

## Разработка системы для оптимизации планирования дислокации мест рубок на примере Республики Карелия

*Р. С. Кузьмин<sup>1</sup>, И.В. Алексеев<sup>2</sup>, М.М. Туманян<sup>1</sup>, Е.А. Кемпи<sup>1</sup>, Р.А. Семёнов<sup>1</sup>,  
Д.С. Лева<sup>1</sup>, Г.Э. Рего<sup>1</sup>,*

*<sup>1</sup>Петрозаводский государственный университет,*

*<sup>2</sup>Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С. М.  
Кирова*

**Аннотация:** Работа посвящена применению модели машинного обучения с подкреплением для автоматизации планирования дислокации мест рубок в лесном хозяйстве. Предложен метод оптимизации выбора лесосек на основе алгоритма оптимизации проксимальной политики (Proximal Policy Optimization). Разработана информационная система, адаптированная для обработки данных лесоустройства в матричном виде и работы с геоинформационными системами. Проведенные эксперименты демонстрируют способность находить рациональные варианты размещения лесосек с помощью предложенного метода. Полученные результаты являются перспективными для использования интеллектуальных систем в лесной отрасли.

**Ключевые слова:** обучение с подкреплением, глубокое обучение, дислокация мест рубок, лесное хозяйство, искусственный интеллект, оптимизация планирования, сплошные рубки.

### Введение

Планирование деятельности в области лесозаготовок играет важную роль в управлении предприятиями лесозаготовительной отрасли. Одним из ключевых этапов данного процесса является дислокация мест рубок. Дислокация мест рубок – это процедура определения местоположения и очередности освоения лесосек на арендованных лесных участках. Она проводится в соответствии с условиями договора аренды и материалами проекта освоения лесов [1]. В литературе часто встречаются другие названия данной процедуры: подбор лесосечного фонда, нарезка лесосек, планирование лесосырьевой базы.

Процесс планирования мест рубок является трудоемким, поскольку требует значительных временных ресурсов, а также глубокого понимания множества нюансов технологических процессов на производстве. Дислокация мест рубок осуществляется специалистами производственно-технического отдела предприятия и лесоинженерами на производственных участках. В процессе используются различные технические инструменты для визуализации и хранения информации об арендованных территориях. Данные инструменты, не имеют функционала для автоматизированного формирования границ лесосеки [2-4]. Таким образом, эффективность данного процесса имеет сильную зависимость от опыта специалиста и основывается на его субъективной интерпретации предоставляемых ему данных. В связи с этим растет потребность в автоматизированных системах, которые способны оптимизировать процессы планирования и снизить влияние человеческого фактора [5].

Одним из перспективных решений данной проблемы является система для оптимизации планирования дислокации мест рубок. Такая система сможет не только автоматизировать процесс нарезки лесосек, но и поможет начинающему инженеру при столкновении с трудностями, которые связаны с отсутствием опыта в планировании мест рубок. Система будет предоставлять различные сценарии расположения лесосек с учетом различных начальных условий, обеспечивая при этом оптимальное решение за приемлемое время.

### **Геоинформационные системы и методы машинного обучения**

открывают новые возможности для автоматического извлечения правил, которые раньше задавались специалистами вручную, а также для оптимизации процессов в реальном времени. Стоит пояснить, что правила носят неявный характер, и извлекаются агентом в процессе обучения методом проб и ошибок. То есть в обучении с подкреплением правила – это оптимизированные шаблоны, а не логические конструкции. Они отражают

---

«опыт» агента, а не знания эксперта, и чаще всего не поддаются простому объяснению.

Географические информационные системы (ГИС) уже широко применяются в лесном хозяйстве для решения задач, таких как определение расположения лесосек, оптимизация вывозки древесины и строительство лесных дорог. В частности, методы ГИС позволяют учитывать различные факторы, включая рельеф местности, типы почвы и экологические ограничения, что помогает минимизировать затраты на транспортировку и инфраструктуру. Например, в исследовании [6] описаны методы расчета расстояния вывозки древесины и их корректирующие факторы для горных лесов Румынии, что может быть адаптировано и для других регионов с целью повышения эффективности лесозаготовок.

В статье [1] рассмотрены подходы к оптимизации планирования размещения лесосек, основанные на разработке математических моделей, которые позволяют учитывать географические, экономические и экологические факторы. Автором подчеркивается важность интеграции пространственных данных и многокритериального анализа для повышения точности и эффективности планирования. Такие модели позволяют автоматизировать процесс выбора мест рубок, минимизируя издержки и снижая антропогенное воздействие на лесные экосистемы. Это исследование подчеркивает перспективность использования цифровых технологий для оптимизации лесозаготовительных процессов.

В настоящий момент наблюдается все более заметная тенденция к применению методов искусственного интеллекта (ИИ) для автоматизации анализа данных и принятия решений. Методы машинного обучения (machine learning – ML) и обучения с подкреплением (reinforcement learning – RL)

---

## Метод оптимизации выбора лесосек на основе обучения с подкреплением

В рамках данной работы описывается разработка системы для оптимизации планирования дислокации мест рубок. Структурно система включает несколько ключевых модулей [7,8]: загрузки и предобработки данных лесоустройства; анализа данных; визуализации результатов;

Программный модуль загрузки данных разработан на основе реляционной системы управления базами данных (СУБД) MySQL, адаптированной для обработки и хранения структурированной информации о лесных объектах. База данных предназначена для хранения как пространственных, так и атрибутивных данных, включая лесохозяйственные учетные единицы, координаты вершин геометрических объектов, а также линейные элементы, такие как дороги и водные артерии.

Архитектура модуля основывается на абстрактном классе, который задает единый интерфейс для обработки различных типов геоданных. Подклассы абстрактного базового класса реализуют специализированную логику обработки для лесных массивов, водных объектов и дорожной сети соответственно. В ходе обработки выполняется очистка данных, нормализация координат в единую систему (по умолчанию SRID 32640) и преобразование геометрии в текстовый формат (Well-Known Text – WKT) для обеспечения совместимости с реляционной СУБД.

Отдельный класс отвечает за идентификацию и загрузку данных. Он анализирует входные файлы, классифицирует их по категориям (лесные участки, реки, дороги) и направляет данные в соответствующие таблицы. Информация о лесных кварталах и выделах агрегируется и загружается в базу данных. Геометрические объекты в формате LineString (линейные объекты) автоматически преобразуются в MultiLineString (многокомпонентные

---

линейные объекты), что обеспечивает унифицированное хранение пространственных данных.

В модуле анализа данных происходит преобразование данных карты лесоустройства в матричный вид путём наложения квадратной сетки поверх карты. Каждой клетке сетки соответствует единственный элемент матрицы. Каждый элемент матрицы содержит информацию из базы данных (расположение дорог, рек, состав и характеристики лесосек) об участке карты, который находится в данной клетке. Площадь участка, которая соответствует одной клетке равна приблизительно 1 га. Размер клетки оказывает значительное влияние на точность определения реальных объектов, а также на время, необходимое для анализа предоставленных данных. Важно учитывать, что погрешность в определении границ кварталов и выделов увеличивается при увеличении размера клетки и наложении квадратной сетки. Уменьшение размера клетки ведет к увеличению требуемых вычислительных ресурсов.

После преобразования данных, пользователь задает план по вырубкам, который содержит множество целевых пород. Каждой древесной породе соответствует последовательность бонитетов. Для всех элементов этой последовательности значение представляет собой требуемый объём сырья конкретной породы и бонитета в кубических метрах. Пример структуры плана приведён в таблице 1.

Для решения задачи составления плана рубок используется обучение с подкреплением, основными элементами которого являются среда и агент, взаимодействие между которыми представлено на рис. 1. Среда представлена конечным множеством всех возможных состояний  $S$ .

Каждое состояние  $s_t$  на шаге  $t$  содержит следующую информацию: план по вырубкам,  $a$  – все возможные действия агента; текущую позицию агента на карте (в клетках), представляющую собой вектор двух координат

---

$(x, y)$ ; позицию с предыдущего шага  $t-1$ ; запланированные в сплошную рубку лесосеки и соответствующие им сроки примыкания; функцию награды  $f(a_t, s_t)$ , которая зависит от выбранного действия  $a_t$  на шаге  $t$  и состояния  $s_t$ . Для оценки вероятности перехода к новому состоянию используется функция перехода  $p(s_{t+1} | s_t, a_t)$ . В данной модели функция перехода носит детерминированный характер.

Таблица № 1

Пример задаваемого пользователем плана по вырубкам

Порода	Бонитеты					
	I (м <sup>3</sup> )	II (м <sup>3</sup> )	III (м <sup>3</sup> )	IV (м <sup>3</sup> )	V (м <sup>3</sup> )	Va (м <sup>3</sup> )
Берёза	10	0	0	10	235	0
Дуб	150	0	0	0	0	0
Ель	0	0	120	0	0	0
Кедр	0	63	0	78	0	0
Ива	0	202	0	0	0	0

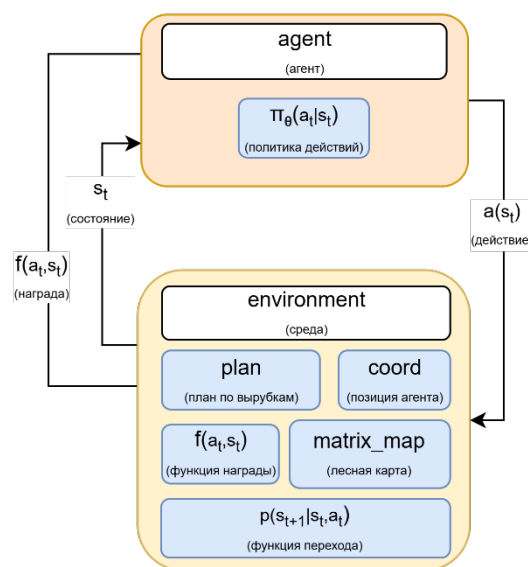


Рис. 1. – Взаимодействие агента со средой

Агент, взаимодействуя со средой, выбирает одно из возможных действий  $a$ , в ответ на которое из среды поступает подкрепление. Всего в среде определено 4 действия для передвижения: перемещение на 1 клетку влево, перемещение на 1 клетку вверх, перемещение на 1 клетку вправо и перемещение на 1 клетку вниз, а также 5-е действие – рубка. При осуществлении рубки, учитывается максимальная допустимая ширина лесосеки  $w_{max} = \frac{500}{l}$ , где  $l$  – это сторона одной квадратной клетки, а 500 – это максимальная допустимая ширина лесосеки при проведении сплошной рубки в метрах. Для расчета максимальной длины используется формула  $h_{max} = \frac{500000}{l \cdot w_{max}}$ , где 500000 – это максимальная допустимая площадь лесосеки при проведении сплошной рубки в  $m^2$ . Для уменьшения числа допустимых действий агента, рубка происходит следующим образом: агент выделяет вокруг себя область произвольной формы, которая соответствует максимально допустимой по площади лесосеке. При этом позиция агента всегда находится в центре этой области.

Для всех клеток в выделенной области проводится проверка на соответствие двум условиям: возможность проведения сплошной рубки и доступность по срокам примыкания. Если хотя бы одна клетка удовлетворяет этим критериям, запускается алгоритм поиска наибольшей компоненты связности [9]. В результате формируется множество множеств клеток, которые соединены между собой и соответствуют условиям проведения сплошной рубки.

Каждое внешнее множество представляет собой совокупность компонент связности (групп клеток, допустимых для планирования сплошной рубки), а внутреннее множество включает отдельные клетки внутри конкретной компоненты. Из всех выявленных компонент выбирается та, которая имеет наибольшее число клеток. Далее вычисляется общий объем

---

древесного запаса в выбранной компоненте, после чего происходит обновление плана рубок: из текущего плана вычитаются объемы древесины, соответствующие произведенной вырубке, и назначаются сроки примыкания.

Для выделенной в клеточной сетке связной прямоугольной области строится внешний замкнутый контур, состоящий из клеток, смежных с внешней средой. Этот контур представляет собой минимальную прямоугольную оболочку, ограничивающую область. Затем от него в четырех направлениях создаются дополнительные области, идентичные по размеру исходному контуру. Таким образом формируются сроки примыкания для каждой произведенной вырубки. Пример построения сроков примыкания изображен на рис. 2 (фиолетовая штриховка – сроки примыкания, зелёная – спланированная лесосека, синяя - периметр).

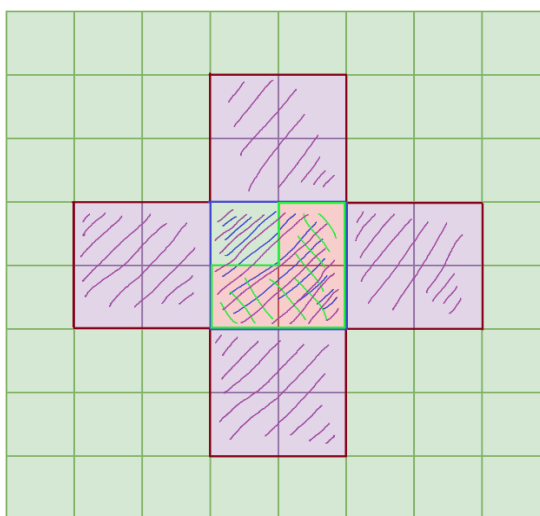


Рис. 2. – Выделение сроков примыкания

Модуль визуализации является основным инструментом представления сформированных результатов работы системы. В разработке был использован принцип дизайна, управляемого данными(Data-Driven Design), который позволяет пользователю визуально интерпретировать результаты работы модели и принимать решения на основе данных.



## Обучение модели машинного обучения с подкреплением

На основе описанной структуры среды, набора возможных действий агента и механизма взаимодействия с окружающей средой рассмотрим процесс обучения агента для решения задачи оптимального размещения мест рубок. Агент взаимодействует со средой, выбирая действия на основе текущей политики, которая представляет собой распределение вероятностей выбора действий в каждом состоянии. После каждого действия агент получает награду. Основные награды описаны в таблице 2, они отражают степень соответствия его решения целевой задачи.

Таблица № 2

Действия, совершённые агентом, и соответствующие им награды

№ п/п	Описание	Стоимость (условных единиц)
1	Полное выполнения плана	5000
2	Частичное выполнение плана (за каждый м <sup>3</sup> породы из плана)	1
3	Рубка леса не из плана (за каждый м <sup>3</sup> породы из плана)	-1

Цель обучения – найти оптимальную политику, которая максимизирует суммарную награду за все шаги. Для обучения агента используется алгоритм оптимизации проксимальной политики (Proximal Policy Optimization – PPO) [10-13]. PPO объединяет в себе идеи алгоритма advantage actor-critic (A2C) и оптимизации политики доверительного региона (Trust Region Policy Optimization - TRPO) – после обновления политики, она не должна сильно отличаться от старой, для этого используется две ключевые идеи. Первая – обновление политики на основе отношения распределений вероятностей старой и новой политикой (1). Вторая – использование «преимущества»

(advantages) для выравнивания обновлений политики, в противовес абсолютным вероятностям.

$$r(\theta) = \frac{\pi_{\theta}(a|s)}{\pi_{\theta_{old}}(a|s)} \quad (1),$$

где  $\pi_{\theta}(a|s)$  – политика (распределение вероятностей), заданная параметризованной функцией (коэффициенты функции подбираются путем обучения нейросети);  $\theta$  – вектор параметров новой политики, включающий в себя веса и смещения нейросети;  $\theta_{old}$  – вектор параметров до обновления.

Во время обучения вычисляется специальная целевая функция, называемая заместительной (surrogate) функцией, которая оценивает, насколько новая политика лучше старой [14]. Чтобы ограничить изменения политики, PPO использует механизм обрезки, который не позволяет отношениям вероятностей между новыми и старыми действиями выходить за заданные пределы. Обновление параметров политики выполняется с использованием мини-пакетов данных (mini-batch). Такой подход позволяет эффективно использовать вычислительные ресурсы и улучшить способность модели обобщать знания. В конце обучения, модуль запускает агента для формирования плана рубок на основе исходных данных пользователя.

### Эксперименты

Для обучения был взят один из кварталов в Вильвенском участковом лесничестве, в Республике Карелия. Исходные данные содержали несколько выделов, подходящих для проведения сплошной рубки. Целевой план по вырубке предусматривал заготовку 5000 м<sup>3</sup> древесных насаждений еловой породы, бонитеты были взяты в промежутке от 1 до 4. Количество эпизодов было ограничено 200 тысячами. Агент начинает свое движения в каждом эпизоде в левой нижней крайней точки квартала.

По итогам двухсот эпизодов значение функции потерь энтропии (entropy loss) составило около  $-0.9$ , что свидетельствует о сильно снизившейся доле случайности в действиях агента. Можно говорить о том, что агент «зафиксировал» свою стратегию. Показатель объясненной дисперсии (explained variance) достиг  $0.8$ . Это указывает на то, что агент перестает случайно исследовать среду и начинает совершать те действия, которые приведут к выполнению плана и получению наибольшей возможной награды. Эти результаты свидетельствуют о хорошей обучаемости модели и её способности прогнозировать возможные результаты в процессе планирования вырубki.

В ходе обучения наблюдалось устойчивое снижение среднего количества шагов, необходимое для достижения целевого состояния, что свидетельствует о повышении эффективности стратегии агента. Полученные данные указывают на способность модели оптимизировать траектории достижения цели, в данном случае, выполнения планового объема вырубok, за счет минимизации избыточных «блужданий» без совершения действия «рубки».

Агент демонстрирует устойчивую тенденцию к выбору крупных вырубok за раз, что подтверждается высокой долей ( $87\%$ ) завершения плана за 2-3 рубки. Это свидетельствует о его способности эффективно оценивать объем доступной древесины и минимизировать транзакционные издержки, связанные с частыми перемещениями между участками.

На рис. 3 показана визуализация представления карты для агента, а на рис. 4 показаны наложенные вырубki на карту, с которой работают лесоинженеры. Красные прямоугольники – лесосеки, предназначенные в рубку; оранжевые линейные объекты – дороги; синие линейные объекты – реки.

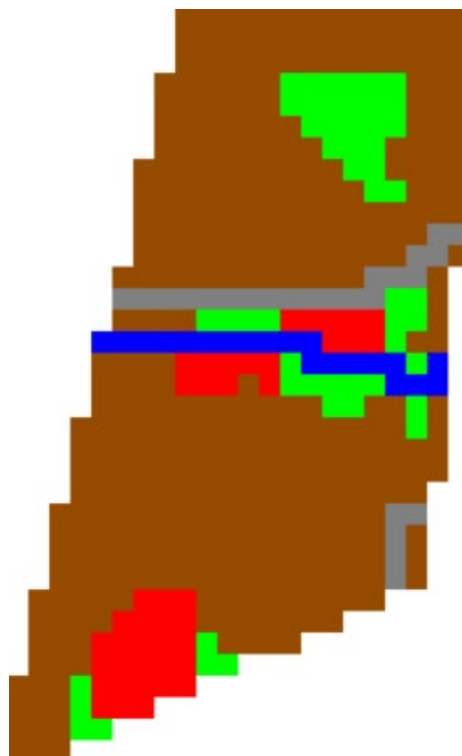


Рис. 3. – Визуализация представления карты для агента

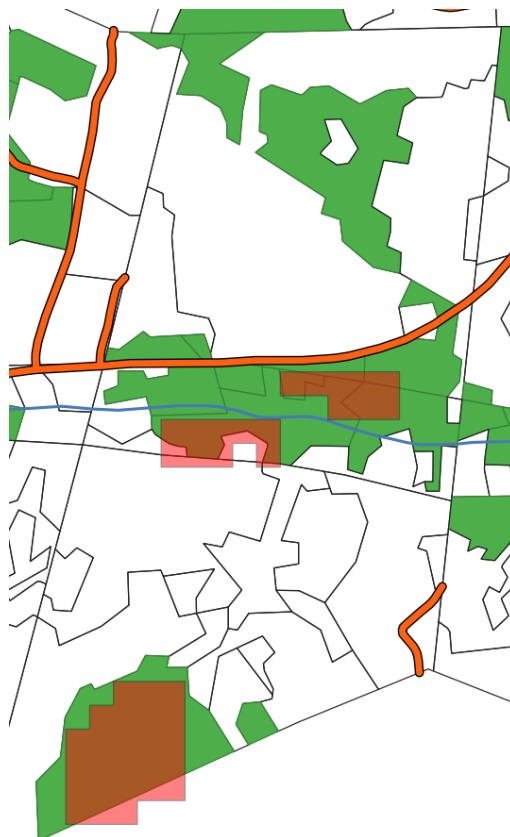


Рис. 4. – Визуализация дислокации мест рубок в геоинформационной системе QGIS

## Заключение

Разработанная система для оптимизации планирования дислокации мест рубок позволяет автоматизировать процедуру подбора и распределения лесосечного фонда. Внедрение подобных инструментов приведет к снижению когнитивной нагрузки на специалистов и минимизации влияния субъективного фактора. Разработанная система не предполагает полного исключения человеческого участия, а скорее оптимизирует его, позволяя лесоинженерам сконцентрироваться на стратегических аспектах планирования. Система выступает в роли высокоинтеллектуального ассистента, обеспечивающего поддержку принятия решений на основе комплексного анализа многофакторных данных.

*Исследования, описанные в данной работе, были проведены в рамках реализации Программы поддержки НИОКР студентов, аспирантов и лиц, имеющих ученую степень, финансируемой Правительством Республики Карелия.*

## Литература

1. Корнилов К. А к вопросу поиска оптимального плана размещения лесосек // Актуальные направления научных исследований XXI века: теория и практика. - 2014. - №5-3. - С. 131-134.
2. Лукашевич В. М. Развитие лесосырьевой и технологической подготовки лесозаготовительного производства // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского Государственного аграрного университета. - 2013. - №85. - С. 93-113.
3. Ключев Г.В. Таксационный инструмент как способ рационального лесопользования // Инженерный вестник Дона, 2016, №3. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2016/3745](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2016/3745)

4. Мохирев А. П., Позднякова М. О., Резинкин С. Ю., Мамматов В. О. Оценка доступности лесных ресурсов с использованием современных методик на базе географических информационно-аналитических систем // Лесотехнический журнал. - 2017. - №4 (28). - С. 109-122.
  5. Шегельман И.Р. Исследование направлений модернизации технологий и техники лесозаготовок // Инженерный вестник Дона, 2012, №2. URL: [ivdon.ru/magazine/archive/n2y2012/866](http://ivdon.ru/magazine/archive/n2y2012/866)
  6. Enache A., Pentek T., Ciobanu V. D., Stampfer K. GIS-based methods for computing the mean extraction distance and its correction factors in Romanian mountain forests // Journal of the Forestry (Šumarski list). – 2015. – Vol. 139, No. 1–2. – PP. 35–45.
  7. Norman D. The Design of Everyday Things. - New York: Basic Books, 2002. - 368 p.
  8. Interaction Design Foundation - IxDF. (2016, June 5). What is User Centered Design (UCD). Interaction Design Foundation - IxDF. [interaction-design.org/literature/topics/user-centered-design](http://interaction-design.org/literature/topics/user-centered-design)
  9. Кузнецов А. В., Бацамут В. Н. Алгоритм поиска компонент связности в структуре сетевого объекта // Радиоэлектроника и информатика. - 2001. - №3 (16). - С. 100-103.
  10. Kaelbling L. P., Littman M. L., Moore A. W. Reinforcement Learning: A Survey // Journal of artificial intelligence research. - 1996. - №4. - PP. 237-285.
  11. Dhariwal P., et al. Proximal Policy Optimization Algorithms // arXiv. - 2017. - ArXiv: 1707.06347. - 12 p.
  12. Чачанидзе Е.Р. Сравнительный анализ алгоритмов proximal policy optimization и soft-actor-critic // E-Scio, 2020, №5(44). С. 226-235.
  13. Никита Е. З., Дмитрий С. Г. Об обучении интеллектуальных агентов в виртуальной среде для задачи управления роботом-манипулятором //
-

Известия Томского политехнического университета. Промышленная кибернетика. - 2024. - №3. С. 1-8.

14.Huang H. Secrets of RLHF in Large Language Models Part I: PPO // arXiv, 2023. URL: [arxiv.org/pdf/2307.04964](https://arxiv.org/pdf/2307.04964)

### References

1. Kornilov K.A. Aktual'nye napravleniya nauchnykh issledovaniy XXI veka: teoriya i praktika, 2014, no. 5-3, pp. 131-134.
2. Lukashovich V.M. Politematicheskij setevoy elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo Gosudarstvennogo Agrarnogo Universiteta, 2013, no. 85, pp. 93-113.
3. Klyuev G.V. Inzhenernyj vestnik Dona, 2016, № 3. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2016/3745](https://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2016/3745)
4. Mokhirev A.P., Pozdnyakova M.O., Rezinkin S.Yu., Mammatov V.O. Lesotekhnicheskii Zhurnal, 2017, no. 4(28), pp. 109-122.
5. Shegel'man I.R. Inzhenernyj vestnik Dona, 2012, № 2. URL: [ivdon.ru/magazine/archive/n2y2012/866](https://ivdon.ru/magazine/archive/n2y2012/866)
6. Enache A., Pentek T., Ciobanu V.D., Stampfer K. Journal of the Forestry (Šumarski list), 2015, vol. 139, no. 1-2, pp. 35-45.
7. Norman D. The Design of Everyday Things. New York: Basic Books, 2002. 368 p.
8. Interaction Design Foundation, 2016. URL: [interaction-design.org/literature/topics/user-centered-design](https://interaction-design.org/literature/topics/user-centered-design)
9. Kuznetsov A.V., Batsamut V.N. Radioelektronika i informatika, 2001, no. 3(16), pp. 100-103.
- 10.Kaelbling L.P., Littman M.L., Moore A.W. Journal of Artificial Intelligence Research, 1996, vol. 4, pp. 237-285.
- 11.Dhariwal P. et al. arXiv, 2017. URL: [arxiv.org/abs/1707.06347](https://arxiv.org/abs/1707.06347)
- 12.Chachanidze E.R. E-Scio, 2020, №5 (44). pp. 226-235.



13. Nikita E.Z., Dmitry S.G. Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Promyshlennaya kibernetika, 2024, №3. pp. 1-8.
14. Huang H. arXiv, 2023. URL: [arxiv.org/pdf/2307.04964](https://arxiv.org/pdf/2307.04964)

**Дата поступления: 25.02.2025**

**Дата публикации: 25.04 2025**