

---

© Е.И. Журавлев, Г.С. Федотов,  
К.С. Пикель, 2015

УДК 622.268.13:622.281.5

**Е.И. Журавлев, Г.С. Федотов, К.С. Пикель**

**АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ ПРОГНОЗ  
НАПРЯЖЕННОГО СОСТОЯНИЯ МАССИВА  
ГОРНЫХ ПОРОД НА ОСНОВЕ ЭКСТРАПОЛЯЦИИ  
ХАРАКТЕРИСТИК СЕЙСМИЧЕСКОЙ  
И СЕЙСМОАКУСТИЧЕСКОЙ ЭМИССИЙ  
С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

Описана работа адаптивного алгоритма расчета прогноза быстропротекающих процессов формирования опасных геодинамических явлений на шахтах с применением методов экстраполяции и нейросетевых технологий. Адаптивный алгоритм позволяет ранжировать используемые виды функций в зависимости от их применения для прогноза геодинамических явлений.

**Ключевые слова:** геоинформационная система, методы экстраполяции, нейросетевые технологии, опасность, геодинамическое явление.

---

Для стабильной работы горных предприятий, разрабатывающих запасы на больших глубинах в сложных горно-геологических условиях, необходимо использовать системы мониторинга состояния массива горных пород. Обеспечение безопасности при освоении месторождений твердых полезных ископаемых зависит от своевременной идентификации [5–11] и прогнозе опасных природно-техногенных процессов. Разработан целый ряд методик, основанных на использовании различных физических эффектов [8, 9], проявляющихся при природно-техногенных воздействиях на геосистемы, что позволяет фиксировать такие изменения. Однако надежность прогнозирования в сложных горно-геологических условиях не превышает 75%. Это объясняется сложностью и разнообразием горно-геологических условий, физико-механических свойств и состояния геосистемы, особенно это касается геодинамических явлений.

Геодинамические явления относятся к быстропротекающим процессам,

поэтому осуществление прогноза таких типов явлений относится к разряду сложнопрогнозируемых. Для прогнозирования временных рядов используются различные методы анализа, такие как корреляционный, регрессионный, факторный, вариационный и спектральный.

Статистические методы экстраполяции позволяют рассчитывать прогноз значений временного ряда на перспективу, т.е. условное продолжение в будущее наблюдаемых тенденций и закономерностей временного ряда, развитие которых в прошлом и настоящем достаточно хорошо известно. К недостаткам данного метода относятся его краткосрочный характер, малая достоверностью и нестабильность.

Использование адаптивных методов прогнозирования позволяет строить самонастраивающиеся рекуррентные модели, которые отражают изменяющиеся во времени динамические свойства временного ряда и дают возможность учитывать информационную ценность его членов.

Работа адаптивной модели прогнозирования временного ряда разбивается на четыре этапа: выбор интервала наблюдения, анализ временного ряда, построение прогноза, адаптация модели и корректировка прогноза.

На первом этапе работы модели прогноза с помощью анализа горизонта прогнозирования выбирается, какие методы прогнозирования будут использоваться для вычисления прогноза заданной выборки временного ряда.

В зависимости от выбора интервала прогноза выбирается метод расчета прогноза. Так для построения точечного статистического прогноза на краткосрочные и среднесрочные интервалы (10-ти минутные интервалы, часовой интервал) применяются методы экстраполяции. Для построения долгосрочного прогноза (смена, сутки) применяются нейросетевые технологии. Это обуславливается значительным ростом ошибки прогнозирования методами экстраполяции при значительно больших интервалах прогнозирования.

На рис. 1 приведены зависимости снижения точности прогноза геодинамических явлений в зависимости от изменения продолжительности интервала прогноза для экстраполяционного и нейросетевого методов прогнозирования. Из графиков видно, что методы экстраполяции значительно теряют точность прогнозирования на боль-

ших интервалах прогноза, поэтому их целесообразно использовать при составлении краткосрочных и среднесрочных прогнозов. Методы нейросетевых технологий показывают постепенное снижение качества прогноза в зависимости от увеличения интервала прогнозирования, но удерживают заданный уровень достоверности.

На втором этапе работы адаптивной модели прогноза геодинамических явлений анализируются параметры входного временного ряда. К таким показателям относятся: работа комбайна, местоположение источника явления относительно забоя и его влияние на него, скорость воздушного потока, содержание метана, количественная оценка эмиссий и значений их энергетических составляющих. Каждый из этих параметров имеет свою степень влияния на результирующую функцию состояния опасности. Для определения степени влияния каждого из факторов системе прогноза геодинамических явлений необходимо проработать в тестовом режиме интервал времени равный горизонту прогнозирования для наработки необходимых коэффициентов степени влияния. Величины этих коэффициентов зависят от конкретной шахтной модели состояния (уровня зашумленности оборудования в конкретных местах установки датчиков системы геодинамического мониторинга) и ме-

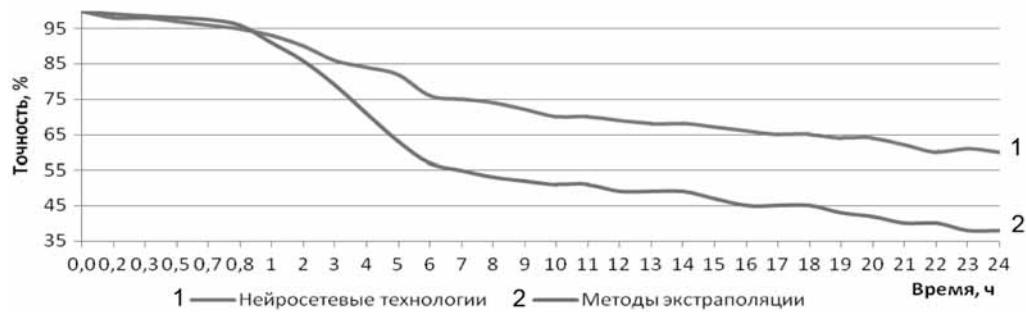


Рис. 1. Влияние интервала прогнозирования на точность прогноза

ханических свойств горных пород (коэффициента крепости угля, геологических особенностей шахтного поля).

Функция опасности возникновения геодинамических явлений состояния рассчитывается по формуле:

$$S = f(F_1, F_2, F_3, F_4, F_5),$$

где  $F_i$  – факторы, влияющие на оценку опасности возникшего явления. Среди всех факторов, влияющих на оценку опасности возникновения геодинамических явлений, в расчет принимались наиболее важные: количество активностей в единицу времени, величина энергий активностей в единицу времени, работа комбайна, концентрация метана, расстояние от эпицентра опасности до выработки. Такая функция состояния опасности  $S$  формируется из факторов  $F_i$ , характеризующих параметры временного ряда, данные о состоянии рудничной атмосферы, а также информацию о функционировании горного оборудования.

По этим динамически изменяемым значениям факторов из заданного набора функций аппроксимации подбирается оптимальный вид функции по критерию минимизации дисперсии ошибки. Программный модуль

прогноза геодинамических явлений имеет следующий набор функций аппроксимации: линейная, квадратичная, кубическая, гиперболическая, логарифмическая, степенная и экспоненциальная. Пример аппроксимации временного ряда различными видами функций показан на рис. 2. Для каждой выборки функция аппроксимации с минимальной ошибкой будет различная, поэтому необходимо рассчитывать интервал достоверности подбора оптимальной функции, определяющий точность прогноза.

Для оценки точности прогноза выполняются расчеты коэффициента детерминации,  $F$ -критерия Фишера,  $t$ -критерия Стьюдента и критерия Дарбина-Уотсона. Эти коэффициенты позволяют удостовериться в том, что наличие случайных ошибок в модели не приведет к значительному ухудшению качества оценок метода наименьших квадратов. Оптимальной функцией аппроксимации для заданной выборки данных временного ряда будет считаться функция, у которой коэффициент детерминации окажется наиболее близким к единице. Чем ближе окажется значение детерминации к единице, тем ближе модель к эмпирическим

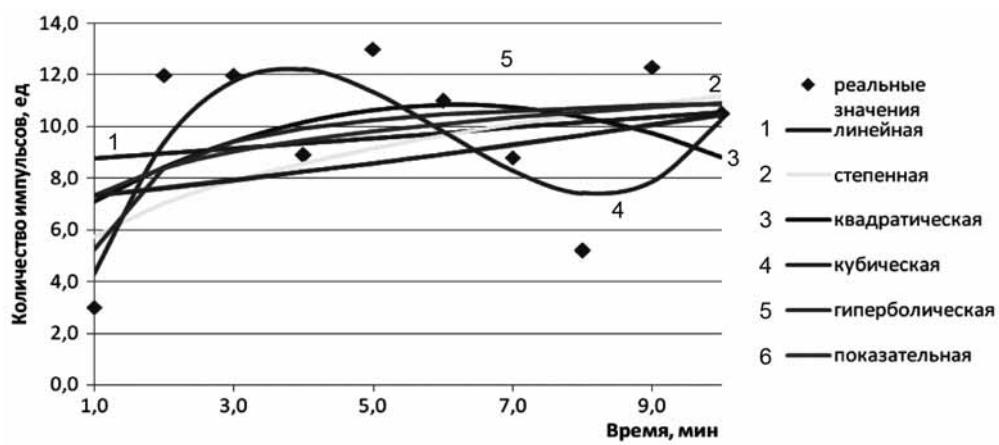


Рис. 2. Функции аппроксимации временного ряда количества сейсмоакустических импульсов

данным наблюдения. Коэффициент детерминации вычисляется по следующей формуле:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - f_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2},$$

где  $y_i$  – выборочные данные, а  $f_i$  – соответствующие им значения модели. Количественная мера тесноты функциональной связи, в зависимости от значения коэффициента детерминации разделяется на несколько групп: слабая (0,1–0,3), умеренная (0,3–0,5), заметная (0,5–0,7), высокая (0,7–0,9) и весьма высокая (0,9–0,99).

Точность прогноза тем выше, чем меньше величина ошибки, которая представляет собой разность между прогнозируемым и фактическим значением исследуемой величины.

Вычислить ошибку прогноза возможно только в будущем, когда пройдет интервал, на который вычислялся прогноз. Поэтому при расчете прогноза оценку его точности необходимо производить заранее, когда истинное значение прогнозируемой величины еще не известно. Для априорной оценки достоверности прогноза определяют его доверительный интервал на основе статистически выборочного метода.

При этом точность прогноза оценивается величиной доверительного интервала для заданной вероятности его осуществления, а под достоверностью понимают оценку вероятности осуществления прогноза в заданном доверительном интервале. Таким образом, точность прогноза выражается с помощью вероятностных пределов фактической величины от прогнозируемого значения.

Доверительный интервал уменьшается при увеличении продолжительности наблюдения (периода основания прогноза) и растет с увеличением периода упреждения прогноза. По-

грешности, снижающие достоверность прогноза, формируются следующими параметрами: выбор формы кривой, характеризующей тренд оцениваемого временного ряда; оценивание параметров кривых производится на основе определенных выборок данных временного ряда, которые могут не совсем точно показать реальный тренд всего временного ряда; трендом характеризуется некоторый средний уровень данных, что снижает точность прогнозных значений временного ряда.

Величину доверительного интервала можно рассчитать по формуле, при вероятности:  $P = 0,997 \cdot \Delta = \pm 3\sigma_n$ , где  $\sigma_n$  – средняя квадратическая ошибка прогноза. Для вычисления доверительного интервала с использованием коэффициента Стьюдента используют формулу:  $\Delta = t_{\alpha} S_y$ , где  $S_y$  – выборочная среднеквадратичная ошибка функции аппроксимации,  $t_{\alpha}$  – значение  $t$ -статистики Стьюдента. Доверительный интервал для прогноза учитывает в себе не только оценку неопределенности тренда, но и возможность отклонения от этого тренда и рассчитывается так:

$$\bar{y}_{i+z} = \bar{y}_k \pm \Delta = \bar{y}_k \pm t_{\alpha} S_{\Pi},$$

где  $S_{\Pi}$  – средняя квадратическая ошибка прогноза, вычисляемая по формуле:

$$S_{\Pi} = S_y \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{\sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}},$$

где  $x_k$  – заданное, а  $\bar{x}$  – среднее значение независимой переменной  $x$ .

Третий этап прогнозирования геодинамических явлений заключает в себе построение прогноза по выбранному методу.

При использовании методов экстраполяции дальнейший расчет прогноза будет производиться по выбранной

оптимальной функции временного ряда с минимальной дисперсией ошибки. При расчете текущего прогноза используются данные о количестве активностей и их энергиях за последние пять минут, а также параметрыrudничной атмосферы шахты и работы комбайна. Если выявлено неблагоприятное явление, то для учета опасного его влияния производится расчет расстояния эпицентра этого явления до забоя. Если эпицентр находится не в плоскости забоя или в плоскости, но расстояние до забоя более ста метров, то такое явление рассматривается как неопасное, в любом другом случае как опасное. На состояние опасности возникновения геодинамических явлений также влияет концентрация метана и угольной пыли. При расчете прогнозов по десятиминутным интервалам рассматривается показания значений активностей и их энергий за текущий десятиминутный интервал, а также архивные данные с глубиной в пять таких интервалов. Часовой прогноз опасности возникновения геодинамических событий показывает, как изменялось количество активностей и их энергий за текущий час, а также с учетом архивных данных за последние 17 часов рассчитывается прогноз на 7 часов вперед.

В основе прогноза методом нейросетевых технологий используются принцип построения сети нейронов и установка степени связи между ними. Алгоритм построения прогноза значений временного ряда выполняется по следующим пунктам: получение временного ряда с интервалом в выбранную временную итерацию, заполнение «пробелов» в истории, сглаживание ряда методом скользящего среднего, получение ряда относительного изменения прогнозируемой величины, формирование таблицы «окон» с глубиной погружения временных интервалов, добавление к таблице дополнительных

данных, определение обучающей и контрольной выборок, подбор параметров нейросети, обучение нейросети, проверка работоспособности нейросети в реальных условиях.

На этапе обучения сеть проходит обучение на выборке временного ряда, значения которого в последствии необходимо прогнозировать. После этого сеть проверяется контрольной выборкой для оценки качества обучения сети. Средняя абсолютная ошибка показывает достоверность прогноза нейросети. Грубые ошибки нейронной сети обуславливаются работой с данными сильно отличающимися от тех, которые присутствовали в обучающей выборке. Таким образом, нейронная сеть не сможет предсказать горный удар, пока в обучающей ее выборке не будет данных о таком явлении.

С помощью нейронной сети рассчитывается прогноз опасности возникновения геодинамических явлений по сменным и суточным интервалам прогнозирования. Сменные (в сутках четыре смены по шесть часов) прогнозы формируются при анализе выборки временного ряда сейсмических и сейсмоакустических данных за текущую смену, а также за семнадцать таких же архивных интервалов. Суточный прогноз опасности возникновения геодинамических явлений рассчитывается на основании предыдущих семнадцати суточных интервалов данных о количестве активностей и их энергий, а также принимаются во внимание текущие значения учитываемых в прогнозе величин.

На четвертом этапе работы адаптивной модели прогноза выполняется алгоритм адаптации, который ранжирует функции аппроксимации в зависимости от точности показываемых ими результатов прогноза.

Работа адаптивного алгоритма заключается в ранжировании оптимально выбранной функции экстраполя-

ции временного ряда. Если на первой итерации прогноза выбран оптимальный вид функции экстраполяции с минимальной дисперсией ошибки прогноза, то этому виду ставится приоритетный ранг. Установка такого приоритета позволяет уменьшить время расчета прогноза в дальнейшем, так как приоритетный метод будет выбираться первым. Поскольку он оптимально подходит для аппроксимации временного ряда, то с большой вероятностью он окажется оптимальным и при дальнейших прогнозных выборках. Параллельно с использованием приоритетной функции анализируется возможность существования более оптимальной функции для конкретного набора данных. Если же при следующей итерации прогноза иной вид функции аппроксимации окажется с меньшей ошибкой прогноза, то тогда этому виду функции присваивается приоритетный ранг, и он в дальнейшем будет использоваться в первую очередь.

На последнем этапе производится корректировка прогноза с учетом ра-

боты адаптивного алгоритма. Преимущество адаптивных моделей в том, что они отражают динамические свойства временного ряда и учитывают информационную ценность его ретроспективных членов и поэтому способны давать достаточно точные оценки будущих значений. Такие модели предназначаются, прежде всего, для краткосрочного прогнозирования. Они позволяют достичь компромисса между требованием статистических подходов к увеличению объемов выборки для получения более точных оценок и требованием гомогенности (однородности) данных, ибо, чем больше период наблюдений, тем выше вероятность того, что исследуемый процесс или объект претерпел коренные изменения.

Совместное применение методов экстраполяции и нейросетевых технологий при прогнозировании быстро протекающих событий позволяет в зависимости от интервала прогноза позволять оперативно выбирать наиболее подходящий метод при заданной входной выборке временного ряда геодинамических событий.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Елисеева И.И., Юзбашев М.М. Общая теория статистики: Учебник / Под ред. И.И. Елисеевой. – 4-е изд., перераб. и доп. – М.: Финансы и Статистика, 2002. – 480 с.
2. Общая теория статистики: Учебник / Под ред. Р.А. Шмойловой. – 3-е изд., перераб. – М.: Финансы и Статистика, 2002. – 560 с.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
4. Еремин Д.М., Гарцеев И.Б. Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления. – М.: МИРЭА, 2004. – 75 с.
5. Кубрин С.С. Комплексный синтезирующий геофизический мониторинг горного массива // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2012. – № 5. – С. 85–92.
6. Захаров В.Н., Кубрин С.С., Фейт Г.Н. Мониторинг напряженного состояния горного массива и геодинамических процессов в нем при разработке угольных пластов опасных по гео- и газодинамическим явлениям // Маркшейдерский вестник. – 2012. – № 4. – С. 53–56.
7. Кубрин С.С. Определение базового программного обеспечения комплексного мониторинга горного массива // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2012. – № 11. – С. 213–214.
8. Захаров В.Н., Кубрин С.С., Фейт Г.Н., Блохин Д.И. Тензометрический мониторинг напряженного состояния горного массива при разработке угольных пластов опасных по гео- и газодинамическим явлениям // Маркшейдерский вестник. – 2012. – № 5. – С. 43–44.
9. Захаров В.Н., Кубрин С.С., Фейт Г.Н., Блохин Д.И. Определение напряженно-деформированного состояния горных пород при разработке угольных пластов опасных по гео- и газодинамическим явлениям // Уголь. – 2012. – № 10. – С. 34–36.
10. Кубрин С.С., Шек В.Н. Геоинформационные системы для исследования опасных

геодинамических явлений // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2013. – ОВ 5. Информатизация и управление. – С. 103–112.

11. Кубрин С.С., Мазаник Е.В., Кигалов Н.Н. Автоматизированная система под-

держки принятия технологических решений и комплексного синтезирующего мониторинга // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2014. – ОВ1. Труды международного научного симпозиума «Неделя горняка-2014». – С. 267–278. ГИАБ

## **КОРОТКО ОБ АВТОРАХ**

Журавлев Евгений Игоревич – аспирант, e-mail: engene@mail.ru, ИПКОН РАН,

Федотов Григорий Сергеевич<sup>1</sup> – студент, e-mail: Grishata1@mail.ru,

Пикель Кристина Сергеевна<sup>1</sup> – студентка, e-mail: kristina.pikel@mail.ru,

<sup>1</sup> НИТУ «МИСиС».

---

UDC 622.268.13:622.281.5

## **AUTOMATED FORECAST THE STRESS STATE OF THE ROCK MASS ON THE BASIS OF EXTRAPOLATION CHARACTERISTICS OF SEISMIC AND SEISMIC ACOUSTIC EMISSION USING A NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES**

Zhuravlev E.I., Graduate Student, e-mail: engene@mail.ru,  
Institute of Problems of Comprehensive Exploitation of Mineral Resources  
of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia,  
Fedotov G.S.<sup>1</sup>, Student, e-mail: Grishata1@mail.ru,  
Pikel' K.S.<sup>1</sup>, Student, e-mail: kristina.pikel@mail.ru,  
<sup>1</sup> National University of Science and Technology «MISiS», 119049, Moscow, Russia.

*The article describes the operation of the adaptive prediction algorithm for calculating the fast processes of formation of dangerous geodynamic phenomena in mines using extrapolation methods and neural network technology. Adaptive algorithm allows us to rank used types of functions, depending on their application for forecasting geodynamic phenomena.*

*Key words:* geographic information system, extrapolation methods, neural network technology, danger, geodynamic phenomena.

## **REFERENCES**

1. Eliseeva I.I., Yuzbashev M.M. *Obshchaya teoriya statistiki*: Uchebnik. Pod red. I.I. Eliseevoi. 4-e izd. (General theory of statistics: Textbook. Eliseeva I.I. (Ed.), 4th edition), Moscow, Finansy i Statistika, 2002, 480 p.
2. *Obshchaya teoriya statistiki*: Uchebnik. Pod red. R.A. Shmoilovoi. 3-e izd. (General theory of statistics: Textbook. Shmoilova R.A. (Ed.), 3rd edition), Moscow, Finansy i Statistika, 2002, 560 p.
3. Khaikin S. *Neironnye seti: polnyi kurs* (Neural nets: Complete course. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd edition), Moscow, Vil'yams, 2006, 1104 p.
4. Eremin D.M., Gartsev I.B. *Iskusstvennye neironnye seti v intellektual'nykh sistemakh upravleniya* (Artificial neural nets in the intelligent control systems), Moscow, MIREA, 2004, 75 p.
5. Kubrin S.S. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2012, no 5, pp. 85–92.
6. Zakharov V.N., Kubrin S.S., Feyt G.N. *Marksheiderskiy vestnik*. 2012, no 4, pp. 53–56.
7. Kubrin S.S. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2012, no 11, pp. 213–214.
8. Zakharov V.N., Kubrin S.S., Feyt G.N., Blokhin D.I. *Marksheiderskiy vestnik*. 2012, no 5, pp. 43–44.
9. Zakharov V.N., Kubrin S.S., Feyt G.N., Blokhin D.I. *Ugol'*. 2012, no 10, pp. 34–36.
10. Kubrin S.S., Shek V.N. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2013. Special issue 5. Informatizatsiya i upravlenie, pp. 103–112.
11. Kubrin S.S., Mazanik E.V., Kigalov N.N. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2014. Special issue 1. Trudy mezhunarodnogo nauchnogo simpoziuma «Nedelya gornjaka-2014», pp. 267–278.

