

## ОБЕСПЕЧЕНИЕ ЭКОЛОГИЧЕСКОЙ БЕЗОПАСНОСТИ ГОРНЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ ПО ВОДНОМУ ФАКТОРУ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Э.М.СОКОЛОВ, *д-р техн. наук, профессор, eliard@yandex.ru*

Л.Э.ШЕЙНКМАН, *д-р техн. наук, профессор, eliard@yandex.ru*

Д.В.ДЕРГУНОВ, *канд. техн. наук, инженер, dmitrov83@mail.ru*

*Тульский государственный университет, Россия*

На основе экспериментальных исследований разложения фенольных соединений в водных средах (на примере бисфенола-А) построены и проанализированы нейросетевые регрессионные модели снижения концентрации фенольных загрязнителей под действием физико-химических факторов, аналогичных природным (ультрафиолетовое излучение, перекись водорода и хлорид железа (III)), направленных на решение задач управления процессом обесфеноливания сточных вод горных предприятий, специализирующихся на подземной добыче угля.

**Ключевые слова:** шахтные воды, загрязнение, фенолы, нейросетевое моделирование, очистка.

При добыче подземных ископаемых на земную поверхность поднимается большое количество шахтных, рудничных, карьерных и дренажных вод (далее – шахтных вод), загрязняющих водные бассейны. Основными загрязняющими веществами, сбрасываемыми с шахтными сточными водами, являются соединения азота, нефтепродукты, сульфаты и хлориды, тяжелые металлы, фенолы [4]. Шахтные воды, содержащие фенольные соединения, попадая в водотоки, нарушают биологическое и гидрохимическое равновесие и создают угрозу не только для здоровья населения, но и для рыбных запасов рек [11]. Органические соединения, частично просачиваясь через зону аэрации, попадают в подземный водоносный горизонт грунтовых вод и загрязняют его, а также с потоком подземных вод распространяются на значительные расстояния, нанося при этом серьезный экологический и экономический ущерб.

Превышение предельно допустимого уровня (ПДК) содержания фенолов в шахтных водах некоторых угольных бассейнов составляет: Кузнецкий – от 20 до 1900; Минусинский – от 25 до 52; Черемховский – до 7; Сучанский – до 5; Печорский до 6-7 [9]. В водные объекты Воркутинского промышленного района только шахтами в период с 1998 по 2002 г. фенолов сбрасывалось в среднем 0,078 т/год [2].

Значительное влияние на активизацию загрязнения подземных вод фенолами, выход шахтных вод на поверхность и проникновение их в источники водоснабжения оказывает массовое закрытие шахт. Воды ликвидированных шахт Приморского края имеют содержание фенолов 5-10 ПДК [11], Восточного Донбасса – 10-20 ПДК [10], Кузбасса – 100-450 ПДК [14].

По прогнозным оценкам, к 2020 г. объем сточных вод, сброшенных в поверхностные водоемы, возрастет в 1,3 раза и составит 650 млн м<sup>3</sup>, использование воды – в 2,4 раза (170 млн м<sup>3</sup>), в том числе на питьевые нужды в 1,3 раза (23 млн м<sup>3</sup>) [2].

Современными, эффективными и экологически безопасными методами очистки сточных вод различных отраслей промышленности от фенольных соединений являются фотохимические процессы очистки, основанные на использовании свободных радикалов в качестве окислителей (Advanced Oxidation Processes – AOP) [5], среди достоинств которых – легкость регулирования их скорости в широких пределах с изменением ин-

тенсивности светового потока, быстрое и полное их приостановление с прекращением облучения. Однако отсутствие достаточных данных для моделирования процессов разложения фенольных соединений в сточных водах под воздействием окислителей в присутствии ультрафиолетовой активации и управления процессом очистки с точки зрения текущих затрат обусловили фундаментальный интерес к исследованиям разложения фенольных соединений при фотохимических процессах в водной среде [12].

Группой исследователей Калужского филиала МГТУ им.Н.Э.Баумана в лаборатории исследования воды и водных ресурсов Национального университета Сингапура проводились эксперименты по выявлению механизма воздействия окислителей – перекиси водорода и хлорида железа (III) в присутствии ультрафиолетовой активации на уровень снижения концентрации фенольного загрязнителя (бисфенол-А (BPA)) в модельных растворах с применением жидкостной и газовой хроматографии, атомной абсорбции и других методов [13]. По результатам исследований были отобраны значения параметров процесса для построения матрицы оптимального планирования эксперимента (табл.1) [3], в результате которого сравнивалось воздействие ультрафиолетового излучения (время излучения  $t-x_4$ ) и окислителей на интенсивность разложения органического загрязнителя в модельном растворе (остаточная концентрация BPA –  $y$ ) при различных концентрациях BPA –  $x_1$ ; перекиси водорода  $H_2O_2$  –  $x_2$  и хлорида железа (III) –  $x_3$ .

Для принятия эффективных управленческих решений, направленных на снижение антропогенного влияния фенольных соединений, сбрасываемых в составе шахтных вод, что повысит экологическую безопасность при эксплуатации, ликвидации и консервации горных предприятий по добыче угля, необходим инструмент прогнозирования уровня фенольного загрязнителя в воде после осуществления очистки на этапе сброса. Таким инструментом могут послужить нейросетевые регрессионные модели зависимости концентрации загрязнителя от параметров процесса очистки. Применение нейронных сетей для построения прогнозных моделей продиктовано их свойством – воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости нелинейным моделированием [7].

Таблица 1

Матрица планирования эксперимента

Опыты	Планирование									Переменная состояния $y$
	$z_0$	Кодированный масштаб				Натуральный масштаб				
		$z_1$	$z_2$	$z_3$	$z_4$	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	
1	+1	-1	-1	-1	-1	0,05	100	1	1	0,036
2	+1	+1	-1	-1	-1	0,1	100	1	1	0,071
3	+1	-1	+1	-1	-1	0,05	200	1	1	0,035
4	+1	+1	+1	-1	-1	0,1	200	1	1	0,068
5	+1	-1	-1	+1	-1	0,05	100	2	1	0,033
6	+1	+1	-1	+1	-1	0,1	100	2	1	0,064
7	+1	-1	+1	+1	-1	0,05	200	2	1	0,031
8	+1	+1	+1	+1	-1	0,1	200	2	1	0,061
9	+1	-1	-1	-1	+1	0,05	100	1	2	0,032
10	+1	+1	-1	-1	+1	0,1	100	1	2	0,062
11	+1	-1	+1	-1	+1	0,05	200	1	2	0,03
12	+1	+1	+1	-1	+1	0,1	200	1	2	0,059
13	+1	-1	-1	+1	+1	0,05	100	2	2	0,028
14	+1	+1	-1	+1	+1	0,1	100	2	2	0,056
15	+1	-1	+1	+1	+1	0,05	200	2	2	0,027
16	+1	+1	+1	+1	+1	0,1	200	2	2	0,053

При решении задач прогнозирования роль нейронной сети состоит в предсказании будущей реакции системы по ее предшествующему поведению. В данном случае нейронная сеть играет роль универсального аппроксиматора функции от нескольких переменных, реализуя нелинейную функцию

$$y = f(x),$$

где  $x$  – входной вектор;  $y$  – реализация векторной функции нескольких переменных.

Используя нелинейный аппарат нейросетевого моделирования в программной среде Statistica v.6.1, решалась регрессионная задача по определению прогнозного уровня остаточной концентрации фенольного соединения в водной среде под действием физико-химических факторов. Исходя из результатов планирования эксперимента параметрами входного вектора являются: начальная концентрация фенольного соединения ( $C(BPA)$ ), концентрация перекиси водорода ( $C(H_2O_2)$ ), концентрация хлорида железа (III) –  $FeCl_3$ , выступающего в качестве активатора ( $C_A$ ), и время воздействия на систему ультрафиолетового излучения ( $t$ ), выходного вектора – остаточная концентрация загрязнителя ( $C_{ост}$ ).

Из пяти тысяч построенных нейросетевых регрессионных моделей отобраны следующие семь наиболее эффективных по статистическим характеристикам моделей предсказания концентрации фенольного загрязнителя в процессе очистки: две модели на основе радиальной базисной функции (RBF, nn\_6, nn\_7); две модели на основе линейной функции (linear, nn\_155, nn\_173); три модели на основе четырехслойного персептрона (MP, nn\_154, nn\_194, nn\_4663). Результаты моделей представлены в табл.2.

Таблица 2

Результаты моделей

Номер сети	Архитектура	Производительность обучения	Контрольная производительность	Тестовая производительность	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка
6	РБФ 4:4-2-1:1	0,449907	0,463806	0,378088	27,09423	35,13475	24,57965
7	РБФ 4:4-4-1:1	0,217750	0,132927	0,223008	13,11332	21,91668	26,80208
154	МП 4:4-10-4-1:1	0,027481	0,131384	0,201203	0,01058	0,06954	0,05381
155	Линейная 3:3-1:1	0,067741	0,138871	0,250987	0,02590	0,06725	0,06725
173	Линейная 4:4-1:1	0,050897	0,110346	0,174312	0,01946	0,05162	0,05302
194	МП 4:4-10-6-1:1	0,012596	0,044431	0,181831	0,00482	0,02105	0,05182
4663	МП 4:4-10-4-1:1	0,016569	0,042451	0,101395	0,006764	0,033119	0,049106

Модели на основе радиальной базисной функции имеют трехслойную архитектуру, т.е. входной слой имеет четыре нейрона, выходной – один нейрон и один скрытый слой по два (RBF nn\_6) и четыре (RBF nn\_7) нейрона. Модели четырехслойного персептрона имеют четырехслойную структуру с четырьмя входными нейронами, одним выходом и двумя скрытыми слоями, содержащими по 10 и 4 нейрона в моделях MP nn\_154, nn\_4663 и 10 и 6 нейронов в модели MP nn\_194. Линейные же модели имеют двухслойную структуру.

Судя по величине ошибки обучения и контрольной ошибке, наиболее выигрышными моделями по точности предсказания уровня концентрации фенольного загрязнителя являются регрессионные нейросетевые модели на базе четырехслойного персептрона – MP nn\_194, nn\_4663. Графики предсказания уровня концентрации фенольного соединения приведены на рис. 1.

Результаты работы сетей в задаче регрессии приведены в табл.3.

Наиболее важной статистикой, характеризующей качество нейросетевой модели, является отношение стандартных отклонений (отношение ст.откл. или S.D.ratio), представляющее собой отношение стандартного отклонения ошибки прогноза к стандартному отклонению исходных данных. Величина этой статистики составляет 0,066506 для модели MP nn\_194

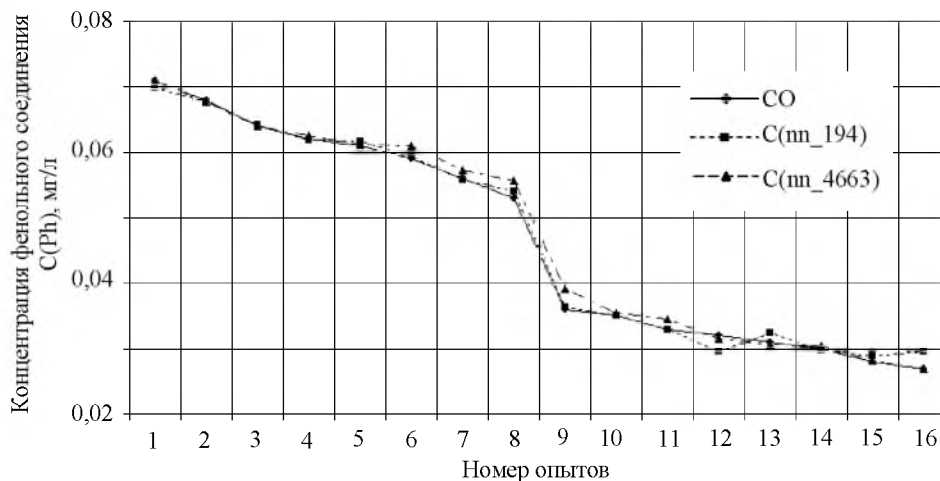


Рис. 1. Предсказание уровня концентрации фенольного соединения с использованием нейросетевых моделей на основе четырехслойного персептрона

CO – концентрация, полученная по результатам опытов (эксперимента); C(nn\_194) – концентрация, предсказанная с использованием МР nn\_194; C(nn\_4663) – концентрация, предсказанная с использованием МР nn\_4663

Таблица 3

**Описательные статистики**

Статистики	Номера нейросетевых регрессионных моделей						
	6_RBF	7_RBF	154_MP	155_linear	173_linear	194_MP	4663_MP
Среднее данных	0,046625	0,046625	0,046625	0,046625	0,046625	0,046625	0,046625
Стандартное отклонение данных	0,015767	0,015767	0,015767	0,015767	0,015767	0,015767	0,015767
Среднее ошибки	0,000557	-0,002700	0,000258	-0,000125	-0,000313	0,000216	0,000720
Стандартное отклонение ошибки	0,006915	0,003893	0,001675	0,001932	0,001467	0,001049	0,001070
Среднее абсолютной ошибки	0,005866	0,003868	0,001182	0,001594	0,001125	0,000728	0,000864
Отношение стандартных отклонений	0,438540	0,246916	0,106228	0,122560	0,093046	0,066506	0,067876
Корреляция	0,907022	0,975300	0,994802	0,992901	0,996076	0,997856	0,997703

и 0,067876 для МР nn\_4663. Величина этой статистики значительно меньше единицы (отношение ст. откл. < 0,1 [6]) отражает хорошее качество регрессии, что также подтверждается коэффициентом корреляции Пирсона, между предсказанными и наблюдаемыми выходными значениями, равными для МР nn\_194 и nn\_4663 соответственно 0,997856 и 0,997703. Долю объясненной дисперсии зависимой переменной в общей выборочной дисперсии по результату работы сети в задаче регрессии характеризует регрессионное отношение, которое определяется  $R = 1 - S.D. \text{ ratio}$  и равно соответственно 0,933494 и 0,932124 для МР nn\_194 и nn\_4663, что составляет 93,35 и 93,21 %. Высокий процент объясненной дисперсии является универсальной мерой качества нейросетевых регрессионных моделей [6].

Архитектура моделей предсказания уровня фенольного загрязнителя, построенных на базе четырехслойного персептрона, представлена на рис. 2.

Анализ чувствительности нейросетевых моделей – четырехслойных персептронов nn\_194 и nn\_4663 (табл.4) – показал, что на уровень остаточной концентрации фенольного соединения в водной среде под воздействием физико-химических факторов (УФ-излучения,  $H_2O_2$  и  $Fe^{3+}$ ) по убывающей оказывают воздействие следующие параметры процесса: начальная концентрация фенольного загрязнителя  $C(BPA)$ ; время процесса  $t$ ; концентрация активатора ( $FeCl_3$ ) –  $C(A)$  и концентрация перекиси водорода  $C(H_2O_2)$ .

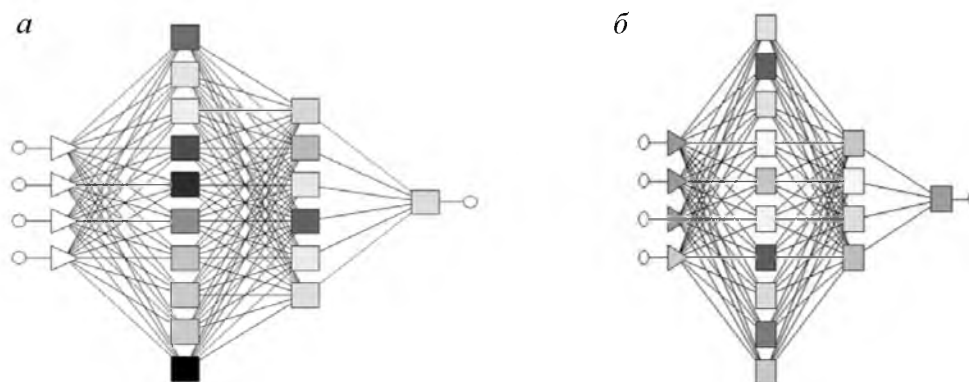


Рис.2. Архитектура четырехслойного персептрона: *a* – МР 4:4–10–6–1:1,  $N = 194$ ; *б* – МР 4:4–10–4–1:1,  $N = 4663$

Таблица 4

**Анализ чувствительности**

Показатель	C(BPA)	C(H <sub>2</sub> O <sub>2</sub> )	C(A)	<i>t</i>
Отношение (nn_194)	14,65113	1,460335	2,576179	3,475210
Ранг (nn_194)	1,00000	4,000000	3,000000	2,000000
Отношение (nn_4663)	11,78550	1,264320	2,263585	3,445355
Ранг (nn_4663)	1,00000	4,000000	3,000000	2,000000

Таблица 5

**Обучающее, контрольное и тестовое подмножества**

Номер опытов	Наблюдаемое	Предсказанное	
		МР nn_194	МР nn_4663
<i>Обучающее подмножество</i>			
2	0,071000	0,069876	0,070947
3	0,035000	0,035037	0,035467
4	0,068000	0,067768	0,067722
6	0,064000	0,064205	0,064099
7	0,031000	0,032485	0,030682
8	0,061000	0,061659	0,061244
9	0,032000	0,029622	0,031585
13	0,028000	0,028894	0,028190
<i>Контрольное подмножество</i>			
5	0,033000	0,032976	0,034610
11	0,030000	0,029833	0,030431
12	0,059000	0,059348	0,060919
14	0,056000	0,055861	0,057286
<i>Тестовое подмножество</i>			
1	0,036000	0,036252	0,039251
10	0,062000	0,061962	0,062533
15	0,027000	0,029511	0,026916
16	0,053000	0,054160	0,055641

Четырехслойные персептроны (рис.2) обучены на основе алгоритма обратного распространения ошибки и сопряженных градиентов.

Сто эпох (итераций) обратного распространения, двадцать и восемь эпох сопряженными градиентами (ОР100, СГ20, СГ8 b) с ошибкой обучения 0,00482, контрольной ошибкой 0,02105 и тестовой ошибкой 0,05182 сформировали нейронную сеть nn\_194.

Четырехслойный персептрон nn\_4663 сформирован за счет ста итераций обратного распространения, двадцати и пяти итераций сопряженными градиентами (ОР100, СГ20, СГ5 b) с ошибкой обучения 0,006764, контрольной ошибкой 0,033119 и тестовой ошибкой 0,049106. Ошибки получены соответственно для обучающего, контрольного и тестового подмножеств, на которые был «разбит» исходный массив данных (табл.5).

При обучении сети алгоритмом обратного распространения все наблюдения из обучающего множества на каждой эпохе по очереди подаются на вход сети. Сеть обрабатывает их и выдает выходные значения, которые сравниваются с целевыми выходными значениями, содержащимися в наборе исходных данных. В процессе обучения происходит корректировка весов сети, направленная на уменьшение ошибки, т.е. разности между желаемым и реальным выходом. При обучении вычисляется локальный градиент каждого веса для каждого наблюдения. Веса корректируются после обработки каждого наблюдения по формуле [1, 6]:

$$\Delta w_{ij}(t) = \eta \delta_j o_i + \alpha \Delta w_{ij}(t-1),$$

где  $\eta$  – скорость обучения;  $\delta$  – локальный градиент ошибки;  $\alpha$  – коэффициент инерции;  $o_i$  – выходное значение  $i$ -го элемента (пороги считаются весами с  $o_i = -1$ );  $t$  – номер итерации (эпохи).

В методе спуска по сопряженным градиентам происходит последовательный поиск минимума по различным направлениям на поверхности ошибок. Сначала берется направление наискорейшего спуска, вдоль которого ищется минимум. Направления поиска (сопряженные направления) выбираются из тех соображений, чтобы не терять минимума по тем направлениям, по которым уже произведена минимизация. Градиент ошибки вычисляется как сумма градиентов ошибок по всем обучающим наблюдениям. Начальное направление поиска задается формулой [4, 6, 7]:

$$d_0 = -g_0,$$

где  $d_0$  – начальное направление спуска;  $-g_0$  – антиградиент минимизируемой функции в точке  $x_0$ , т.е.  $-\nabla f(x_0)$ .

На последующих шагах направление поиска корректируется с помощью формулы Полака Рибьера [7]:

$$d_{j+1} = -g_{j+1} + \beta_j d_j,$$

$$\beta_j = \frac{g_{j+1}^T (g_{j+1} - g_j)}{g_j^T g_j},$$

где  $d_j$  – направление спуска на  $j$ -м шаге;  $\beta_j$  – величина шага;  $g_j$  – вектор градиента минимизируемой функции на  $j$ -м шаге;  $g_j^T$  – транспонированный вектор градиента.

Если по данному направлению ошибка не убывает, то алгоритм снова берет направление наискорейшего спуска.

В качестве синаптической в рассматриваемых нейронных сетях (МР nn\_194, nn\_4663) используется линейная функция, а в качестве функции активации – линейная на входном и выходном слое и гиперболическая на скрытых слоях.

Синаптическая функция имеет линейную природу, т.е. линейные элементы берут взвешенную сумму своих входов и сдвигают ее на пороговое значение [6, 7].

Уровень активации на вход сети передается в неизменном виде посредством линейной функции активации. Входы на скрытые слои (второй, третий, четвертый) активируются гиперболической функцией, представляющей собой функцию гиперболического тангенса ( $\tanh$ ) [8]:

$$y = \frac{e^{as} - e^{-as}}{e^{as} + e^{-as}},$$

где  $a$  – коэффициент, характеризующий крутизну функции.

На выходе нейронной сети активация осуществляется линейной функцией, т.е. на выход сети значения с выхода предыдущего слоя передаются в неизменном виде.

Предсказание уровня фенольных загрязнителей в водных средах с достаточно высокой точностью возможно при использовании нейросетевых регрессионных моделей, как четырехслойного персептрона № 194, так и № 4663.

Применение нейронных сетей для анализа поведения зависимой переменной, в данном случае концентрации фенольного соединения в шахтных сточных водах от параметров процесса очистки – концентрации перекиси водорода, хлорида железа (III), выступающих в качестве окислителя и активатора фотохимической реакции и времени ультрафиолетового воздействия, позволяет выработать механизм предсказания уровня концентрации загрязнителя в зависимости от интервалов варьирования параметров процесса. Механизм нелинейного нейросетевого моделирования позволит не только управлять процессом очистки шахтных вод, содержащих трудноокисляемую органику, но и оптимизировать уровень затрат на функционирование очистных сооружений путем оптимального расхода ингредиентов окислителей под необходимый уровень концентрации загрязнителя на выходе процесса очистки. Это позволит с минимально возможным уровнем затрат максимально снизить антропогенную нагрузку фенолсодержащих шахтных вод на окружающую среду, что повысит экологическую безопасность как действующих горных предприятий по добыче угля, так и предприятий, подлежащих консервации и ликвидации.

## ЛИТЕРАТУРА

1. *Боровиков В.П.* STATISTICA. Искусство анализа данных на компьютере: Для профессионалов. 2-е изд. (+CD). СПб: Питер, 2003. 688 с.
2. *Волковская С.Г.* Экологическая оценка воздействия горных предприятий на природную среду Воркутинского района и рациональные способы охраны природных ресурсов: Автореф. дис. ... канд. техн. наук. СПб, 2004. 22 с.
3. ГОСТ Р 50.1.040-2002. Статистические методы. Планирование экспериментов. Термины и определения. М.: Госстандарт России, 2002. 36 с.
4. Государственный доклад «О состоянии и использовании водных ресурсов Российской Федерации в 2009 году». М.: НИИ-Природа, 2010. 288 с.
5. *Моисеев И.И.* Окислительные методы в технологии очистки воды и воздуха // Изв. АН. Сер. хим. 1995. № 3. С.578-588.
6. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / Под. ред. В.П.Боровикова. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Горячая линия – Телеком, 2008. 392 с.
7. *Оссовский С.* Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польск. И.Д.Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2004. 344 с.
8. *Паклин Н.Б.* Бизнес-аналитика: от данных к знаниям (+CD) / Н.Б.Паклин, В.И.Орешков. СПб: Питер, 2009. 624 с.
9. *Попов В.М.* Водоотливные установки: Справочное пособие. М.: Недра, 1990. 254 с.
10. *Соколова О.В.* Эколого-экономическое обоснование использования шахтных вод при ликвидации угледобывающих предприятий Восточного Донбасса: Автореф. дис. ... канд. эконом. наук. М., 2008. 23 с.
11. *Тарасенко И.А.* Экологические последствия закрытия угольных шахт и меры по предотвращению их отрицательного воздействия на регион // Вестник ДВО РАН. 2004. № 1. С.87-93.
12. Технический справочник по обработке воды: В 2-х т. / Пер. с фр. СПб: Новый журнал, 2007. Т.2. 757 с.
13. *Чернова М.В.* Исследование процесса очистки водных систем от фенольных соединений под действием физико-химических факторов: Автореф. дис. ... канд. техн. наук. Тула, 2009. 24 с.
14. *Ягунова О.А.* Исследование гидро-, газо-, геомеханических процессов в техногенном массиве и выработанном пространстве ликвидируемых шахт Кузбасса: Автореф. дис. ... канд. техн. наук. Кемерово, 2010. 21 с.

## REFERENCES

1. Borovikov V.P. STATISTICA. Iskusstvo analiza dannykh na komp'yutere: Dlya professionalov (*STATISTICA. Art data analysis on the computer: For professional channels*). St Petersburg: Piter, 2003, p.688.
2. Volkovskaya S.G. Ekologicheskaya otsenka vozdeistviya gornykh predpriyatii na prirodnyuyu sredu Vorkutinskogo raiona i ratsional'nye sposoby okhrany prirodnykh resursov (*Environmental impact assessment of mining companies on the environment of Vorkuta region and rational ways to protect natural resources*): The author... PhD in Engineering Sciences. St Petersburg, 2004, p.22.
3. GOST R 50.1.040-2002. Statisticheskie metody. Planirovanie eksperimentov. Terminy i opredeleniya (*Statistical methods. Design of experiments. Terms and definitions*). Moscow: Gosstandart Rossii, 2002, p.36.
4. Gosudarstvennyi doklad «O sostoyanii i ispol'zovanii vodnykh resursov Rossiiskoi Federatsii v 2009 godu» (*State Report «On the status and use of water resources of the Russian Federation in 2009»*). Moscow: NIA-Priroda, 2010, p.288.
5. Moiseev I.I. Okislitel'nye metody v tekhnologii ochistki vody i vozdukha (*Oxidation methods in water treatment technology and air. Izvestiya RAS*). Izv. AN. Ser. Khim. 1995. N 3, p.578-588.
6. Neironnye seti. STATISTICA Neural Networks: Metodologiya i tekhnologii sovremennogo analiza dannykh (*Neural networks. STATISTICA Neural Networks: Methodology and technology of modern data analysis*). Editor. V.P.Borovikova. 2-e izd., pererab. i dop. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2008, p.392
7. Ossovskii S. Neironnye seti dlya obrabotki informatsii (*Neural networks for information processing*). Per. s pol'sk. I.D.Rudinskogo. Moscow: Finansy i statistika, 2004, p.344.
8. Paklin N.B., Oreshkov V.I. Biznes-analitika: ot dannykh k znaniyam (*Business – analytics: from data to knowledge*). St Petersburg: Piter, 2009, p.624.
9. Popov V.M. Vodootlivnye ustanovki (*Drainage installation: a handbook*). Moscow: Nedra, 1990, p.254.
10. Sokolova O.V. Ekologo-ekonomicheskoe obosnovanie ispol'zovaniya shakhtnykh vod pri likvidatsii ugledobyvayushchikh predpriyatii Vostochnogo Donbassa (*Ecological and economic justification for the use of mine water for the elimination of the Eastern Donbass coal mines*): The author... PhD in Economics. Moscow, 2008, p.23.
11. Tarasenko I.A. Ekologicheskie posledstviya zakrytiya ugol'nykh shakht i mery po predotvrashcheniyu ikh otritsatel'nogo vozdeistviya na region (*Environmental impacts of the closure of coal mines and the measures to prevent negative impacts on the region*). Vestnik DVO RAN. 2004. N 1, p.87-93.
12. Tekhnicheskii spravochnik po obrabotke vody (*Technical Reference for Water Treatment*): V 2 t. Per. s fr. St Petersburg: Novyi zhurnal, 2007. Vol.2. p.757.
13. Chernova M.V. Issledovanie protsessa ochistki vodnykh sistem ot fenol'nykh soedinenii pod deistviem fiziko-khimicheskikh faktorov (*Investigation of the process of water purification systems from phenolic compounds by the action of physical and chemical factors*): The author... PhD in Engineering Sciences. Tula, 2009, p.24
14. Yagunova O.A. Issledovanie gidro-, gazo-, geomekhanicheskikh protsessov v tekhnogenom massive i vyrabotanom prostranstve likvidiruemyykh shakht Kuzbassa (*Study of hydro-, gas-, geomechanical processes in the array and technogenic goaf liquidated Kuzbass mines*): The author... PhD in Engineering Sciences. Kemerovo, 2010, p.21.

---

---

### PROVISION OF ENVIRONMENTAL SAFETY OF MINE WATERS AT MINING ENTERPRISES BASED ON NEURAL NETWORK MODELLING

**E.M.SOKOLOV**, *Dr. of Engineering Sciences, Professor, eliard@yandex.ru*

**L.E.SHEINKMAN**, *Dr. of Engineering Sciences, Professor, eliard@yandex.ru*

**D.V.DERGUNOV**, *PhD in Engineering Sciences, Engineer, dmitrov83@mail.ru*

*Tula State University, Russia*

Based on experimental studies of decomposition of phenolic compounds in aqueous media (for example, bisphenol-A), are constructed and analyzed neural network regression models, reducing the concentration of phenolic pollutants under the influence of physical and chemical factors, similar to the natural (ultraviolet radiation, hydrogen peroxide and ferric chloride (III)) to address control problems obesfenolivaniya wastewater mining enterprises, specialized-regulating underground coal mining.

**Key words:** mine water, pollution, phenols, neural network, modeling, cleaning.