

УДК 622.281:533.6

ПРОБЛЕМЫ ТЕКУЩЕГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ МЕТАНОВЫДЕЛЕНИЯ В ГОРНЫХ ВЫРАБОТКАХ УГОЛЬНЫХ ШАХТ

Денисенко В. П., Вербя Р. В., Абакумова Е. В.
(ДонГТУ, г. Алчевск, Украина)

Розглянуті методи прогнозування і виявлені їх достоїнства і недоліки при прогнозі метановості гірничих виробок діючої виймальної ділянки вугільних шахт. Запропонований поточний прогноз метановості виробок з використанням моделювання за рахунок нейромереж.

The methods of prognostication are considered and their dignities and disadvantage at prognostication of methane in the making of coal mines are exposed. The current prognosis of content of methane is offered in the coal making on the basis of design due to neuron nets.

Ключевым моментом при принятии решений в управлении горными работами, с учетом метанового фактора, является текущее прогнозирование аэрогазового состояния атмосферы горных выработок выемочного участка. Конечная эффективность таких решений зависит от последовательности событий, возникающих уже после их принятия. Возможность предсказать неуправляемые аспекты этих событий перед принятием решения об интенсификации процесса выемки угля позволяет сделать правильный выбор, поэтому системы управления, обычно, реализуют функцию прогноза.

При всем принципиальном отличии направлений, прогнозирование объединяет единая цель – определение характера протекания процесса в будущем. Множество методов решения задачи

прогнозирования имеет одну общую идею: обнаружение связей между прошлым и будущим, между информацией о процессе в контролируемый период времени и характером протекания процесса в дальнейшем. От того, насколько точно описаны исследуемые связи, будет зависеть точность прогнозирования.

Успешность прогнозирования зависит от объема и качества информации о прогнозируемом процессе, объекте управления; правильности формулирования задачи прогнозирования и обоснованности выбора способа ее решения; наличия необходимых вычислительных средств и вычислительного аппарата в соответствии с выбранным методом.

Современные технологии прогнозирования основаны на использовании различных математических теорий: функциональный анализ, теория рядов, теория экстраполяции и интерполяции, теория вероятности, математическая статистика, теория случайных функций и случайных процессов, корреляционный анализ, теория распознавания образов. Чтобы обосновать выбор того или иного средства прогнозирования, необходимо иметь возможность количественно оценить его качество.

Задачи моделирования и прогнозирования процессов, относящихся к различным областям исследований, давно обсуждаются на междисциплинарном уровне. Исследователи все чаще пытаются применить методы из областей физики и математики для изучения различных проблем технологических процессов.

Отсутствие в настоящее время методических подходов и современных инструментальных средств для проведения адекватного текущего прогнозирования метановыделения в горные выработки угольных шахт определяет актуальность работы.

Анализ последних достижений и публикаций указывает на многочисленные попытки решения проблемы текущего прогнозирования метановыделения в горные выработки угольных шахт различными математическими методами. При этом применение таких методов как разложение ряда метановыделения на составляющие [2], использование нейросетей для анализа и прогноза состояния атмосферы горных выработок [3, 4], использование принципов синергетического подхода [5], автоматическое оперативное прогнозирование [6], использование элементов теории

Хаоса и метода Singular Spectrum Analysis [7, 8] позволяет прогнозировать процесс метановыделения в горные выработки с определенными допущениями и не учитывает реальное время протекания технологического процесса.

Цель исследования – выбор метода прогнозирования адекватно предсказывающего текущее значение метанообильности выработок действующего выемочного участка.

Задачи исследования:

- провести анализ методов, применяемых для прогнозирования метанообильности выработок;
- выделить наиболее эффективные методы для прогнозирования процесса метановыделения.

На сегодняшний день существует большое количество методов анализа процессов, обладающих динамическими и нестационарными свойствами, каждый из которых имеет свои достоинства и недостатки. В виду того, что процесс метановыделения обладает отмеченными свойствами применение **классических методов анализа** для его исследования затруднено. Использование таких методов как анализ Фурье, регрессионный анализ или вейвлет-анализ, в основе которых лежит разложение исходной функции в ряд по фиксированной системе базисных функций, приводит к получению модели с периодическими составляющими. Это противоречит структуре реального процесса метановыделения, в силу того, что процесс метановыделения связан с неравномерностью физических и технологических процессов, протекающих при ведении горных работ. В отличие от спектрального анализа для АРПСС или метода экспоненциального сглаживания [9] длина сезонных компонент обычно известна (или предполагается) заранее и затем включается в некоторые теоретические модели скользящего среднего или автокорреляции.

Для решения задачи разложения ряда на аддитивные компоненты, такие как тренд, колебания и шум используется метод **SSA (Singular Spectrum Analysis)**, основанный на динамической модификации метода главных компонент. Для одномерного ряда базовый метод SSA состоит в преобразовании исходного ряда в многомерный. Путем построения траекторной матрицы, ее последующем сингулярном разложении, выделении значимых ком-

понент и дальнейшем восстановлении, основанном на группировке и диагональном усреднении [10]. Достоинством метода SSA является отсутствие требования априорного задания модели ряда, а также возможность выделения гармонических составляющих с изменяющимися амплитудами и частотами, что выгодно отличает его от методов, в основе которых лежит метод Фурье.

Недостаток метода SSA заключается в математической сложности его реализации. Также недостатком метода, ограничивающим возможности его применения, является предположение о линейности модели исследуемого ряда. На первый план выдвигается задача выбора достаточно универсальной модели временного ряда, позволяющей отразить существенные особенности его нелинейной динамики, зачастую носящей хаотический характер. Для решения подобных задач эффективны методы, основанные на ядерных методах (kernel methods), обеспечивающих возможность моделирования нелинейных связей во временных рядах при сравнительно малом объеме априорной информации.

Основными проблемами метода являются:

- выбор основных управляющих параметров N и m , отвечающих за размерность выборки, полученной из одномерного временного ряда;
- анализ промежуточных результатов, интерпретация и отбор главных компонент;
- метод не является абсолютно жестким и допускает различные модификации.

Прогнозирование на основе **метода Группового Учета Аргументов** (МГУА – GMDH) представляет собой поиск зависимости целевых переменных от остальных, в форме функций какого-то определенного вида. Например, в одном из наиболее удачных алгоритмов этого типа – методе группового учета атрибутов (МГУА) – зависимость определяется в форме полиномов. Этот метод дает статистически более значимые результаты, чем нейронные сети. К тому же полученная формула зависимости поддается анализу и интерпретации.

Метод «Опорных Векторов» (SVM – Support Vector Machines). Как указывалось ранее недостатком большинства ме-

тодов, является предположение о линейности модели исследуемого ряда. Метод «опорных векторов» (SVM – Support Vector Machines), позволяет оценить параметры модельного ряда в виде линейной комбинации ядерных функций радиально-базисного типа.

Метод опорных векторов неустойчив по отношению к шуму в исходных данных. Если обучающая выборка содержит шумовые выбросы, они будут существенным образом учтены при построении разделяющей гиперплоскости. Этого недостатка лишён метод релевантных векторов (relevance vector machine, RVM). До сих пор не разработаны общие методы построения спрямляющих пространств или ядер, наиболее подходящих для конкретной задачи. Построение адекватного ядра определяется не математически, а, как правило, опирается на априорные знания о предметной области. В общем случае, когда линейная разделимость не гарантируется, необходимо подбирать управляющий параметр алгоритма.

Показатель Херста. Метод базируется на положении о том, что многие временные ряды можно исследовать с помощью статистического подхода – метода Херста [11]. Показатель Херста представляет собой инструмент, основанный на принципах теории хаоса и фракталов, позволяет оценить фрактальную размерность процесса, используя анализ масштабируемых рядов. Он позволяет проанализировать все доступные данные и определить «волатильность» и «тренды» данного процесса. При помощи показателя Херста можно оценить наличие трендовой составляющей, определить, когда процесс представляет собой случайную независимую систему, а когда его движение является обусловленным. Последовательности, для которых показатель Херста – H больше 0,5, относятся к классу персистентных – сохраняющих имеющуюся тенденцию. Таким образом, для процесса с $H > 0,5$ наличие тренда в прошлом означает и большую вероятность сохранения тренда в будущем. Чем больше H , тем сильнее тенденция. При $H = 0,5$ никакой выраженной тенденции процесса не выявляется, и нет оснований считать, что она появится в будущем. Случай $H < 0,5$ характеризуется антиперсистентностью – рост в прошлом означает уменьшение в будущем, а тенденция к

уменьшению в прошлом делает вероятным рост в будущем. И чем меньше N , тем больше эта вероятность. В таких процессах после роста обычно имеет место падение, а после падения – рост.

Основным недостатком данного метода является то, что при расчете значения фрактальной размерности двумерное изображение заменяется набором некоторых временных рядов с последующим их усреднением.

Нейросетевой анализ. Технический анализ сосредотачивается на реализации временного ряда вне его связи с остальными сопутствующими процессами и не позволяет в полной мере охватить основные характеристики протекающего процесса. В свою очередь подход к техническому анализу с привлечением технологии нейронных сетей обладает рядом неоспоримых достоинств.

Во-первых, нейросетевой анализ не предполагает никаких ограничений на характер входной информации. Это могут быть как данные исследуемого временного ряда, так и сведения о других сопутствующих процессах. Именно поэтому нейронные сети можно эффективно использовать при прогнозировании процессов, между которыми имеется корреляционная связь, что и наблюдается между технологическими и физическими процессами, протекающими в массиве при ведении очистных работ.

Во-вторых, в отличие от технического анализа, основанного на общих рекомендациях, нейронные сети способны находить оптимальные для данного условия параметры и строить по ним оптимальную для исследуемого ряда стратегию предсказания. Более того, эти стратегии могут быть адаптивны, что особенно важно в условиях связанных с повышением интенсификации горных работ, увеличением глубины разработки, усложнением горно-геологических условий, разработкой и реализацией новых технологических решений.

Искусственные нейронные сети (ИНС) являются эффективным средством решения сложных плохо формализуемых задач, таких как задачи классификации, кластеризации, аппроксимации многомерных отображений, прогнозирования временных рядов, нелинейной фильтрации, идентификации, а также управления сложными техническими системами. В настоящее время нейротехнологии активно применяются для обработки аэрокосмиче-

ских изображений и гидроакустических сигналов [3, 12], идентификации и управления нелинейными динамическими объектами в реальном времени [13, 14, 15, 16].

Использование нейросетевого моделирования является обоснованным и особенно эффективно при прогнозировании процессов, обладающих следующими свойствами [4, 9]:

- отсутствие возможности аналитического описания связей между прогнозируемыми процессами [2];
- исследуемый процесс характеризуется большими объемами входной информации;
- имеющиеся данные по процессу являются не полными, избыточными, зашумленными и частично противоречивыми.

Метановыделение является сложным динамическим процессом, зависящим от множества случайных факторов, и отвечает вышеизложенным свойствам, поэтому для осуществления прогноза метанообильности выработок эффективно применение нейросетевого моделирования [16].

Для решения задачи прогноза метанообильности горных выработок действующего выемочного участка угольной шахты была создана многослойная нейронная сеть обратного распространения, входными сигналами которой являются смещенные временные ряды с четырехкратным шагом. В качестве активационной функции была выбрана логистическая сигмоидальная функция $OUT = F(NET) = 1 / (1 + e^{-NET})$ [4]. Полученная сеть обратного распространения ошибки в состоянии адекватно определять прогнозные значения метановыделения, что четко прослеживается на примере моделирования процесса (рис. 1), для прогнозных значений метановыделения ошибка MAPE – 2,2 %.

Для получения адекватной модели метановыделения и повышения надежности прогнозируемого значения метанообильности выработок разработан алгоритм фильтрации незначущих исходных данных, сформирован состав комитета нейронных сетей (в виде отдельных экспертов) и выполнен выбор оптимальной структуры для каждой из нейронных сетей входящих в него. Дополнительно был разработан алгоритм расчета более точной прогнозной метанообильности из всех значений полученных от комитета нейросетей. Таким образом, применение нейросетей в ус-

ловиях ограниченного количества исходных данных и благодаря элементам адаптации позволяет прогнозировать метанообильность выработок действующего выемочного участка в любых реальных условиях разработки газоносных угольных пластов.

На использовании элементов нейросетевого моделирования разработан программный комплекс «Поток» предназначенный для текущего прогноза уровня метанообильности и диагностики газового состояния атмосферы в исходящих струях выемочного участка угольных шахт. Прогноз осуществляется в реальном времени с использованием текущей исходной информации (концентрации метана в исходящих струях лавы и добычного участка, из выработанного пространства; количества проходящего воздуха; положения комбайна в лаве; нагрузки на очистной забой; данные сейсмоакустической активности пласта, дебита метана, извлекаемого дегазационными системами), глубина прогноза задается.

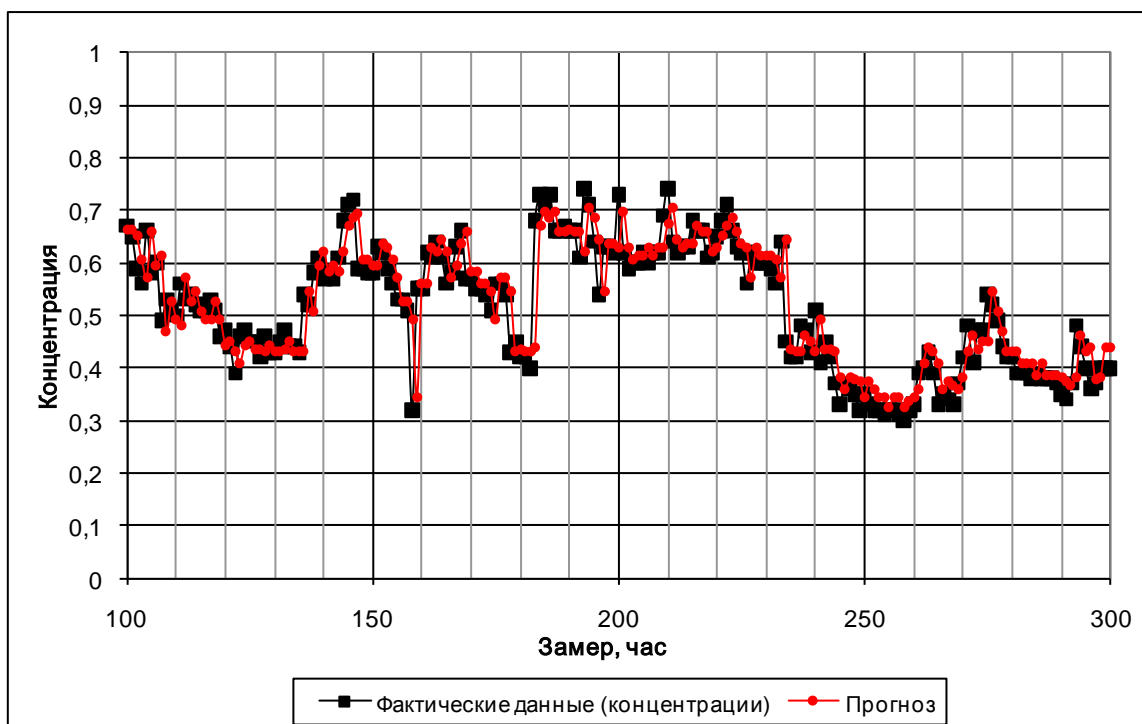


Рис. 1. Результаты моделирования метановыделения (ш. Самсоновская-Западная 1 восточная лава)

Разработанный программный комплекс позволяет осуществлять текущий прогноз метанообильности выработок выемочного

участка в реальном времени для оперативного планирования и управления технологическим процессом выемки угля в условиях неравномерности метановыделения на больших глубинах разработки и при высокой нагрузке на очистной забой. ПК «Поток» прошел апробацию на высокометанообильных угольных шахтах ОАО «Краснодонуголь».

Выводы:

– метановыделение является сложным динамическим процессом, который зависит от большого количества случайных факторов. Классические математические методы не позволяют учесть весь перечень факторов, а, следовательно, и получить достоверные прогнозные значения уровня метанообильности;

– применение нейронных сетей для текущего прогнозирования метанообильности обеспечивает необходимую точность, предъявляемую к прогнозу;

– апробация способа показала, его работоспособность и возможность осуществлять текущий прогноз в реальном времени для оперативного управления газовой обстановкой в условиях неравномерности метановыделения на больших глубинах разработки и при высокой нагрузке на очистной забой.

СПИСОК ССЫЛОК

1. Суровцев И.С., Ключкин В.И., Пивоварова Р.П. Нейронные сети. – Воронеж: ВГУ, 1994. – 224 с.
2. Иванов Ю. А. Математическая модель и методы экстраполяции изменения содержания метана на выемочных участках // Форум гірників. 2007. – Дніпропетровськ: 2007. – Т 1. – С. 92 – 100.
3. Бусыгин Б.С. Применение искусственных нейронных сетей для анализа геолого-геофизических данных // Науковий вісник НГУ.– Дніпропетровськ, 2006. – № 3. – С. 62 – 70.
4. Денисенко В. П. Выбор структуры нейросети для прогнозирования метановыделения в горных выработках угольных шахт / В. П. Денисенко, Р. В. Верба, Е.В. Абакумова // Науковий вісник НГУ. – Дніпропетровськ, 2008. – № 10. – С. 15 – 20.

5. Корнієнко В.І. Синергетичний підхід до синтезу оптимального керування рудопідготовкою з інтелектуальним прогнозуванням // Науковий вісник НГУ. – Дніпропетровськ, 2008. – № 4. – С 38 – 42.
6. Медведев В.Н. Прогнозирование значений концентрации метана в рудничной атмосфере при интенсивных газовыделениях в горные выработки // Сборник научных трудов МакНИИ. – Макеевка, 2007. – № 20. – С. 110 – 119.
7. Бубунец Ю.В. Потенциальная прогнозируемость метанообильности выработок угольных шахт // Сборник научных трудов ДонГТУ. – Алчевск, 2009. – Вып. 28. – С. 134 – 143.
8. Подлипенская Л. Е. Компьютерное моделирование динамических рядов метановыделения выемочного участка // Сборник научных трудов ДонГТУ. – Алчевск, 2008. – Вып. 27. – С. 153 – 160.
9. Абакумова Е.В. Прогнозирование метанообильности выработочного пространства в условиях неравномерности обрушений массива кровли // Науковий вісник НГУ. – Дніпропетровськ, 2007. – № 8. – С. 13 – 17.
10. Голяндина Н.Э. Метод «Гусеница»-SSA: анализ временных рядов: Учеб. пособие. – С-Пб: Изд-во С-ПбГУ, 2004. – 76 с.
11. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы и изменчивость рынка. Пер. с англ. – М.: Мир, 2000. – 333 с.
12. Бусыгин Б.С., Мирошниченко Л.В. Распознавание образов при геолого-геофизическом прогнозировании. – Днепропетровск: изд-во ДГУ, 1991. – 168 с.
13. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 176 с.
14. Крисилов Р.А., Тарасенко В.А. Предварительная оценка качества обучающей выборки для нейронных сетей в задачах прогнозирования временных рядов // Труды Одесского политехнического университета. – Одесса, 2001. – Вып. 1. – С. 90 – 93.
15. Царегородцев В.Г. Определение оптимального размера нейросети обратного распространения через сопоставление средних значений модулей весов синапсов // Материалы XIV Ме-

ждународной конференции по нейрокибернетике – Ростов-на-Дону, 2005. – Т. 2. – С. 60 – 64.

16. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели. Учебное пособие к курсу «Нейронные сети» для студентов 5 курс магистратуры. – Воронеж.: ВГУ, 1999. – 76 с.