

Видение современной концепции систем поддержки принятия врачебных решений в системе здравоохранения России

А.С. Ломакин^{1,2}, А.В. Зубков^{1,2}, А.Р. Виноградов³, Н.Д. Сибирный¹

¹Волгоградский государственный технический университет, Волгоград

²Волгоградский государственный медицинский университет, Волгоград

³«МНТК «Микрохирургия глаза», Волгоград

Аннотация: В данной статье представлено исследование о подходе к разработке системы поддержки принятия врачебных решений для выбора формул при расчете оптической силы интраокулярных линз (ИОЛ), применяемых в хирургическом лечении катаракты. Система основана на методах построения рекомендательных систем, что позволяет автоматизировать процесс выбора ИОЛ и минимизировать риск человеческой ошибки. От внедрения системы в практику медицинских организаций ожидается высокая точность и эффективность, значительное сокращение времени, отпущенного на принятие решений, а также улучшение результатов хирургических вмешательств.

Ключевые слова: интраокулярная линза, офтальмология, формулы расчета оптической силы, веб-приложение, машинное обучение, параметры глаза, прогностическая модель, рекомендательная система, точность прогнозирования, врачебное решение.

Актуальность

В условиях стремительного развития офтальмологии перед врачами встает задача постоянного обновления технологий и расширения спектра доступных методов лечения. Одной из самых значимых проблем в этой области является выбор оптимальной формулы для расчета оптической силы интраокулярной линзы. Данная проблема становится особенно актуальной, поскольку интраокулярная линза используется для замены естественного хрусталика глаза, пораженного катарактой — одним из наиболее распространенных глазных заболеваний в мире.

Согласно данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), катаракта является основной причиной нарушения зрения и слепоты на глобальном уровне, затрагивая более 94 миллионов человек [1]. Текущие прогнозные данные показывают, что к 2050 году это число превысит 115 миллионов. Подобные увеличивающиеся масштабы подчеркивают необходимость разработки инновационных методов, включая

рекомендательные системы, которые помогут офтальмологам более эффективно выбирать формулы для расчета оптической силы линз, что, в свою очередь, способствует улучшению результатов хирургических вмешательств у пациентов с катарактой, обеспечивая более высокое качество жизни и снижая риск осложнений.

С учетом вышесказанного разработка системы поддержки принятия врачебного решения (далее - СППВР) является важным шагом для облегчения работы врачей-офтальмологов, повышению их уверенности в правильности выносимых диагнозов.

Предлагаемое решение

В данной работе предлагается рассмотреть способ построения СППВР, которая определяла бы возможность применения формул Хайгиса, Холладея, Баррета и Хоффера для расчёта оптической силы интраокулярной линзы при проведении катарактальной операции. Работа была разделена на три основных блока:

- 1) Анализ предметной области;
- 2) Выбор метода для построения рекомендательной системы;
- 3) Разработка архитектурного решения по внедрению в текущие клинические процессы.

Целью данной работы является нахождение способа снижения вероятности врачебной ошибки при выборе формулы для расчёта оптической силы линзы.

Для достижения поставленной цели необходимо выполнить следующие задачи:

- 1) Провести обзор аналогов в предметной области;
- 2) Провести анализ методов построения рекомендаций;
- 3) Разработать решение для интеграции в процесс лечения в офтальмологической клинике.

Обзор аналогов

На данный момент конкретных аналогов системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР) в офтальмологии для выбора формулы расчета оптической силы линзы назвать довольно сложно, так как область исследований достаточно новая. Тем не менее, существует несколько технологических исследований и разработок, которые могли бы служить аналогами в данной области.

Учёные из Тамбовского филиала МНТК, в частности д.т.н. Арзамасцев А.А. и д.м.н. Фабрикантов О.Л., с 2022 года ведут исследования [2,3] по применению технологий машинного обучения для расчета оптической силы интраокулярных линз. Они пытаются создать динамически развивающуюся систему ИИ, однако коллеги стараются предсказать оптическую силу линзы с помощью регрессионных моделей, а не классифицировать возможность применения формул для оптических расчётов. Кроме того, в их исследованиях используется неполный набор параметров глазометрии, к которым у нас есть доступ благодаря наличию большего количества современных и точных приборов.

Существуют и зарубежные аналоги, такие, как Hill-RBF Calculator, который использует метод радиальных базисных функций (RBF) для определения диоптрийности интраокулярных линз. Однако этот калькулятор точен только в узком диапазоне значений IOL (от -2.5 до 30 дптр) и в основном применяется для пациентов с глаукомой, а не катарактой. Это связано с ограниченным набором входных параметров, т. е. в решении есть ограничение в учете всех индивидуальных особенностей глаза, например анатомических аномалий или нестандартных параметров, которые собираются в клиниках разными приборами, и невозможностью его расширения, что делает его неподходящим для интеграции с российскими медицинскими информационными системами (МИС).

Таблица № 1

Сравнение аналогов в области прогнозирования оптической силы
интраокулярной линзы

Название, нозология	Разработчик	Диапазон применения, точность	Возможность интеграции с российской МИС	Полнота наборов параметров
Hill-RBF Calculator, глаукома	HAAG-STREIT AG, Switzerland	От -2.5 до 30 дптр, >68%	Невозможно	Только с LENSTAR LS 900
Программный комплекс на основе ИНС, катаракта	Арзамасцев А.А., Фабрикантов О.Л. (Тамбовский МНТК)	От -25 до 25 дптр, 50% в ¼ дптр, 85% в ½ дптр (≤71%)	Возможно	Невозможно использовать собственные
IOL Master 700, катаракта	Zeiss, Germany	От -30 до 30 дптр, ≈73,5%	Невозможно	Только с IOL Master 700

Стоит отметить, что при осмотре пациента врачи используют сразу несколько приборов, каждый из которых имеет свой уровень точности для измерения различных характеристик глазометрии. Наиболее точным и приоритетным среди них считается прибор Sirius. Поэтому необходимо разработать решение, способное аккумулировать все данные, полученные с различных приборов, и объединять их с учётом их приоритетов, чтобы получить наиболее точную и комплексную картину глазометрии пациента. Одновременно с этим, решение должно обладать доступным порогом входа, для неопытного пользователя ПК, чтобы врачи независимо от уровня своего владения современными технологиями могли использовать его в своей повседневной практике.

Методы построения рекомендаций

Case-based reasoning (CBR) является мощным методом, применимым в контексте создания системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР). Данный метод основан на использовании опыта, накопленного в прошлом, для решения текущих задач. В офтальмологии, особенно при расчете оптической силы интраокулярной линзы (ИОЛ) для пациентов с катарактой [4], CBR может сыграть ключевую роль, особенно с учётом больших объёмов накопленных ретроспективных клинических данных.

CBR работает по принципу поиска и использования аналогичных случаев для решения новых проблем. В рамках СППВР, основанной на CBR, каждый клинический случай пациента, включая его параметры глазометрии, использованную формулу для расчета ИОЛ, результаты операции и последующее состояние, хранится в базе данных. Когда в систему вводится информация о новом пациенте, алгоритм CBR начинает поиск в базе данных, чтобы найти случаи с похожими параметрами и предлагает выбор, который уже был сделан когда-то для другого-случая и оказался успешным.

Когда система находит несколько схожих случаев, она анализирует их результаты. Например, если у пациента схожие параметры глазометрии с предыдущими случаями, где была успешно применена определенная формула расчета ИОЛ, система предложит ту же формулу. Врач получает рекомендации на основе прошлых успешных результатов, что значительно сокращает время на принятие решений и снижает риск ошибок, связанных с человеческим фактором.

Одним из ключевых преимуществ CBR является его способность адаптироваться к новым данным. После каждой операции результаты добавляются в базу данных, и система использует в прогнозировании и новые случаи, а значит, что со временем рекомендации становятся все более точными и релевантными.

Ещё один возможный подход – это использование методов машинного обучения для построения рекомендаций, которые могут быть использованы в СППВР.

Классическое машинное обучение, которое является частью искусственного интеллекта, опирается на методы математической статистики, математического анализа и теории вероятностей. Алгоритмы этой области представляют собой математические модели, обучающиеся на основе сводных данных. Они предназначены для выявления закономерностей между характеристиками и целевой переменной. Процесс обучения заключается в анализе предоставленного набора данных и определении влияния различных характеристик на целевую переменную с целью минимизации функции ошибки.

Глубокое машинное обучение [5] также относится к сфере искусственного интеллекта и использует принципы нечеткой логики. Этот подход включает применение глубоких искусственных нейронных сетей, которые состоят из входных, скрытых и выходных слоев. Результаты, полученные на одном слое, передаются на следующий. Каждый нейрон имеет свои веса и выполняет математические преобразования. В начале обучения модели присваиваются случайные веса каждому нейрону, и по мере получения обратной связи, эти веса корректируются до тех пор, пока не будет достигнут правильный результат.

Интерпретируемость моделей в машинном обучении подразумевает два ключевых аспекта. Во-первых, необходимо понимать логическую цепочку, по которой модель пришла к конкретному выводу. Во-вторых, интерпретируемость [6] означает возможность объяснить полученный результат и оценить степень доверия к нему. Важно не только знать, каким образом модель приняла решение, но и оценить достоверность этого решения. Модели классического машинного обучения обычно обладают

более высокой степенью интерпретируемости по сравнению с моделями глубокого обучения.

В случае Волгоградского филиала МНТК, в рамках которого проводится исследование, накопление данных происходит по результатам трёх видов осмотров, заносящихся в структурированные электронные медицинские документы – это предоперационный, операционный и постоперационный осмотры. Каждый из них обладает своим набором параметров, однако очевидно, что задача построения рекомендаций должна опираться лишь на те параметры глазометрии, которые доступны врачу по результатам предоперационных осмотров на различных приборах.

При выборе подхода к построению СППВР [7] стало ясно, что метод CBR в данном исследовании не подходит, так как в предоперационном осмотре содержится порядка 28 видов параметров, каждый из которых обладает достаточно обширным диапазоном значений. Невозможно построить достаточно точный прогноз и индивидуальный подход к пациенту, опираясь на значения, измеренные различными приборами для другого пациента в прошлом – в данном случае высока вероятность ошибки, что в случае, когда речь идёт о здоровье людей, в частности, при лечении катаракты или глаукомы [8] – недопустимо.

Вследствие этого было решено использовать для построения СППВР машинное обучение, а именно – классическое его направление. Учитывая специфику задачи, связанной с расчетом оптической силы интраокулярной линзы, подходы классического машинного обучения, такие, как дерево решений, случайный лес, и градиентный бустинг, представляются более легко интерпретируемыми и адаптированными к поставленной задаче.

Такое решение было принято, потому что в данной задаче объем доступных данных ограничен. Модели глубокого обучения, как правило, требуют больших объемов данных для успешного обучения, что может быть

недоступно в офтальмологии, особенно при рассмотрении данных от различных приборов. Модели классического машинного обучения обеспечивают достаточно высокий уровень точности при относительно небольших объемах данных, что делает их более применимыми в сценариях с ограниченным доступом к медицинским данным.



Рис. 1. – Объектная модель представления данных используемых научных СЭМД первого, второго и третьего типов

Кроме того, модели классического машинного обучения обладают большей прозрачностью и интерпретируемостью результатов, что крайне важно в медицинских приложениях. Врачи должны иметь возможность понимать и объяснять принимаемые моделью решения в случае необходимости. Данные, полученные от офтальмологических приборов, могут иметь сложную структуру и содержать множество взаимосвязанных параметров, можно использовать специальные библиотеки для их парсинга [9]. Модели классического машинного обучения могут лучше справляться с такими данными, чем глубокие нейронные сети.

В конце концов, модели классического машинного обучения часто обладают преимуществом легкости внедрения в клиническую практику. Они могут быть быстро адаптированы и использованы в реальном времени для принятия врачебных решений.

Безусловно, для рекомендаций будет использоваться одна из ансамблевых моделей МО, для достижения высоких значений точности модели.

В основном, ансамблевые модели строятся на дереве решений (Decision Tree). Принцип работы данного алгоритма состоит в том, что дерево решений строится в виде древовидной структуры с узлами, представляющими признаки, и “листьями”, предсказывающими целевую переменную. На каждом узле происходит разбиение данных на основе определенного признака, таким образом, дерево определяет последовательность решений, которые приводят к конечному прогнозу. Важно заметить, что в контексте дерева решений, “листья” представляют собой конечные узлы в структуре дерева, которые не содержат дальнейших разбиений на признаки. Они являются терминальными точками в дереве решений и содержат прогноз или класс для конкретного наблюдения или набора признаков.

Когда дерево решений проходит по различным узлам, на каждом узле задается вопрос критерия разбиения о выборе дальнейшего узла, основанный на значении определенного признака. Этот процесс продолжается до тех пор, пока не будут достигнуты листовые узлы, которые представляют собой окончательные выводы и прогнозы модели на основе предыдущих выборов.

Таким образом, листья в дереве решений определяют итоговые прогнозы или классификации для конкретных наблюдений на основе пути разбиения, пройденного деревом от корня к конечному узлу. Каждый лист содержит информацию о классе или значении, которое будет присвоено наблюдениям, попавшим в этот конечный узел.

Архитектурное решение

В целом, чтобы достичь возможности относительно лёгкого использования врачами СППВР, вследствие недостатка навыков владения компьютером, а следовательно, повысить доступность методов МО, которые будут использоваться для прогнозирования, отлично подходит построение веб-приложения.

Оно может запускаться на любом современном браузере, имеет пользовательский интерфейс и не требует особых знаний в области информационных технологий для использования.

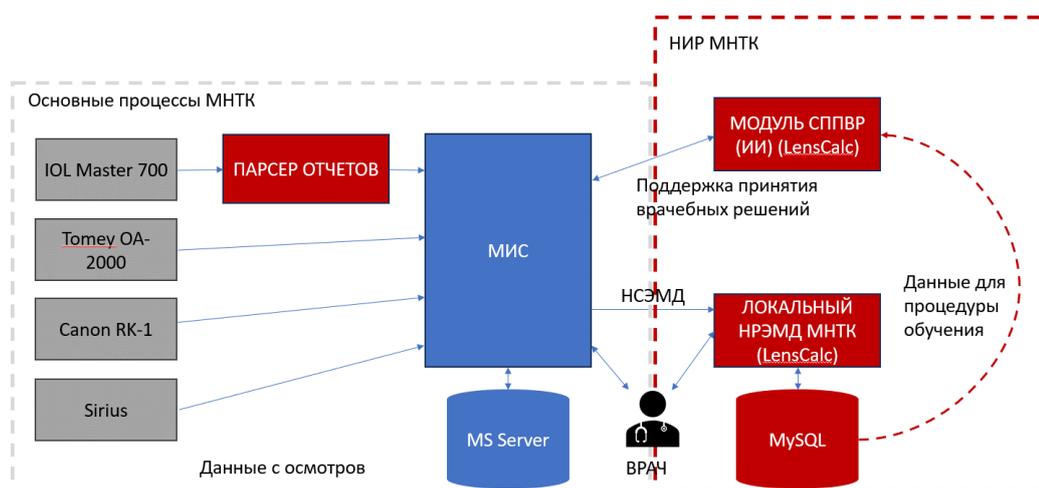


Рис. 2. – Решение по интеграции СППВР в контур бизнес-процессов МНТК

Чтобы использовать модели МО в веб-приложении, необходимо будет их обучить, провалидировать по метрикам качества [10] и сериализовать в объекты для дальнейшей выгрузки и использования в СППВР.

Для валидации моделей в основном используют такие метрики как Precision, recall, F1-Score, матрицы ошибок [11].

Матрица ошибок визуализирует результаты классификации, показывая количество верно и ошибочно классифицированных объектов для каждого класса. Позволяет лучше понять, в каких случаях модель ошибается и какие виды ошибок допускаются. Она содержит в себе такие классы, как:

- 1) Истинноположительные (True Positive) - объекты, которые имеют положительный класс и предсказанные, как положительный класс;
- 2) Истинноотрицательные (True Negative) - объекты, которые имеют отрицательный класс и предсказаны, как отрицательный;
- 3) Ложноположительные (False Positive) - объекты, которые имеют отрицательный класс, но ошибочно предсказаны как положительный;
- 4) Ложноотрицательные (False Negative) - объекты, которые имеют положительный класс, но ошибочно предсказаны как отрицательный.

Рекомендательная система, интегрированная в медицинскую информационную систему клиники с доступом к данным НСЭМД, в качестве отдельного модуля, представляющего собой веб-приложение [12,13], будет использовать результаты биометрических измерений и другие характеристики пациента для автоматического предложения наилучшей формулы для расчета оптической силы IOL.

Система научного регистра электронных медицинских документов (НРЭМД) обеспечит эффективное сохранение структурированных медицинских данных, включая результаты глазометрии, диагнозы, хирургические вмешательства и послеоперационные показатели.



Рис. 3. – Новая схема поддержки принятия решения врача о выборе формулы

Централизованное хранение обеспечит врачам мгновенный доступ ко всей клинической истории пациента, создавая основу для более глубокого анализа данных.

Новая схема поддержки принятия решения лица принимающего решения (ЛПР) о выборе формулы на основе НСЭМД-протокола предоперационного осмотра пациента с диагнозом «катаракта» представлена на рисунке 3.

Интеграция НСМЭД с СППВР и НРМЭД предоставит врачам дополнительные инструменты для принятия решений в процессе выбора формулы для расчета оптической силы линзы. СППВР, используя данные из НСМЭД, сможет предоставлять врачам точные рекомендации и информацию, основанную на методах машинного обучения и алгоритмах анализа данных, что позволит врачам принимать более информированные, научно обоснованные решения, сокращая риск человеческих ошибок и повышая общее качество офтальмологической помощи пациентам.

Заключение

Разработка и внедрение системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР) для расчета оптической силы интраокулярных линз (ИОЛ) представляет собой шаг вперед в области офтальмологии. Данная система, основанная на современных методах машинного обучения и искусственного интеллекта, направлена на повышение точности и эффективности выбора ИОЛ, что критически важно для успешного лечения катаракты при проведении хирургических вмешательств.

Использование методов машинного обучения позволяет не только автоматизировать сложные расчеты, но и минимизировать риск человеческой ошибки. Анализ данных множества пациентов и их биометрических показателей дает возможность рекомендательной системе предлагать оптимальные формулы для расчета ИОЛ, основываясь на реальных

клинических данных. Наш подход не только ускорит процесс принятия решений врачами, но и поспособствует увеличению доли успешных операций в МНТК.

Учитывая масштаб распространения этого заболевания и прогнозируемое увеличение числа пациентов, нуждающихся в хирургическом вмешательстве, внедрение такого инструмента нельзя не назвать необходимым.

В результате проделанной работы удалось добиться цели и найти способ уменьшения вероятности врачебной ошибки при выборе формулы для расчёта оптической силы интраокулярной линзы, а также выполнить все сопутствующие задачи, которые были обозначены. Таким образом, предложенная система поддержки принятия врачебных решений для расчета оптической силы ИОЛ демонстрирует высокую практическую ценность и потенциал для широкого применения в офтальмологической практике. Ее внедрение не только облегчит работу врачей, но и обеспечит более качественное и эффективное лечение пациентов с катарактой, что подтверждает значимость использования современных технологий в медицине.

Литература

1. Слепота и нарушения зрения // ВОЗ // who.int URL: who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/blindness-and-visual-impairment (дата обращения: 12.03.2024).
2. Арзамасцев А. А., Фабрикантов О. Л., Зенкова Н. А., Белоусов Н. К. Оптимизация формул для расчета ИОЛ // Вестник Тамбовского университета. – 2016. – Т. 21, № 1. – С. 208–212.
3. Арзамасцев А. А., Фабрикантов О. Л., Зенкова Н. А., Беликов С. В. Расчет интраокулярных линз (ИОЛ) в офтальмологии с использованием моделей искусственного интеллекта // Актуальные проблемы прикладной

математики, информатики и механики: сб. тр. межд. науч. конф. (г. Воронеж, 11–15 дек. 2021 г.). – Воронеж: Научно-исследовательские публикации, 2022. – С. 291–296.

4. Малюгин, Б. Э. Хирургия катаракты и интраокулярная коррекция афакии: достижения, проблемы и перспективы развития // Вестник офтальмологии. – 2006. – Т. 122, № 1. – С. 37–41.

5. Николенко, С., Кадурич А., Архангельская Е. Глубокое обучение. – Санкт-Петербург: Питер, 2019. – 480 с. : ил. – ISBN 978-5-496-02536-2.

6. SHAP Explainer // shap.readthedocs.io. URL: shap.readthedocs.io/en/latest/generated/shap.Explainer.html#shap.Explainer (дата обращения: 18.05.2024).

7. Гусев, А. В., Зарубина Т. В. Поддержка принятия врачебных решений в медицинских информационных системах медицинской организации // Врач и информационные технологии. – 2017. – № 2. – С. 60–72.

8. Gupta N., Ang L. C., Noel de Tilly L., Yucel Y. H. Human glaucoma and neuronal degeneration in the intracranial optic nerve, lateral geniculate nucleus and visual cortex of the brain // The British journal of ophthalmology. – 2006. – № 90. – pp. 674–678

9. Ломакин, А. С. Разработка встраиваемой библиотеки для парсинга PDF-отчётов и автоматического интегрирования данных в карту пациента в области офтальмологии // NovaUm.Ru. – 2023. – № 44. – С. 4–7.

10. Горячкин, Б. С., Чечнев А. А. Анализ чувствительности метрик бинарной классификации к дисбалансу данных // E-Scio. – 2021. – № 4. – С. 23–34.

11. Бишоп, К. М. Распознавание образов и машинное обучение / перевод с английского: Ключин Д. А. – Санкт-Петербург : Диалектика, 2020. – 960 с. – ISBN 978-5-907144-55-2.

12. Заяц, А. М., Васильев Н. П. Проектирование и разработка WEB-приложений. Введение в frontend и backend разработку на JavaScript и node.js. – 3-е изд., стер. – Санкт-Петербург : Лань, 2023. – 120 с. – ISBN 978-5-507-45423-5.

13. Баланов, А. Н. Бэкенд-разработка веб-приложений: архитектура, проектирование и управление проектами: учебное пособие для вузов / Санкт-Петербург: Лань, 2024. – 312 с. – URL: e.lanbook.com/book/394556 (дата обращения: 12.05.2024).

References

1. Slepota i narusheniya zreniya [Blindness and visual impairment]. URL: who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/blindness-and-visual-impairment.

2. Arzamascev A. A., Fabrikantov O. L., Zenkova N. A., Belousov N. K. Vestnik Tambovskogo universiteta. 2016. T. 21, № 1. pp. 208–212.

3. Arzamascev A. A., Fabrikantov O. L., Zenkova N. A., Belikov S. V. Raschet intraokulyarny`x linz (IOL) v oftal`mologii s ispol`zovaniem modelej iskusstvennogo intellekta [Calculation of intraocular lenses (IOL) in ophthalmology using artificial intelligence models] Aktual`ny`e problemy` prikladnoj matematiki, informatiki i mexaniki: sb. tr. mezhd. nauch. konf. (Voronezh, 11–15 dek. 2021) Nauchno-issledovatel`skie publikacii. 2022. pp. 291–296.

4. Malyugin B. E. Vestnik oftal`mologii. 2006. T. 122, № 1. pp. 37–41.

5. Nikolenko, C., Kadurin A., Arxangel`skaya E. Glubokoe obuchenie [Deep learning]. Sankt-Peterburg. Piter. 2019. 480 p. il. ISBN 978-5-496-02536-2.

6. SHAP Explainer. SHAP. shap.readthedocs.io. URL: shap.readthedocs.io/en/latest/generated/shap.Explainer.html/shap.Explainer.

7. Gusev A. V., Zarubina T. V. Vrach i informacionny`e tehnologii. 2017. № 2. pp. 60–72.

8. Gupta N., Ang L. C., Noel de Tilly L., Yucel Y. H. The British journal of ophthalmology. 2006. № 90. pp. 674–678.
9. Lomakin A. S. NovaUm.Ru. 2023. № 44. pp. 4–7.
10. Goryachkin B. S., Chechnev A. A. E-Scio. 2021. № 4. pp. 23–34.
11. Bishop, K. M. Raspoznavanie obrazov i mashinnoe obuchenie [Pattern recognition and machine learning]. Sankt-Peterburg. Dialektika. 2020. 960 p. ISBN 978-5-907144-55-2.
12. Zayacz, A. M., Vasil`ev N. P. Proektirovanie i razrabotka WEB-prilozhenij. Vvedenie v frontend i backend razrabotku na JavaScript i node.js [Design and development of WEB applications. Introduction to frontend and backend development in JavaScript and node.js] 3-e izd. Sankt-Peterburg. Lan`. 2023. 120 p. ISBN 978-5-507-45423-5.
13. Balanov, A. N. Be`kend-razrabotka veb-prilozhenij: arxitektura, proektirovanie i upravlenie proektami: uchebnoe posobie dlya vuzov [Backend-web application development: architecture, design and project management: a textbook for universities]. Sankt-Peterburg. Lan`. 2024. 312 p. ISBN 978-5-507-48818-6. URL: e.lanbook.com/book/394556.

Дата поступления: 10.05.2024

Дата публикации: 19.06.2024