

Васильев А.Н.¹, Ложкин В.Н.², Ложкина О.В.², Тархов Д.А.¹, Тимофеев В.Д.²

¹Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, СПб., Россия

²Санкт-Петербургский университет государственной противопожарной службы МЧС, СПб., Россия

НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД В ИНФОРМАЦИОННОМ ПРОЦЕССЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЗАГРЯЗНЕНИЯ ТОРФЯНЫМ ПОЖАРОМ ВОЗДУХА В РАЙОНЕ АВТОМАГИСТРАЛИ*

АННОТАЦИЯ

Диффузия угарного газа от торфяного пожара в окрестности автомагистрали представлена оригинальной нейросетевой моделью с гетерогенными дифференциальными данными. Разработаны методы уточнения модели по данным расчета и измерения концентраций оксида углерода в области распространения дымового облака. Численные решения задачи приводятся в форме нейросетевых аппроксимаций полей концентраций моделями Гаусса и приближённых нейросетевых решений дифференциальных уравнений с частными производными для диффузии легкой фракции. Обученная нейронная сеть может быть применена для прогноза возникновения чрезвычайной ситуации при изменении скорости и направления ветра и параметров пожара. Метод рекомендуется использовать в информационных процессах мониторинга качества воздушной среды.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

Автомагистраль; торфяной пожар; угарный газ; опасное загрязнение воздуха; транспортный коллапс; информационный процесс; нейросетевая модель.

**Alexander Vasilyev¹, Vladimir Lozhkin², Olga Lozhkina², Dmitry Tarkhov¹,
Vladimir Timofeev²**

¹ Peter the Great Saint-Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russia

² St. Petersburg University of State Fire Service of EMERCOM of Russia, St. Petersburg, Russia

NEURAL NETWORK APPROACH IN INFORMATION PROCESS FOR PREDICTING HIGHWAY AREA AIR POLLUTION BY PEAT FIRE

ABSTRACT

The diffusion of carbon monoxide from a peat fire in the vicinity of the motorway is presented by the original neural network model with heterogeneous differential data. The methods of model refinement according to the calculation and measurement of carbon monoxide concentration in the smoke cloud area are elaborated. The numerical solutions of the problem are presented in the form of neural network approximations by Gauss models for concentration fields and neural network approximate solutions of partial differential equations for light fraction diffusion. The trained neural network can be used for prediction of an emergency when changing wind speed and direction and fire parameters. The method is recommended in the information processes monitoring the air environment quality.

KEYWORDS

Highway; peat fire; carbon monoxide; hazardous air pollution; traffic jams; information process; neural network model.

Введение. Актуальность проблемы

В обеспечении безопасности развития регионов России [1] особое внимание уделяется

* Труды XI Международной научно-практической конференции «Современные информационные технологии и ИТ-образование» (SITITO'2016), Москва, Россия, 25-26 ноября, 2016

профилактике лесных, в частности, торфяных пожаров, на основе прогнозирования последствий их негативного воздействия. Горение торфа происходит под землей без открытого огня при недостатке кислорода с обильным выделением угарного газа (СО). Если торфяной пожар развивается в окрестности автомагистрали, то смог затрудняет дыхание, уменьшает видимость, приводит к чрезвычайной ситуации – транспортному коллапсу.

Мы исследовали возможность нейросетевого прогнозирования такой ситуации по гетерогенной расчетно-экспериментальной информации о концентрациях СО. Задача решалась с использованием данных реального транспортного коллапса, наблюдавшегося с 26.10.15 г. по 07.01.16 г. в Иркутской области РФ при горении торфа вблизи автомагистрали «Сибирь».

Большой интерес представляет разработка функциональных моделей, позволяющих проводить сценарное моделирование возникновения подобных ситуаций без повторного решения дифференциальных уравнений в частных производных для разных наборов входных параметров. В качестве таких моделей использовались нейронные сети. Важной особенностью нейросетевых моделей является возможность их уточнения с использованием результатов наблюдений и численных расчётов при частных значениях параметров задачи – скорости и направления ветра, области пожара, интенсивности выделения СО и т.д.

Общая постановка и опыт решения подобных задач

Согласно [2] для торфяного пожара в окрестности автомагистрали следует учитывать мгновенные значения концентрации и скорости диффузии СО, а также пульсационные отклонения этих значений. Задача упрощается [3] с переходом к модели турбулентной диффузии для средних значений концентраций по уравнению:

$$L(q) = \frac{\partial q}{\partial t} + u \frac{\partial q}{\partial x} + v \frac{\partial q}{\partial y} + w \frac{\partial q}{\partial z} - \frac{\partial}{\partial x} k_x \frac{\partial q}{\partial x} - \frac{\partial}{\partial y} k_y \frac{\partial q}{\partial y} - \frac{\partial}{\partial z} k_z \frac{\partial q}{\partial z} + \alpha q = Q, \quad (1)$$

где, x и y – координаты в горизонтальной плоскости; z – координата по вертикали; t – время; u , v , w – составляющие средней скорости перемещения СО, соответственно, по направлениям осей координат x , y , z ; k_x , k_y , k_z – составляющие коэффициента обмена; α – коэффициент, учитывающий вероятный метаболизм СО в атмосфере. При «стилизации» торфяного пожара площадным источником расчет полей концентраций СО можно свести к упрощенной эмпирической формуле, полученной сотрудниками ГГО им А. И. Воейкова на основе многолетних исследований и применяемой в действующем документе ОНД-86 [4]:

$$C_M = \frac{AMFm\eta}{H^2(V_1\Delta T)^{1/3}}, \quad (2)$$

где C_M – концентрация СО, г/м³; M – мощность источника загрязнения, г/с; ΔT – разность температур, °С; F – безразмерный коэффициент, учитывающий скорость метаболизма СО в атмосфере; A – коэффициент, зависящий от температурной стратификации атмосферы, V_1 – поток дыма, выделяемого торфяным пожаром с поверхности земли, м³/с; коэффициенты m и n выражаются интерполяционными формулами, приведенными в [4]; H – высота формирования устойчивого облака смога, м; η – опытный коэффициент [4].

Авторы имеют многолетний положительный опыт применения данного методического подхода при организации информационных процессов и систем мониторинга загрязнения воздушной среды отработавшими газами автотранспорта [5, 6] и пожаров [7]. В то же время, данный подход требует значительных материально-временных ресурсов и не позволяет компенсировать погрешности эксперимента. Для решения указанных проблем предлагается применить методы нейросетевого моделирования [8-14].

Постановка, уточнение и реализация решений задачи моделирования распространения СО торфяного пожара в окрестности автомагистрали на основе нейросетевого метода

Постановка задачи определяется качеством уточняемой информации об объекте моделирования в процессе нейросетевых обучающих итераций.

Первый пример постановки и реализации решения задачи моделирования.

При моделировании переноса облака смога торфяного пожара на значительные расстояния теряет значимость турбулентная диффузия. Кроме того, возможно огневое горение торфа с выбросом раскаленных газов [7]. Для учета этих физических явлений СПб политехническим университетом Петра Великого совместно с СПб университетом ГПС МЧС РФ в рамках гранта РФФИ № 14-01-00733А разработан оригинальный нейросетевой подход моделирования переноса СО на основе базисной функции Гаусса.

Будем предполагать, что среднее сечение мигрирующего в окрестности автомагистрали облака смога от торфяного пожара подобно распределению Гаусса, имеющего форму колокола (рис. 1).

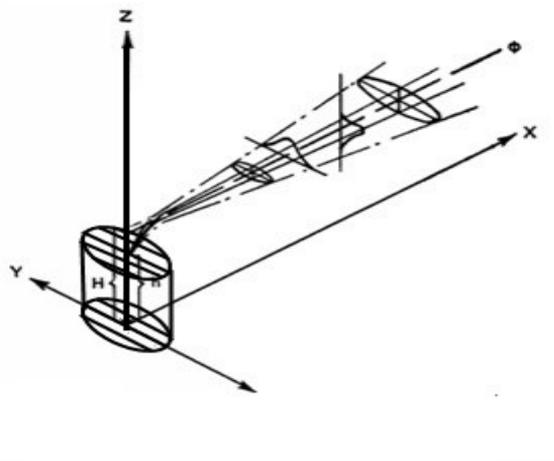


Рис. 1. Схема переноса CO по модели Гаусса для торфяного пожара: h – высота турбулентной диффузии; H – высота формирования облака смога

Согласно модели Гаусса, изменение концентрации CO в переносимом облаке смога подчиняется нормальному закону распределения:

$$q(t, x, y, z) = \frac{Q \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{(x - x' - ut)^2}{(\sigma_x)^2 t} + \frac{(y - y' - vt)^2}{(\sigma_y)^2 t} + \frac{(z - z' - wt)^2}{(\sigma_z)^2 t} \right) \right)}{(\sqrt{2\pi t})^3 \sigma_x \sigma_y \sigma_z}, \quad (3)$$

где x', y', z' – координаты источника выброса CO; Q – мощность источника; (u, v, w) – компоненты скорости ветра; $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z$ – средние квадратичные отклонения концентрации CO в момент времени t по осям Ox, Oy, Oz :

$$\sigma_x^2 = \frac{2}{h} \int_0^h K_x(z) dz, \quad \sigma_y^2 = \frac{2}{h} \int_0^h K_y(z) dz, \quad \sigma_z^2 = \frac{2}{h} \int_0^h K_z(z) dz, \quad (4)$$

где h – высота приземного слоя с активной турбулентностью.

Используя принцип суперпозиции, из (3) легко получить формулу для расчета концентрации CO от торфяного пожара непрерывного действия:

$$q(t, x, y, z) = \int_{\Omega} \frac{Q \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{(x - ut - x')^2}{(\sigma_x)^2 t} + \frac{(y - vt - y')^2}{(\sigma_y)^2 t} + \frac{(z - wt - z')^2}{(\sigma_z)^2 t} \right) \right)}{(\sqrt{2\pi t})^3 \sigma_x \sigma_y \sigma_z} dx' dy' dz' \quad (5)$$

Интегрирование в формуле (5) распространено на область Ω , занятую торфяным пожаром. Сложность возникает при вычислении интеграла. Аналитические методы приведут к громоздким формулам, а численные методы – потребуют большого времени счета. Для решения проблемы используем кубатурные формулы и заменяем интеграл конечной суммой:

$$q(t, x, y, z; u, v, w) = \sum_{i=1}^N C_i \frac{Q \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{(x - ut - x_i)^2}{(\sigma_x)^2 t} + \frac{(y - vt - y_i)^2}{(\sigma_y)^2 t} + \frac{(z - wt - z_i)^2}{(\sigma_z)^2 t} \right) \right)}{(\sqrt{2\pi t})^3 \sigma_x \sigma_y \sigma_z}, \quad (6)$$

где C_i – числовые коэффициенты, (x_i, y_i, z_i) – узлы интегрирования, $i = 1, 2, \dots, N$.

Легко видеть, что приближение (6) для концентрации q угарного газа (CO) можно рассматривать как модель, которая соответствует искусственным нейронным сетям с радиальными

базисными функциями в случае использования в качестве базисной функции гауссиана [8]. Настройка весов сети – линейно и нелинейно входящих параметров C_i и (x_i, y_i, z_i) – осуществляется на основе минимизации функционала ошибки, взятого, например, в дискретной форме

$$J = \sum_{j=1}^P \left| q(t, \bar{x}_j, \bar{y}_j, \bar{z}_j; u, v, w) - q_j(t; u, v, w) \right|^2,$$

здесь $\{(\bar{x}_j, \bar{y}_j, \bar{z}_j)\}_{j=1}^P$ – множество точек в области Ω , где известны измеренные значения концентрации $\{q_j\}_{j=1}^P$ угарного газа.

На рис. 2 совмещены измеренные и расчетные, полученные по формуле (2) с применением ГИС, значения концентраций СО в области автомагистрали. Эти данные затем были использованы в качестве массива исходной гетерогенной информации для обработки (аппроксимации) вышеописанным нейросетевым методом. На рис. 3 показана картина динамического развития загрязнения СО исследуемой территории при опасном направлении ветра в сторону автомагистрали (число нейронов $N = 4$).

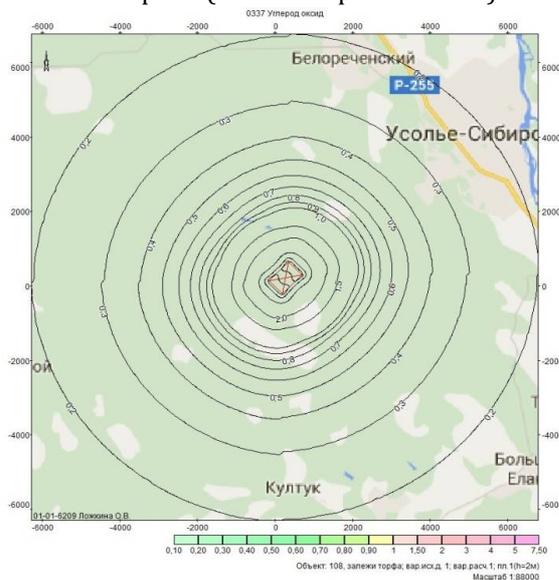


Рис. 2. Расчетный прогноз загрязнения угарным газом от торфяного пожара в окрестности федеральной трассы «Сибирь» для неблагоприятных метеоусловий с использованием программы «ЭКОЛОГ» (в долях ПДК_{мр})

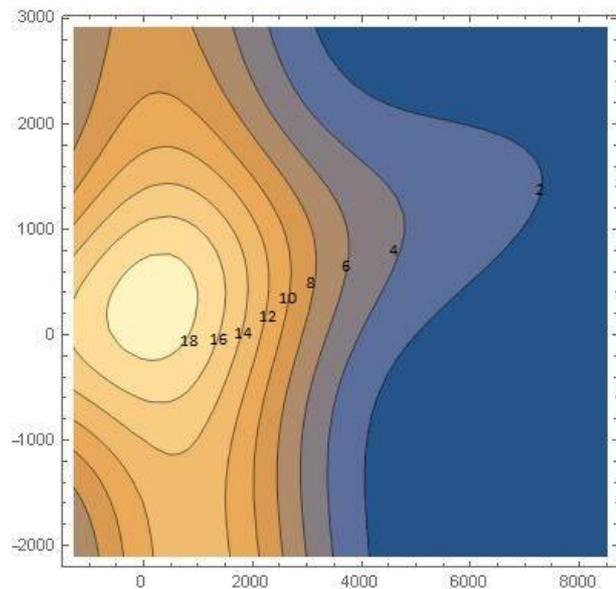


Рис. 3. Линии уровня угарного смога при ветре в направлении трассы «Сибирь» построенные по нейросетевой модели

Второй пример постановки и реализации решения задачи моделирования.

Для решения конкретной задачи торфяного пожара уравнение (1) можно существенно упростить. При изменении параметров задачи – скорости ветра, радиуса пожара и т.д., процесс будем считать квазистационарным, т.е. установление концентраций происходит намного быстрее изменения указанных параметров. Таким образом, мы принимаем $\frac{\partial q}{\partial t} = 0$.

Будем считать ось z направленной вверх, поэтому для тяжелых частиц, имеющих собственную скорость осаждения w (со знаком «-»), – равной этой скорости, а для лёгких фракций, не имеющих собственной скорости осаждения, можем принять $w = 0$. Принимаем также, что средний турбулентный поток опасных веществ у земной поверхности мал. Будем считать коэффициенты обмена постоянными. Таким образом, предполагаем, что концентрация легкой фракции (СО) удовлетворяет уравнению:

$$u \frac{\partial q}{\partial x} + v \frac{\partial q}{\partial y} - k \left(\frac{\partial^2 q}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 q}{\partial y^2} \right) = Q, \quad (x, y) \in \Omega, \quad (7)$$

где Q – константа в месте торфяного пожара $K \subset \Omega$, вне пожара – $Q = 0$; k – известный параметр, u, v – компоненты скорости ветра, соответствующие измерениям, известны. В качестве граничных

условий используем стремление концентрации к нулю на бесконечности. Решение задачи упрощают следующие преобразования уравнения (7). Во-первых, можно перенести начало координат в центр торфяного пожара, который считаем площадным источником эмиссии СО круглой геометрической формы (кругом K). Во-вторых, ось Ox направляем по направлению ветра, что можно сделать поворотом координат. От параметра k можно избавиться масштабированием x и y . От параметра Q можно избавиться масштабированием плотности загрязнения. Реальные значения Q могут быть определены по данным измерений.

При этом остаются параметры – радиус области пожара и скорость ветра u . В первом варианте постановки они фиксированы и задаются вначале с остальными данными. Их можно менять, повторно проводя обучение модели.

Решение (7) ищем в виде нейросетевой модели

$$q(x, y) = \sum_{i=1}^N c_i \exp \left\{ \left[-a_i (x - x_i)^2 - b_i (y - y_i)^2 \right] \right\}, \quad (8)$$

параметры которой – a_i, b_i, c_i, x_i и y_i – находятся с помощью минимизации функционала ошибки

$$J_1 = \sum_{j=1}^M \left| u \frac{\partial q(\xi_j, \eta_j)}{\partial x} - \frac{\partial^2 q(\xi_j, \eta_j)}{\partial x^2} - \frac{\partial^2 q(\xi_j, \eta_j)}{\partial y^2} - Q(\xi_j, \eta_j) \right|^2, \quad (9)$$

где $\{(\xi_j, \eta_j)\}_{j=1}^M$ – множество пробных точек в области, в которой строится решение; это множество регенерируется через 3-5 шагов минимизации J_1 ; $Q(\xi_j, \eta_j) = 1$ в области пожара K и $Q(\xi_j, \eta_j) = 0$ в остальных точках $\Omega \setminus K$.

Приведём результаты вычислений для значений $N = 20, M = 200$, область пожара предполагается кругом K радиуса 1, $u = 1$ (рис. 4).

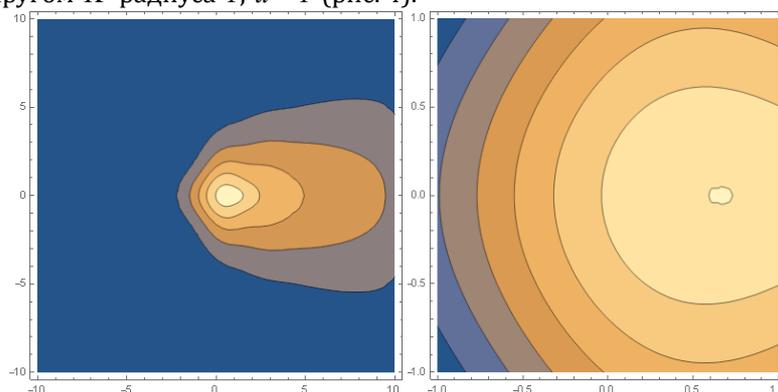


Рис. 4. Линии уровня выхода нейросетевой модели $q(x, y)$ во всей области изменения переменных, в которой ищется решение (слева) и в окрестности пожара (справа)

Кроме того, для целей сценарного моделирования были построены параметрические модели, в которых скорость ветра u входила в число входных параметров (второй вариант постановки). При этом приближённое решение искалось в виде гетерогенной нейросетевой функции

$$q(x, y, u) = \sum_{i=1}^N c_i \exp \left\{ \left[-a_i (x - x_i)^2 - b_i (y - y_i)^2 \right] \right\} th[d_i(u - u_i)], \quad (10)$$

параметры которой – $a_i, b_i, c_i, d_i, x_i, y_i$ и u_i – находятся с помощью минимизации функционала ошибки

$$J_2 = \sum_{j=1}^M \left| \mu_j \frac{\partial q(\xi_j, \eta_j, \mu_j)}{\partial x} - \frac{\partial^2 q(\xi_j, \eta_j, \mu_j)}{\partial x^2} - \frac{\partial^2 q(\xi_j, \eta_j, \mu_j)}{\partial y^2} - Q(\xi_j, \eta_j) \right|^2, \quad (11)$$

где пробные точки $\{(\xi_j, \eta_j, \mu_j)\}_{j=1}^M$ периодически регенерируются.

Соответствующие графики похожи на графики, представленные выше на рис. 4. Полученная

параметрическая модель позволяет прогнозировать изменение уровня загрязнений при изменении силы ветра.

Данные модели легко уточняются при наличии измерений концентрации в некотором наборе точек. При этом в функционал ошибки (9) или (11) добавляется дополнительное слагаемое, равное сумме квадратов разностей измеренных значений и выходов нейронной сети. Аналогичным образом учитываются данные численных расчётов с помощью стандартных методов или пакетов для частных наборов параметров.

Выводы

Смог (дым с угарным газом) от торфяного пожара способен приводить к чрезвычайной ситуации – транспортному коллапсу с большим экономическим ущербом. В качестве инструмента прогнозирования такой ситуации предлагается использовать самообучаемые математические модели, построенные на основе оригинального нейросетевого подхода. Разработаны и протестированы методы построения нейросетевой модели диффузии CO по расчетно-экспериментальным данным на примере транспортного коллапса, наблюдавшегося с 26.10.15 г. по 07.01.16 г. в Иркутской области России при горении торфа вблизи автомагистрали федерального значения Р-255 «Сибирь». Для построения нейросетевых моделей использовались гетерогенные данные: уравнения атмосферной диффузии веществ в виде дифференциальных уравнений в частных производных; данные расчета на основе функции Гаусса распределения концентрации CO в облаке смога торфяного пожара; данные непосредственных измерений концентрации CO на автомагистрали в зоне действия чрезвычайной ситуации государственными метеорологическими службами. Разработанные методы рекомендуется применять в системах контроля качества и прогноза состояния воздушной среды для анализа, прогноза и предотвращения подобных чрезвычайных ситуаций.

Работа поддержана Российским фондом фундаментальных исследований (гранты №14-01-00660 и №14-01-00733).

Литература

1. Пучков В.А. О долгосрочных перспективах развития системы МЧС России (МЧС-2030)/ Доклад на заседании экспертного совета МЧС России 30.10.2012 г. [Электронный ресурс]: <http://www.region-60.ru/novosti/zhizn/6556029/>.
2. Берлянд М.Е. Современные проблемы атмосферной диффузии и загрязнения атмосферы, Л.: Гидрометеиздат, 1975. – 448с.
3. Берлянд М.Е., Генихович Е.Л., Оникул Р.И. Моделирование загрязнения атмосферы выбросами из низких и холодных источников. – Метеорология и гидрология. – 1990. – № 5. – С. 5-16.
4. Общесоюзный нормативный документ «Методика расчета концентраций в атмосферном воздухе вредных веществ, содержащихся в выбросах предприятий». – Л.: Гидрометеиздат, 1987. – 93с.
5. Lozhkin V.N., Lozhkina O.V., Ushakov A.A. Using K-Theory in Geographic Information Investigations of Critical-Level Pollution of Atmosphere in the Vicinity of Motor Roads// World Applied Sciences Journal (Problems of Architecture and Construction). 2013. – V. 23. – pp. 1818-4952.
6. Lozhkina O.V., Lozhkin V.N. Estimation of road transport related air pollution in Saint Petersburg using European and Russian calculation models / Journal Contents lists available at Science Direct «Transportation Research Part D», № 36, 2015. – p. 178-189, journal homepage: www.elsevier.com/locate/t.
7. Сухоиванов А.Ю. Моделирование процессов переноса в атмосфере и воздействия на окружающую среду вредных продуктов горения, образующихся при пожаре: Диссертация на соискание ученой степени к-та техн. наук. – СПб, 2001.
8. Васильев А.Н., Тархов Д.А. Нейросетевое моделирование. Принципы. Алгоритмы. Приложения. – СПб.: Изд-во СПбГПУ, 2009. – 528с.
9. Tarkhov D.A., Vasilyev A.N. New neural network technique to the numerical solution of mathematical physics problems. I: Simple problems// Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2005. – V. 14. – pp. 59-72.
10. Tarkhov D.A., Vasilyev A.N. New neural network technique to the numerical solution of mathematical physics problems. II: Complicated and nonstandard problems// Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2005. – V. 14. – pp. 97-122.
11. Vasilyev A.N., Tarkhov D.A. Mathematical Models of Complex Systems on the Basis of Artificial Neural Networks. Nonlinear Phenomena in Complex Systems, vol.17 (2014), 3, pp. 327-335.
12. Kainov N.U., Tarkhov D.A., Shemyakina T.A. Application of neural network modeling to identification and prediction in ecology data analysis for metallurgy and welding industry. Nonlinear Phenomena in Complex Systems, vol. 17 (2014), 1, pp. 57-63.
13. Gorbachenko V.I., Lazovskaya T.V., Tarkhov D.A., Vasilyev A.N., Zhukov M.V. Neural Network Technique in Some Inverse Problems of Mathematical Physics// Springer International Publishing Switzerland 2016 L. Cheng et al. (Eds.): ISSN 2016, LNCS 9719, pp. 310-316, 2016.
14. Shemyakina T.A., Tarkhov D.A., Vasilyev A.N. Neural Network Technique for Processes Modeling in Porous Catalyst and Chemical Reactor// Springer International Publishing Switzerland 2016 L. Cheng et al. (Eds.): ISSN 2016, LNCS 9719, pp. 547-554, 2016.

References

1. Puchkov V.A. O dolgosrochnykh perspektivakh razvitiya sistemy MChS Rossii (MChS-2030)/ Doklad na zasedanii ekspertnogo soveta MChS Rossii 30.10.2012 g. [Elektronnyy resurs]: <http://www.region-60.ru/novosti/zhizn/6556029/>.
2. Berlyand M.E. Sovremennye problemy atmosfery i zagryazneniya atmosfery, L.: Gidrometeoizdat, 1975. – 448s.
3. Berlyand M.E., Genikhovich E.L., Onikul R.I. Modelirovanie zagryazneniya atmosfery vybrosami iz nizkikh i kholodnykh istochnikov. – Meteorologiya i gidrologiya. – 1990. – № 5. – S. 5-16.
4. Obshcheyuznyy normativnyy dokument «Metodika rascheta kontsentratsiy v atmosfernom vozdukh vrednykh veshchestv, soderzhashchikhsya v vybrosakh predpriyatiy». – L.: Gidrometeoizdat, 1987. – 93s.
5. Lozhkin V.N., Lozhkina O.V., Ushakov A.A. Using K-Theory in Geographic Information Investigations of Critical-Level Pollution of Atmosphere in the Vicinity of Motor Roads// World Applied Sciences Journal (Problems of Architecture and Construction). 2013. – V. 23. – pp. 1818-4952.
6. Lozhkina O.V., Lozhkin V.N. Estimation of road transport related air pollution in Saint Petersburg using European and Russian calculation models / Journal Contents lists available at Science Direct «Transportation Research Part D», № 36, 2015. – p. 178-189, journal homepage: www.elsevier.com/locate/t.
7. Sukhoivanov A.Yu. Modelirovanie protsessov perenosa v atmosfere i vozdeystviya na okruzhayushchuyu sredu vrednykh produktov goreniya, obrazuyushchikhsya pri pozhare: Dissertatsiya na soiskanie uchenoy stepeni k-ta tekhn. nauk. – SPb, 2001.
8. Vasil'ev A.N., Tarkhov D.A. Neirosetevoe modelirovanie. Printsipy. Algoritmy. Prilozheniya. – SPb.: Izd-vo SPbGPU, 2009. – 528s.
9. Tarkhov D.A., Vasilyev A.N. New neural network technique to the numerical solution of mathematical physics problems. I: Simple problems// Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2005. – V. 14. – pp. 59-72.
10. Tarkhov D.A., Vasilyev A.N. New neural network technique to the numerical solution of mathematical physics problems. II: Complicated and nonstandard problems// Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2005. – V. 14. – pp. 97-122.
11. Vasilyev A.N., Tarkhov D.A. Mathematical Models of Complex Systems on the Basis of Artificial Neural Networks. Nonlinear Phenomena in Complex Systems, vol.17 (2014), 3, pp. 327-335.
12. Kainov N.U., Tarkhov D.A., Shemyakina T.A. Application of neural network modeling to identification and prediction in ecology data analysis for metallurgy and welding industry. Nonlinear Phenomena in Complex Systems, vol. 17 (2014), 1, pp. 57-63.
13. Gorbachenko V.I., Lazovskaya T.V., Tarkhov D.A., Vasilyev A.N., Zhukov M.V. Neural Network Technique in Some Inverse Problems of Mathematical Physics// Springer International Publishing Switzerland 2016 L. Cheng et al. (Eds.): ISNN 2016, LNCS 9719, pp. 310-316, 2016.
14. Shemyakina T.A., Tarkhov D.A., Vasilyev A.N. Neural Network Technique for Processes Modeling in Porous Catalyst and Chemical Reactor// Springer International Publishing Switzerland 2016 L. Cheng et al. (Eds.): ISNN 2016, LNCS 9719, pp. 547-554, 2016.

Поступила: 1.10.2016

Об авторах:

Васильев Александр Николаевич, профессор кафедры «Высшая математика» Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого, доктор технических наук, a.n.vasilyev@gmail.com;

Ложкин Владимир Николаевич, профессор кафедры пожарной, аварийно-спасательной техники и автомобильного хозяйства Санкт-Петербургского университета государственной противопожарной службы МЧС России, заслуженный деятель науки РФ, доктор технических наук, vnlojkin@yandex.ru;

Ложкина Ольга Владимировна, доцент кафедры физико-химических основ процессов горения и тушения Санкт-Петербургского университета государственной противопожарной службы МЧС России, кандидат химических наук, olojkina@yandex.ru;

Тархов Дмитрий Альбертович, профессор кафедры «Высшая математика» Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого, доктор технических наук, dtarkhov@gmail.com;

Тимофеев Владимир Дмитриевич, заместитель начальника 1 курса инженерно-технического факультета Санкт-Петербургского университета государственной противопожарной службы МЧС России, инженер, адъюнкт, timofoev-v-d@yandex.ru.