

$$F = s_{\text{ост}}^2 / s_{\text{воспр}}^2$$

здесь

$$s_{\text{ост}}^2 = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 / (N - l) = 0,0096 / 4 = 0,0024,$$

где l — число значимых коэффициентов в уравнении регрессии, равное 5.

Тогда $F = 0,0024 / 0,108 = 0,022$. Табулированное значение критерия Фишера для $p = 0,05$, $f_1 = 5, f_2 = 2$, $F_{1-p}(f_1, f_2) = 19,3$. Так как $F < F_{1-p}(f_1, f_2)$, то полученное уравнение регрессии (8) адекватно описывает эксперимент.

Следовательно, полученная математическая модель может быть использована для оценки влияния расхода активного потока модельного газа и исходной концентрации в нем диоксида серы на конечную концентрацию диоксида серы, получаемую в результате использования предложенного струйного аппарата.

Список литературы

1. Туркин А. В. Снижение загрязнения атмосферы очисткой продуктов сгорания судовых и корабельных энергетических установок / А. В. Туркин // Материалы VII регион. науч.-техн. конф. — Новороссийск: МГА, 2008.
2. Комиссаров К. Б. Комплексная очистка дымовых газов теплогенерирующих установок: моногр. / К. Б. Комиссаров, С. А. Лутков, А. В. Филь — Ростов н/Д: Филиал МГА имени адмирала Ф. Ф. Ушакова, 2007. — 134 с.
3. Ахназарова С. Л. Оптимизация эксперимента в химии и химической технологии / С. Л. Ахназарова, В. В. Кафаров. — М.: Высш. Шк., 1978. — 319 с.
4. Рамм В. М. Абсорбция газов / В. М. Рамм. — М.: Химия, 1976. — 655 с.
5. Дьяконов Г. К. Вопросы теории подобия в области физико-химических процессов / Г. К. Дьяконов. — М.: Изд-во АН СССР, 1956. — 349 с.

УДК 502.7:627.215.2

Е. Г. Трунин,
канд. экон. наук,
ФАУ «Российский речной регистр»

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЗАГРЯЗНЕНИЯ ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ ПРИ УПРАВЛЕНИИ ПРИРОДОПОЛЬЗОВАНИЕМ В РЕЧНЫХ ПОРТАХ

PREDICTION OF ENVIRONMENTAL POLLUTION WHEN ENVIRONMENTAL MANAGEMENT IN RIVER PORTS

В статье рассматривается вопрос краткосрочного прогнозирования загрязнения окружающей среды. Показана возможность применения для решения этого вопроса аппарата искусственных нейронных сетей.

In article considers the question of short-term forecasting of environmental pollution. The possibility to apply for a decision on this question of the apparatus of artificial neural networks is shown.

*Ключевые слова: прогнозирование, речной порт, нейронные сети, загрязнение, окружающая среда.
Key words: forecasting, river port, neural networks, pollution, environment.*

ОДНОЙ из важнейших задач при управлении природопользованием является прогнозирование загрязнения окружающей среды (ОС) на основе результатов которого могут приниматься соответствующие управленческие решения [1]. В условиях работы речных портов наибольший интерес вызывает краткосрочное прогнозирование загрязнения атмосферного воздуха в результате аварийного либо залпового выброса загрязняющих веществ, содержащихся в обрабатываемых грузах.

Для краткосрочного прогнозирования загрязнения ОС возможны две постановки задачи: на заданное время и на заданное расстояние.

В данной работе рассматривается вариант краткосрочного прогнозирования на заданное время. При этом задача краткосрочного прогнозирования может быть сформулирована как прогноз на последующий период времени $T + 1$ в точке контроля k и непосредственно на следующий момент времени $\tau + 1$ после момента наблюдения.

Прогноз осуществляется по совокупности значений концентраций s -го загрязняющего вещества, полученных на станциях контроля k в дискретные моменты времени $\tau = 1, 2, \dots, N, \tau \in T, N$ — количество замеров на интервале $T(C^{ks}(\tau \in T))$ и множеству значений метеопараметров, полученных в те же моменты времени $\tau MP_m(\tau \in T)$ ($m = 1, M$ — количество метеопараметров).

Следовательно, для прогнозирования загрязнения воздуха s -й примесью на заданный последующий период времени $T + 1$ в точке контроля k необходимо знать: значения концентраций $C^{ks}(T)$ загрязняющего компонента s , полученные в точке контроля k на интервале времени T в дискретные моменты времени $\tau = 1, 2, \dots, N, \tau \in T$, и значения метеопараметров $MP_m(T)$ ($m = 1, M$), полученные на интервале наблюдений T и рассматриваемые как кусочно-постоянные функции, то есть $MP_m(T) = [MP_m^{\min}, MP_m^{\max}]$. Прогноз осуществляется при условии, что на интервале времени $T + 1$ метеоусловия сохраняются. Модель прогнозирования загрязнения ОС на заданный период времени имеет вид:

$$C^{ks}(T + 1) = f_{42}(C^{ks}(T), MP_m(T)), \quad (1)$$

где

$$C^{ks}(T) = f_{43}(C^{ks}(\tau \in T)) \text{ и } MP_m(T) = f_{44}(MP_m(\tau \in T)). \quad (2)$$

Одним из методов поставленной задачи является использование аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС), получивших в последнее время широкое применение в различных областях науки [2]. Вместе с тем, учитывая специфику краткосрочного прогнозирования по времени, необходимо проведение дополнительных исследований, основной целью которых является определение ограничений применительно к решению задачи краткосрочного прогнозирования загрязнения ОС. В данной работе выполнены исследования влияния на точность прогнозирования топологии (архитектуры) ИНС, количества входных переменных и величины горизонта прогнозирования. Исследования проведены на примере двух загрязняющих веществ: фенола и диоксида серы. В качестве инструмента исследования использовался программный продукт NEURAL NETWORKS, содержащийся в программной оболочке STATISTICA 6.0.

Особенностью данного программного продукта является «мастер создания нейронных сетей», который предусматривает как ручную, так и автоматическую процедуру обучения и тестирования ИНС. В результате моделирования выбираются наиболее оптимальные варианты топологии ИНС для решения поставленной задачи. В качестве входных переменных использовались концентрации соответствующих загрязняющих веществ C и метеоданные (скорость ветра v , направление ветра ϕ , температура воздуха T) представленные Росгидрометом. В процессе проведения численных экспериментов на вход ИНС подавались следующие наборы входных переменных:

модель А: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{20}\} = \{C_{t-4}; C_{t-3}; C_{t-2}; C_{t-1}; C_t; v_{t-4}; v_{t-3}; v_{t-2}; v_{t-1}; v_t; \varphi_{t-4}; \varphi_{t-3}; \varphi_{t-2}; \varphi_{t-1}; \varphi_t; T_{t-4}; T_{t-3}; T_{t-2}; T_{t-1}; T_t\};$

модель Б: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{16}\} = \{C_{t-3}; C_{t-2}; C_{t-1}; C_t; v_{t-3}; v_{t-2}; v_{t-1}; v_t; \varphi_{t-3}; \varphi_{t-2}; \varphi_{t-1}; \varphi_t; T_{t-3}; T_{t-2}; T_{t-1}; T_t\};$

модель В: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{12}\} = \{C_{t-2}; C_{t-1}; C_t; v_{t-2}; v_{t-1}; v_t; \varphi_{t-2}; \varphi_{t-1}; \varphi_t; T_{t-2}; T_{t-1}; T_t\},$

где $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{16}\}$ — вектор входных переменных ИНС;

$C_t; C_{t-1}, \dots, C_{t-4}$ — концентрация соответствующего загрязняющего вещества соответственно на момент прогноза и моменты времени один шаг, два шага, три шага, четыре шага назад (шаг в данной работе равен 6 ч);

$v_t; v_{t-1}, \dots, v_{t-4}$ — скорость ветра в указанные выше моменты времени;

$\varphi_t; \varphi_{t-1}, \dots, \varphi_{t-4}$ — направление ветра в указанные моменты времени;

$T_t; T_{t-1}, \dots, T_{t-4}$ — температура воздуха в указанные выше моменты времени.

Для каждой модели (А, Б, В) исследованы ИНС при четырех горизонтах прогнозирования: шаг вперед (6 ч), 2 шага вперед (12 ч); 3 шага вперед (18 ч); 4 шага вперед (24 ч).

При обучении ИНС для каждого загрязняющего вещества были использованы 998 наборов исходных данных, часть которых использовалась для контрольных и тестовых проверок качества обучения ИНС. В процессе обучения ИНС определена ее топология, обладающая наилучшими показателями качества обучения (корреляция, среднеквадратичная ошибка) в виде трехслойного или четырехслойного подсети (рис. 1). Вторые и третьи слои содержат от 10 до 50 нейронов (в каждом случае количество нейронов в слое выбиралось индивидуально на основании показателей качества обучения ИНС). Окончательный выбор количества нейронов в промежуточных слоях произведен на основании показателей качества прогнозирования по исходным данным, которые не использовались при обучении ИНС (сеть их не «видела»). В качестве примера на рис. 2 приведены графики концентрации фенола для моделей А, Б, В и горизонте прогнозирования на один шаг вперед (6 ч). Результаты моделирования представлены в табл. 1, 2.

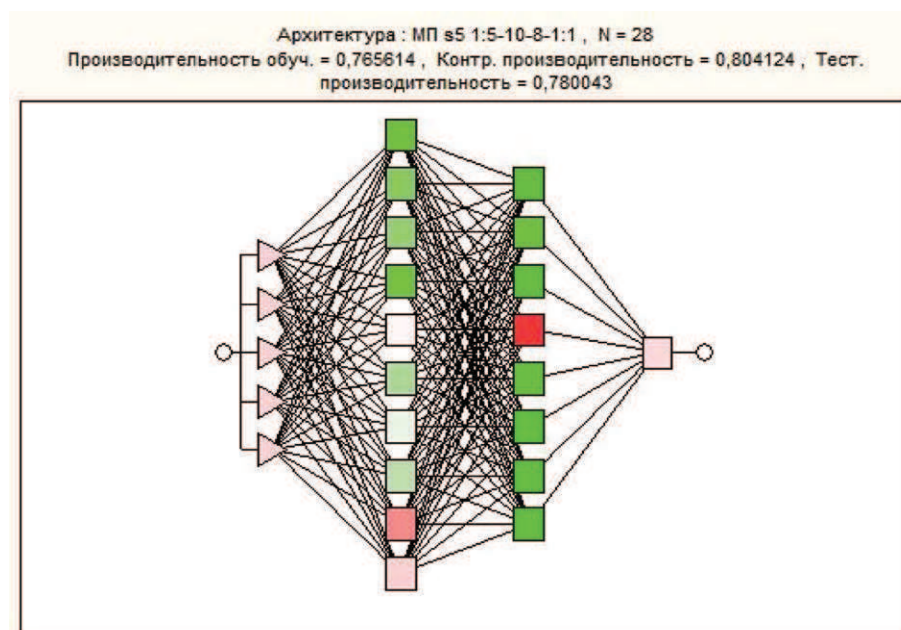


Рис. 1. Общая структура нейросети на основе многослойного персептрона

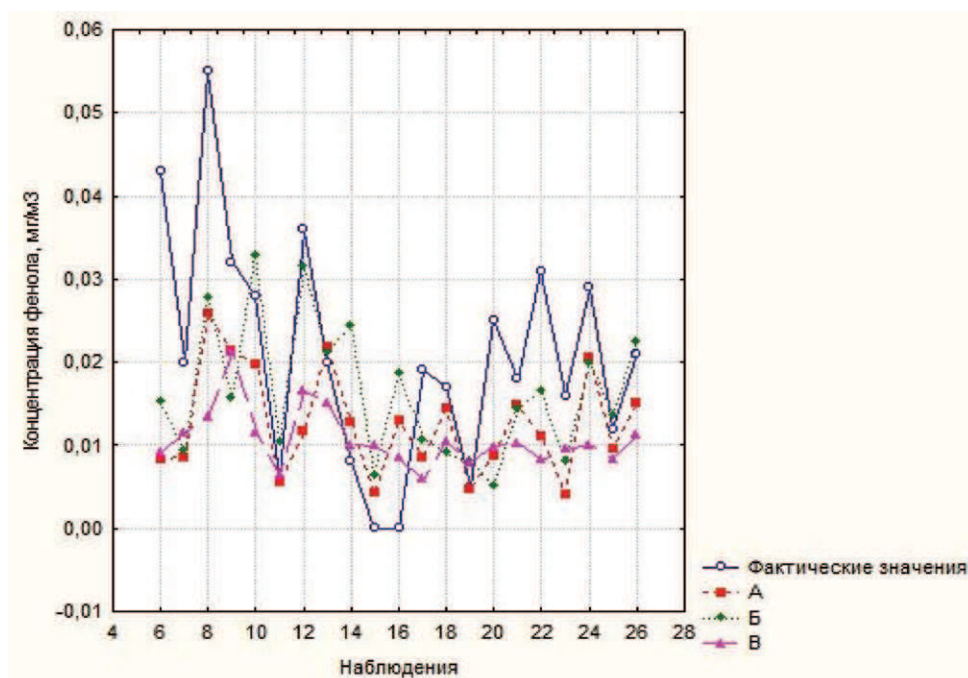


Рис. 2. Прогнозирование изменения концентрации фенола на 1 шаг вперед (6 ч)

Таблица 1

Результаты прогнозирования концентрации фенола

№	Наименование показателя	На 1 шаг			На 2 шага			На 3 шага			На 4 шага		
		А	Б	В	А	Б	В	А	Б	В	А	Б	В
1	Корреляция	0,56	0,48	0,45	0,57	0,50	0,34	0,48	0,43	0,32	0,39	0,44	0,32
2	Ошибка прогнозирования	0,01	0,01	0,02	0,01	0,01	0,02	0,02	0,01	0,02	0,02	0,01	0,02
3	Индекс согласованности	0,85	0,89	0,77	0,83	0,90	0,73	0,82	0,88	0,72	0,79	0,88	0,61

Таблица 2

Результаты прогнозирования концентрации диоксида серы

№	Наименование показателя	На 1 шаг			На 2 шага			На 3 шага			На 4 шага		
		А	Б	В	А	Б	В	А	Б	В	А	Б	В
1	Корреляция	0,13	0,36	-0,25	0,14	0,40	-0,31	0,12	0,31	-0,03	-0,05	0,39	-0,16
2	Ошибка прогнозирования	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
3	Индекс согласованности	0,67	0,66	0,62	0,67	0,66	0,63	0,66	0,66	0,65	0,64	0,66	0,64

Ошибка прогнозирования RMSE и индекс согласованности D определялись соответственно по формулам (3) и (4):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}; \quad (3)$$

$$D = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n \{|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|\}^2}, \quad (4)$$

где P_i — прогноз сети для i -го набора входных переменных;
 O_i — фактические значения концентраций загрязняющих веществ для i -го набора входных переменных;
 $\bar{O}$ — среднее значение фактических концентраций загрязняющих веществ;
 n — количество наборов входных переменных.

Сравнение результатов прогнозирования фенола и диоксида серы показывает, что приемлемые по точности результаты получаются для прогнозирования загрязняющих веществ, изменение концентрации которых связано в основном с изменением метеопараметров (в данном случае это фенол). Для других веществ (например, диоксид серы) для получения необходимой точности прогнозирования необходимо подавать на вход ИНС переменные, учитывающие изменение концентрации этих веществ от других параметров (например, от химических реакций в атмосферном воздухе и т. п.). Поскольку практически это выполнить достаточно сложно, то предлагаемый подход можно использовать для краткосрочного прогнозирования только тех загрязняющих веществ, изменения концентраций которых связаны в основном с изменением метеопараметров.

Исследование влияния на точность прогнозирования количества входных переменных (модели А, Б, В) показало, что уменьшение количества входных переменных с 20 (модель А) до 12 (модель В) приводит к снижению корреляции в среднем на 20 %, увеличению ошибки прогнозирования в два раза, уменьшению индекса согласованности на 10 %. Однако увеличение числа входных переменных повышает точность прогнозирования до определенного предела, что связано с известным эффектом «переобучения сетей» [2]. Это показали и выполненные эксперименты, поскольку наиболее точные результаты получены при количестве входных переменных, равном 16 (модель Б).

Влияние горизонта прогнозирования исследовались для четырех его значений: на один шаг вперед (6 ч), на 2 шага вперед (12 ч), на 3 шага вперед (18 ч), на 4 шага вперед (24 ч). Результаты численных экспериментов показали, что все показатели точности прогнозирования меняются незначительно (для модели Б), корреляция снижается на 8 %, ошибка прогнозирования не меняется, индекс согласованности уменьшается на 1 %. Вместе с тем установлено, что при увеличении горизонта прогнозирования более 4 шагов (24 ч) точность резко падает и сеть практически перестает работать.

Таким образом, выполненные исследования применения ИНС для краткосрочного прогнозирования загрязнения ОС (на примере загрязнения атмосферного воздуха) позволяют сделать следующие выводы:

- показана возможность применения ИНС для краткосрочного прогнозирования по времени загрязнения ОС на основе предыдущих значений концентраций загрязняющих веществ и переменных, влияющих на изменение этих концентраций (метеопараметров);
- наилучшая точность прогнозирования достигается при архитектуре ИНС виде трех- или четырехслойного персептрона с числом входных переменных не менее 12 при максимальном горизонте прогнозирования на 4 шага вперед.

Список литературы

1. Наумов В. С. Управление окружающей среды на промышленных предприятиях водного транспорта: моногр. / В. С. Наумов. — Н. Новгород: Изд-во ВГАВТ, 2002. — 220 с.
2. Нейронные сети / под ред. В. П. Боровикова — М.: Горячая линия — Телеком, 2008. — 309 с.