

НЕЙРОСЕТЕВАЯ РОБАСТНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ

ПЛИСС И.П., ЧАПЛАНОВ А.П., ЧЕПЕНКО Т.Е.

Предлагается алгоритм идентификации стохастического объекта управления, подверженного воздействию негауссовских помех. В основу процедуры положен робастный критерий оценивания Р. Велша, минимизация которого в реальном времени проводится с помощью разработанной искусственной нейронной сети с прямой передачей информации.

Управление стохастическими объектами в условиях неопределенности требует наличия в системе регулирования контура идентификации, обеспечивающего непрерывную настройку математической модели по данным наблюдений за входными и выходными сигналами в реальном времени [1-4]. Широкий класс объектов может быть описан с помощью уравнения псевдолинейной регрессии

$$y(k) = \sum_{i=1}^n w_i \varphi_i(k) + \xi(k) = w^T \varphi(k) + \xi(k), \quad (1)$$

где $y(k)$ – скалярный выход объекта в дискретный момент времени $k=0, 1, 2, \dots$; $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ – $(n \times 1)$ – вектор неизвестных коэффициентов, подлежащих определению; $\varphi(k) = (\varphi_1(k), \varphi_2(k), \dots, \varphi_n(k))^T$ – вектор входных переменных (регрессоров); $\xi(k)$ – случайная помеха с нулевым математическим ожиданием и неизвестной функцией плотности распределения. В рамках уравнения (1) могут быть описаны статические и динамические ARMAX – объекты, стохастические последовательности с произвольным трендом, фрактальные и хаотические сигналы (модели Мандельброта).

В настоящее время в основе подавляющего большинства рекуррентных методов идентификации лежит гипотеза о нормальном распределении помех, что привело к повсеместному использованию критерия минимума суммы квадратов ошибок оценивания и связанному с ним рекуррентному методу наименьших квадратов.

В то же время реальные экономические и медико-биологические задачи обработки информации свидетельствуют о том, что распределение данных редко приближается к нормальному закону, но при этом стандартные методы обработки реальных сигналов, в том числе и используемые в интеллектуальном анализе данных [5], базируются на явных или неявных предположениях о нормальности закона распределения контролируемых показателей и помех. Опыт, однако, показывает, что методы идентификации, основанные на критерии наименьших квадратов, оказываются чрезвычайно чувствительными к отклонениям фактического

закона распределения от нормального. В условиях различного рода сбоев, выбросов, грубых ошибок, негауссовских помех с “тяжелыми хвостами” метод наименьших квадратов теряет эффективность.

Именно этот факт привел к созданию широкого класса методов робастной идентификации [6-8], основанных на минимизации критериев, отличных от квадратичного и приводящих к необходимости решения задачи нелинейного программирования. Поскольку при работе в реальном времени решение этой задачи на каждом такте k затруднено в силу численной громоздкости, эффективных адаптивных методов робастной идентификации известно не так уж много [9-11].

Преодоление указанных трудностей видится в использовании интеллектуальных методов обработки информации, в основе которых лежат искусственные нейронные сети, реализующие нелинейное преобразование пространства входных переменных R^n в выходной сигнал $y \in R^1$ и обладающие высоким быстродействием, определяемым распараллеливанием вычислительных процессов и применением скоростных алгоритмов обучения [12, 13].

Введя в рассмотрение теоретическую текущую ошибку идентификации

$$e(k) = y(k) - w^T \varphi(k) = y(k) - \sum_{i=1}^n w_i \varphi_i(k)$$

и робастный критерий идентификации Р. Велша [14]

$$E(e) = \sum_{k=0}^N f(e(k)) = \sum_{k=0}^N \beta^2 \ln \cosh \frac{e(k)}{\beta},$$

приведем систему дифференциальных уравнений, описывающих траекторию градиентного спуска вектора настраиваемых параметров $w(t)$ к своим оптимальным значениям в виде

$$\frac{dw_i(t)}{dt} = \mu_i \sum_{k=0}^N \psi(e(k)) \varphi_i(k),$$

где $i = 1, 2, \dots, n$; $\mu_i > 0$; $\beta > 0$; $N+1$ – объем имеющейся выборки наблюдений; t – непрерывное время,

$$\psi(e(k)) = \tanh \frac{e(k)}{\beta}. \quad (2)$$

Поскольку зависимость (2) есть не что иное, как стандартная функция активации искусственного нейрона, представим вектор параметров w в форме настраиваемых синаптических весов и запишем алгоритм обучения, являющийся многошаговой процедурой:

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta(k) \sum_{k=0}^N \psi(\hat{e}(k)) \varphi_i(k), \quad (3)$$

здесь $\eta(k) > 0$,

$$\hat{e}(k) = y(k) - \sum_{i=1}^n w_i(k) \varphi_i(k) = y(k) - w^T(k) \varphi(k).$$

Алгоритм, подобный процедуре (3), был использован в [15, 16] для обучения аналоговой и дискретной нейронных сетей, предназначенных для решения задач идентификации объектов управления вида (1). Однако необходимость обработки на каждом такте всей выборки наблюдений по типу процедур Хартли и Марквардта затрудняет его применение в реальном времени.

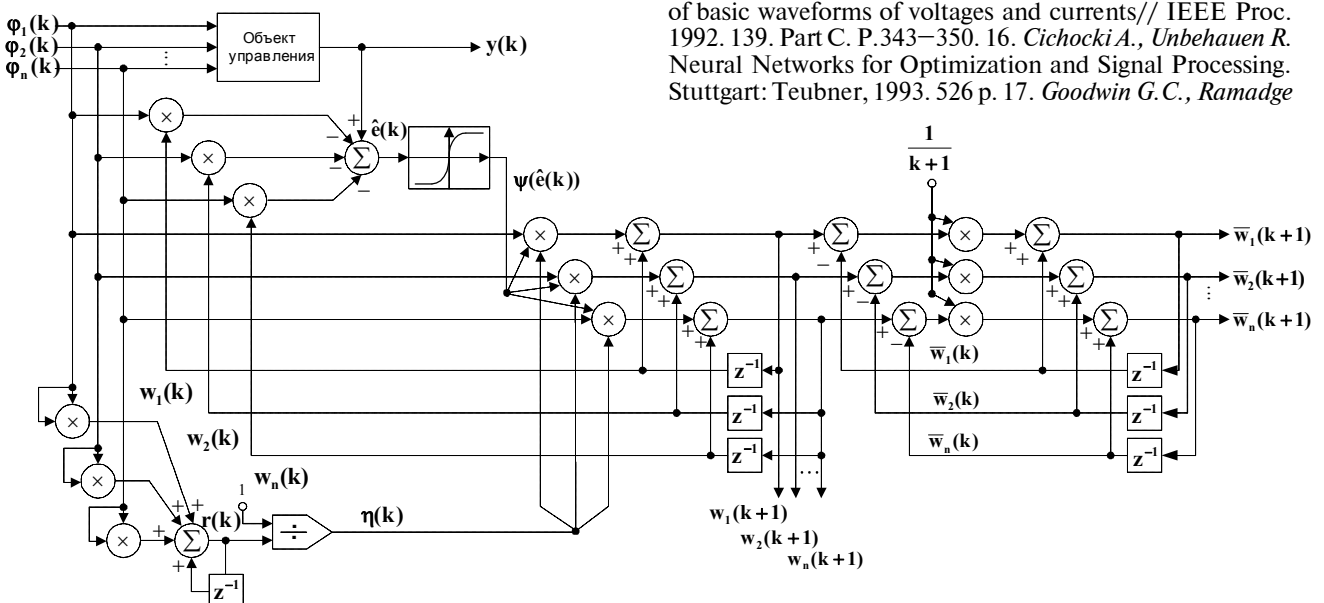
В связи с этим более целесообразным представляется использование одношаговых процедур вида

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta(k) \psi(\hat{e}(k)) \varphi_i(k), \quad (4)$$

вписывающихся в общую схему стохастической аппроксимации и использующих коэффициент усиления $\eta(k)$, удовлетворяющий условиям Дворецкого, например [17]:

$$\begin{aligned} \eta(k) &= r^{-1}(k) = \left(r^{-1}(k-1) + \sum_{i=1}^n \varphi_i^2(k) \right)^{-1} = \\ &= \left(r^{-1}(k-1) + \|\varphi(k)\|^2 \right)^{-1}. \end{aligned} \quad (5)$$

На рисунке приведена предложенная схема искусственной нейронной сети для робастной идентификации объекта управления (1), для обучения которой используется рекуррентная процедура (4), (5). В основу схемы положен стандартный формальный нейрон с активационной функцией гиперболического тангенса, снабженный дополнительными блоками умножения, суммирования, деления и элементами задержки z^{-1} . Несложно видеть, что для объектов с одним выходом $y(k)$ достаточно всего одного нейрона; в случае же векторного выходного сигнала $y(k) = (y_1(k), y_2(k), \dots, y_m(k))^T$ искусственная нейронная сеть образуется m параллельно подключенными ко входу $\varphi(k)$ одностипными нейронами.



На промежуточных выходах сети формируется вектор синаптических весов – параметров модели объекта $w(k+1) = (w_1(k+1), w_2(k+1), \dots, w_n(k+1))^T$. В целях повышения помехоустойчивости в сети организован дополнительный слой, в котором осуществляется сглаживание получаемых оценок согласно рекуррентной формуле

$$\bar{w}_i(k+1) = \bar{w}_i(k) + \frac{1}{k+1} (w_i(k) - \bar{w}_i(k)),$$

позволяющей с ростом выборки уменьшать разброс (дисперсию) коэффициентов настраиваемой модели.

Простота и робастность предлагаемой нейросети позволяют использовать ее для решения задач текущей идентификации объектов различной природы в условиях дефицита информации о стохастических свойствах полезных сигналов и помех.

Литература: 1. *Эйкхофф П.* Основы идентификации систем управления. М.: Мир, 1975. 688с. 2. *Грон Д.* Методы идентификации систем. М.: Мир, 1979. 304с. 3. *Перельман И.И.* Оперативная идентификация объектов управления. М.: Энергоатомиздат, 1982. 272с. 4. *Льюне Л.* Идентификация систем. Теория для пользователя. М.: Наука, 1991. 432с. 5. *Дюк В., Самойленко А.* Data mining. СПб: Питер, 2001. 368с. 6. *Мудров В.И., Кушко В.Л.* Методы обработки измерений. М.: Сов. радио, 1976. 192с. 7. *Rey J.W.W.* Robust Statistical Methods. Berlin–Heidelberg–New York: Springer–Verlag, 1978. 128p. 8. *Смоляк С.А., Тутаренко Б.Г.* Устойчивые методы оценивания. М.: Статистика, 1980. 208с. 9. *Holland P., Welsh R.* Robust regression using iteratively reweighted least squares// Comm. Statist. – Theory and Methods. 1977. А6. P.813–827. 10. *Цыпкин Я.З.* Основы информационной теории идентификации. М.: Наука, 1984. 320с. 11. *O’Leary D.P.* Robust regression computation using iteratively reweighted least squares//SIAM J. Matrix Anal. Appl. 1990. 11. P.466–480. 12. *Haykin S.* Neural Networks. A Comprehensive Foundation. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, Inc., 1999. 842p. 13. *Ham F.M., Kostanic I.* Principles of Neurocomputing for Science and Engineering. N.Y.: Mc Graw–Hill, Inc., 2001. 642p. 14. *Welsh R.E.* Nonlinear statistical data analysis//Proc. Comp. Sci. and Statist. Tenth Ann. Symp. Interface. Held at Nat’l Bur. Stds. Gaithersburg, MD. 1977. P.77–86. 15. *Cichocki A., Lobos T.* Adaptive analogue network for real time estimation of basic waveforms of voltages and currents// IEEE Proc. 1992. 139. Part C. P.343–350. 16. *Cichocki A., Unbehauen R.* Neural Networks for Optimization and Signal Processing. Stuttgart: Teubner, 1993. 526 p. 17. *Goodwin G.C., Ramadge*

Поступила в редколлегию 20.05.2002

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Любчик Л.М.

Плисс Ирина Павловна, канд. техн. наук, ст. науч. сотр., вед. науч. сотр ПНИЛ АСУ ХНУРЭ, член IEEE. Научные интересы: адаптивные системы, искусственные нейронные сети. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел.: 40-98-90. E-mail: pliss@iee.org

Чапманов Алексей Павлович, аспирант кафедры искусственного интеллекта, мл. науч. сотр. ПНИЛ АСУ ХНУРЭ. Научные интересы: искусственные нейронные сети. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел.: 40-98-90. E-mail: asd@white.kharkov.com

Чепенко Татьяна Евгеньевна, аспирантка кафедры искусственного интеллекта, науч. сотр. ПНИЛ АСУ ХНУРЭ. Научные интересы: искусственные нейронные сети. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел.: 40-98-90.

УДК 519.673

МОДЕЛИРОВАНИЕ РАССЕИВАНИЯ ПРИМЕСИ НИЗКОТЕМПЕРАТУРНЫХ ВЕЩЕСТВ В ПРИЗЕМНОМ СЛОЕ АТМОСФЕРЫ

ТЕВЯШЕВ А.Д., ВЫХОДЦЕВ Е.И.

Рассматривается модель рассеивания примеси, образующейся в результате аварийного выброса, в приземном слое атмосферы по законам турбулентной диффузии и эффективный метод ее решения.

1. Введение

Низкотемпературные вещества (хлор, аммиак, сжиженный природный газ и т.п.) относятся к числу крупнотоннажных химических продуктов. Связанные с ними отрасли промышленности характеризуются большими затратами энергии, высокой степенью концентрации производственных мощностей, что определяет необходимость транспортировки этих веществ на значительные расстояния, а также организации складов и хранилищ на местах производства, потребления и переработки.

Развитая структура и значительные объемы производства, транспорта и хранения низкотемпературных веществ представляют повышенную опасность для окружающей среды и человека в связи с тем, что они являются сильнодействующими ядовитыми веществами (СДЯВ) и относятся к вредным веществам согласно общепринятой классификации. Существующие методики расчета последствий аварийных ситуаций, связанных с разливами, выбросами и утечками низкотемпературных веществ в окружающую среду, дают сильно завышенные результаты, что приводит к дополнительным затратам при составлении плана ликвидации последствий аварии. Поэтому разработка методик, которые давали бы более точные решения, а также позволяли проводить прогностические расчеты для более полного класса внешних условий, является актуальной [1].

В данной работе рассматривается моделирование рассеивания примеси, которая образовалась в результате аварийного выброса, в приземном слое атмосферы по законам турбулентной диффузии с использованием уравнения К-теории атмосферной диффузии [2,3].

2. Модель

Прогноз загрязнения атмосферы в результате аварийного выброса или утечки низкотемпературного вещества основывается на использовании решения дифференциального уравнения турбулентной диффузии [2]:

$$\frac{\partial q}{\partial t} + u_x \frac{\partial q}{\partial x} + u_y \frac{\partial q}{\partial y} + u_z \frac{\partial q}{\partial z} =$$
$$= \frac{\partial}{\partial x} k_x \frac{\partial q}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial y} k_y \frac{\partial q}{\partial y} + \frac{\partial}{\partial z} k_z \frac{\partial q}{\partial z} - \alpha q + f, \quad (1)$$

где q – концентрация примеси в атмосфере; t – время; x, y, z – координаты; u_x, u_y, u_z – составляющие средней скорости перемещения примеси вдоль осей OX, OY, OZ соответственно; k_x, k_y, k_z – составляющие коэффициента обмена; α – коэффициент, определяющий изменение концентрации за счет превращения примеси; f – функция, описывающая источники примеси. Рассмотрим случай, когда $\alpha = 0$, т.е. инертное поведение примеси.

При прогнозе загрязнения воздуха основной интерес представляет определение ожидаемых концентраций у земной поверхности. Для приземного слоя характерно значительное изменение с высотой скорости ветра, температуры и турбулентности. Для наиболее часто наблюдаемых метеорологических условий распределение коэффициентов турбулентного обмена k_x, k_y, k_z и скорости ветра u с высотой z носят степенной характер. Эта степенная зависимость определяется путем аппроксимации реального профиля k_x, k_y, k_z и u . Для расчета реального профиля используется зависимость [3]:

$$k_z = \begin{cases} D + k_1 \frac{z}{z_1} n \text{ при } z \leq h, \\ D + k_1 \frac{h}{z_1} n \text{ при } z > h, \end{cases} \quad (2)$$

где z_1 – высота измерения скорости ветра; D – коэффициент молекулярной диффузии. Чтобы установить этот коэффициент, воспользуемся формулой для определения коэффициента диффузии бинарной смеси [4]: