

УДК 622.831:004

Игнатов Ю.М., доцент, к.н.
Кузбасский государственный технический университет имени
Т.Ф.Горбачева

Ignatov Yuri M, associate Professor.
T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University

**МЕТОД РАЗВИТИЯ ПРОГНОЗНОЙ АНАЛИТИКИ ДЛЯ
ПОВЫШЕНИЯ УРОВНЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ В
ГОРНОМ ДЕЛЕ**

**A METHOD FOR DEVELOPING PREDICTIVE ANALYTICS TO
IMPROVE THE LEVEL OF MANAGEMENT DECISIONS IN MINING**

Для повышения надёжности принимаемых проектных решений необходимо увеличивать изученность геологического строения месторождения. Требуется производить обобщение накопленного материала, выявлять закономерности и особенности недр с целью прогноза горно-геологических условий разработки на нижележащие горизонты и соседние участки. Поэтому необходимо разработать систему контроля точности маркшейдерских планов по изображению на них исходных геологических условий залегания запасов полезного ископаемого и внедрять компьютерные технологии с новыми методами прогнозирования. Применение новых методов по дополнительному прогнозированию геологических условий приведёт к рациональному планированию горных работ и позволит значительно повысить эффективность и безопасность работы технологических комплексов.

Перспективным направлением развития системы прогнозной аналитики является использование программ искусственного интеллекта (ИИ). Их применение при создании методов обработки результатов разведки и оценке условий добычи полезных ископаемых является актуальным. Далее в статье мы описываем наши разработки, по созданию обучающей выборки для последующего применения программ ИИ при составлении документа «Горно-геологический прогноз выемочного участка».

ИИ используется для сбора и анализа данных о процессе добычи, для оптимизации его в режиме реального времени, выявления нарушений в работе оборудования, для предотвращения несчастных случаев и дорогостоящих простоев. ИИ даёт возможность формулирования и проверки гипотез, результатом которых является разработка «цифровых советников» операторов техники и линейного персонала. Работа этих

советчиков направлена на формирование обоснованных рекомендаций по управлению технологическим процессом путём выбора оптимальных режимов управления [1].

Долгосрочный успех использования ИИ требует его интеграции в существующие рабочие процессы. ИИ должен постоянно учиться и адаптироваться с учетом обратной связи с человеком. При внедрении ИИ в горнодобывающую промышленность его интеграция в существующую инфраструктуру обеспечивается с использованием компьютерного моделирования объектов и процессов.

Основной проблемой в системе управления технологическими процессами, является правильность оценки прогнозируемых условий работы, которые используются для составления паспортов горных выработок, проектов очистных работ и выбора горного оборудования. Методика оценки точности прогнозов отражает структуру аналитических систем данных и обеспечивает методологию сбора, обработки и анализа данных, на основе которого будут построены «цифровые советчики».

Компьютерное моделирование объектов и процессов в горнодобывающей промышленности выполняется по маркшейдерским планам [2]. Создаётся цифровой план горных выработок и производится наложение на него различных данных о свойствах горного массива. Это позволяет анализировать и прогнозировать развитие событий путём использования специализированного программного обеспечения, а затем производить расчёты и принятие решений.

Нами создан метод тектоно-физического анализа горного массива, на основании которого составляется обучающая выборка для ИИ. В методе приведён порядок расчёта 13 показателей свойств горного массива [3], и среди них наиболее важные:

- точность исходных данных;
- трещиноватость;
- вектор напряжённого состояния.

Точность данных оценивается по методу изложенному в нашей статье [3]. Оценка трещиноватости и напряжённого состояния выполняется на основе анализа следов воздействия этих напряжений и базируется на следующих положениях [4,5].

1. Процессы тектоно-физического воздействия сопровождаются сжатием или растяжением массива горных пород и определяют сейсмичность и деформируемость недр.

2. Напряжения растут с глубиной и концентрируются в окрестностях неоднородностей: разрывов, границ блоков, узлов складчатости.

3. Определение ориентировки главных нормальных напряжений при образовании разрывов производится с учётом свойства унаследованности «исторического» поля напряжений на современном геотектоническом этапе развития структур.

4. Большие деформации массива создают и большие остаточные напряжения, концентрирующиеся около разрывов.

5. Значения показателей трещиноватости, разломов, складок и других структурных элементов, определяют целостность массива.

Наличие планетарных систем трещин свидетельствуют о глобальных факторах, оказывающих влияние на формирование поля напряжений. Неоднородность поля напряжений по ориентировке и интенсивности указывает на преобладание региональных факторов.

В случае различия результатов, полученных в методе тектоно-физического анализа с измеряемыми параметрами реальных объектов, делается вывод, что на предыдущих этапах построения модели были допущены ошибки или неточности. Например, могут быть неправильно отобраны существенные свойства объектов, в процессе формализации могут быть допущены ошибки в формулах и т. д.

С применением метода тектоно-физического анализа горного массива создаётся модель геомеханических свойств массива, используя которую получаем прогнозный показатель устойчивости кровли изучаемого угольного пласта.

Расчёт прогнозных характеристик по цифровым планам для формирования таблицы «объект-свойства» и расчёт производных прогнозных значений коэффициента устойчивости кровли являются основой разрабатываемого нами пакета программ «Мониторинг поведения вмещающих пород» (МПП). Пакет может быть совмещен с ГИС-технологий и включает алгоритм принятия решений. Свойства полученных моделей собраны в графические и тематические базы данных, которые соединены с расчётными функциями. Это позволяет производить аналитические исследования показателей массива горных пород, выполнить поиск разных по устойчивости кровли зон и осуществить построение их границ. В модуле МПП создаются прогнозные планы, выполняется пространственный анализ.

Производится оценка угленосных площадей и построение прогнозных карт в цифровой форме и на бумажных носителях, до ведения горных работ, а затем прогноз сопоставляется с фактическими показателями работы очистных забоев для создания обучающей выборки.

Модели ИИ базируются на использовании обучающей выборки, в которой заложены различные сочетания свойств горного массива. В создаваемой выборке, применяются классификации по алгоритмам распознавания образов. Задача распознавания состоит в том, чтобы на основе изучения характерных признаков относить новые площади шахтного поля к определённому классу с учётом опыта на отработанных площадях.

Мы создаём обучающую выборку, состоящую из классов с разной степенью эффективности работы очистного забоя. Набирается большое

число опытных данных и проводится деление объектов на классы. С учётом полученных опытным путём классов, как положение образов в n-мерном пространстве производится выбор алгоритма распознавания для вычисления обобщённых координат объектов по комплексу факторов. Способы вычисления степени «близости» классов рассчитываются в признаковом пространстве. В нашей работе использован алгоритм распознавания по разности расстояний от объектов до центров тяжести образов (классов) [3].

Разработанный метод позволяет классифицировать геологические условия для анализируемого пласта с использованием банка эталонных моделей изученных объектов, описанных множеством поисковых признаков и решить вопрос о классе изученности.

Банк эталонных моделей уже создан по 10 угольным пластам и далее пополняется. В каждом случае производится построение цифровых моделей угольных пластов в среде Micromine на основе реальных геологических данных. В рамках проекта решаются следующие задачи:

- подготовка и анализ исходных данных;
- применение методов интерполяции и построение поверхностей;
- создание цифровой модели кровли угольного пласта;
- создание блочной модели.

Цифровая модель массива горных пород, состоит из комплекта матриц показателей [3]. В разработанном методе базовым типом объектов, для изображения геополей являются регулярная ячейка, элемент разбиения поверхности линиями регулярной сетки из блочной модели пласта. Процесс создания сетки из ячеек заключается в том, что значения показателя из точки замера с помощью интерполяции передаются в узлы квадратной сетки и хранятся в виде матриц. Схемы генерации координатно-привязанных данных по дискретным точкам скважин в непрерывные поля геологических характеристик реализованы в программе Micromine при создании каркасной и блочной моделей.

Каркасная модель массива горных пород построена с использованием векторной модели маркшейдерского плана горных выработок и представляет собой сетку, натянутую на опорные точки модели. Для каждого типа моделей геотехнических объектов автоматически применяется специфическая процедура построения каркасной модели. После того как каркасная модель создана, она связывается с определенным элементом модели объекта и входит в её состав. На рис. 1, построен каркас по кровле пласта Болдыревский, шахты им. Кирова.

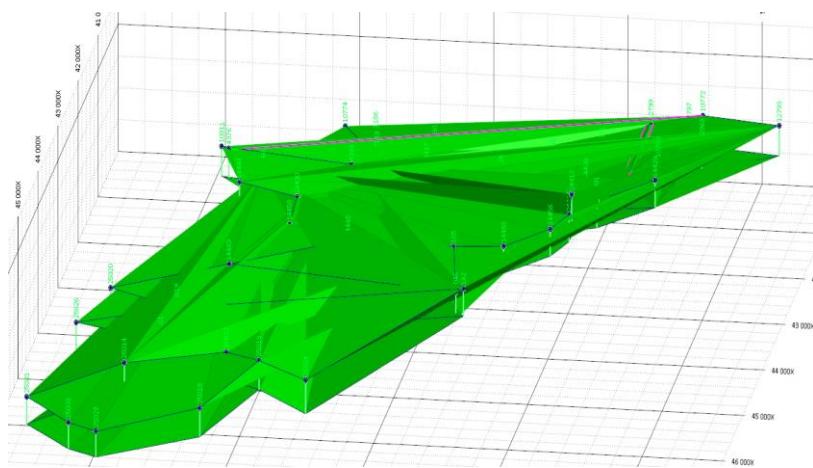


Рис. 1. Построенный каркас кровли пласта Болдыревский.

После построения каркаса необходимо визуально оценить полученный каркас рассмотрением его в различных ракурсах с помощью механизма управления сценой. Это помогает понять, в каком месте необходимо добавить сцепки, добавить или удалить точки в контурах.

Блочная модель элемента может быть построена при наличии у него замкнутой каркасной модели. Параметры блочных моделей для отдельных показателей являются общими для всех моделей объектов. Задаётся точка отсчёта блочной модели, которая указывает, откуда будет отсчитываться построение сетки модели. В полях координаты начала и конца модели необходимо указать координаты, в пределах которых будет построена блочная модель. Размер блока по осям X, Y, Z – длина стороны основного блока, устанавливается при специальных вычислениях. Конкретная реализация отдельного природного фактора, случайное поле, для которого известен лишь ограниченный объем измерений в области.

В теории случайных полей такое представление является линейной фильтрацией, с помощью которой можно выделять из случайного поля природного фактора полосу наиболее низкочастотных изменений или высокочастотные составляющие, связанные с локальными изменениями исследуемого поля.

Возможность такого представления вытекает из теоремы Котельникова, согласно которой любое двумерное поле может быть определено его отсчётами, взятыми в узлах прямоугольной сетки с интервалами $1/2 \omega_x$; $1/\omega_y$. Так на рис. 2, представлена блочная модель по контурам толщи пород кровли пласта Болдыревский шахты им. Кирова с размерами блоков $10 \times 10 \times 10$.

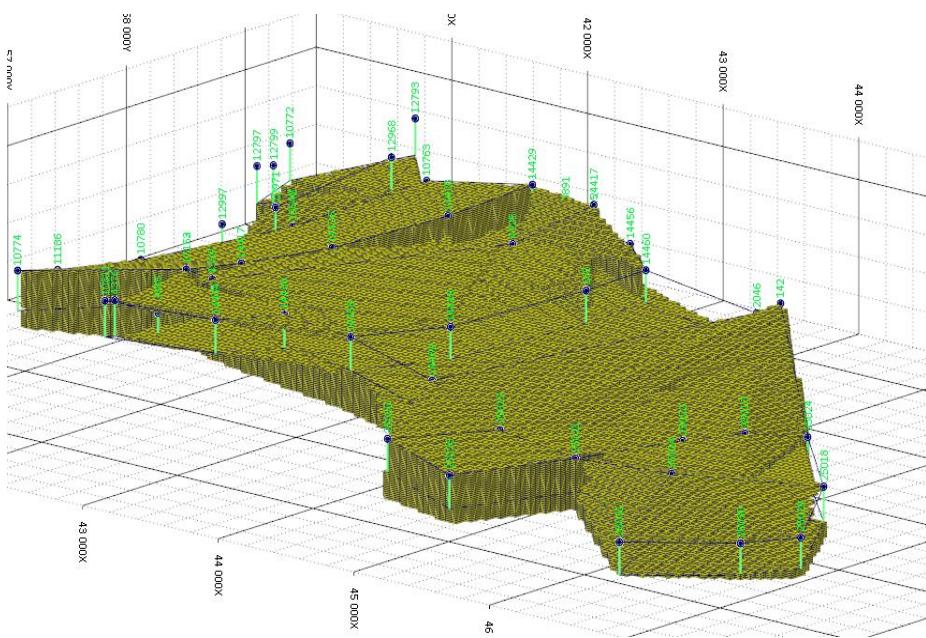


Рис. 2. Построенная блочная модель по пласту Болдыревский.

Создание банка моделей эталонных объектов позволяет производить классификацию новых объектов, определяются с выводами о методах дальнейшего изучения объектов и использовать в программах ИИ. Разрабатываемый метод по дополнительному прогнозированию геологических условий позволит значительно повысить эффективность и безопасность работы на горных предприятиях.

Выводы

1. В результате данных исследований разработан метод цифрового описания горного массива, который позволяет интегрировать цифровой план горных выработок в геоинформационную систему с последующей обработкой данных пакетами ИИ.

2. Цифровой план может быть представлен в компьютере многослойным набором разнородных пространственных данных, отображающих пространственные, геологические и технологические параметры.

3. Наличие связанных баз атрибутивных данных о геомеханических свойствах горных пород с цифровыми планами горных выработок позволяют моделировать новые слои тематической информации, создавать прогнозные модели горно-геологических условий.

Список литературы:

1. Применение искусственного интеллекта и перспективы развития аналитических систем больших данных в горной промышленности. М.В. Рыльникова, Д.А. Клебанов, М.А. Макеев, М.В. Кадочников. – Горная Промышленность, 2022, №3. С. 89–92.
2. Цифровое описание горно-геологических условий для анализа, прогнозирования и визуализации результатов на маркшейдерских цифровых планах. А.А. Гагарин, Ю.М. Игнатов, Г.Н. Роут, М.И. Латагуз. – Вестник Кузбасского государственного технического университета, 2018. № 1. С. 84–93.
3. Создание цифровой модели массива горных пород и результаты использование её для решения задач. Ю.М. Игнатов, А.А. Гагарин, Л.Е. Мякишева. – Вестник Научного центра ВостНИИ по промышленной и экологической безопасности. 2019. № 1. С. 90–100.
4. Зыков В.С Внезапные выбросы угля и газа и другие газодинамические явления в шахтах. – Кемерово. ООО «Фирма ПОЛИГРАФ» 2010.– 334с.
5. Гзовский М.В. Основа тектонофизики. – М.: Наука, 1975. 536 с.

References

1. Application of artificial intelligence and prospects for the development of big data analytical systems in the mining industry. M.V. Rylnikova, D.A. Klebanov, M.A. Makeev, M.V. Kadochnikov. – Mining Industry, 2022, No. 3. pp. 89-92.
2. Digital description of mining and geological conditions for analysis, forecasting and visualization of results on digital surveying plans. A.A. Gagarin, Yu.M. Ignatov, G.N. Routh, M.I. Lataguz. – Bulletin of the Kuzbass State Technical University, 2018. No. 1. pp. 84-93.
3. Creation of a digital model of a rock mass and the results of using it to solve problems. Yu.M. Ignatov, A.A., Gagarin, L.E. Myakisheva. – Bulletin of the VostNII Scientific Center for Industrial and Environmental Safety. 2019. No. 1. pp. 90-100.
4. Zykov V.S. Sudden emissions of coal and gas and other gas dynamic phenomena in mines. – Kemerovo. ООО "Firm POLYGRAPH" 2010.– 334s.
5. Gzovsky M.V. The basis of tectonophysics. – M.: Nauka, 1975. 536 p.