Дисциплина «Актуальные проблемы в горном деле»
для магистрантов ОП 7М07203 "Горное дело"

Лекция 6. Цифровизация и искусственный интеллект в горном деле

Цель лекции: Сформировать у магистрантов системное понимание роли цифровизации, искусственного интеллекта и автоматизированных систем в трансформации горного производства. Рассмотреть ключевые направления: создание цифровых двойников для управления горными работами, применение ИИ и машинного обучения для прогнозирования устойчивости массивов, оптимизации буровзрывных работ и классификации пород, а также автоматизированные системы мониторинга и управления качеством руды. Развить компетенции в области цифровой трансформации горных предприятий для повышения безопасности, эффективности и устойчивости горного производства.

План лекции:

1) Применение цифровых двойников (Digital Twins) для моделирования и управления горными работами.

2) Искусственный интеллект и машинное обучение для прогнозирования устойчивости, оптимизации параметров БВР, классификации пород.

3) Автоматизированные системы мониторинга и управления качеством руды.

Введение

Современная горнодобывающая отрасль переживает фундаментальную трансформацию, вызванную внедрением технологий четвёртой промышленной революции. Цифровые двойники, искусственный интеллект (ИИ) и системы машинного обучения (МО) становятся не просто вспомогательными инструментами, а ядром управления горными работами. В условиях роста глубины разработки, усложнения горно-геологических условий и жёстких требований к промышленной безопасности и экономической эффективности традиционные методы управления уступают место интеллектуальным системам, способным адаптироваться к изменениям в реальном времени.

Как подчеркивают исследователи, конечной целью цифровой трансформации является создание «цифрового двойника» горнодобывающего предприятия, что открывает возможность для онлайн-мониторинга объектов и процессов горного производства, повышает точность планирования и обоснованность проектных решений.

1. Применение цифровых двойников (Digital Twins) для моделирования и управления горными работами

1.1. Понятие и архитектура цифрового двойника

Цифровой двойник – это виртуальная модель физического объекта, процесса или системы, которая динамически синхронизируется с реальным объектом посредством потоков данных, обеспечивает двустороннюю связь между физическим и виртуальным пространствами и позволяет прогнозировать поведение объекта при изменении внешних условий.

В горном деле цифровой двойник предприятия представляет собой единое цифровое пространство, где отображаются модели объектов горной технологии и функционируют инструменты решения горно-геологических задач. В основе всех цифровых инструментов лежит работа с унифицированными моделями, отражающими как проектные решения, так и реальное состояние горно-геологических объектов.

Современные подходы к созданию цифровых двойников интегрируют экологические, экономические и социальные критерии в единую оптимизационную модель с автоматической настройкой на специфические характеристики сырья. Адаптивные цифровые двойники способы к непрерывному обучению на производственных данных, что позволяет снижать ресурсоёмкость процессов переработки на 15-20 %, уменьшать объёмы образующихся отходов на 25-30 % и оптимизировать водопотребление в условиях дефицита водных ресурсов.

1.2. Практические кейсы внедрения

Разрез «Тугнуйский» (Россия). Первый в России масштабный проект полной цифровой трансформации горнодобывающего комплекса на отечественном ПО реализован на угольном разрезе «Тугнуйский». Цифровой двойник представляет собой единую систему, которая отслеживает весь производственный цикл от забоя до фабрики: строит материальный баланс, связывает поступление сырья с результатами обогащения, оперативно планирует работы и управляет транспортными потоками в режиме реального времени.

Ключевые решения, реализованные в проекте:

Компонент	Функционал	Результат
Автоматическое распределение самосвалов	Оптимизация маршрутов и загрузки	Минимизация простоев
Мониторинг в реальном времени	Объединение телеметрии, систем антиспа и компьютерного зрения	Единый дашборд управления
Цифровой двойник экскаватора и бурового станка	Отображение положения ковша, загрузки, возможности обратного проигрывания смены	Анализ ошибок, повышение точности

Компонент	Функционал	Результат
Роботизация бурового станка	Автоматическое бурение по заданным координатам	+21 % производительности

Платформа обеспечивает полную импортонезависимость: все западные компоненты заменены на российские системы и технологии.

Медно-кобальтовый рудник Sicomines (ДР Конго). Китайско-конголезское предприятие создаёт цифровой двойник мирового уровня, интегрирующий горные работы, обогащение и гидрометаллургию. Проект включает унификацию стандартов данных, цифровое моделирование основных производственных систем и ключевого оборудования, построение платформы управления, собирающей разнородные данные.

1.3. Цифровые двойники для безопасности и экологии

Цифровые двойники активно применяются для прогнозирования опасных явлений. Так, в ЮАР разработан TMM Digital Twin для мониторинга безрельсового мобильного оборудования. Система использует искусственный интеллект и машинное обучение для оценки рисков взаимодействия транспортных средств в карьере и прогнозирования оптимальных сценариев для поддержки принятия решений.

В практическом проекте для крупного свинцово-цинкового рудника (Юго-Западный Китай) создана платформа управления безопасностью на основе AI+Data. Проект включает: высокоточное (миллиметровое) 3D-моделирование месторождения, интеграцию геологоразведочных данных, мониторинг оборудования и геомеханические расчёты. AI-система активно выявляет потенциальные обрушения кровли выработок, фиксирует аномалии газодинамических параметров и формирует планы реагирования в режиме реального времени. В области безопасности система способна анализировать смещение подземных выработок и осуществлять позиционирование персонала.

2. Искусственный интеллект и машинное обучение

2.1. Прогнозирование устойчивости горных массивов

Исследования российских учёных. Сибирским федеральным университетом создан прототип системы автоматизации диагностики состояния горных массивов с использованием ИИ. Система основана на анализе ограниченного набора диагностических признаков, включающих акустическую эмиссию, скорость распространения упругих волн и характеристики устойчивости образцов при нагружении. Эксперименты показали точность классификации до 91 % при перекрестной проверке, что подтверждает способность системы выявлять потенциальные очаги нестабильности даже при неполных данных.

Прогнозирование провалов земной поверхности. Важное достижение мирового уровня – разработка нейросетевой модели для прогноза провалов

земной поверхности над старыми горными выработками. Российскими учеными создана программа, способная прогнозировать вероятность образования провалов с точностью до 94,6 %, опробованная на шахтах Донецко-Макеевского и Торезско-Снежнянского угленосных районов Донбасса, а также Восточного Донбасса. Применение ИИ позволило значительно сократить площадь ошибочно относимых к опасным зон по сравнению с нормативной методикой.

Международный опыт. Сравнительный анализ пяти алгоритмов ИИ (на основе публикации в Nature Scientific Reports, 2025) показал, что алгоритм Deep Forest продемонстрировал наилучшие результаты в прогнозировании устойчивости целиков, кровли камер и интенсивности горных ударов при точности от 91,67 % до 96,77 %.

2.2. Искусственный интеллект для оптимизации буровзрывных работ

Буровзрывные работы влияют на весь производственный цикл горного предприятия, определяя фрагментацию горной массы, сейсмическое воздействие и безопасность. Вовлечение ИИ в технологию БВР позволяет контролировать три основных параметра: сейсмическое воздействие, смещение горной массы и фрагментацию. Это помогает предотвращать обвалы, снижать потери и разубоживание, а также сокращать затраты на обогащение на фабрике.

«Норникель». Российский горно-металлургический гигант завершил пилотный этап проекта по цифровизации БВР на двух рудниках. Благодаря компьютерному моделированию удалось повысить точность планирования добычи и снизить потери. Отклонения смоделированных показателей от фактических маркшейдерских данных составили менее 6%, а выходная документация на 95 % соответствует требованиям заказчика.

Моделирование позволяет детально анализировать результаты различных сценариев и рассчитывать оптимальные параметры взрывания – от расположения скважин до объёма взрывчатых веществ – ещё до выхода буровой техники на объект. Внедрение привело к снижению объёмов разубоживания и повышению эффективности использования буровых установок.

2.3. Искусственный интеллект для классификации горных пород и руд

Фундаментом современной интеллектуальной системы управления добычей является точная и быстрая классификация пород. Традиционные методы, основанные на визуальном и минералогическом анализе, становятся недостаточно эффективными при работе с большими объёмами данных.

Интеллектуальный анализ изображений (компьютерное зрение). Одним из важнейших достижений российских учёных стало исследование эффективности нейросетевого подхода к классификации минералов на основе изображений. Применение нейросетевого классификатора (нейронной сети ResNet18) для идентификации чистых классов минералов, например, для апатитов «Апатит / не-Апатит», обеспечило точность более 98%. Абсолютная ошибка в определении содержания полезного компонента не превышает 6%, что выше точности экспертных оценок опытных рудничных геологов. Подход применим для создания недорогих экспресс-анализаторов руд.

XRT-сепарация с ИИ. На базе Уральского государственного горного университета разработана первая в России установка для обогащения с помощью рентгеновских лучей и ИИ (XRT-сепаратор). Прибор просвечивает куски породы, а нейросеть одновременно изучает внутреннюю структуру образца и измеряет глубину поглощения излучения, принимая решение о сортировке с точностью более 98 %. Технология доказала эффективность для руд цветных, чёрных, благородных, редкоземельных и драгоценных металлов.

Анализ химического состава пород. Типичная задача МО в области геофизики – классификация горных пород по содержанию оксидов химических веществ. Модель на основе логистической регрессии демонстрирует общую точность ~76 %, эффективно классифицируя распространённые типы пород, однако требуя более сложных алгоритмов для распознавания редких и химически схожих пород.

Классификация по данным геофизических исследований скважин (ГИС). Применение алгоритмов случайного леса и иерархической кластеризации для формирования литотипов пород позволяет создавать достоверные геологические модели месторождений.

3. Автоматизированные системы мониторинга и управления качеством руды

3.1. Интеллектуальный карьер и контроль качества сырья

Качество рудного потока от забоя до обогатительной фабрики является ключевым фактором экономической эффективности. Автоматизированные системы онлайн-контроля потоков руды становятся неотъемлемой частью современных технологических процессов. Для контроля крупности и сортности руды перспективным направлением является применение видеометрического анализа.

Система взаимосвязанных решений «Разумный карьер». Программно-технический комплекс, внедрённый на примере АО «Карельский окатыш», включает взаимосвязанные модули стабилизации шихты, автоматизированного мониторинга качества сырья и предиктивного контроля состояния оборудования. Комплекс использует гиперспектральное зондирование и нейронные сети.

3.2. Платформа «ИНКА 4.0» для управления качеством

Программная платформа «ИНКА 4.0» обеспечивает сквозную прослеживаемость качества от добычи руды до получения конечного продукта. Функциональные модули платформы включают:

- LIMS – автоматизированная система управления лабораторными испытаниями
- Расчёт материального баланса – прослеживаемость качества и учёт материалов
- Модель производства (MES) – отслеживание движения сырья и промежуточных продуктов

- Оперативное планирование – планирование с учётом ресурсов предприятия
- Цифровое производство – интеграция данных о мощностях и потребностях в сырье

3.3. Мониторинг состояния оборудования и геомеханических параметров

Интеграция машинного обучения с системами мониторинга в реальном времени знаменует собой значительный прогресс в управлении и прогнозировании напряжённого состояния массива горных пород.

Прогнозирование геомеханического риска с применением алгоритмов машинного обучения для оценки критически значимых параметров (величины горизонтальных смещений) становится стандартом управления устойчивостью целиков на соляных месторождениях. Модель «тепловая карта» строится на основе адаптации результатов машинного обучения и пороговых значений конвергенции.

Заключение

Цифровизация и внедрение методов ИИ в горное дело – это не просто технологический тренд, а фундаментальный сдвиг парадигмы управления производством. Цифровые двойники позволяют создавать единое информационное пространство для онлайн-мониторинга и принятия обоснованных решений. Искусственный интеллект и машинное обучение обеспечивают беспрецедентную точность прогнозирования устойчивости массивов, оптимизации буровзрывных работ и классификации пород с точностью 98-99 %. Автоматизированные системы мониторинга качества руды дают возможность управлять сквозным качеством продукции в реальном времени для снижения потерь и разубоживания.

Ключевые вызовы на пути цифровой трансформации:

1. Импортозамещение ПО (необходимость перехода на отечественные ГГИС)
2. Обработка больших данных и подготовка качественных обучающих выборок
3. Интеграция разнородных систем в единую экосистему
4. Подготовка кадров, способных работать на стыке горного дела и IT

Для магистрантов горного дела критически важно освоить компетенции в области цифровых двойников, ИИ и автоматизированных систем управления – именно эти знания определят конкурентоспособность будущих специалистов на рынке труда.

Вопросы для самоконтроля

1. Что такое цифровой двойник в контексте горного производства, и чем он отличается от статической 3D-модели месторождения? Приведите примеры компонентов реальной системы цифрового двойника и опишите, как

обеспечивается двусторонняя связь между физическим объектом и виртуальной моделью.

2. Какие алгоритмы машинного обучения показали наилучшие результаты при прогнозировании устойчивости горных массивов? Приведите значения точности прогнозирования для целиков, кровли и горных ударов на основе современных исследований (Nature Scientific Reports, 2025) и объясните, какие данные необходимы для обучения таких моделей.

3. Каким образом компьютерное моделирование буровзрывных работ позволяет снизить разубоживание руды и повысить эффективность использования буровой техники?Опишите опыт «Норникеля» и назовите достигнутые в проекте значения отклонений между модельными и фактическими данными.

4. В чём заключается суть метода XRT-сепарации с использованием искусственного интеллекта? Приведите не менее двух примеров типов рудного сырья, для которых доказана эффективность этого метода. Какая точности классификации достигается при идентификации минералов?

5. Опишите архитектуру программно-технического комплекса «Разумный карьер» и приведите примеры модулей, обеспечивающих автоматизированный мониторинг качества руды и стабилизацию шихты.

Список использованной литературы

1. Лукичёв С.В., Наговицын О.В. Цифровые технологии в горном деле: импортозамещение ГГИС // Journal of Mining Science. 2025. (цит. по материалам Российской академии наук)

2. Разработка адаптивной модели управления процессами переработки углеводородного сырья на основе цифровых двойников // Сибирский федеральный университет, 2025. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-3-1642-1658

3. Годунов Н. Цифровой двойник на разрезе «Тугнуйский»: практика внедрения // Конференция Инвестуголь-2025, 21.11.2025

4. Носков В.А., Морозов К.В., Грищенкова Е.Н., Тенисон Л.О. Оценка и управление геомеханическим риском на основе машинного обучения // Горный журнал. 2025. № 8. DOI: 10.17580/gzh.2025.08.06

5. Константинов А.В., Рассказов И.Ю. Модель для прогнозирования опасных явлений в шахтах // Хабаровский федеральный исследовательский центр ДВО РАН, 2026

6. Дрибан В.А., Хохлов Б.В., Антипенко А.В. Прогноз образования провалов на подработанных территориях методом искусственного интеллекта на основе нейронных сетей // Труды ИГД УрО РАН. 2024

7. Яковлев В.Л., Жариков С.Н., Реготунов А.С., Кутуев В.А. Теоретическое обоснование метода адаптации параметров буровзрывных работ к условиям сложноструктурных месторождений // Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых. 2025. № 3. С. 64-75

8. Дёмшина Н. Цифровизация буровзрывных работ в России: нужно менять шаблоны и вовлекать ИИ в технологию работ // Внедра. 2025
9. Цифровое решение: на разрезе Кузбасса автоматизировали буровзрывные процессы // Аргументы и Факты. Кузбасс. 2025
10. «Норникель» внедряет цифровое моделирование буровзрывных работ // Ведомости. 2026.