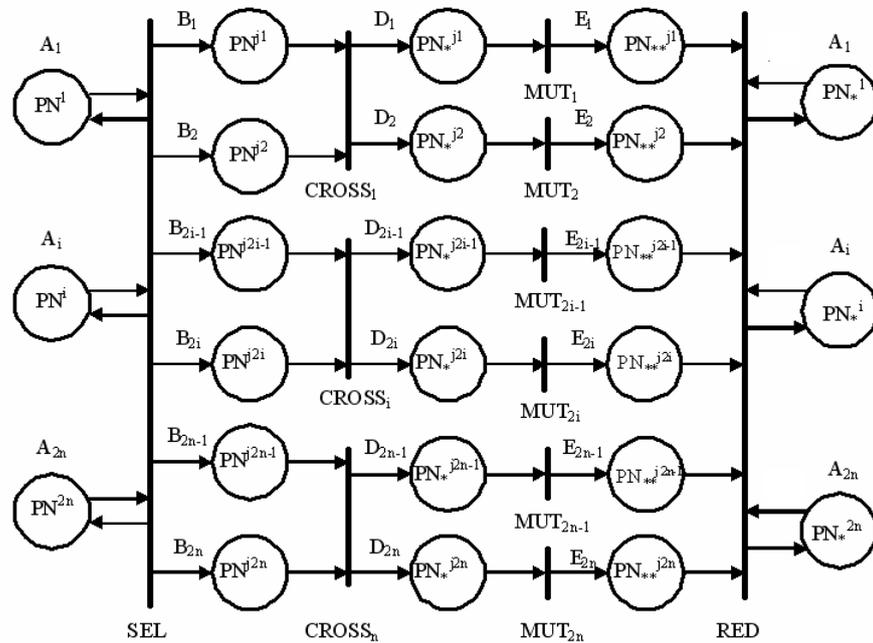


Рис. 1. – Модель ГА на основе вложенных сетей Петри

Модель алгоритма «случайный лес» была представлена в виде 12 деревьев решений с голосованием по 12 возможным вариантам управляющего воздействия (пример моделирования деревьев решений с использованием сетей Петри показан на рисунке 3, на рисунке 4 показана модель голосования деревьев решений в алгоритме «случайный лес» показана на рисунке 4).

В качестве 12 вариантов управляющего воздействия использовались:

1. оставить настройки работы операторов ГА без изменений;
2. незначительно изменить разрушающую способность оператора скрещивания (двухточечное скрещивание) для рассеивания или концентрации популяции по пространству решений в зависимости от предшествующих действий;
3. значительно изменить разрушающую способность оператора скрещивания (многоточечное скрещивание) для большего рассеивания популяции по пространству решений;

4. уменьшить разрушающую способность оператора скрещивания (одноточечное скрещивание) для тщательного исследования области в пространстве решений;

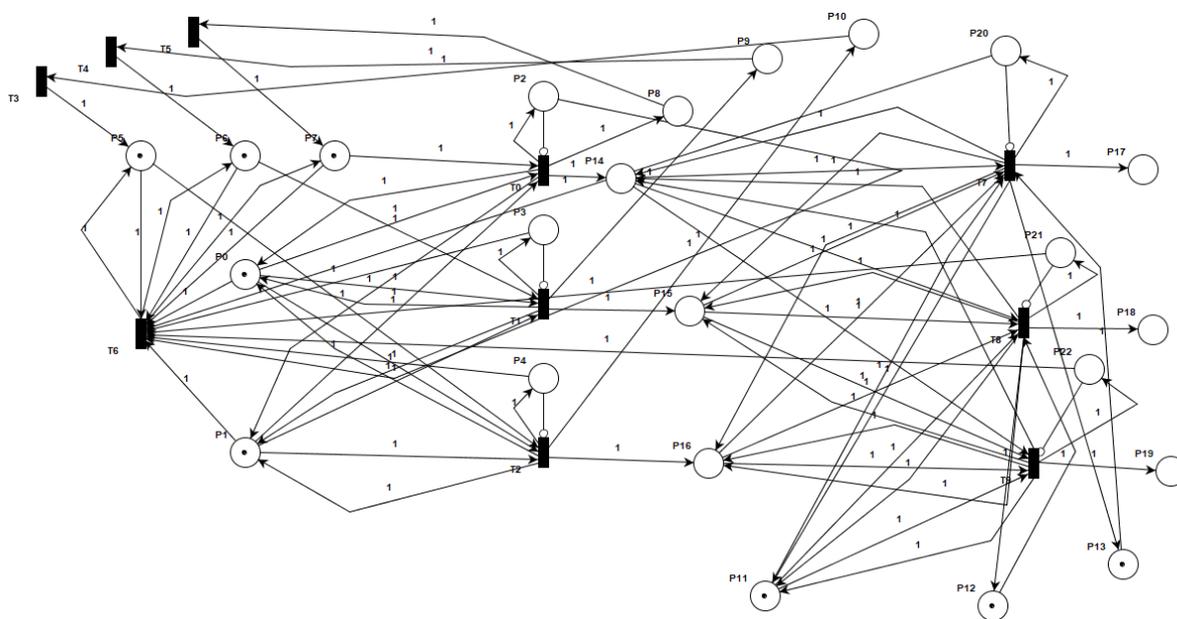


Рис. 2. – Пример модели ИНС класса RNN на основе сети Петри

5. незначительно изменить разрушающую способность оператора мутации (увеличить вероятность мутации до 0.2 и выполнять двухточечную мутацию) в зависимости от предшествующего состояния может использоваться как уменьшение разрушающей способности, так и как увеличение;

6. значительно увеличить разрушающую способность оператора скрещивания (увеличить вероятность мутации до 0.4 и выполнять многоточечную мутацию);

7. уменьшить разрушающую способность оператора скрещивания (уменьшение вероятности мутации до 0.1 и выполнять одноточечную мутацию для тщательного исследования области в пространстве решений);

8. изменить параметры работы оператора редукции в сторону уменьшения процентного соотношения выживающих особей (40% популяции) для выхода популяции из локального экстремума;

9. изменить параметры работы оператора редукции в сторону увеличения процентного соотношения выживших особей (90% популяции) способствует более тщательному исследованию области пространства решений, в которой находится популяция;

10. изменение параметра работы оператора селекции на турнирную, что способствует более тщательному исследованию области пространства решений;

11. изменение параметров работы оператора селекции на рулеточную, что способствует распределению популяции по пространству решений;

12. изменение параметров работы оператора селекции на турнирно-рулеточную, что способствует мягкому выводу популяции из локального экстремума.

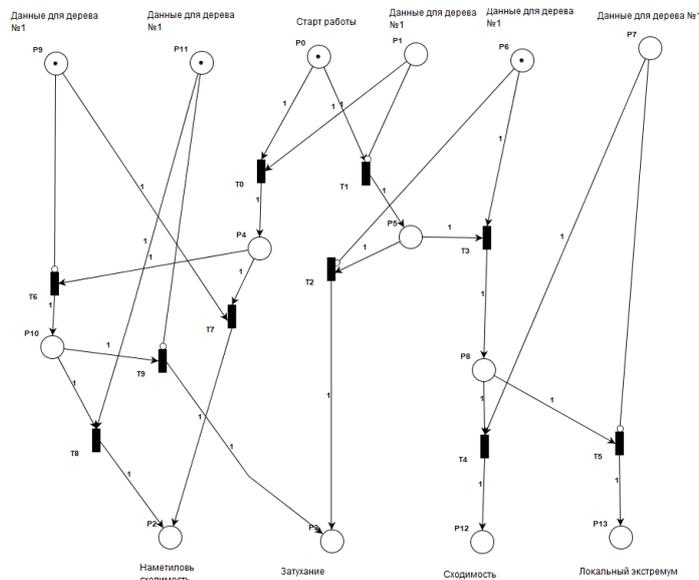


Рис. 3. – Пример модели дерева решений на основе сети Петри

В таблице 1 приведены результаты вычислительного эксперимента, проведенного с целью анализа эффективности применения предложенных связок алгоритмов для повышения эффективности работы ГА.

Таблица 1

Результаты вычислительного эксперимента

№	Вычисления с использованием только CPU									Вычисления с использованием только CPU + Nvidia GEFORCE GTX 1650 4 GB по технологии CUDA								
	ГА		ГА +ИНС			ГА + «случайный лес»			ГА		ГА+ИНС			ГА + «случайный лес»				
	t, с.	N, шт.	t, с.	N, шт.	I, шт.	t, с.	N, шт.	I, шт.	t, с.	N, шт.	t, с.	N, шт.	I, шт.	t, с.	N, шт.	I, шт.		
1.	231	0	167	1	7	113	1	30	31	1	56	1	24	123	0	22		
2.	242	0	186	2	15	170	1	30	19	0	67	1	37	44	1	32		
3.	251	0	197	0	27	297	0	15	27	0	97	1	18	83	0	17		
4.	245	0	150	1	24	96	2	14	18	0	90	0	14	76	1	11		
5.	239	1	120	1	16	142	0	28	23	2	85	1	33	78	1	28		
6.	231	1	240	0	26	203	1	18	18	0	102	0	9	65	1	27		
7.	261	0	230	0	21	101	1	16	17	0	89	1	38	174	0	38		
8.	190	1	110	1	12	232	0	20	16	0	93	1	13	61	1	23		
9.	241	0	150	3	16	145	0	28	18	0	58	1	28	43	1	20		
10.	256	0	250	0	35	111	0	17	18	1	78	1	33	56	1	40		
11.	271	0	230	0	32	210	0	24	23	0	104	0	13	66	1	33		
12.	142	1	332	0	45	91	1	32	21	1	108	1	38	134	0	8		
13.	173	2	124	1	16	321	0	15	33	1	150	0	5	121	0	10		
14.	231	1	211	0	31	159	1	16	30	2	87	0	44	32	1	11		
15.	287	0	154	1	29	87	1	30	33	0	109	0	38	129	0	10		
16.	236	0	167	1	12	203	0	14	29	0	126	0	33	88	0	29		
17.	277	0	487	0	42	164	1	29	21	0	83	2	40	65	2	9		
18.	281	0	103	1	15	134	1	18	27	0	78	1	22	54	1	22		
19.	294	0	145	1	12	155	1	23	19	0	88	2	30	76	1	18		
20.	243	0	121	1	17	221	2	22	20	1	91	1	10	58	1	9		
Среднее значение	241.1	0.35	193.7	0.75	22.5	167.75	0.7	21.95	23.05	0.45	91.95	0.75	26	81.3	0.7	20.85		

В данной таблице:

t – время, которое отработал алгоритм;

N – количество найденных решений;

I – количество вмешательств в процесс поиска решений (работа управляющей надстройки по выводу популяции из локального экстремума).

В соответствии с проведенными вычислительными экспериментами можно сделать следующие выводы:

- использование управляющей надстройки в виде ИНС класса RNN показывает максимальную эффективность, по сравнению с ГА без управляющей надстройки и управляющей надстройки в виде алгоритма

«случайный лес» при использовании значений функции приспособленности каждой особи популяции в качестве входных данных;

2. применение алгоритма «случайный лес» по соотношению с ИНС и ГА без управляющей надстройки показывает лучшее быстродействие, но незначительно уступает ИНС по качеству работы с ГА;

3. количество вмешательств в параметры работы операторов ГА со стороны ИНС больше чем со стороны алгоритма «случайный лес».

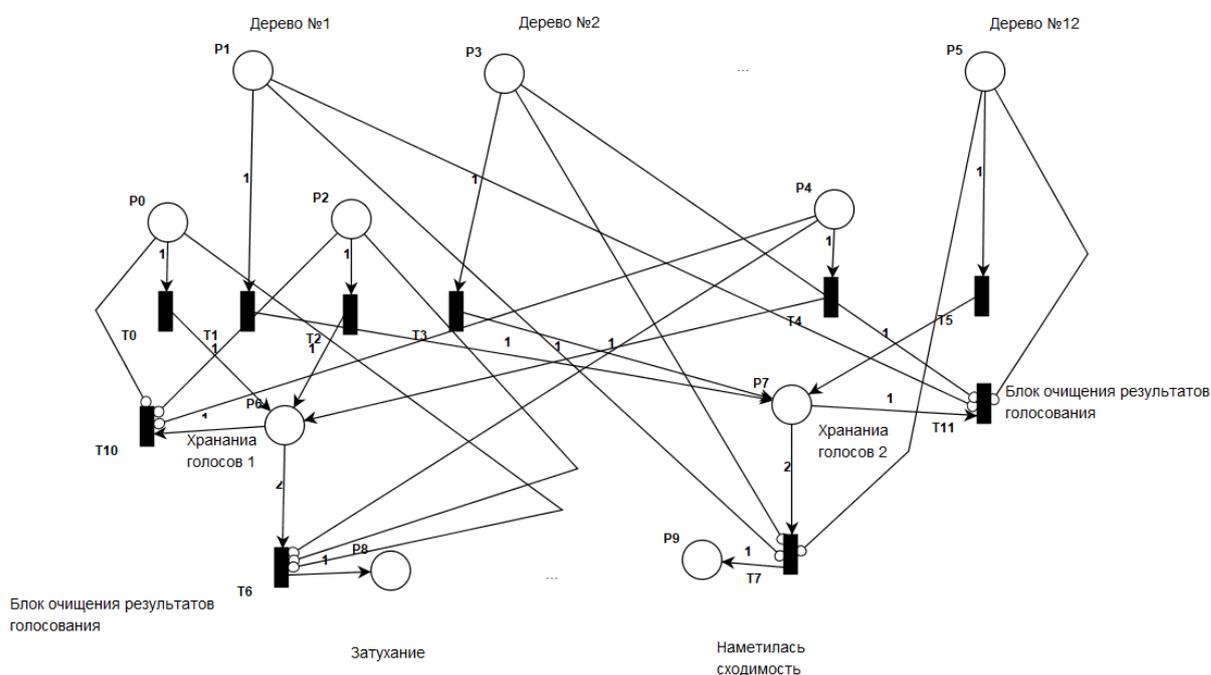


Рис. 4. – Пример модели голосования деревьев решений в алгоритме «случайный лес» на основе сети Петри

4. ГА без управляющей надстройки уступает работе ГА с предложенным подходом как по эффективности работы, так и по времени, которое требуется для синтеза решений.

На основании результатов вычислительных экспериментов, их анализа и выводов можно констатировать, что возможность применения предложенных связок ИНС+ГА и ГА+алгоритм «случайный лес» повышает эффективность работы ГА при их использовании в качестве специализированной надстройки управления. Это достигается за счет

классификации состояния популяции и изменений параметров функционирования операторов ГА.

Предложенный подход показал свою эффективность при вычислении на CPU и CPU+GPGPU. Также следует отметить, что возможна реализация самонастройки ГА в ходе поиска решений без предварительной настройки к конкретной предметной области.

Благодарности. Работа выполнена при финансовой поддержке РФФ (проект №23-31-00127)

Литература

1. Utkin L., Konstantinov A. Random survival forests incorporated by the nadaraya-watson regression //Informatics and Automation. 2022. V. 21. № 5. pp. 851-880.
2. Yifter T.T., Razoumny Yu.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. V. 14. № 6, URL: researchgate.net/publication/366680417_Monitoring_the_spread_of_Sosnowskyis_hogweed_using_a_random_forest_machine_learning_algorithm_in_Google_Earth_Engine (дата обращения: 24.09.2024)
3. 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. С. 824-839.
4. Гущина О.А., Коржов А.С. Применение алгоритма случайного леса для автоматизации классификации категорий грунтов// Огарёв-Online. 2023. № 16 (201) URL: journal.mrsu.ru/arts/primenenie-algoritma-sluchajnogo-

lesa-dlya-avtomatizacii-klassifikacii-kategorij-gruntov. (дата обращения: 24.09.2024)

5. 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 (73). С. 91-100.

6. Тронин В.Г., Стецко А.А. Моделирование сервера и рабочей станции вычислительной сети с помощью раскрашенных сетей Петри //Программные продукты и системы. 2008. № 3. С. 95-97.

7. Петросов Д.А. Моделирование искусственных нейронных сетей с использованием математического аппарата теории сетей Петри //Перспективы науки. 2020. № 12 (135). С. 92-95.

8. Петросов Д.А. Кодирование маркировки сети Петри, моделирующей работу искусственной нейронной сети // Вопросы устойчивого развития общества. 2020. № 9, URL: elibrary.ru/download/elibrary_43181932_17595345.pdf (дата обращения: 24.09.2024)

9. Ермакова В.О., Ломазова И.А. Трансляция вложенных сетей Петри в классические сети Петри для верификации разверток //Труды Института системного программирования РАН. 2016. Т. 28. №4. URL: cyberleninka.ru/article/n/translyatsiya-vlozhennyh-setey-petri-v-klassicheskie-seti-petri-dlya-verifikatsii-razvertok/viewer (дата обращения: 24.09.2024)

10. Loginom. Деревья решений: общие принципы, URL:loginom.ru/blog/decision-tree-p1 (дата обращения: 24.09.2024)

References

1. Utkin L.; Konstantinov A. Informatics and Automation 2022, V. 21, № 5, pp. 851-880.



2. Yifter T.T.; Razoumny Yu.N.; Orlovsky A.V.; Lobanov V.K. Computer Research and Modeling 2022, V. 14, 6, URL: researchgate.net/publication/366680417_Monitoring_the_spread_of_Sosnowskiyis_hogweed_using_a_random_forest_machine_learning_algorithm_in_Google_Earth_Engine (date assessed: 24.09.2024)
3. Lomakin N.I., Maramygin M.S., Polozhencev A.A., SHabanov N.T., Naumova S.A., Starovojtov M.K. Mezhdunarodnaya ekonomika 2023, 11. pp. 824-839.
4. Gushchina O.A., Korzhov A.S. Ogaryov-Online 2023, 16 (201). URL: journal.mrsu.ru/arts/primenenie-algoritma-sluchajnogo-lesa-dlya-avtomatizacii-klassifikacii-kategorij-gruntov. (date assessed: 24.09.2024).
5. Harahinov V.A., Sosinskaya S.S. Nauchnyj vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta 2018, 4 (73). pp. 91-100.
6. Tronin V.G., Stecko A.A. Programmnye produkty i sistemy 2008, 3. pp. 95-97.
7. Petrosov D.A. Perspektivy nauki 2020, 12 (135), pp. 92-95.
8. Petrosov D.A. Voprosy ustojchivogo razvitiya obshchestva 2020, 9, URL: elibrary.ru/download/elibrary_43181932_17595345.pdf (date assessed: 24.09.2024).
9. Ermakova V.O., Lomazova I.A. Trudy Instituta sistemnogo programmirovaniya RAN 2016, T. 28, №4. URL: cyberleninka.ru/article/n/translyatsiya-vlozhennyh-setey-petri-v-klassicheskie-seti-petri-dlya-verifikatsii-razvertok/viewer (date assessed: 24.09.2024)
10. Loginom. Derev'ya reshenij: obshchie principy [Loginom. Decision trees: general principles], URL: loginom.ru/blog/decision-tree-p1 (date assessed: 24.09.2024).

Дата поступления: 7.10.2024

Дата публикации: 24.11.2024
