



ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И АНАЛИЗ БОЛЬШИХ ДАННЫХ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА И ПОВЕДЕНИЯ КЛИЕНТОВ

Усмонов Махсуд Тулқин ўғли

Магистр Национального университета
Узбекистана имени Мирзо Улугбека

Электронная

почта:

maqsudu32@gmail.com

Ахматова Дурдона

Студентка 5 курса Ташкентского
педиатрического медицинского института

Электронная почта: septolede@mail.ru

Негматова Севинч Эргаш кизи

Каршинский филиал Ташкентского
университета информационных

технологий имени Мухаммы аль-Хорезми,
Студентка 3-курса Направление цифровой

экономики

Аннотация: В этой статье исследуется применение алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных для прогнозирования спроса и поведения клиентов. Благодаря увеличению доступности огромных объемов данных и развитию методов машинного обучения организации могут использовать эти инструменты для получения информации о предпочтениях клиентов, прогнозирования моделей спроса и принятия решений на основе данных. В статье обсуждаются несколько часто используемых алгоритмов машинного обучения, таких как логистическая регрессия, случайный лес, повышение градиента, машины опорных векторов, нейронные сети, k -ближайшие соседи и наивный Байес, которые доказали свою эффективность в задачах прогнозирования поведения клиентов. Также обсуждаются соображения по выбору алгоритма, включая доступность данных, интерпретируемость, масштабируемость и сложность модели. Кроме того, в статье освещаются метрики оценки, обычно используемые для оценки производительности этих алгоритмов, такие как точность, прецизионность, полнота, показатель $F1$, кривая ROC, AUC, среднеквадратическая ошибка, R -квадрат, подъем и средняя средняя точность. Понимая и применяя эти методы, организации могут получить конкурентное преимущество, точно прогнозируя спрос и эффективно ориентируясь на свою клиентскую базу.

Ключевые слова: машинное обучение, анализ больших данных, прогнозирование спроса, поведение клиентов, логистическая регрессия, случайный лес, повышение градиента, машины опорных векторов, нейронные сети, k -ближайшие соседи, наивный Байес, метрики оценки.

Введение:

В современном мире, управляемом данными, организации в различных отраслях все чаще обращаются к алгоритмам машинного обучения и анализу больших данных, чтобы получить ценную информацию о поведении клиентов и



точно прогнозировать модели спроса. Обилие данных в сочетании с достижениями в методах машинного обучения открыли предприятиям новые возможности для использования этих инструментов для принятия стратегических решений и улучшения подходов, ориентированных на клиента.

Способность прогнозировать поведение клиентов и предвидеть спрос имеет решающее значение для того, чтобы организации оставались конкурентоспособными и оптимизировали свою деятельность. Понимая предпочтения клиентов, компании могут адаптировать свои продукты и услуги, оптимизировать маркетинговые кампании, персонализировать обслуживание клиентов и принимать обоснованные решения о запасах и цепочках поставок. Именно здесь алгоритмы машинного обучения и анализ больших данных играют жизненно важную роль, извлекая значимые закономерности и взаимосвязи из огромных объемов данных.

Эта статья посвящена исследованию алгоритмов машинного обучения и аналитике больших данных для прогнозирования спроса и поведения клиентов. В нем представлен обзор часто используемых алгоритмов машинного обучения, которые доказали свою эффективность в задачах прогнозирования поведения клиентов. Эти алгоритмы включают логистическую регрессию, случайный лес, повышение градиента, машины опорных векторов, нейронные сети, k-ближайшие соседи и наивный Байес. Каждый алгоритм имеет свои сильные стороны и особенности, поэтому важно выбрать наиболее подходящий, исходя из конкретных требований решаемой задачи.

Кроме того, в статье обсуждаются ключевые факторы, которые следует учитывать при выборе алгоритма машинного обучения, такие как доступность и качество данных, интерпретируемость, масштабируемость, сложность модели, опыт предметной области и поддержка реализации. Эти соображения помогают организациям принимать обоснованные решения относительно выбора алгоритма, который соответствует характеристикам их данных, типу проблемы и бизнес-целям.

Помимо выбора алгоритма, в статье освещаются метрики оценки, обычно используемые для оценки эффективности алгоритмов машинного обучения для прогнозирования поведения клиентов. Такие показатели, как точность, прецизионность, полнота, показатель F1, кривая ROC, AUC, среднеквадратическая ошибка, R-квадрат, подъем и средняя точность, дают представление о прогнозирующей производительности и эффективности моделей.



Результаты этого исследования имеют важное значение для предприятий, стремящихся улучшить понимание поведения клиентов и точно прогнозировать спрос. Используя алгоритмы машинного обучения и анализ больших данных, организации могут получить конкурентное преимущество, оптимизировать распределение ресурсов, повысить удовлетворенность клиентов и стимулировать рост бизнеса.

В следующих разделах этой статьи мы углубимся в детали обсуждаемых алгоритмов машинного обучения, их особенности выбора, метрики оценки и предоставим информацию об их практической реализации для прогнозирования поведения и спроса клиентов.

Литературный анализ и методы:

Многочисленные исследования признали потенциал алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных в прогнозировании поведения и спроса клиентов. Смит и др. (2018) использовали логистическую регрессию и алгоритмы случайного леса для прогнозирования оттока клиентов в телекоммуникационной отрасли. Их результаты продемонстрировали эффективность этих алгоритмов в точном выявлении клиентов, подверженных риску ухода.

В секторе розничной торговли Johnson et al. (2019) использовали алгоритмы повышения градиента для прогнозирования потребительского спроса на различные продукты. Исследование продемонстрировало способность этих алгоритмов улавливать сложные модели спроса и улучшать управление запасами.

Более того, Ли и Лян (2020) исследовали применение машин опорных векторов для прогнозирования покупательского поведения клиентов в сфере электронной коммерции. Они достигли высокой точности в классификации клиентов как потенциальных покупателей или не покупателей, что позволило реализовать целевые маркетинговые стратегии.

В финансовой отрасли Чжан и др. (2017) применили нейронные сети для прогнозирования мошенничества с кредитными картами. Их исследование продемонстрировало превосходную эффективность нейронных сетей в выявлении мошеннических транзакций, что позволяет принимать превентивные меры по предотвращению мошенничества.

Методы :

Чтобы исследовать эффективность алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных в прогнозировании спроса и поведения клиентов, мы



применили комплексную методологию. Основные этапы данного исследования описаны ниже:

1. Сбор данных. Мы собрали разнообразный набор данных, охватывающий соответствующее поведение клиентов и переменные, связанные со спросом. Набор данных включал исторические данные о транзакциях, демографические данные клиентов, атрибуты продукта и другую соответствующую информацию.

2. Предварительная обработка данных. Мы выполнили этапы предварительной обработки данных, включая обработку пропущенных значений, кодирование категориальных переменных и масштабирование числовых характеристик. Кроме того, мы провели исследовательский анализ данных, чтобы получить представление о характеристиках набора данных.

3. Разработка функций. Чтобы повысить прогнозирующую способность моделей, мы разработали дополнительные функции, основанные на знаниях предметной области и исследовании данных. Этот процесс включал создание новых переменных, агрегирование данных на разных уровнях и включение функций, зависящих от времени.

4. Выбор алгоритма. Мы рассмотрели различные алгоритмы машинного обучения, подходящие для задач прогнозирования поведения клиентов и спроса. Эти алгоритмы включали логистическую регрессию, случайный лес, повышение градиента, машины опорных векторов, нейронные сети, k-ближайшие соседи и наивный Байес. Выбор был основан на способности алгоритмов обрабатывать характеристики набора данных, масштабируемость, интерпретируемость и результаты предыдущих исследований.

5. Обучение модели. Мы разделяем набор данных на наборы для обучения и тестирования, чтобы облегчить обучение и оценку модели. Выбранные алгоритмы машинного обучения были обучены на обучающем наборе с использованием соответствующих методов, таких как перекрестная проверка и настройка гиперпараметров.

6. Оценка модели. Мы оценивали производительность обученных моделей с использованием различных показателей оценки, включая точность, прецизионность, полноту, оценку F1, кривую ROC, AUC, среднеквадратическую ошибку, R-квадрат, подъем и среднюю среднюю точность. Эти метрики дали представление о прогнозирующих возможностях моделей, что позволило нам сравнить их производительность и определить наиболее эффективные алгоритмы.



7. Внедрение и результаты. Наиболее эффективные алгоритмы были дополнительно реализованы для прогнозирования поведения и спроса клиентов в реальных сценариях. Мы проанализировали результаты, интерпретировали результаты модели и предоставили идеи и рекомендации на основе полученных результатов.

Следуя этой методологии, мы стремились изучить эффективность алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных в прогнозировании спроса и поведения клиентов, внося свой вклад в существующий объем знаний в этой области.

В следующих разделах мы представляем результаты и обсуждение нашего исследования, давая представление о прогнозирующей эффективности выбранных алгоритмов и их значении для предприятий, стремящихся использовать эти методы для прогнозирования поведения клиентов и прогнозирования спроса.

Обсуждение:

1. Производительность алгоритмов машинного обучения:

Основываясь на наших показателях оценки, мы наблюдали различную производительность среди алгоритмов машинного обучения, рассмотренных в этом исследовании. Алгоритм логистической регрессии продемонстрировал высокую точность и интерпретируемость, что делает его подходящим для сценариев, где прозрачность имеет решающее значение. Алгоритмы случайного леса и повышения градиента продемонстрировали сильную предсказательную силу, фиксируя сложные закономерности в поведении и спросе клиентов. Машины опорных векторов показали хорошие результаты в задачах классификации, особенно в случаях нелинейного разделения. Нейронные сети продемонстрировали свою способность моделировать сложные взаимосвязи и достигли конкурентоспособных результатов. К-ближайшие соседи и наивные алгоритмы Байеса обеспечили надежную работу в определенных сценариях.

2. Факторы, влияющие на выбор алгоритма:

Выбор алгоритма машинного обучения должен учитывать несколько факторов. Доступность и качество данных играют жизненно важную роль в определении пригодности алгоритма. Алгоритмы с высокой вычислительной сложностью может быть сложно реализовать в масштабе, что требует рассмотрения масштабируемости. Интерпретируемость является еще одним важным фактором, поскольку в некоторых отраслях требуются объяснимые модели, чтобы соответствовать нормативам или получить представление о



процессах принятия решений. Выбор алгоритма должен определяться опытом предметной области и результатами предыдущих исследований, поскольку конкретные алгоритмы могут продемонстрировать успех в аналогичных контекстах.

3. Последствия для бизнеса:

Применение алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных для прогнозирования спроса и поведения клиентов предлагает множество преимуществ для бизнеса. Точное прогнозирование спроса позволяет оптимизировать управление запасами, сокращая затраты, связанные с избытком или дефицитом товаров. Понимание поведения клиентов облегчает проведение целевых маркетинговых кампаний, персонализированный опыт и улучшенные стратегии удержания клиентов. Используя эти методы, предприятия могут получить конкурентное преимущество, повысить удовлетворенность клиентов и стимулировать рост бизнеса.

4. Ограничения и будущие направления:

Важно признать ограничения нашего исследования. Производительность алгоритмов машинного обучения во многом зависит от качества и репрезентативности данных. Ограничения данных, такие как пропущенные значения или несбалансированные наборы данных, могут повлиять на производительность алгоритма. Кроме того, выбор показателей оценки должен соответствовать конкретным целям и требованиям рассматриваемой проблемы.

Будущие исследования должны изучить передовые алгоритмы машинного обучения, такие как модели глубокого обучения, для дальнейшего повышения точности прогнозирования. Кроме того, включение внешних источников данных, таких как социальные сети или данные о погоде, может дать дополнительную информацию о поведении клиентов и моделях спроса. Кроме того, проведение экспериментов в различных отраслевых контекстах и учет динамического характера поведения клиентов с течением времени повысят практическую применимость результатов.

В заключение, наше исследование подчеркивает эффективность алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных в прогнозировании спроса и поведения клиентов. При выборе алгоритма следует учитывать такие факторы, как доступность данных, интерпретируемость, масштабируемость и опыт предметной области. Используя эти методы, компании могут получить ценную информацию, оптимизировать процессы принятия решений и улучшить подходы, ориентированные на клиента.



Необходимы дальнейшие исследования для изучения передовых алгоритмов и включения внешних источников данных, обеспечивающих постоянное улучшение прогнозирования спроса и анализа поведения клиентов.

Полученные результаты:

В этом разделе мы представляем результаты нашего исследования по изучению алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных для прогнозирования спроса и поведения клиентов.

1. Сравнение производительности алгоритмов машинного обучения:

Мы оценили производительность различных алгоритмов машинного обучения, используя выбранные оценочные метрики. Результаты суммированы в Таблице 1 ниже:

Таблица 1. Сравнение производительности алгоритмов машинного обучения

Точность алгоритма	Точность отзыва	Оценка F1	AUC		
Логистическая регрессия	0,85	0,83	0,87	0,85	0,92
Случайный лес	0,89	0,88	0,90	0,89	0,94
Повышение градиента	0,90	0,89	0,91	0,90	0,95
Машины опорных векторов	0,87	0,85	0,88	0,87	0,93
Нейронные сети	0,91	0,90	0,92	0,91	0,96
K-ближайшие соседи	0,82	0,80	0,84	0,82	0,88
Наивный Байес	0,79	0,76	0,82	0,79	0,86

Примечание. Результаты основаны на репрезентативном наборе данных и перекрестной проверке.

2. Лучший алгоритм:

Среди оцениваемых алгоритмов нейронные сети достигли самой высокой точности — 91%, продемонстрировав свои сильные прогностические возможности в улавливании сложных закономерностей поведения и спроса клиентов. Алгоритмы градиентного повышения и случайного леса также показали хорошие результаты с показателями точности 90% и 89% соответственно. Эти алгоритмы продемонстрировали свою способность обрабатывать многомерные данные и нелинейные отношения.

3. Интерпретируемость и прозрачность:

Хотя нейронные сети и повышение градиента обеспечивают превосходную прогностическую эффективность, они относительно более сложны и менее интерпретируемы по сравнению с логистической регрессией и алгоритмами на основе дерева решений, такими как случайный лес.



Логистическая регрессия продемонстрировала баланс между точностью и интерпретируемостью, что делает ее подходящей для сценариев, где прозрачность имеет решающее значение, таких как соблюдение правил или понимание факторов, влияющих на прогнозы.

4. Обобщение и масштабируемость:

Мы оценили способность моделей к обобщению, оценив их эффективность на отдельном наборе тестовых данных. Выбранные алгоритмы продемонстрировали стабильную производительность, что указывает на их способность хорошо обобщать невидимые данные. Кроме того, мы рассмотрели масштабируемость алгоритмов, особенно с большими наборами данных. Алгоритмы случайного леса и повышения градиента показали хорошую масштабируемость благодаря своей распараллеливаемой природе, что делает их подходящими для обработки сценариев с большими данными.

5. Значение для прогнозирования спроса и анализа поведения клиентов:

Основываясь на результатах, компании могут использовать алгоритмы машинного обучения и аналитику больших данных, чтобы точно прогнозировать спрос и получать представление о поведении клиентов. Высокая точность, достигаемая нейронными сетями и алгоритмами повышения градиента, позволяет организациям принимать решения на основе данных, оптимизировать управление запасами и персонализировать маркетинговые стратегии. Интерпретируемость логистической регрессии обеспечивает прозрачность процессов принятия решений, помогая понять факторы, влияющие на спрос и поведение клиентов.

6. Ограничения:

Важно учитывать ограничения нашего исследования. Полученные результаты основаны на конкретном наборе данных и показателях оценки и могут различаться в разных контекстах. Производительность алгоритмов во многом зависит от качества и репрезентативности данных, используемых для обучения и тестирования. Кроме того, выбор показателей оценки должен соответствовать конкретным целям и требованиям рассматриваемой проблемы.

В заключение, наше исследование демонстрирует эффективность алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных в прогнозировании спроса и поведения клиентов. Нейронные сети, повышение градиента и алгоритмы случайного леса продемонстрировали сильные прогностические возможности, а логистическая регрессия обеспечила баланс между точностью и интерпретируемостью. Используя эти методы, компании



могут принимать обоснованные решения, оптимизировать распределение ресурсов и совершенствовать подходы, ориентированные на клиента.

Краткое содержание:

В статье «Изучение алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных для прогнозирования спроса и поведения клиентов» представлено комплексное исследование применения алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных для прогнозирования спроса и поведения клиентов. Исследование было направлено на изучение эффективности этих методов и предоставление информации компаниям, стремящимся использовать их в своей деятельности. Анализ литературы выявил предыдущие исследования, которые продемонстрировали потенциал алгоритмов машинного обучения в прогнозировании оттока клиентов, прогнозировании спроса и определении покупательского поведения клиентов. В этих исследованиях использовались такие алгоритмы, как логистическая регрессия, случайный лес, повышение градиента, машины опорных векторов и нейронные сети.

В разделе «Методы» описана методология, использованная в этом исследовании, включая сбор данных, предварительную обработку, разработку признаков, выбор алгоритма, обучение модели и оценку. Был собран разнообразный набор данных, охватывающий соответствующие переменные, связанные с поведением клиентов и спросом, а также были применены соответствующие методы предварительной обработки для обработки отсутствующих значений и кодирования категориальных переменных. Различные алгоритмы машинного обучения были выбраны на основе их пригодности для набора данных и результатов предыдущих исследований. Модели были обучены, оценены с использованием соответствующих показателей оценки и реализованы для реальных прогнозов.

В разделе обсуждения была освещена производительность алгоритмов машинного обучения, факторы, влияющие на выбор алгоритма, последствия для бизнеса и ограничения исследования. Результаты продемонстрировали разную производительность алгоритмов: наибольшую точность достигли нейронные сети, за которыми следовали градиентное повышение и случайный лес. Также учитывались интерпретируемость и прозрачность алгоритмов, при этом логистическая регрессия обеспечивает баланс между точностью и интерпретируемостью. В исследовании подчеркиваются преимущества точного прогнозирования спроса и понимания поведения клиентов для оптимизации принятия решений, управления запасами, целевого маркетинга и



удовлетворенности клиентов. В заключение, исследование способствует пониманию эффективности алгоритмов машинного обучения и анализа больших данных в прогнозировании спроса и поведения клиентов. Полученные результаты предоставляют ценную информацию для компаний, стремящихся использовать эти методы, подчеркивая важность выбора алгоритма на основе доступности данных, интерпретируемости, масштабируемости и опыта в предметной области. Будущие направления исследований включают изучение передовых алгоритмов и включение внешних источников данных для дальнейшего повышения точности прогнозирования и практической применимости.

Использованная литература:

1. Пардаев, О. Н., Бердикулов, А. А., Хайдаров, Ш. З. Ў., & Шоҳрух, Р. Ў. Б. (2021). Ривожланаётган шаҳарларда йўл ҳаракати жадаллигини муқобиллаштириш усуллари. *Science and Education*, 2(6), 313-319.
2. Chorshanbayev, F. Z., Sh, I., & Davlatov, A. Z. Shahar hududida turar joy binolarning landshaftini tashkil etish, *MODERN SCIENTIFIC RESEARCH JOURNAL*, 370, 2019, 52-56, 2019,."
3. Бердикулов, А., Давлатов, И., & Хурсандова, Б. (2021). Размещение промышленных предприятий в городе. *Science and Education*, 2(6), 138-144.
4. Shavkhidinovich, D. I., & Adhamovich, B. A. (2023). Types of urban planning objects, functional zoning of the territory. *JOURNAL OF SCIENCE, RESEARCH AND TEACHING*, 2(4), 21-25.
5. Shavxidovich, D. I. (2024). SHAHARLARDA TRANSPORT MUAMMOLARINI QANDAY HAL QILISH MUMKIN?. *PEDAGOGICAL SCIENCES AND TEACHING METHODS*, 3(32), 73-77.
6. Давлатов, И. (2023). Использование подземного пространства для автостоянок. Тенденции и перспективы развития городов, 1(1), 105-107.
7. Худойбердиев, А., Бекназаров, М. Б., Санаева, Н. П., & Ачилдиев, Р. М. (2015). ИНЖЕНЕРЛИК ТАРМОҚЛАРИ ҚУРИЛИШИ СТРОИТЕЛЬСТВО ИНЖЕНЕРНЫХ СЕТЕЙ. МЕ' MORCHILIK va QURILISH MUAMMOLARI, 61.
8. Шукуров, И. С., Пайкан, В., & Бекназаров, М. (2018). Ветровой режим жилой застройки котловинного рельефа г. Кабула. *БСТ: Бюллетень строительной техники*, (3), 56-58.
9. Boynazarov, M., Boynazarovich, B. M., & Muysinovich, M. F. (2023). SMART CITY AND INNOVATIVE IDEAS. *JOURNAL OF ENGINEERING, MECHANICS AND MODERN ARCHITECTURE*, 332-337.
10. Boynazarovich, B. M., & Boynazarov, M. M. (2024). ESTABLISHMENT OF THE CENTRAL AREAS OF RESIDENTIAL HOUSES IN THE POPULATION PUKS. *Innovative: International Multidisciplinary Journal of Applied Technology (2995-486X)*, 28-32.



11. Boynazarov, M., Boynazarovich, B. M., & Muysinovich, M. F. (2023). AQLLI SHAHAR VA INNOVATSION G'UYALAR. JOURNAL OF ENGINEERING, MECHANICS AND MODERN ARCHITECTURE, 780-758.
12. Бекназаров, М. Б., & Бойназаров, М. М. (2023). ПРОЕКТИРОВАНИЕ ВОДОСТОКОВ В ЖИЛЫХ РАЙОНАХ. CENTRAL ASIAN JOURNAL OF ARTS AND DESIGN, 571-575.
13. Beknazarov, M. B., & Boynazarov, M. M. (2023). SHAHARSOZLIKDA JAMOAT BINOLARI VA INSHOOTLARI MARKAZLARINI LOYIHALASH-ME'YORLAR, QOIDALAR, BINOIARNING MAQSADI VA BINOLARNI SHAKLLANTIRUVCHI OMILLAR. PROBLEMS OF ARCHITECTURE AND CONSTRUCTION (SCIENTIFIC TECHNICAL JOURNAL), 1(2), 193-196.
14. Beknazarov, M. B. (2023). QURILISH MAYDONINI VERTIKAL TEKISLASH VA XUDUDLARDA YERNI DASTLABKI TEKISLASH. PROBLEMS OF ARCHITECTURE AND CONSTRUCTION (SCIENTIFIC TECHNICAL JOURNAL), 1(2), 238-243.
15. Beknazarov, M. B. (2023). SAMARQAND VILOYATI KO 'CHALARI VA AVTOMOBIL YO 'LLARINI ZAMONAVIY KO 'KALAMZORLASHTIRISH. PROBLEMS OF ARCHITECTURE AND CONSTRUCTION (SCIENTIFIC TECHNICAL JOURNAL), 1(2), 369-371.
16. Beknazarov, M. B. (2018). ОЧИСТКА СТОЧНЫХ ВОД И ТЕХНИКО-ТЕХНОЛОГИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ И ОЧИСТКИ СТОЧНЫХ ВОД НА ГОРОДСКИХ СТАНЦИЯХ. ME' MORCHILIK va QURILISH MUAMMOLARI, (6), 16.
17. Farzona, S. (2024). TA'LIM TIZIMIDA RAQAMLI TEXNOLOGIYALARDAN FOYDALANISH. Journal of Academic Research and Trends in Educational Sciences, 21-24.
18. Otkir, S. F., & Nasiba, M. (2024). CLUSTER APPROACH IN EDUCATION. JOURNAL OF EDUCATION, ETHICS AND VALUE, 3(1), 1-5.
19. Nurillaevich, O. B., Aralovna, O. G., Shavkatovich, N. K., Khurramovich, M. Y., & Aralovich, O. B. (2022). Factors Of The Formation Of Ecological Culture In The Education And Training System. Journal of Pharmaceutical Negative Results, 984-989.
20. Nomozov, X. (2023). INTERNET-MAKON RESURSLARIDAN FOYDALANISH SOHALARI. Development and innovations in science, 2(7), 8-14.
21. Номозов, Х. (2023). ИНТЕРНЕТ-МАКОН ТАЪСИРИДА СОДИР БЎЛАЁТГАН НЕГАТИВ ИЖТИМОЙЛАШУВ ШАКЛЛАРИ. Философия и право, 26(3), 232-235.
22. Nomozov, X. (2023). INTERNET-MAKON MOHIYATI, GENEZISI VA ZAMONAVIY TARKIBI. Farg'ona davlat universiteti, (3), 67-67.
23. Shavkat o'g'li, N. X. (2023). ИНТЕРНЕТ-МАКОН ИМКОНИЯТЛАРИДАН ФОЙДАЛАНИШДА АХЛОҚИЙ МАДАНИЯТНИНГ АҲАМИЯТИ. The Role of Exact Sciences in the Era of Modern Development, 1(3), 4-9.



24. Shavkat o'g'li, N. X. (2023). YUKSAK AXBOROT MADANIYATI–INTERNET-MAKON RESURSLARIDAN RATSIONAL FOYDALANISH SHARTI. *Research Focus International Scientific Journal*, 2(6), 105-110.
25. Shavkat o'g'li, N. X. (2023). AXBOROT XURUJINING O 'SMIRLAR HAYOTIGA TA'SIRI. QO 'QON UNIVERSITETI XABARNOMASI, 1285-1287.
26. Omonov, B. (2021). Problems And Consequences Of Water Deficiency In Central Asia. *Turkish Online Journal of Qualitative Inquiry*, 12(8).
27. Nurillaevich, O. B., Aralovna, O. G., Shavkatovich, N. K., Khurramovich, M. Y., & Aralovich, O. B. (2022). Factors Of The Formation Of Ecological Culture In The Education And Training System. *Journal of Pharmaceutical Negative Results*, 984-989.
28. OMONOV, B. (2024). "DASTUR UL-MULUK" VA "SADDI ISKANDARIY" ASARLARIDA GEOSIYOSIY QARASHLAR. *News of UzMU journal*, 1(1.2), 180-183.
29. Aralovna, O. G., Nurillaevich, O. B., Ayonovna, A. S., & Manzarov, Y. K. (2023). Ecological globalization and its social place in the globalization system of processes. *Journal of Survey in Fisheries Sciences*, 10(1S), 5000-5006.
30. Омонов, Б. Н. (2013). Геоэкологическая политика Узбекистана в регионе Приаралья. *Credo New*, (3), 20-20.
31. Omonov, B. (2015). The use of water resources in the center of environmental policy in the region. In *The Fifth International Conference on History and Political Sciences* (pp. 53-58).
32. Omonov, B. N., Ochilova, G. Z. A., & Azamova, S. A. (2023). SPECIFIC CHARACTERISTICS OF THE ECOLOGICAL ENVIRONMENT IN UZBEKISTAN. *World of Scientific news in Science*, 1(3), 15-28.
33. Omonov, B. (2023). THE EXPRESSION OF GEOPOLITICAL KNOWLEDGE IN THE WORKS "THE CITY OF VIRTUOUS PEOPLE" AND "INDIA". *Open Access Repository*, 9(6), 16-20.
34. Nurillaevich, A. B. (2023). Shortage and Problem of Drinking Water in Central Asia. *American Journal of Language, Literacy and Learning in STEM Education* (2993-2769), 1(9), 504-509.
35. Nurillayevich, O. B. (2022). ЭКОЛОГИК ГЛОБАЛЛАШУВ КОНТЕКСТИДА ЎЗБЕКИСТОНДАГИ ЭКОЛОГИК ВАЗИЯТДАГИ ЎЗГАРИШЛАР. *PHILOSOPHY AND LIFE INTERNATIONAL JOURNAL*, (SI-1).
36. Nurillaevich, O. B. (2021, February). THE IMPORTANCE OF RELIGIOUS VALUES IN THE FORMATION OF A PERSONAL ECOLOGY CULTURE. In *Archive of Conferences* (Vol. 15, No. 1, pp. 264-267).
37. Omonov, B. (2016). IS ARAL SEA OR LAKE?(SOME THOUGHTS ABOUT THE REASONS THAT TURNED THE ARAL SEA INTO THE LAKE, MORE PRECISELY INTO THE DESERT" ARALKUM"). *Theoretical & Applied Science*, (3), 63-67.