

ЛИТЕРАТУРА

1. Сборник заданий для курсовых работ по теоретической механике. Учеб. пособие для техн. вузов / Яблонский А.А., Норейко С.С., Вольфсон С.А. и др.; под ред. А.А. Яблонского. — 4-е изд., перераб. И доп. М.: Высш. шк., 1985.

УДК 681.3:004.8:622.867

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КОНЦЕНТРАЦИИ МЕТАНА В ШАХТНОЙ АТМОСФЕРЕ ПОСРЕДСТВОМ АППРОКСИМАЦИИ ФРАКТАЛЬНЫМ БРОУНОВСКИМ ДВИЖЕНИЕМ

В.В. Слесарев¹, А.В. Миргородский², В.С. Маргитич³

¹доктор технических наук, профессор, зав. кафедры системного анализа и управления, Государственное высшее учебное заведение «Национальный горный университет», г. Днепропетровск, Украина, e-mail: SlesarevV@nmu.org.ua

²аспирант кафедры системного анализа и управления, Государственное высшее учебное заведение «Национальный горный университет», г. Днепропетровск, Украина, e-mail: mir219292@gmail.com

³студент группы СА – 11 – 1/2, Государственное высшее учебное заведение «Национальный горный университет», г. Днепропетровск, Украина, e-mail: victormargitich@gmail.com

Аннотация. В работе проведено теоретическое исследование по экстраполяции временного ряда измерения концентрации метана в горных выработках шахт посредством случайных величин, соответствующим фрактальному броуновскому движению с целью построения оптимального прогноза для временной последовательности, что в силу обратимости преобразований, приводит к прогнозу исходного временного ряда.

Ключевые слова: концентрация метана, временная последовательность, экстраполяция, прогнозирование.

PREDICTION OF THE CONCENTRATION OF METHANE IN THE MINE ATMOSPHERE BY APPROXIMATION FRACTAL BROWNIAN MOTION

Vladimir Slesarev¹, Alex Mirgorodskiy², V. Margetich³

¹Doctor of technical Sciences, Professor, Head of system analysis and management Department, State Higher Educational Institution "National mining University", Dnepropetrovsk, Ukraine, e-mail: SlesarevV@nmu.org.ua

²Postgraduate student of the Department of system analysis and control, State Higher Educational Institution "National mining University", Dnepropetrovsk, Ukraine, e-mail: mir219292@gmail.com

³Student of group CA – 11 – 1/2, State Higher Educational Institution "National mining University", Dnepropetrovsk, Ukraine, e-mail: victormargitich@gmail.com

Abstract. The paper presents a theoretical study on extrapolation of time series measurements of methane concentration in the underground workings of mines by random variables, the corresponding fractal Brownian motion with the aim of building the optimal forecast for time sequence that due to the reversibility of transformations, leads to the prediction of the original time series.

Keywords: methane concentration, time sequence, extrapolation, forecasting.

Введение. Большое количество аварийных происшествий, возникающих в результате несвоевременного выявления (идентификации) негативной тенденции развития обстановки в шахте, особенно аэрогазовой, говорит о несоответствии уровня безопасности при добыче угля требованиям современности. Заблаговременное распознавание возможности возникновения аварийной ситуации по-прежнему остается за горным диспетчером, который на основе субъективного анализа большого количества информации не всегда может её выявить. Введение объективных оценок аэрогазовой ситуации повысит уровень производственной безопасности на горнодобывающем предприятии. Для этого необходимо постоянно производить анализ и прогноз значений контролируемых параметров шахтной атмосферы. [1,2] На их основе осуществлять идентификацию аэрогазовой ситуации в шахте, что позволит выявить аварийную ситуацию на стадии ее развития и выполнить действия, направленные на предотвращение или снижение последствий аварий. В данной работе для преобразования исходных данных в качестве модели выбрано фрактальное броуновское движение, что позволило для реальных примеров реализаций значений концентраций метана построить оптимальный прогноз и оценить его качество.

Цель работы. Целью работы является создание комплексного подхода к оценке аэрогазовой ситуации в шахте на основе анализа и прогноза значений параметров шахтной атмосферы с учетом нестационарного характера их изменения во времени для использования в информационно-аналитической системе безопасности. Задача научных исследований заключается в разработке моделей и алгоритмов, позволяющих с достаточной степенью достоверности объективно оценить аэрогазовую ситуацию с учетом анализа и прогноза значений параметров шахтной атмосферы, выработать и выполнить превентивные мероприятия, направленные на недопущение аварий или снижение их последствий. Метод прогнозирования состоит в следующем: наблюдаемый временной ряд преобразуется в случайную последовательность, соответствующую фрактальному броуновскому движению. В свою очередь, для этой последовательности, распределение кото-

рой предполагается гауссовым, строится оптимальная экстраполяция. Реализация предложенного алгоритма прогнозирования для реальных временных рядов свидетельствует о его эффективности.

Материал и результаты исследований. Как было доказано в работе [1] эволюцию физической системы с потерями необходимо описывать уравнениями в дробных производных. Дробный показатель производной указывает на долю состояний системы, сохраняющихся за время эволюции (фрактальную размерность процесса эволюции). Эти перемежающиеся состояния системы оказывают влияние на последующие состояния системы. Такие системы классифицируются как системы с «остаточной» памятью, занимающие промежуточное положение между системами, обладающими полной памятью (детерминированные), с одной стороны, и «марковскими» системами, с другой. Таким образом, дискретный процесс (с перемежающимися состояниями) изменения параметра на этапе от 0 до t описывается дробной производной Лиувилля степени α в виде интеграла:

$$\frac{\partial^\alpha}{\partial t^\alpha} f(t) = \frac{1}{\tilde{A}(1-\alpha)} \frac{\partial}{\partial t} \int_0^t (t-\tau)^{-\alpha} f(\tau) d\tau, \quad (1)$$

где $\tilde{A}(1-\alpha)$ – гамма-функция.

Вычислительный эксперимент – качество прогноза для фрактального броуновского движения

Применим формулу (1) для экстраполяции приращений фрактального броуновского движения (fBm) с известным показателем Харста H . Данные получены имитационным моделированием fBm, основанным на его представлении стохастическим интегралом [2].

$$B_H(t) = c_H \left(\int_{-\infty}^0 ((t-s)^\alpha - (-s)^\alpha) dw(s) + \int_0^t (t-s)^\alpha dw(s) \right),$$

где $\alpha = H - \frac{1}{2}$, а нормированная константа выглядит следующим образом:

ЗОМ:

$$c_H = \frac{\sqrt{2H\tilde{A}(2H) \sin \pi H}}{\tilde{A}\left(H + \frac{1}{2}\right)}.$$

В процессе моделирования интеграл заменяется суммой. Исследования по точности дискретизации, изложенные в [3], [4], приводят к формуле

$$\text{для } t = \frac{k}{n}: B_H\left(\frac{k}{n}\right) = \frac{c}{n^H} \left(\sum_{j=1}^{n^{5/2}} ((k+j)^\alpha - j^\alpha) \varepsilon_j + \sum_{i=0}^{k-1} (k-i)^\alpha \varepsilon_{n^2+i+1} \right), \quad k = 0, 1, 2, \dots, n.$$

$$\text{Пусть } y_k = B_H\left(\frac{k+1}{n}\right) - B_H\left(\frac{k}{n}\right), \quad k = 1, 2, \dots, n-1$$

Полагая обучающей выборкой вектор $\xi = (y_1, \dots, y_m)$, т.е. считая неизвестным вектор $\eta = (y_{m+1}, \dots, y_{m+r})$ построим прогноз $\hat{\eta}$.

Вычислительный эксперимент выполнен для трёх значений параметра $H : 0,3; 0,6; 0,8$. Объём выборки $n=1023$. Объём обучающей выборки $m=1000$.

В табл.1 приведены измеряемые 8 значений приращений y_{m+1}, \dots, y_{m+8} .

Таблица 1 – Наблюдаемые значения полученных приращений для размерности $n=1023$

H	y_{1001}	y_{1002}	y_{1003}	...	y_{1008}
0,3	1,715	- 0,687	0,486	...	- 1,094
0,6	1,783	- 2,321	0,792	...	1,467
0,8	1,004	- 1,599	0,406	...	- 0,221

Результаты прогноза приращений fVm-значения $\hat{y}_{m+1}, \dots, \hat{y}_{m+r}$ – вычислены согласно формуле (1) и сведены в табл. 2 – 4. Размерность матрицы S равна $m \times m$, матрица D состоит из D столбцов и r строк.

Таблица 2 – Прогнозируемые значения полученных приращений при $H = 0,3$

H	\hat{y}_{1001}	\hat{y}_{1002}	\hat{y}_{1003}	...	\hat{y}_{1010}
$r = 1$	- 2,519			...	
$r = 2$	- 0,458	0,125		...	
$r = 4$	- 0,147	0,008	1,25	...	
$r = 8$	1,089	- 2,543	0,993	...	0,252

Таблица 3 – Прогнозируемые значения полученных приращений при $H = 0,6$

H	\hat{y}_{1001}	\hat{y}_{1002}	\hat{y}_{1003}	...	\hat{y}_{1008}
$r = 1$	1,523			...	
$r = 2$	1,598	- 2,102		...	
$r = 4$	1,624	- 2,447	0,647	...	
$r = 8$	1,689	- 2,205	0,429	...	1,299

Таблица 4 – Прогнозируемые значения полученных приращений при $H = 0,8$

H	\hat{y}_{1001}	\hat{y}_{1002}	\hat{y}_{1003}	...	\hat{y}_{1008}
$r = 1$	1,025			...	
$r = 2$	0,89	- 1,502		...	
$r = 4$	0,95	- 1,578	0,372	...	
$r = 8$	1,247	- 1,632	0,221	...	- 0,182

Представленные результаты приводят к выводам.

1. Антиперсистентный ($H < 0,5$) процесс fBm не допускает удовлетворительного прогноза. Результат ожидаемый, и качественные свойства такого «очень зашумлённого» процесса рассмотрены в монографиях [6].

2. Для персистентного ($H > 0,5$) процесса fBm имеет место удовлетворительный результат прогнозирования на 1, 2, 4, шага с большей погрешностью для 8 шагов.

Вычислительный эксперимент – качество прогноза для гауссовой аппроксимации

Для экстраполяции реально наблюдаемого временного ряда x_1, \dots, x_n необходимо, в первую очередь, построить адекватную математическую модель. Предложенный в работе [2] алгоритм такого построения состоит в следующем. Рассмотрим приращения $y_k = x_{k+1} - x_k$ и обозначим:

$$R_{jn} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^{n-1} |y_k|^j, \quad j = 1, 2. \quad (2)$$

Предположим, что выполнены следующие условия: последовательность $\{y_k\}$ стационарна в узком смысле, т.е.

$$E_{y_k} = 0, \quad D_{y_k} = const, \quad P\{y_j < u, y_k < v\} = P\{y_{j+m} < u, y_{k+m} < v\};$$

- с вероятностью 1 существуют пределы

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{R_{1n}^2}{R_{2n}} \rightarrow d \frac{(E|y_k|)^2}{(Ey_k^2)}.$$

Тогда последовательность $d_n = \frac{R_{1n}^2}{R_{2n}} \rightarrow d = \frac{(E|y_k|)^2}{(Ey_k^2)}$, $P = 1$ и для гауссовых приращений $d = 2/\pi$. Критерием гауссовости может служить значение выборочного «коэффициента эксцесса» d_n . Если d_n значимо – отличается от $2/\pi$, аппроксимируем временной ряд y_1, \dots, y_n гауссовой последовательностью z_1, \dots, z_n согласно следующему алгоритму. Положим

$$y_k = \text{sgn } y_k |z_k|^\lambda, \quad \lambda > 0. \quad (3)$$

Тогда $d_n = \frac{\left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |z_k|^\lambda\right)^2}{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |z_k|^{2\lambda}}$ и $d = \lim_{n \rightarrow \infty} d_n$ равен отношению соответствующих

математических ожиданий. Так как для гауссовой случайной величины

$\xi \in N(0; \sigma^2)$ выполняется равенство $E|\xi|^\alpha = \frac{2^{\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{\pi}} \sigma^\alpha \tilde{A}\left(\frac{\alpha+1}{2}\right)$, получаем

$\hat{a} = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \frac{\tilde{A}^2\left(\frac{\lambda+1}{2}\right)}{\tilde{A}\left(\lambda + \frac{1}{2}\right)}$. Приравняв правую часть к d_n , найдём соответствующее

λ (единственное, в силу убывания d как функции λ). Таким образом, предложенная аппроксимация приводит к следующей модели исходного вре-

менного ряда: $y_k = \sum_{j=1}^k \text{sgn } y_j \square |z_j|^\lambda$.

Из предложения о стационарности последовательности $\{y_k\}$ следует стационарность $\{z_k\}$, т.е.

$Ez_k = 0, D_{z_k} = \text{const}, E(z_j, z_k) = D_{z_j} \square f\left(\frac{k-j}{n}\right), f(0) = 1, f(s)$ – убывающая

функция. Аппроксимируя f степенной функцией

$\frac{\left(s + \frac{1}{n}\right)^{2H} + \left(s - \frac{1}{n}\right)^{2H}}{2} - s^{2H}$, приходим к аппроксимации $\{x_k\}$ фрактальным

броуновским движением

$z_k = \sigma \left(B_H\left(\frac{k}{n}\right) - B_H\left(\frac{k-1}{n}\right) \right), x_k = \sigma^\lambda \sum_{j=1}^k \text{sgn } y_j \left| B_H\left(\frac{j}{n}\right) - B_H\left(\frac{j-1}{n}\right) \right|^\lambda$,

Что позволяет исследовать данный временной ряд методами, разработанными для fBm.

В качестве примеров рассмотрим следующие реальные данные: результаты контроля концентрации метана в вентиляционном штреке угольной шахты (рис.1). Первичная обработка исходного ряда состоит в выделении его тренда. Разобьём данные S_1, \dots, S_{366} на 6 временных окон $\Delta_1, \dots, \Delta_6$ с числом элементов $n = 61$ в каждом окне. Выборочное среднее в каждом

окне Δ_r : $m_r = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n S_{k+n(r-1)}, r = 1, \dots, 6$.

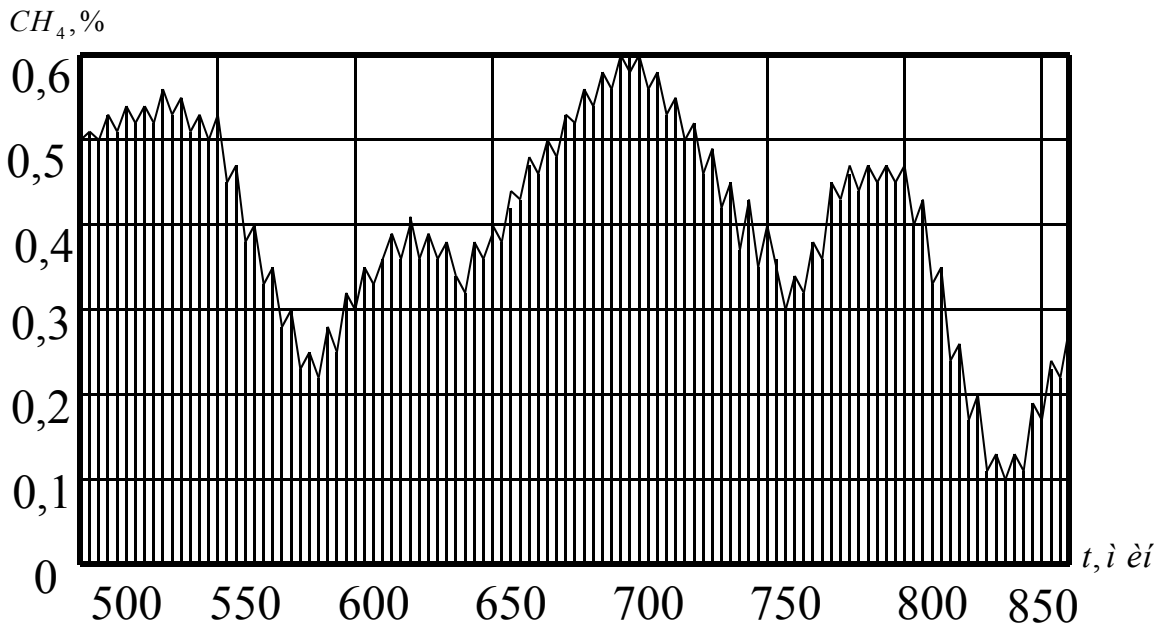


Рисунок 1 – Вариант данных непрерывного контроля концентрации метана в исходящей струе воздуха в вентиляционном штреке угольной шахты

Аппроксимируем тренд в Δ_r линейной функцией, полагая

$$M_r(k) = a_r(k - n(r-1)) + b_r, \quad n(r-1) < k \leq nr,$$

где коэффициенты a_r, b_r удовлетворяют 11-ти уравнений вида

$$a_r \left(\frac{n+1}{2} \right) + b_r = m_r, \quad a_r n + b_r = b_{r+1}, \tag{4}$$

т.е. ордината прямой в центре Δ_r равна m_r и отрезки прямых стыкуются в точках $k = nr$ (общий график тренда – ломанная без точек разрыва). Дополнив (4) уравнением $a_6 n + b_6 = S_{366}$ получим замкнутую систему, решаемую рекуррентно.

Результаты вычислений приведены в табл.5.

Таблица 5 – Значения коэффициентов линейного тренда

r	1	2	3	4	5	6
m_r	0,415	0,470	0,497	0,352	0,340	0,347
a_r	- 0,023	0,029	- 0,0245	0,0051	- 0,0066	0,073
b_r	2,36	0,98	2,75	1,255	1,563	1,163

Для преобразования временного ряда $x_k = S_k - M_k(k), \quad -\frac{1}{366} \sum_{k=1}^{366} x_k = -0,013$

рассмотрим приращение $y_k = x_{k+1} - x_k$. Применяя алгоритм аппроксимации, получим $d = 0,5, \quad \lambda = 1,4,$ то есть $z_k = \text{sgn } y_k \lfloor |y_k|^{0,7} \rfloor, \quad k = 1, \dots, 365$.

Оценивание параметра H приводит к значению $\hat{H} = 0,6$. Для прогнозирования выберем объём обучающей выборки $m = 355$. Результаты прогноза для $r = 1; 2; 4$ приведены в табл. 6.

Таблица 6 – Сравнение реальных и прогнозируемых значений

Наблюдаемые $u_k = 100z_k$	- 5,8	-10,0	9,1	14,3
Прогноз	\hat{u}_{356}	\hat{u}_{357}	\hat{u}_{358}	\hat{u}_{359}
$r = 1$	- 5,91			
$r = 2$	- 5,57	- 9,52		
$r = 4$	- 6,1	- 9,73	8,8	14,6

Определим ошибку δ прогноза на r шагов по формуле

$$\delta = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r \left| \frac{u_j - \hat{u}_j}{u_j} \right|, \text{ откуда } \delta = 0,019; _ \delta = 0,044; _ \delta = 0,033, \text{ то есть прогноз на}$$

4 шага является удовлетворительным. Другими словами есть временные возможности прогнозировать возникновение аварийных ситуаций на шахтах и заблаговременно принимать превентивные меры для их ликвидации. А также своевременно эвакуировать людей на поверхность или безопасные зоны.

Выводы. На основе разработанных математических моделей и алгоритмов спроектирована схема информационной аналитической системы безопасности шахты. Получаемые данные шахтной атмосферы с участков последовательно анализируются в модуле «Вычисление характеристик динамического процесса изменения аэрогазового параметра», вычисляются характеристики анализируемого динамического процесса: энтропия Колмогорова K , корреляционная размерность, длина выборки, и определяется характер изменения аэрогазового параметра (стационарный или нестационарный). В модуле «Построение прогнозной траектории изменения аэрогазового параметра» для нестационарного процесса производится построение прогнозных реализаций изменения анализируемого аэрогазового параметра с помощью механизма фрактального броуновского движения и вычисленных характеристики процесса. С использованием разработанного механизма выработки списка мероприятий по улучшению возможной аварийной ситуации происходит выработка перечня превентивных мероприятий для горного диспетчера (или оператора пульта аэрогазового контроля). Научная новизна данных исследований заключается в разработке моделей и алгоритмов, позволяющих с достаточной степенью достоверности объективно оценить аэрогазовую ситуацию с учетом анализа и прогноза значений

параметров шахтной атмосферы и нестационарного характера их изменения во времени, выработать и выполнить превентивные мероприятия, направленные на недопущение аварий на шахтах или снижение их последствий.

ЛИТЕРАТУРА

1. Азбель М.Д. Мониторинг безопасности промышленных предприятий. Учебное пособие. - М.: МГГУ. -2007. 325 с
2. Бондаренко В.В., Куляница А.И. и др., Подход к прогнозированию развития ситуации и определение управляющих воздействий в интеллектуальной системе поддержки принятия решений. М.: Информационные технологии. -2003. -№8. - С. 13-19
3. Mandelbrot B. B., van Ness I.W. The Fractional Brownian motion, fractional noises and applications. – Philadelphia: SIAM Review, 1968. – 10, №4. – 1325 p.
4. Бондаренко В.В. Итерационный алгоритм оценивания параметров фрактального броуновского движения // Проблемы управления и информатики. - №4. – 2012. – С. 28-33.
5. Coeurjolly J.F. Simulation and identification of the fractional Brownian motion: A bibliographical and comparative study // Journal of statistical software. – 2000. - 5. – issue 7. – P. 1-52.
6. Егоров Н., Карпов А. Диагностические информационно-экспертные системы. СПб.: Санкт-Петербургский университет. -2002.320 с.
7. Журавков М. А., Кириенко В. М. Автоматизированная система "План ликвидации аварий" для подземных рудников. //Горный журнал. М.: МГГУ. -2004. -№10.- С. 37-40.

УДК 378.147

ВИРТУАЛЬНАЯ ОБРАЗОВАТЕЛЬНАЯ СРЕДА И АКТИВИЗАЦИЯ ПРОФЕССИОНАЛЬНО-ТВОРЧЕСКОГО ПОТЕНЦИАЛА СТУДЕНТА

Ю.В. Байдак¹, И.А. Верейкина²

¹доктор технических наук, доцент кафедры прикладной физики и электротехнологий, Одесская национальная академия пищевых технологий, г. Одесса, Украина, e-mail yuri-baydak@ukr.net

²кандидат педагогических наук, доцент кафедры иностранных языков, Одесская национальная академия пищевых технологий, г. Одесса, Украина, e-mail kozak_admin@ukr.net

Аннотация. В статье рассматриваются многоуровневые средства процесса обучения, которые не только могут помочь преподавателю компенсировать дефицит времени и материальной базы, необходимой для обеспечения высококачественного обучения и проведения научно-прикладных исследований, но и способны привести в действие профессионально-творческий потенциал, которым обладает каждый отдельный студент, будущий инженер, креативный исследователь или научный деятель. Намечены пути активизации познавательной и профессионально-творческой деятельности студентов высших технических учебных заведений.