

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

УДК 004.9:004.41

С.Н. Верзунов, verzunov@hotmail.com

Институт машиноведения и автоматизации НАН КР

КОНЦЕПЦИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ГЕОЭКОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА

В данной работе проводится анализ применения искусственного интеллекта и машинного обучения в области геоэкологического мониторинга. Обсуждаются различные преимущества применения искусственного интеллекта, включая анализ данных, оптимизацию дизайна датчиков, обнаружение и классификацию данных, а также обнаружение аномалий в данных. В работе анализируются ключевые функции различных подсистем, включая управление вводом/выводом данных, устройствами, предоставление пользовательского интерфейса и анализа данных. Эти функции важны для эффективного взаимодействия системы с пользователями и другими компонентами системы геоэкологического мониторинга, внешними базами данных и другими системами мониторинга. Концепция интеллектуальной системы геоэкологического мониторинга рассматривается как важный инструмент для улучшения качества анализа геоэкологических процессов и помощи в решении актуальных экологических проблем. В конечном итоге внедрение и использование интеллектуальных систем мониторинга могут существенно способствовать более устойчивому развитию и достижению экологической безопасности.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, геоэкологический мониторинг, интеллектуальная система, датчики, автоматическая интерпретация данных, оптимизация, обнаружение аномалий, интерфейсные подсистемы, управление вводом/выводом данных, управление устройствами, пользовательский интерфейс, интеграция с другими системами.

Введение

В настоящее время применение искусственного интеллекта (ИИ) позволяет обрабатывать большие объемы данных значительно быстрее, чем это возможно вручную или с использованием традиционных методов обработки данных. ИИ может помочь повысить точность сбора и анализа данных, что особенно важно для систем геоэкологического мониторинга, где точность измерений может существенно влиять на принимаемые на основе этих данных решения. ИИ способен обучаться на основе прошлых данных и предсказывать будущие события или тенденции, что может быть крайне полезно для прогнозирования изменений и планирования соответствующих мер предупредительного характера. Искусственный интеллект способен адаптироваться к изменяющимся условиям, что важно для геоэкологического мониторинга, учитывая динамичность и сложность геоэкологической среды. ИИ может обеспечить большую устойчивость к ошибкам во входных данных, поскольку может обучаться на ошибках и совершенствовать свои алгоритмы. Искусственный интеллект может помогать в принятии решений, предоставляя аналитические инструменты и модели, которые помогают улучшить понимание геоэкологических процессов и воздействий на них со стороны человека.

Разрабатываемая интеллектуальная система геоэкологического мониторинга должна являться комплексом технологий и процессов, которые используют ИИ, машинное обучение (МО) и большие данные для наблюдения, анализа и прогнозирования состояния геоэкологической среды. Она может играть важную роль в оценке и прогнозировании геологических процессов, а также в управлении ресурсами и охране окружающей среды.

Для начала рассмотрим некоторые основные компоненты традиционной системы мониторинга геологической среды. Геологическая среда является частью геоэкологической среды, поэтому проблемы геологического мониторинга могут в некоторой степени расширены и на область геоэкологии. На рисунке 1 представлена обобщенная блок-схема системы, на которой показан весь круг задач, требующий соответствующего решения для реализации эффективной работы: 1 – разработка датчиков на новых физических принципах;

2 – вопросы первичной (обнаружение, фильтрация, усиление) и вторичной (определение фазы, амплитуды, частоты) обработки сигнала, связанные с разработкой аппаратной компоненты измерительных каналов; 3 – первичная обработка данных и идентификация параметров геофизического процесса, предполагающих разработку соответствующих алгоритмов обработки и специализированного программного обеспечения [1].

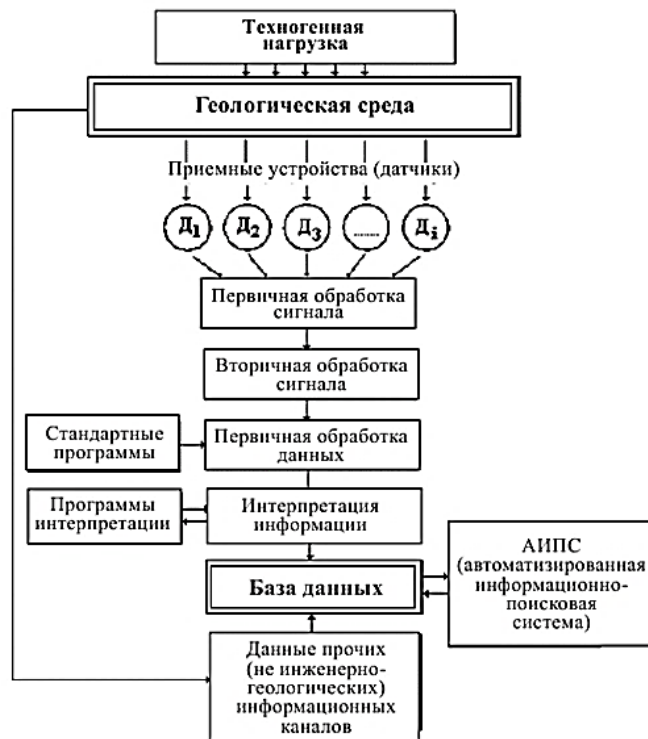


Рисунок 1 – Система мониторинга геологической среды

Цель создания интеллектуальной системы мониторинга геологической среды – обеспечить непрерывное и точное наблюдение за геологическими процессами, а также представить информацию для принятия решений и планирования действий для охраны окружающей среды и управления природными ресурсами за счет комплексного решения вышеперечисленных проблем с использованием ИИ и МО.

Ключевая идея предлагаемой концепции интеллектуальной системы заключается в том, чтобы сделать процесс мониторинга и анализа геологической среды более автоматизированным, точным и эффективным за счет внедрения ИИ и МО в систему геологического мониторинга, что обещает значительные улучшения в точности, эффективности и степени автоматизации этого процесса. Это поможет более точно понимать и прогнозировать геологические процессы, что важно для принятия обоснованных решений и планирования действий по охране окружающей среды и управлению природными ресурсами.

Методы искусственного интеллекта в системе геологического мониторинга

Итак, искусственный интеллект уже играет важную роль в разработке и улучшении измерительных инструментов, особенно в контексте мониторинга геологической среды. Существует множество исследований, которые используют при различном применении ИИ в этой области.

ИИ часто используется для улучшения точности измерений. Например, нейронные сети и алгоритмы машинного обучения могут применять для калибровки измерительных инструментов и обнаружения и коррекции ошибок измерения [2].

В последние годы существенный интерес вызывает разработка интеллектуальных датчиков, которые используют ИИ для автоматической интерпретации собранных данных и принятия решений на основе этих данных [3]. Эти датчики могут использоваться для мониторинга различных параметров геологической среды, таких как температура, давление, влажность и другие.

Данные с датчиков и приборов собираются и передаются на центральную станцию или в облачное хранилище для дальнейшего анализа. Это может включать в себя различные технологии связи, такие как сотовая связь, Wi-Fi, спутниковая связь и т.д. Сенсорные сети играют важную роль в сборе данных для геоэкологического мониторинга. Эти сети могут включать в себя датчики, которые мониторят такие параметры, как температура, давление, влажность, уровень шума, качество воздуха и состояние почвы [4].

Спутники и беспилотные аэросистемы используются для сбора данных на больших территориях или в труднодоступных местах [5]. Беспроводные сети применяются для передачи данных от датчиков до центральных станций или облачного хранилища. Такие технологии, как сотовая связь, Wi-Fi и сети Internet of Things, широко используются в этой области [6]. Спутниковая связь особенно полезна для передачи данных с труднодоступных мест или в ситуациях, когда другие средства связи недоступны.

ИИ играет растущую роль в системах сбора и передачи данных, особенно в контексте геоэкологического мониторинга. Есть несколько ключевых областей, в которых ИИ уже применяется и продолжает исследоваться. К примеру, ИИ может быть использован для оптимизации сбора данных и повышения эффективности передачи. Например, алгоритмы машинного обучения могут быть использованы для определения наиболее эффективного пути передачи данных в беспроводных сетях сенсоров [7]. Кроме того, ИИ может помочь в адаптивном сборе данных, определяя, когда и какие данные нужно собирать, основываясь на текущей ситуации или потребностях. Например, в условиях ограниченной энергии или пропускной способности сети ИИ может определить приоритеты сбора и передачи данных [8].

ИИ может значительно улучшить функциональность и эффективность хранилищ данных в системах мониторинга геоэкологической среды. Применение ИИ в этом контексте включает в себя такие области, как управление данными, предиктивный анализ и оптимизация хранения данных. К примеру, ИИ может автоматизировать процесс организации и каталогизации данных в больших хранилищах данных [9]. Это включает в себя сортировку и классификацию данных, тегирование данных с использованием меток, которые могут помочь в быстром и эффективном поиске, а также определение и удаление дубликатов данных, что обеспечивает более эффективное и организованное хранилище данных.

Интеллектуальные хранилища данных сочетают в себе традиционные технологии хранилищ данных с технологиями ИИ и МО для обеспечения более гибкого и мощного инструмента для хранения, анализа и получения инсайтов из больших объемов данных. К примеру, большой объем данных, находящихся в хранилище, может быть использован для обучения моделей, которые затем могут применять для предсказания или классификации новых данных. ИИ может быть использован для автоматизации процесса подготовки данных для хранения и анализа. Это может включать в себя обнаружение и устранение аномалий, заполнение пропущенных значений и преобразование данных в формат, пригодный для анализа [10].

Семантические хранилища данных используют ИИ для обеспечения более глубокого понимания содержания данных. Это может включать в себя использование машинного обучения для автоматической классификации или кластеризации данных, а также использование онтологий или семантических сетей для представления связей между данными [11]. С увеличением объема данных, которые требуется обрабатывать и хранить, ИИ становится все более важным для обеспечения эффективного управления данными. Это может включать в себя использование алгоритмов машинного обучения для анализа

больших объемов данных и выявления важной информации, а также применение ИИ для оптимизации хранения и обработки данных.

ИИ и МО вносят значительный вклад в разработку методов идентификации геоэкологических процессов. Вот некоторые ключевые методы, применяемые в этой области.

Обучение с учителем. Этот подход использует размеченные данные для обучения модели, которая может классифицировать или прогнозировать новые данные. В контексте геоэкологического мониторинга это может включать классификацию типов горных пород или прогнозирование экологических параметров [12].

Обучение без учителя. Этот подход используется для выявления скрытых структур или паттернов в данных. Это может быть полезно, например, для кластеризации геоэкологических объектов по схожим признакам или для выявления необычных паттернов, которые могут указывать на экологические проблемы [13].

Глубокое обучение. Глубокое обучение – это подмножество машинного обучения, которое использует нейронные сети с большим количеством слоев. Это может быть особенно полезно для анализа сложных геоэкологических данных, таких как спутниковые изображения или временные ряды данных о климате [14].

Обучение с подкреплением. В этом методе агент обучается принимать решения на основе взаимодействия с окружающей средой. В контексте геоэкологического мониторинга это может включать оптимизацию стратегий мониторинга или управления ресурсами [15].

Каждый из этих методов имеет свои сильные и слабые стороны, и выбор конкретного метода зависит от определенной задачи и доступных данных. Отметим, что применение ИИ в геоэкологическом мониторинге является активной областью исследований, и здесь ожидаются дальнейшие прогресс и инновации. Однако и в настоящее время ИИ и МО играют большую роль в системах обработки и анализа данных, применяемых в геоэкологическом мониторинге. Вот некоторые основные применения ИИ в этих системах:

Обнаружение аномалий. Методы машинного обучения, такие как методы кластерного анализа или нейронные сети, могут быть использованы для обнаружения аномалий в геоэкологических данных, что может указывать на важные изменения или проблемы в среде [16].

Классификация данных. Методы обучения с учителем, такие как деревья решений или опорные векторы, могут быть использованы для классификации геоэкологических данных, например, для определения типа почвы или классификации видов растений на основе спутниковых изображений [17].

Прогнозирование и моделирование. Методы анализа временных рядов и регрессионного анализа могут быть использованы для прогнозирования геоэкологических параметров, таких как температура или уровень осадков, на основе исторических данных [18]. Также могут использоваться методы глубокого обучения для моделирования сложных геоэкологических процессов [19].

Оптимизация и управление ресурсами. Методы обучения с подкреплением могут быть использованы для оптимизации стратегий мониторинга или управления ресурсами на основе данных мониторинга [20].

В рамках системы геоэкологического мониторинга все вышеупомянутые методы ИИ (машинное обучение, глубокое обучение, обучение с подкреплением, обработка естественного языка, компьютерное зрение) могут быть применены совместно. Это позволит создать синергетический эффект и обеспечит более точное и полное понимание геоэкологических процессов. Так, например, машинное обучение и глубокое обучение могут быть использованы для распознавания сложных особенностей данных, которые трудно обнаружить вручную. Обучение с подкреплением может помочь в оптимизации действий по сбору данных и мониторингу. Обработка естественного языка может использоваться для анализа научной литературы, отчетов и других текстовых материалов, а компьютерное зрение может обрабатывать и интерпретировать изображения с датчиков или спутников.

Использование всех этих подходов вместе может значительно улучшить эффективность системы мониторинга и качество результатов работы системы в целом.

Структура интеллектуальной системы геоэкологического мониторинга

Таким образом, интеллектуальная система мониторинга геоэкологической среды должна представлять собой современное решение для мониторинга и управления геоэкологическими процессами и состоянием окружающей среды. Она представляется сложной, многоуровневой системой, общая структура которой показана на рисунке 2, использующей последние достижения в области ИИ и МО для повышения эффективности и точности мониторинга.

Отталкиваясь от методологии предыдущих работ в этой области [21], ниже представлен функциональный анализ этой системы. Основные составляющие этой системы должны включать:

Интеллектуальные датчики и устройства мониторинга. Они отвечают за сбор данных об окружающей среде и могут использовать ИИ для оптимизации этого процесса, например, для улучшения технических характеристик самих датчиков.

Интеллектуальные подсистемы анализа сигнала. Это аппаратно-программные комплексы, которые используют методы ИИ и МО для улучшения обработки и анализа сигналов.

Хранилища и базы данных. В этой части системы могут использоваться технологии ИИ для оптимизации процесса хранения и обработки больших объемов данных, обеспечивая быстрый и эффективный доступ к ним.

Интеллектуальные подсистемы обработки данных. Это сердце системы, которое использует алгоритмы ИИ и МО для анализа собранных данных, обнаружения аномалий, выявления трендов и прогнозирования будущих сценариев геоэкологических процессов.

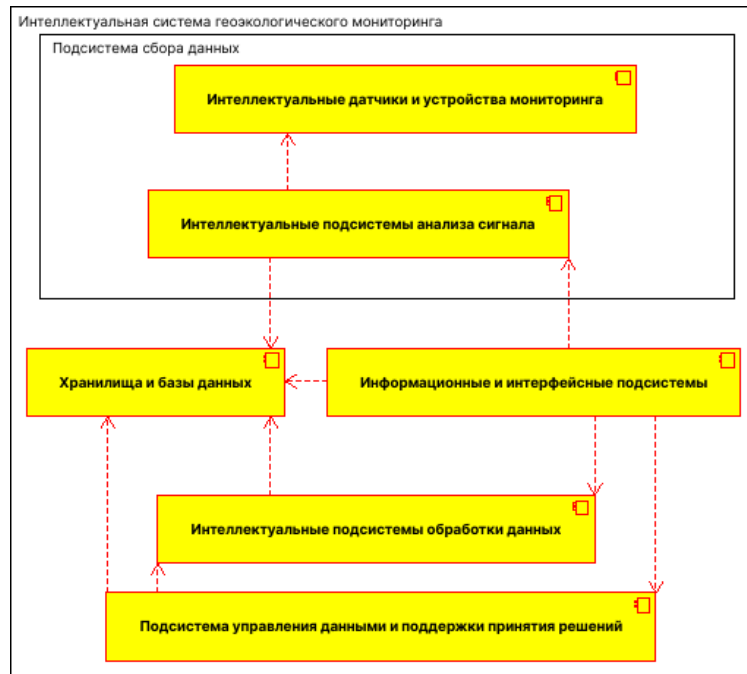


Рисунок 2– Анализ применения ИИ для конструирования датчиков

Следует точно разделять понятия сигнал и данные. Действительно, эти понятия тесно связаны, но имеют разные значения. Сигнал относится к явлению, которое передает информацию об изменении состояния или условий физической системы. В контексте мониторинга геоэкологической среды, сигналы могут быть получены от датчиков, которые измеряют различные параметры, такие как температура, давление, влажность, и т.д.

Данные, с другой стороны, это информационная составляющая сигнала. Это конкретные значения, которые сигнал принимает в разные моменты времени. Эти данные затем могут быть обработаны и анализированы для извлечения полезной информации. В нашем контексте, сигнал может рассматриваться как носитель данных, а данные – как конкретная информация, которую несет сигнал.

Информационные и интерфейсные подсистемы. Эти подсистемы предоставляют интуитивно понятные и удобные интерфейсы для пользователей системы, обеспечивают визуализацию данных и результатов анализа.

Интеллектуальные системы мониторинга геологической среды могут быть оборудованы *подсистемами управления данными и поддержки принятия решений*. Эти подсистемы могут использовать методы ИИ и МО для автоматического оповещения об отклонениях или изменениях в наблюдаемых данных, а также для расчета рисков на основе этих данных. Например, алгоритмы машинного обучения могут использоваться для обнаружения аномалий в данных, что может указывать на потенциальные проблемы в геологической среде. Эти системы могут автоматически сгенерировать оповещения при обнаружении таких аномалий, что позволяет быстро принимать меры. В дополнение к этому системы могут использовать модели машинного обучения для расчета рисков, связанных с различными геологическими процессами, и предлагать рекомендации для принятия решений. Это может включать предложения по управлению ресурсами, принятию мер по охране окружающей среды или планированию будущих исследований.

Таким образом, такая система способна справиться с различными задачами мониторинга геологической среды, от определения уровня загрязнения воздуха до прогнозирования геологических событий, таких как землетрясения или оползни. При этом структура, конечно, может быть адаптирована или модифицирована в зависимости от конкретных требований и условий применения системы.

Анализ применения ИИ для конструирования датчиков

Применение искусственного ИИ для конструирования датчиков и измерительных приборов в геологическом мониторинге стало активно развиваться в последние годы. Это область, в которой ИИ может значительно повысить точность и надежность сбора данных, а также упростить интерпретацию полученных результатов. С помощью ИИ можно также разрабатывать новые типы датчиков и измерительных приборов. Например, с помощью нейросетей и других методов ИИ можно создавать датчики, способные обнаруживать и измерять новые типы геологических параметров или более точно измерять уже известные. Разработка новых типов датчиков является важной областью применения искусственного интеллекта (ИИ) в геологическом мониторинге. Искусственный интеллект и машинное обучение могут быть использованы для анализа больших объемов данных и выявления новых важных параметров, которые необходимо оптимизировать. Затем, на основе этих данных, можно разрабатывать новые конструкции датчиков, обладающих более высокими характеристиками. ИИ также может быть использован для улучшения уже существующих типов датчиков. Например, алгоритмы машинного обучения могут быть использованы для оптимизации работы датчиков, позволяя им более точно измерять параметры или работать более эффективно в определенных условиях [22].

Также возможно использование ИИ для создания интеллектуальных датчиков, которые могут автоматически интерпретировать собранные данные и адаптироваться к изменяющимся условиям. Это может значительно упростить процесс мониторинга и улучшить качество собранных данных. То есть ИИ и МО могут быть использованы для улучшения работы уже существующих типов датчиков в нескольких ключевых аспектах, показанных на рисунке 3. Нижеследующие примеры иллюстрируют, как ИИ может быть использован для улучшения работы датчиков и приборов в системах геологического мониторинга.

Оптимизация работы датчиков

Оптимизация работы датчиков – это важный аспект в области геоэкологического мониторинга, особенно при использовании ИИ и МО. Алгоритмы машинного обучения могут анализировать данные с датчиков и определить, как можно улучшить их работу. Это может включать в себя настройку параметров датчика, оптимизацию его работы в различных условиях или даже изменение дизайна датчика для улучшения его эффективности. Вот некоторые способы, которыми ИИ и МО могут помочь в улучшении работы датчиков.



Рисунок 3 – Функциональный анализ применения ИИ для создания датчиков

Настройка параметров датчика. МО может помочь в автоматической настройке параметров датчиков для улучшения их точности и эффективности [23]. Это может быть особенно полезно в сложных и динамических условиях среды, где традиционные методы ручной настройки могут быть неэффективными.

Оптимизация дизайна датчика. ИИ также может помочь в оптимизации физического дизайна датчика, например, путем изменения его формы или материалов для улучшения его чувствительности или долговечности [22].

Оптимизация расположения датчиков. В некоторых случаях оптимизация работы датчиков может включать в себя оптимизацию их расположения. Алгоритмы машинного обучения могут анализировать данные и определять, где датчики будут наиболее эффективными для сбора данных [24].

Самообучение и адаптация

ИИ может помочь датчикам адаптироваться к изменяющимся условиям. Например, датчики, оснащенные ИИ, могут самообучаться и адаптировать свою работу к изменяющимся условиям в реальном времени, что позволяет им обеспечивать более точные и надежные результаты. Интеллектуальные датчики, использующие ИИ, способны к самообучению и адаптации, что делает их чрезвычайно полезными в условиях, когда окружающая среда или условия эксплуатации постоянно меняются. Вот несколько ключевых областей, в которых эта способность может быть полезной:

Адаптация к изменяющимся условиям окружающей среды. Датчики, использующие ИИ, могут обучаться на данных, собранных в конкретной среде, и затем использовать эту информацию для адаптации к новым или изменяющимся условиям. Это может быть

особенно полезно в сложных и непредсказуемых средах, таких как погодные условия или состояние морской воды [25].

Обнаружение аномалий и необычных событий. Использование ИИ позволяет датчикам обучаться на "нормальных" данных и затем обнаруживать аномалии или необычные события. Это может быть полезно для предотвращения отказов оборудования, обнаружения утечек, а также для раннего обнаружения и реагирования на экологические катастрофы [25].

Калибровка и оптимизация производительности. Использование ИИ позволяет датчикам автоматически калиброваться и оптимизировать свою работу в соответствии с текущими условиями. Это может включать в себя настройку параметров, таких как чувствительность или пороговые значения, для обеспечения максимальной точности и надежности [26].

Предиктивное обслуживание

ИИ может помочь в обнаружении проблем с датчиками до того, как они станут серьезными. Используя анализ временных рядов и другие методы машинного обучения, ИИ может предсказать потенциальные проблемы и предложить решения, что может значительно сократить время простоя и увеличить долговечность датчиков. Применение искусственного интеллекта позволяет перейти от реактивного подхода к обслуживанию оборудования к предиктивному, что предполагает идентификацию и устранение потенциальных проблем ещё до того, как они произойдут. Это достигается за счет анализа данных о работе датчиков и использования алгоритмов машинного обучения для выявления закономерностей, которые могут указывать на предстоящие сбои.

Так, например, ИИ может анализировать исторические данные о работе датчика, выявлять ненормальные паттерны поведения, сопоставлять их с прошлыми инцидентами и предсказывать вероятность возникновения аналогичных проблем в будущем. В результате, возможно, удастся предотвратить проблему, прежде чем она произойдет, что снизит вероятность непредвиденных простоев и поможет оптимизировать расписание обслуживания оборудования [26]. Этот подход обладает большим потенциалом и может быть применен в различных областях, включая геоэкологический мониторинг, предиктивное обслуживание промышленного оборудования, геотехнический мониторинг состояния инфраструктуры и многое другое.

Таким образом, применение ИИ для конструирования датчиков может значительно улучшить их эффективность и надежность, позволяя им быстро адаптироваться к новым условиям и обеспечивая более точные и полезные данные для анализа и принятия решений.

Анализ применения ИИ в подсистемах обработки сигнала

В подсистемах обработки сигналов ИИ и МО играют значительную роль в различных аспектах, включая обнаружение сигналов, сегментацию, классификацию, анализ и интерпретацию сигналов. Вместе с датчиками эти подсистемы образуют подсистему сбора данных, потому что они предоставляют данные, пригодные для дальнейшей передачи и анализа. Ниже представлен обзор ключевых областей применения ИИ в системах обработки сигналов в контексте геоэкологического мониторинга.

Предобработка и фильтрация сигналов. ИИ может использоваться для автоматической предобработки и фильтрации сигналов, чтобы улучшить их качество и упростить последующий анализ. Это может включать в себя устранение шума, нормализацию, интерполяцию, дискретизацию и другие виды предобработки и фильтрации.

Адаптация к изменяющимся условиям. ИИ может использоваться для автоматической адаптации системы обработки сигналов к изменяющимся условиям, таким как изменение окружающей среды, источников сигнала или требований к качеству сигнала. Методы обучения с подкреплением или переноса обучения могут быть использованы для этого.

Оптимизация процессов обработки сигналов. ИИ может использоваться для оптимизации процессов обработки сигналов, включая выбор алгоритмов обработки, настройку параметров, распределение ресурсов и управление процессами обработки.

Все эти аспекты, показанные на рисунке 4, могут значительно улучшить эффективность и эффективность систем обработки сигналов, а также качество и полезность получаемых из сигналов данных.

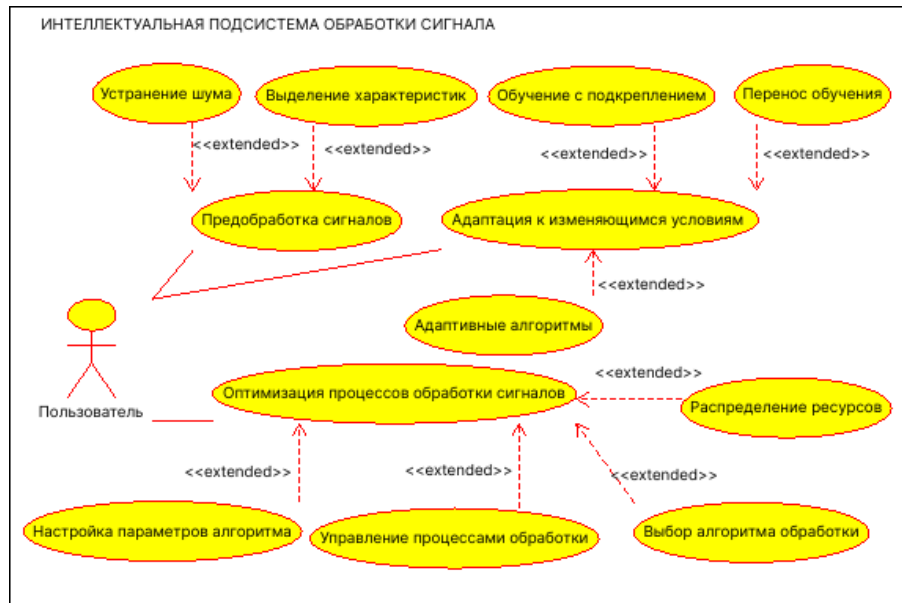


Рисунок 4 – Функции интеллектуальной подсистемы обработки сигнала

Предварительная обработка и фильтрация сигналов

Это важный этап в обработке сигналов, на котором они подготавливаются для последующего анализа. Он играет критическую роль в обеспечении качества сигнала и успешности последующих этапов обработки сигналов.

Устранение шума. Шум – это нежелательные или случайные изменения в данных, которые могут исказить сигнал и затруднить его интерпретацию. Искусственный интеллект может использовать различные методы для устранения шума, включая обучаемые фильтры сглаживания, фильтры медианы и другие алгоритмы, основанные на сверточных нейронных сетях [27].

Выделение характеристик. Это процесс извлечения релевантных и информативных характеристик из сигнала, которые затем могут быть использованы для обучения модели ИИ. Характеристики могут включать статистические свойства сигнала, такие как среднее значение, стандартное отклонение, максимальное и минимальное значения, а также свойства в частотной области, такие как энергия сигнала на определенных частотах [28].

Адаптация к изменяющимся условиям

Адаптация к изменяющимся условиям – это еще одна важная область применения ИИ в системах обработки сигналов. Речь идет о способности системы корректировать свое поведение в ответ на изменение внешних и внутренних условий. В контексте системы обработки сигналов это может означать изменение способа обработки сигналов в ответ на изменение их характеристик или на появление новых типов сигналов [29].

ИИ может использовать различные механизмы для адаптации к изменяющимся условиям, включая:

Обучение с подкреплением. Модель использует обратную связь от своего окружения, чтобы научиться принимать лучшие решения. Например, система обработки сигналов может использовать обучение с подкреплением, чтобы оптимизировать свою производительность при изменении условий окружающей среды.

Перенос обучения. Это процесс использования знаний, полученных при решении одной задачи, для решения другой, похожей задачи. В контексте обработки сигналов это может означать использование модели, обученной на одном типе сигналов, для обработки другого типа сигналов.

Адаптивные алгоритмы. Это алгоритмы, которые могут автоматически адаптироваться к изменяющимся условиям. Например, адаптивные фильтры могут изменять свои характеристики в ответ на изменение входного сигнала.

Оптимизация процессов обработки сигналов

Оптимизация процессов обработки сигналов с помощью ИИ – это область, которая фокусируется на улучшении эффективности и качества работы системы обработки сигналов. Это может включать в себя различные аспекты, такие как выбор наиболее подходящих алгоритмов обработки, настройка параметров алгоритмов, управление процессами обработки и распределение ресурсов [30].

Выбор алгоритма обработки. ИИ может помочь определить наиболее подходящий алгоритм обработки для данного типа сигнала или задачи. Это может быть особенно полезно в сложных системах, где множество различных алгоритмов могут быть применимы.

Настройка параметров алгоритма. ИИ также может помочь оптимизировать параметры алгоритмов обработки для улучшения их производительности. Это может включать в себя выбор оптимальных значений параметров или адаптацию параметров в реальном времени в ответ на изменения в сигналах или условиях окружающей среды.

Управление процессами обработки. ИИ может быть использован для управления процессами обработки сигналов, такими как координация множества задач обработки, управление потоком данных или контроль качества обработки.

Распределение ресурсов. ИИ может помочь оптимизировать использование ресурсов в системах обработки сигналов, таких как процессорное время, память или сетевые ресурсы. Это может быть особенно полезно в больших и сложных системах, где ресурсы могут быть ограничены.

В целом оптимизация процессов обработки сигналов с помощью ИИ может значительно улучшить эффективность и качество работы системы обработки сигналов, делая ее более надежной и эффективной.

Анализ применения ИИ в системах обработки данных

Интеллектуальные подсистемы обработки данных – это модули или компоненты системы, использующие методы ИИ и МО для обработки и анализа данных. В контексте геоэкологического мониторинга эти подсистемы могут выполнять такие задачи, как очистка данных, нормализация, интерполяция и фильтрация, чтобы подготовить данные для дальнейшего анализа, а затем выполнить необходимый анализ данных.

Предварительная обработка данных

Предварительная обработка данных – это критический шаг в рабочем процессе машинного обучения и ИИ, который включает в себя очистку, нормализацию, преобразование и выборку данных. Это помогает подготовить и структурировать данные таким образом, чтобы алгоритмы машинного обучения могли эффективно и точно обрабатывать их [31].

Очистка данных. Этот процесс включает в себя обнаружение и исправление (или удаление) ошибок или неточностей в данных. Он может включать обработку пропущенных значений, неправильных форматов, дубликатов и аномалий.

Нормализация. Нормализация обычно применяется для масштабирования данных в определенном диапазоне (например, от 0 до 1) или изменения распределения данных так, чтобы они были более удобными для применения определенных алгоритмов машинного обучения.

Преобразование данных. Преобразование данных может включать в себя преобразование данных в другой формат или структуру, которые могут лучше подходить для конкретных алгоритмов или моделей машинного обучения. Например, преобразование категориальных данных в числовые значения (векторизация), создание новых признаков на основе существующих или применение преобразований, таких как преобразование Фурье или снижение размерности.

Выборка данных. В зависимости от размера и природы данных может быть полезно применить различные стратегии выборки данных, такие как случайная выборка, стратифицированная выборка или использование тренировочного и тестового наборов данных.

Важно отметить, что вся эта работа по предварительной обработке данных требует хорошего понимания данных и методов машинного обучения, а также того, как они взаимодействуют. В противном случае есть риск исказить данные или их интерпретацию.

Обнаружение и классификация данных

И могут использовать методы МО для обнаружения и классификации данных. Это может быть полезно для идентификации геоэкологических процессов или состояний.

Обнаружение и классификация данных – это основные задачи в области машинного обучения и ИИ, которые включают в себя идентификацию и присвоение классов или категорий новым наблюдениям или данным на основе обученной модели [32].

Обнаружение данных, часто называемое также обучением без учителя, фокусируется на поиске и выявлении структуры в данных. Примерами методов обнаружения данных могут быть кластеризация (где задача заключается в группировке подобных наблюдений вместе) или анализ главных компонент (РСА), который используется для снижения размерности данных, сохраняя при этом наиболее важные паттерны в данных.

С другой стороны, классификация данных, обычно относящаяся к обучению с учителем, включает обучение модели на основе уже классифицированных примеров (т.е. у нас есть данные с известными метками классов), а затем использование этой модели для присвоения классов новым, ранее неизвестным наблюдениям. Примеры классификаторов включают методы, такие как логистическая регрессия, деревья решений, случайные лестницы и нейронные сети.

Основная цель этих процессов – использовать алгоритмы ИИ и машинного обучения для автоматического обнаружения важных структур в данных и применения этих паттернов для прогнозирования или классификации новых данных. Это может быть особенно полезно в геоэкологическом мониторинге для обнаружения аномалий или идентификации типов геологических структур или процессов на основе собранных данных.

Обнаружение аномалий

Обнаружение аномалий – это процесс идентификации необычных паттернов, отклонений или «выбросов», которые значительно отличаются от ожидаемого поведения [33]. Это важный аспект во многих областях, включая обработку сигналов, мониторинг сети, медицинскую диагностику, обнаружение мошенничества и, конечно же, мониторинг геоэкологических процессов.

В контексте геоэкологического мониторинга обнаружение аномалий может быть использовано для идентификации редких или необычных событий, которые могут указывать на потенциальные проблемы или изменения в окружающей среде. Например, аномалии в данных мониторинга могут указывать на изменения в геологических структурах, загрязнение окружающей среды, естественные катастрофы или другие экологические проблемы.

Методы обнаружения аномалий включают статистические подходы, машинное обучение и глубокое обучение. Статистические методы, такие как тесты Шапиро-Уилка или Гробса, определяют аномалии путем сравнения данных с нормальным распределением. Методы машинного обучения, такие как One-class SVM, IsolationForest или LocalOutlierFactor, обучаются на нормальных данных и идентифицируют аномалии как отклонения от этого «нормального» поведения. Методы глубокого обучения, включая автоэнкодеры, также могут быть использованы для обнаружения аномалий на основе обучения на нормальных данных.

Применение этих методов в системах геоэкологического мониторинга требует предварительной обработки данных, включая нормализацию и стандартизацию, а также тщательную настройку и валидацию моделей для обеспечения их надежности и точности в обнаружении аномалий, что также осуществляется этой подсистемой (рис. 5). Эти

подсистемы могут обнаруживать аномалии в данных, которые могут указывать на ненормальные геоэкологические процессы или состояния.

Прогнозирование и моделирование

Эти подсистемы могут использовать МО и другие методы для прогнозирования будущих геоэкологических процессов или состояний на основе текущих и прошлых данных.

Прогнозирование. ИИ может использоваться для прогнозирования будущих состояний геоэкологической среды на основе собранных данных. Это может включать прогнозирование возможных изменений в состоянии грунтов, погодных условий, уровня загрязнения и других факторов. Для этого могут использоваться различные методы машинного обучения, включая регрессию, временные ряды и глубокое обучение [34].

Моделирование. ИИ также может использоваться для создания и оптимизации моделей геоэкологических процессов. Это может включать создание моделей, которые описывают взаимодействие различных элементов геоэкологической среды, или модели, которые представляют процессы, такие как эрозия почвы, перемещение грунта и проникновение воды. Методы машинного обучения, такие как нейронные сети и алгоритмы оптимизации, могут использоваться для создания и настройки этих моделей [35].

Оптимизация

Эти функции задействуют методы оптимизации для улучшения процессов сбора и обработки данных, например, выбора параметров датчиков, выбора алгоритмов обработки данных или распределения вычислительных ресурсов.

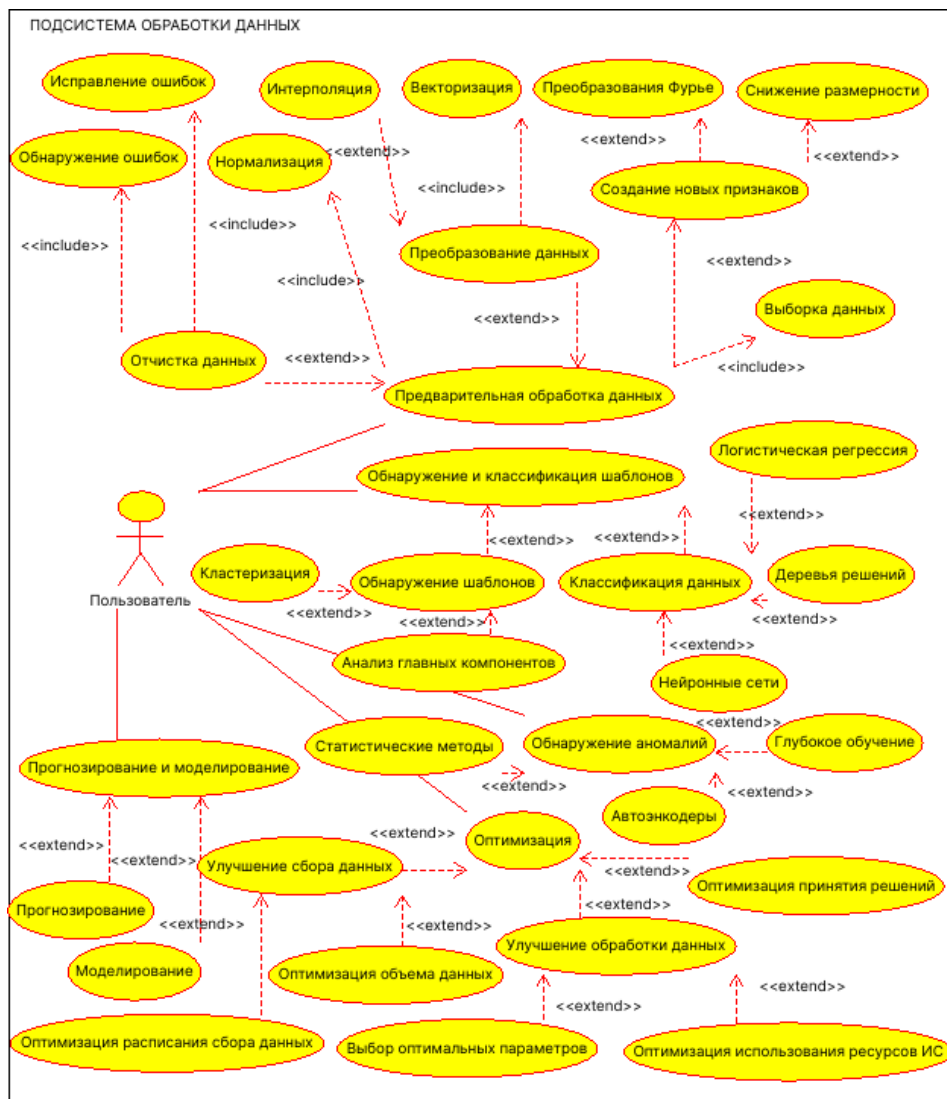


Рисунок 5 – Применение ИИ в системах обработки данных

Как известно, оптимизация – это процесс поиска наиболее эффективных решений или решений, которые максимизируют или минимизируют определенные параметры [36]. В контексте геоэкологического мониторинга и анализа данных ИИ может быть использован для оптимизации следующих аспектов.

Оптимизация сбора данных. ИИ может быть использован для определения наилучших способов сбора данных, чтобы максимизировать полезность собранных данных и минимизировать затраты. Это может включать оптимизацию расписания сбора данных и определение оптимального объема данных для сбора [25].

Оптимизация обработки данных. ИИ также может быть использован для оптимизации процессов обработки данных, чтобы максимизировать скорость обработки данных и качество результатов. Это может включать оптимизацию алгоритмов обработки данных, выбор оптимальных параметров для алгоритмов и оптимизацию использования ресурсов вычислительной системы [37].

Все эти функции предоставляются интеллектуальной подсистемой обработки данных геоэкологических процессов, которая может обеспечивать более точные и своевременные сведения о геоэкологическом состоянии и динамике процессов.

Анализ функций интерфейсных подсистем

Интерфейсные подсистемы интеллектуальной системы геоэкологического мониторинга выполняют важные функции по взаимодействию между различными компонентами системы, включая датчики, базы данных и пользовательский интерфейс. Вот некоторые из их основных функций:

Обработка ввода/вывода данных. Интерфейсные подсистемы управляют передачей данных между датчиками, базами данных и другими компонентами системы. Это может включать в себя обработку сигналов от датчиков, передачу этих данных в базу данных и вывод информации на пользовательский интерфейс.

Управление устройствами. Интерфейсные подсистемы могут контролировать работу датчиков и других устройств в системе. Это может включать в себя настройку параметров датчиков, управление их работой и диагностику проблем.

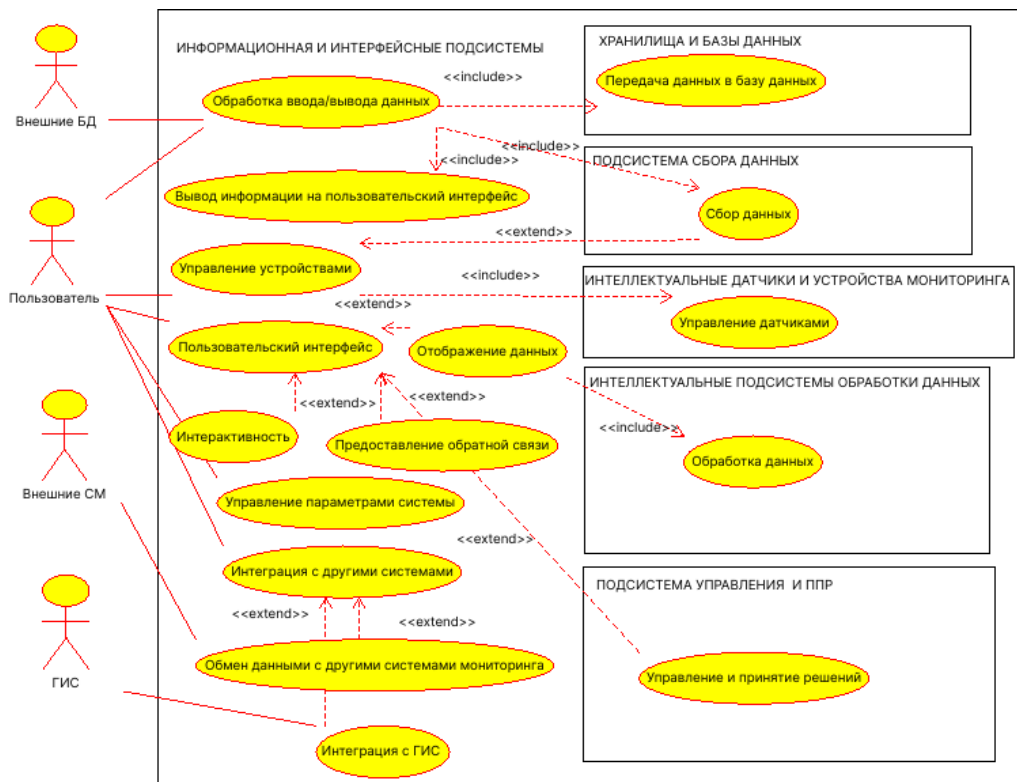


Рисунок 5 – Функции интерфейсных подсистем

Пользовательский интерфейс. Интерфейсные подсистемы обеспечивают интерфейс между системой и пользователями. Это может включать в себя отображение данных, полученных от датчиков, предоставление пользователю возможности изменять параметры системы и предоставление обратной связи пользователю.

Интеграция с другими системами. Интерфейсные подсистемы могут обеспечивать связь между системой геоэкологического мониторинга и другими системами. Это может включать в себя обмен данными с другими системами мониторинга, интеграцию с системами географической информации (ГИС) и другими.

Эти функции помогают обеспечить эффективное взаимодействие между различными компонентами системы геоэкологического мониторинга и обеспечивают удобство использования для пользователей.

Обработка ввода/вывода данных

Интерфейсные подсистемы играют ключевую роль в обработке ввода и вывода данных в системе геоэкологического мониторинга. Они действуют как связующее звено между различными компонентами системы, включая датчики, базы данных и пользовательский интерфейс.

В частности, функции обработки ввода/вывода данных могут включать:

Сбор данных. Интерфейсные подсистемы принимают и обрабатывают сигналы от датчиков, трансформируя их в формат, пригодный для анализа и хранения. Это может включать обработку сигналов в реальном времени и преобразование сырых данных в структурированную форму.

Передача данных в базу данных. После обработки интерфейсные подсистемы передают собранные данные в базу данных для хранения и дальнейшего анализа. Это включает в себя согласование с форматами и стандартами базы данных, а также управление потоками данных.

Вывод информации на пользовательский интерфейс (пользовательский интерфейс). Интерфейсные подсистемы также отвечают за представление собранных и анализированных данных пользователю через пользовательский интерфейс. Это может включать в себя визуализацию данных, представление результатов анализа и предоставление пользователю возможности взаимодействовать с данными (интерактивность).

Эти функции обеспечивают бесперебойное взаимодействие между различными компонентами системы геоэкологического мониторинга, обеспечивая эффективный сбор, обработку и представление данных.

Управление датчиками

Интерфейсные подсистемы в системе геоэкологического мониторинга также выполняют важную функцию управления устройствами. Это охватывает разнообразные задачи, включая:

Настройку параметров датчиков. Интерфейсные подсистемы могут быть ответственны за настройку датчиков, определяя, какие параметры будут измеряться, с какой частотой и с какой точностью. Это может быть особенно важно в геоэкологическом мониторинге, где точность и надежность измерений являются критически важными.

Управление датчиками. Помимо настройки датчиков, интерфейсные подсистемы также могут контролировать их работу. Это может включать в себя управление временем работы датчиков, управление процессами сбора данных и координацию работы нескольких датчиков. Интерфейсные подсистемы могут также обеспечивать функцию мониторинга состояния датчиков и других устройств, обнаруживая и диагностируя любые проблемы или неисправности. Это может включать в себя отслеживание и анализ параметров работы датчиков, а также предоставление обратной связи пользователю или автоматическое принятие мер для устранения проблем.

Все эти функции помогают обеспечить эффективную и надежную работу системы геоэкологического мониторинга.

Пользовательский интерфейс

Интерфейсные подсистемы в системе геоэкологического мониторинга играют важную роль, обеспечивая взаимодействие между системой и пользователями. Некоторые из ключевых функций включают:

Отображение данных. Интерфейсные подсистемы обеспечивают отображение *обработанных данных*. Это может включать графики, карты, таблицы и другие формы визуализации, которые помогают пользователям интерпретировать и понимать собранные данные.

Управление параметрами системы. Через пользовательский интерфейс пользователи могут вносить изменения в параметры системы. Это может включать настройку того, какие данные собираются, как они анализируются и какие действия следует предпринять на основе результатов.

Предоставление обратной связи. Пользовательский интерфейс также может предоставлять обратную связь пользователю, информируя его о состоянии системы, результаты анализа данных или предупреждения и рекомендации по действиям.

Интерактивность. Интерфейсные подсистемы могут также предоставлять инструменты для взаимодействия с данными и системой, позволяя пользователям исследовать данные более глубоко или взаимодействовать с системой для выполнения специфических задач.

Все эти функции помогают сделать систему геоэкологического мониторинга более доступной и полезной для пользователей, упрощая процесс работы с данными и системой.

Интеграция с другими системами мониторинга (СМ)

В контексте систем геоэкологического мониторинга интеграция с другими системами – ключевой аспект, позволяющий объединять различные источники данных и использовать всесторонний подход при анализе геоэкологических данных.

Обмен данными и интеграция с другими системами мониторинга. Это позволяет обеспечивать обмен данными и совместное использование информации между различными системами мониторинга. Такой подход улучшает полноту и точность собранных данных, улучшает их анализ и позволяет более точно идентифицировать и отслеживать геоэкологические процессы.

Интеграция с геоинформационными системами (ГИС). Позволяет визуализировать и анализировать геоэкологические данные в контексте географии и ландшафта. Это включает в себя создание карт распределения различных параметров, анализ пространственных трендов и корреляций и моделирование воздействия различных факторов на геоэкологическую обстановку.

Управление и принятие решений. ИИ может быть использован для поддержки принятия решений (ППР), оптимизируя выбор между различными стратегиями или действиями. Это может включать предсказание последствий различных действий, оценку рисков и выгод и выбор действий, которые максимизируют ожидаемую полезность. Все эти примеры оптимизации могут включать применение различных методов ИИ и машинного обучения, включая глубокое обучение, обучение с подкреплением, эволюционные алгоритмы и другие методы оптимизации. Такая интеграция позволяет обеспечить эффективное управление, обработку и анализ геоэкологических данных, а также автоматизацию различных процессов, связанных с мониторингом и анализом данных. Вместе все эти элементы помогают создать более эффективную, точную и полезную систему геоэкологического мониторинга.

Выводы

Таким образом, искусственный интеллект и машинное обучение оказывают огромное влияние на различные области науки и технологии, включая область геоэкологического мониторинга. Они предлагают новые и мощные инструменты для сбора, анализа и интерпретации данных о состоянии окружающей среды. ИИ и машинное обучение могут улучшить эффективность и точность сбора и обработки данных в системах геоэкологического мониторинга. Датчики, оснащенные ИИ, могут адаптироваться к изменяющимся условиям, обеспечивая более точные и надежные результаты. ИИ и

машинное обучение предоставляют мощные инструменты для анализа геоэкологических данных. Они могут помочь в обнаружении образов, классификации, прогнозировании и определении аномалий. Интерфейсные подсистемы играют важную роль в управлении вводом/выводом данных, устройствами, предоставлением пользовательского интерфейса и взаимодействием с другими системами. Использование ИИ и машинного обучения в системах геоэкологического мониторинга должно привести к более точному и эффективному мониторингу и анализу геоэкологических процессов. В целом интеллектуальные системы геоэкологического мониторинга обещают принести значительные преимущества в понимании и сохранении окружающей среды. Они могут помочь в решении сложных экологических проблем и способствовать более устойчивому развитию.

Литература

1. Разработка аппаратно-программных средств обеспечения малоглубинных инженерно-геофизических исследований: отчет о НИР (промежуточ.): / Институт машиноведения и автоматизации НАН КР; рук. Брякин И. В.; исполн.: Бочкарев И. В. [и др.]. – Б., 2019. – 124 с. – № ГР 0007452.
2. S. Thrun, D. Fox, F. Burgard, Probabilistic Mapping Of An Environment By A Mobile Robot. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1998. Proceedings. 1546-1551 (1998)
3. Kim, J., Kim, M., Lee, MS. et al. Wearable smart sensor systems integrated on soft contact lenses for wireless ocular diagnostics. Nat Commun 8, 14997 (2017). <https://doi.org/10.1038/ncomms14997>
4. Alan Mainwaring, David Culler, Joseph Polastre, Robert Szewczyk, and John Anderson. 2002. Wireless sensor networks for habitat monitoring. In Proceedings of the 1st ACM international workshop on Wireless sensor networks and applications (WSNA '02). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 88–97. <https://doi.org/10.1145/570738.570751>
5. Боев Н.М. Анализ командно-телеметрической радиолинии связи с беспилотными летательными аппаратами // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева. – Выпуск 2 (42) / Гл. ред. д.т.н. Ковалев И.В. – Красноярск: СибГАУ, 2012. – С.86–91.
6. I.F. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, E. Cayirci, Wireless sensor networks: a survey, Computer Networks, Volume 38, Issue 4, 2002, Pages 393-422, ISSN 1389-1286, [https://doi.org/10.1016/S1389-1286\(01\)00302-4](https://doi.org/10.1016/S1389-1286(01)00302-4).
7. Sharma, H.; Haque, A.; Blaabjerg, F. Machine Learning in Wireless Sensor Networks for Smart Cities: A Survey. Electronics 2021, 10, 1012. <https://doi.org/10.3390/electronics10091012>
8. Aiswarya Raj Munappy, Jan Bosch, Helena Holmström Olsson, Anders Arpteg, Björn Brinne, Data management for production quality deep learning models: Challenges and solutions, Journal of Systems and Software, Volume 191, 2022, 111359, ISSN 0164-1212, <https://doi.org/10.1016/j.jss.2022.111359>.
9. Tanveer Ahmad, Hongyu Zhu, Dongdong Zhang, Rasikh Tariq, A. Bassam, Fasee Ullah, Ahmed S AlGhamdi, Sultan S. Alshamrani, Energetics Systems and artificial intelligence: Applications of industry 4.0, Energy Reports, Volume 8, 2022, Pages 334-361, ISSN 2352-4847, <https://doi.org/10.1016/j.egy.2021.11.256>.
10. Nambiar, A.; Mundra, D. An Overview of Data Warehouse and Data Lake in Modern Enterprise Data Management. Big Data Cogn. Comput. 2022, 6, 132. <https://doi.org/10.3390/bdcc6040132>
11. Maxat Kulmanov and others, Semantics similarity and machine learning with ontologies, Briefings in Bioinformatics, Volume 22, Issue 4, July 2021, bbaa199, <https://doi.org/10.1093/bib/bbaa199>

12. Zhang, Y.; Wang, G.; Li, M.; Han, S. Automated Classification Analysis of Geological Structures Based on Images Data and Deep Learning Model. Appl. Sci. 2018, 8, 2493. <https://doi.org/10.3390/app8122493>
13. Varun Chandola, Arindam Banerjee, and Vipin Kumar. 2009. Anomaly detection: A survey. ACM Comput. Surv. 41, 3, Article 15 (July 2009), 58 pages. <https://doi.org/10.1145/1541880.1541882>
14. Forootan, M.M.; Larki, I.; Zahedi, R.; Ahmadi, A. Machine Learning and Deep Learning in Energy Systems: A Review. Sustainability 2022, 14, 4832. <https://doi.org/10.3390/su14084832>
15. Ibrahim, A.M.; Yau, K.-L.A.; Chong, Y.-W.; Wu, C. Applications of Multi-Agent Deep Reinforcement Learning: Models and Algorithms. Appl. Sci. 2021, 11, 10870. <https://doi.org/10.3390/app112210870>
16. Ghobadi F, Kang D. Application of Machine Learning in Water Resources Management: A Systematic Literature Review. Water. 2023; 15(4):620. <https://doi.org/10.3390/w15040620>
17. Cho S, Kim H-S, Kim H. Locally Specified CPT Soil Classification Based on Machine Learning Techniques. Sustainability. 2023; 15(4):2914. <https://doi.org/10.3390/su15042914>
18. C. Alippi et al., “Artificial intelligence for instruments and measurement applications,” IEEE Instrum. Meas. Mag., vol. 1, no. 2, pp. 9-17, Jun. 1998.
19. Benti, N.E.; Chaka, M.D.; Semie, A.G. Forecasting Renewable Energy Generation with Machine Learning and Deep Learning: Current Advances and Future Prospects. Sustainability 2023, 15, 7087. <https://doi.org/10.3390/su15097087>
20. Hurtado Sánchez JA, Casilimas K, Caicedo Rendon OM. Deep Reinforcement Learning for Resource Management on Network Slicing: A Survey. Sensors. 2022; 22(8):3031. <https://doi.org/10.3390/s22083031>
21. Брякин И.В., Лыченко Н.М. Применение объектно-ориентированного подхода к проектированию информационно-измерительных систем // Проблемы автоматизации и управления – №1–2. – 2010. – Стр. 188–192.
22. Верзунов, С. Н. Способ оптимизации конструктивных параметров ячеек-резонаторов микрополосковых антенн на основе интеллектуального анализа данных / С. Н. Верзунов // Электротехнические системы и комплексы. – 2022. – № 3(56). – С. 54–64. – DOI 10.18503/2311-8318-2022-3(56)-54-64. – EDN GBBNJP.
23. Kondratenko, Y.; Atamanyuk, I.; Sidenko, I.; Kondratenko, G.; Sichevskiy, S. Machine Learning Techniques for Increasing Efficiency of the Robot’s Sensor and Control Information Processing. Sensors 2022, 22, 1062. <https://doi.org/10.3390/s22031062>
24. Xia, C.; Sugiura, Y. Optimizing Sensor Position with Virtual Sensors in Human Activity Recognition System Design. Sensors 2021, 21, 6893. <https://doi.org/10.3390/s21206893>
25. Mohsen Soori, Behrooz Arezoo, Roza Dastres, Artificial intelligence, machine learning and deep learning in advanced robotics, a review // Cognitive Robotics, Volume 3, 2023, Pages 54-70, ISSN 2667-2413, <https://doi.org/10.1016/j.cogr.2023.04.001>.
26. De Medeiros, K.; Hendawi, A.; Alvarez, M. A Survey of AI-Based Anomaly Detection in IoT and Sensor Networks. Sensors 2023, 23, 1352. <https://doi.org/10.3390/s23031352>
27. Dey, S.; Bhattacharya, R.; Schwenker, F.; Sarkar, R. Median Filter Aided CNN Based Image Denoising: An Ensemble Approach. Algorithms 2021, 14, 109. <https://doi.org/10.3390/a14040109>
28. Singh, A.K., Krishnan, S. ECG signal feature extraction trends in methods and applications. BioMed Eng On Line 22, 22 (2023). <https://doi.org/10.1186/s12938-023-01075-1>

29. Sarker, I.H. AI-Based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems. SN COMPUT. SCI. 3, 158 (2022). <https://doi.org/10.1007/s42979-022-01043-x>
30. Seng, J.K.P.; Ang, K.L.-m.; Peter, E.; Mmonyi, A. Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning for Multimedia and Edge Information Processing. Electronics 2022, 11, 2239. <https://doi.org/10.3390/electronics11142239>
31. <https://www.xenonstack.com/blog/data-preprocessing-wrangling-ml> (дата обращения: 10.06.2023)
32. Raffaele Pugliese, Stefano Regondi, Riccardo Marini, Machine learning-based approach: global trends, research directions, and regulatory standpoints, Data Science and Management, Volume 4, 2021, Pages 19-29, ISSN 2666-7649, <https://doi.org/10.1016/j.dsm.2021.12.002> (дата обращения: 11.06.2023)
33. Oprea, S.-V.; Bâra, A.; Puican, F.C.; Radu, I.C. Anomaly Detection with Machine Learning Algorithms and Big Data in Electricity Consumption. Sustainability 2021, 13, 10963. <https://doi.org/10.3390/su131910963>
34. Модели прогноза уровня загрязнения атмосферного воздуха г. Бишкек / Н. М. Лыченко, Л. И. Великанова, С. Н. Верзунов, А. В. Сороковая // Вестник Кыргызско-Российского Славянского университета. – 2021. – Т. 21, № 4. – С. 87–95. – EDN IRIZPF.
35. S.C. Jong, D.E.L. Ong, E. Oh State-of-the-art review of geotechnical-driven artificial intelligence techniques in underground soil-structure interaction, Tunnelling and Underground Space Technology, Volume 113, 2021, 103946, ISSN 0886-7798, <https://doi.org/10.1016/j.tust.2021.103946>.
36. Kuanishbay Sadatdiyev, Laizhong Cui, Lei Zhang, Joshua Zhexue Huang, Salman Salloum, Mohammad Sultan Mahmud A review of optimization methods for computation offloading in edge computing networks, Digital Communications and Networks, Volume 9, Issue 2, 2023, Pages 450-461, ISSN 2352-8648, <https://doi.org/10.1016/j.dcan.2022.03.003>
37. Abid Haleem, Mohd Javaid, Mohd Asim Qadri, Ravi Pratap Singh, Rajiv Suman, Artificial intelligence (AI) applications for marketing: A literature-based study, International Journal of Intelligent Networks, Volume 3, 2022, Pages 119-132, ISSN 2666-6030, <https://doi.org/10.1016/j.ijin.2022.08.005>.