УДК 519

Н.Г. Сербов, *к.геогр.н.*, **О.Ю. Хецелиус,** *д.ф.-м.н.,* **А.К. Балан,** *ст.преп.*,
А.А. Дудинов, *ас.*
Одесский государственный экологический университет

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ХАОТИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В ГИДРОЭКОЛОГИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВЕ КОНЦЕПЦИИ АТТРАКТОРА И НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА

Предложен новый подход к нелинейному прогнозированию хаотических процессов в гидрологических и гидроэкологических системах, который базируется на концепции компактного геометрического аттрактора и нейросетевом (искусственный интеллект) алгоритме. В качестве иллюстрации новый подход использован для прогнозирования временных флуктуаций концентраций нитратов в водных бассейнах Малых Карпат.

Ключевые слова: *гидрологические системы, хаос, прогноз, аттрактор, нейросетевой алгоритм*

Введение. В последние годы для решения многочисленных актуальных задач современной гидрологии и гидроэкологии широко применяются методы моделирования как характеристик речного стока, так и характеристик загрязнения водных систем, базирующиеся на методах теории хаоса, и, в частности, фрактальных и мультифрактальных моделях (см., напр., [1-22]). В отличие от классических гидродинамических или вероятностно-стохастических методов указанные модели в приложении к отдельным классам задач обладают целым рядом достоинств, в том числе, достаточно высокой степенью прогнозируемости. Известные статистические и динамические модели расчета и прогноза характеристик речного стока, базирующиеся на использовании уравнений типа Сен-Венана, Навье-Стокса, обладают весьма важными достоинствами, но их корректная реализация по-прежнему далека от удовлетворительного уровня. Методы нелинейного моделирования на основе теории хаоса оказываются для ряда задач более предпочтительными, особенно, если речь идет о моделировании нелинейных динамических систем, к которым, естественно, можно отнести речные (водные) системы. Разумеется, главная задача теории - предсказание эволюции состояния системы во времени и пространстве. Одним из замечательных свойств нелинейных динамических систем является смена режимов их функционирования при изменении управляющих параметров. Уместно напомнить, что динамические системы, в том числе, речные и водные системы, могут демонстрировать бифуркации и катастрофы. Для анализа временных рядов фундаментальных динамических параметров в последние годы активно с той или иной степенью успеха разрабатываются и применяются различные методы, в частности, нелинейный спектральный и трендовый анализ, исследования Марковских цепей, wavelet и мультифрактальный анализ, формализм матриц памяти и метод эволюционных пропагаторов и т.д. В теории динамических систем разработаны методы, позволяющие по записи временного ряда одного из параметров восстановить некоторые динамические характеристики всей системы. Анализу временных рядов характеристик геофизических, экологических и т.д. систем в последние годы посвящается значительное число работ, в том числе, анализ с позиции теории динамических систем и хаоса [1-4,11-30]. В серии работ [9-16] была сделана попытка применить некоторые из указанных методов при решении ряда метеорологических, экологических и др. задач. В частности, в [10-12] выполнено мультифрактальное моделирование характеристик временных рядов флуктуаций расходов воды и концентраций нитратов для р. Ондава (с оценкой величин фрактальных размерностей). Важный результат, касающийся временных изменений концентраций загрязняющих водные системы веществ, состоит в том, что в искомых процессах однозначно проявляется низкоразмерный хаос.

В свете сказано актуальной задачей является задача развития новых, более эффективных подходов к нелинейному моделированию и прогнозированию хаотических процессов в гидрологических и гидроэкологических системах. В [28-30] предложен принципиально новый подход к нелинейному прогнозированию хаотических процессов в геофизических системах, который базируется на концепции компактного геометрического аттрактора и нейросетевых алгоритмов и в качестве иллюстрации выполнено построение моделей кратко-срочного прогноза эволюции концентраций загрязняющих атмосферу промышленного города веществ. В данной статье предложен аналогичный подход к нелинейному прогнозированию хаотических процессов в гидрологических и системах и в качестве примера приведены результаты краткосрочного прогноза эволюции концентраций нитратов в ряде водосборов Малых Карпат (Словакия).

Схема построения новой модели гидропрогноза. Основная идея построения нашей модели прогнозирования хаотических свойств сложных систем излагалась детально в [28-30] и состоит в использовании традиционной концепции компактного геометрического аттрактора, на котором эволюционируют данные измерений, плюс имплементация нейросетевых алгоритмов. Существующие к настоящему времени в теории хаоса модели прогноза основываются именно на концепции аттрактора и описаны в целом ряде работ (см., напр., [4,15-26]). Смысл концепции состоит фактически в изучении эволюции аттрактора в фазовом пространстве системы и в определенном смысле моделирование («угадывание») временной эволюции. С математической точки зрения [26-28], речь идет о том, что в фазовом пространстве системы (в данном случае некоторая водная системы) некоторая орбита непрерывно сворачивается на саму себя вследствие действия диссипативных сил и нелинейной части динамики, поэтому оказывается возможным нахождение в окрестности любой точки орбиты $\mathbf{y}(n)$ других точек орбиты $\mathbf{y}^r(n)$, $r = 1, 2, \ldots, N_B$, которые прибывают в окрестность $\mathbf{y}(n)$ в полностью различающиеся времена, отличные от n. Разумеется, далее можно пытать строить различные виды интерполяционной функции, которые учитывают все окрестности фазового пространства и одновременно поясняют как эти окрестности эволюционируют от $\mathbf{y}(n)$ к всему семейству точек около $\mathbf{y}(n + 1)$. Использование информации о фазовом пространстве при моделировании эволюции некоторого гидрологического (гидроэкологического и т.д.) процесса во времени может рассматриваться как фундаментальный элемент в моделировании хаотических процессов. С точки зрения современной теории нейронных систем и нейроинформатики (см., напр., [23]) процесс моделирования эволюции системы можно описать некоторым обобщенными эволюционными динамическими нейроуравнениями (уравнениями миемодинамики). Имитируя далее процесс эволюции сложной системы как эволюции соответствующей нейросети с элементами самообучения, самоадаптации и т.д., возникает возможность существенного улучшения качества прогнозирования эволюционной динамики хаотической системы. Рассматривая нейросеть (в нашем случае, уместен термин «гидрологическая» нейросеть) с определенным числом нейронов, как обычно, можно ввести в рассмотрение синаптические операторы S_{ij} нейрона u_i на нейроне u_j , причем соответствующая гидрологическая синаптическая матрица сводится к числовой матрице сил синаптических связей: $W=\|w_{ij}\|$. Оператор активации описывается стандартным нейроуравнением, определяющим формально эволюцию гидрологической нейросети во времени:

$$s_i^{'} = sign(\sum_{j=1}^{N} w_{ij} s_j - \theta_i), \tag{1}$$

где $1<i<N$. Разумеется, возможны и более сложные варианты записи уравнений эволюции нейросети. С точки зрения теории хаотических динамических систем, состояние

нейрона (хаос-геометрическая интерпретация сил синаптического взаимодействия и т.д.) могут быть изображены токами в фазовом пространстве системы, топологическая структура которого определяется, очевидно, числом и положением аттракторов. Для определения асимптотического поведения системы принципиально важным становится информационный аспект проблемы, а именно, факт принадлежности ее начального состояния к бассейну притяжения определенного аттрактора. Моделируя каждый гидрологический аттрактор некоторой записью в памяти, процесс эволюции нейросистемы, т.е. перехода из начального состояния в (последующие) конечное состояние представляет собой модель реконструкции по искаженной информации полной записи, т.е. модель ассоциативного распознавания образа. Как обычно, области притяжения различных аттракторов при этом разделены сепаратрисами , т.е. определенными поверхностями в фазовом пространстве, структура которых, разумеется, является достаточно сложной, однако имитирует свойства изучаемого хаотического объекта.

Следующий естественный шаг заключается в построении параметризированных нелинейных функции $\mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{a})$, которые преобразовывают $\mathbf{y}(n)$ в $\mathbf{y}(n+1) = \mathbf{F}(\mathbf{y}(n), \mathbf{a})$, а затем использовать различные, в том числе, нейросетевые критерии для определения параметров **a** (см. ниже). Проще всего эту программу реализовать, рассматривая изначально локальные окрестности, т.е. вводить модель (модели) процесса, происходящего в окрестности, по самой окрестности и, комбинируя вместе эти локальные модели, конструируя далее глобальную нелинейную модель, описывающую большую часть структуры самого аттрактора. Разумеется, в данном рассмотрении моделирование «спокойной» динамики гидрологической системы и этой же системы в режиме “hydroextremal event” потребует построения технически разных комбинаций локальных моделей и аккуратной работы с гидрологическими сингулярностями, однако в принципиально аспекте общий подход оказывается идентичным. Дело в том, что, хотя, согласно классической теореме Колмогорова-Арнольда-Мозера, динамика эволюционируют в многомерном пространстве, размер и структура которого предопределяется начальными условиями, это, однако, не дает указания функционального выбора модельных элементов в полном соответствии с источником хаотических данных.

Одной из наиболее распространенных форм локальной модели является модель типа модели Шрейбера [19], которая в обобщенном нами варианте имеет вид

$$s(n+\Delta n) = a_0^{(n)} + \sum_{j=1}^{d_A} a_j^{(n)} s(n-(j-1)\tau)\,, \qquad (2)$$

где Δn – временной интервал, на который дается прогноз. Коэффициенты $a_j^{(n)}$ обычно пытаются определить на основе того или иного метода вариационного исчисления, в частности, в простейшем варианте это можно сделать методом наименьших квадратов, учитывая только те точки, которые находятся внутри окрестности небольших размеров точки $s(n)$. Разумеется, тогда коэффициенты будут изменяться по всему фазовому пространству, а процедура подгонки фактически эквивалентна решению ($d_A + 1$) линейных уравнений с ($d_A + 1$) неизвестными. Уместно напомнить, что в этом случае данные, которые используются при подгонке, обычно охватывают локально не все доступные размерности, а только некое подпространство. Естественно, тогда ясно, что линейная система подгоночных уравнений плохо обусловлена, и, кроме того, при наличии шума в принципе могут возникнуть «нефизические» решения, относящиеся к «направлению» шума к будущим точкам. Тем не менее, на практике, ситуация обстоит значительно стабильнее, о чем свидетельствует вполне приемлемые прогнозы, получаемые в рамках несложных в вычислительном отношении моделей типа “black box” или многофакторных системных и мультифрактальных подходов и т.д. (см., напр., [5-12]).

Работая в рамках модели Шрейбера [19], как обычно, можно задать функциональную форму отображения, используя, скажем, полиномиальные базисные функции. Характеристику, которая является мерой качества подгонки кривой к данным, определяют из условия, насколько точно совпадают $\mathbf{y}(k+1)$ с $\mathbf{F}(\mathbf{y}(k), \mathbf{a})$, и обычно называют локальной детерминистической ошибкой $\varepsilon_D(k) = \mathbf{y}(k+1) - \mathbf{F}(\mathbf{y}(k), \mathbf{a})$. Если отображение $\mathbf{F}(\mathbf{y}, \mathbf{a})$ локально, то для $\forall$ соседней к $\mathbf{y}(k)$ точки, $\mathbf{y}^{(r)}(k)$ ($r = 1, 2, \ldots, N_B$) можно записать

$$\varepsilon_D^{(r)}(k) = \mathbf{y}(r, k+1) - \mathbf{F}(\mathbf{y}^{(r)}(k), \mathbf{a}), \tag{3}$$

где $\mathbf{y}(r, k+1)$ – точка в фазовом пространстве, к которой эволюционирует $\mathbf{y}(r, k)$. Для меры качества подгонки кривой к данным, локальная функция стоимости имеет вид (фактически, функция стоимости для ошибки):

$$W(\varepsilon, k) = \sum_{r=1}^{N_B} \left|\varepsilon_D^{(r)}(k)\right|^2 / \sum_{r=1}^{N_B} \left[\mathbf{y}(k) - \langle \mathbf{y}(r, k) \rangle\right]^2, \tag{4}$$

а параметры, определенные посредством минимизации $W(\varepsilon, k)$, будут зависеть от **a**. Далее, формально, запускается нейросетевой алгоритм, в частности, в аспекте обучения эквивалентной системе нейросети с реконструкцией и временным прогнозом состояния нейросистемы (соответственно, корректировки значений коэффициентов a). Исходным является формальное знание временных рядов основных динамических параметров хаотической системы и далее определение вектора состояния, матрицы синаптического взаимодействия $||w_{ij}||$ и т.д.

В качестве иллюстрации возможностей предложенного подхода с использованием нейросетевого алгоритма [23] была построена модель краткосрочного прогноза временных флуктуаций концентраций нитратов в водных бассейнах Малых Карпат (рис.1). В качестве мастерных данных брались данные эмпирических наблюдений за нитратами, выполненные на ряде водосборов Малых Карпат сотр. Института гидрологии АН Словаки (см. детальнее [9]). В целом, количество временных рядов разной дискретности и продолжительности для нитратов составило 11 (Vydrica: C. Most, Vydrica: Spariska, Blatina: Pezinok, Gidra: Ppod dedinou, Gidra: Pila, Parna: Majdan; 1991-1995гг.; Ondava: Stropkov – еженедельные наблюдения на протяжении 1969-1996гг.). На рис. 1 представлены эмпирические и прогностические на 8 месяцев кривые для концентраций

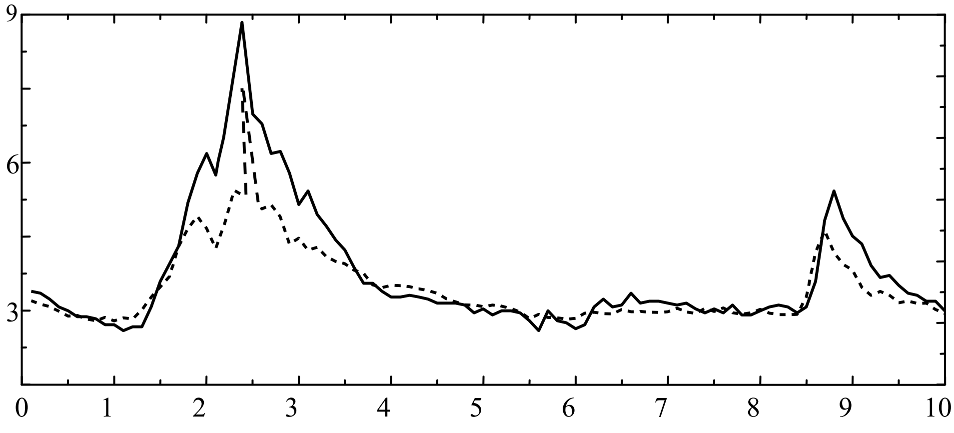

Рис. 1 – Эмпирические (___) и прогностические на 8 месяцев (---) кривые нитратов в водосборе Ondava (Словакия; 1969-1996гг); ось X – порядковый номер срока.

нитратов в водосборе Ondava (Stropkov; 1969-1996гг.). С одной стороны, рис.1 очевидно демонстрирует, что практически все пики на эмпирической кривой повторяются на прогностической. С другой стороны, разница между прогнозом и эмпирическими данными для ряда случав оказалась достаточно большой, что, на наш взгляд обусловлено недостаточно полным обучением гидро-нейросети.

Вывод. Предложенный в данной работе новый подход к нелинейному прогнозированию хаотических процессов в гидрологических системах базируется на двух ключевых элементах, а именно, концепции компактного гидро-геометрического аттрактора и нейросетевом алгоритме. Смысл применения последнего состоит в нейросетевой имитации эволюции аттрактора в фазовом пространстве и обучении самой гидро-нейросети. Приведенный пример достаточно эффективного прогнозирования эволюции концентраций нитратов в ряде водосборов Малых Карпат демонстрирует принципиальную перспективность развития указанного, очевидно, принципиально нового направления в теории гидрологических (гидроэкологических) систем. Очевидно, что данные прогноза будут существенно улучшаться по мере увеличения и эффективности обучения нейросети и улучшения параметризации функционального отображения. Разумеется, основная сложность заключается именно в реализации процесса самообучения нейросети с целью полной имитации процесса изменений в топологической структуре фазового пространства системы и использования выходных данных работы нейросети для корректировки функционального отображения. Сложность этой локальной задачи, однако, очевидно, существенно меньше сложности изначальной задачи прогноза хаотических процессов в гидрологической (гидроэкологической) системе.

Список литературы

1. *Sivakumar B.* Chaos theory in geophysics: past, present and future // Chaos, Solitons & Fractals.-2004.-Vol.19.-P.441-462.
2. *Мандельброт Б.* Фрактальная геометрия природы: Пер. с англ. - М.: Институт компьютерных исследований, 2002.-670с.
3. *Кузнецов С.П.* Динамический хаос. - М.: Физматлит, 2001.-250с.
4. *Глушков А.В., Бунякова Ю.Я.* Анализ и прогноз влияния антропогенных факторов на воздушный бассейн промышленного города.- Одесса: Экология, 2010.- 256с.
5. *Maftuoglu R.F.* Monthly runoff generation by non-linear models// Journal of Hydrology (Elsevier).-1991.-Vol.125.-P.277-291.
6. *Islam M.N., Sivakumar B.* Characterization and prediction of runoff dynamics: a nonlinear dynamical view// Adv.Water Res.-2002.-V.25, № 2- P.179-190.
7. *Лобода Н.С.* Формализм функций памяти и мультифрактальный подход в задачах моделирования годового стока рек и его изменений под влиянием факторов антропогенной деятельности// Метеорология, климатология и гидрология.-2002.-№45.-С.140-146.
8. *Pekarova P., Miklanek P., Konicek A., Pekar J.* Water quality in experimental basins.- Nat. Rep.1999 of the UNESKO.-Project 1.1.-Intern.Water Systems.-1999.-98p.
9. *Loboda N.S., Glushkov A.V., Khokhlov V.N.* Using meteorological data for reconstruction of the annual runoff series over an ungauged area: Empirical orthogonal functions approach to Moldova-Southwest Ukraine region//Atmospheric Research (Elsevier). -2005.-Vol.77.-P.100-113.
10. *Глушков А.В., Сербов Н.Г., Балан А.К. , Лукаш Т.В.* Системный и мультифрактальный подходы в моделировании годового стока (р. Дунай) //Вісник ОДЕКУ.-2009.-N7.-P.186-191.
11. *Глушков А.В., Лобода Н.С., Хохлов В.Н., Сербов Н.Г., Свинаренко А.А., Бунякова Ю.Г.* Хаос во временных рядах концентраций загрязняющих веществ в атмосфере: краткосрочный прогноз// Вісник ОДЕКУ.-2008.-N5.-С.225-235.
12. *Сербов Н.Г., Сухарев Д.Е., Балан А.К. , Дудинов А.А.* Моделирование экстремально высоких паводков и временных флуктуаций концентраций загрязняющих веществ в речной воде//Вісник ОДЕКУ.-2011.-N11.-С.172-177.
13. *Khokhlov V.N., Glushkov A.V., Loboda N.S., Serbov N.G., Zhurbenko K.* Signatures of low-dimensional chaos in hourly water level measurements at coastal site of Mariupol, Ukraine// Stoch. Environment Res. Risk Assess. (Springer).-2008.-Vol.22,N6.-P.777-788.
14. *Glushkov A.V., Loboda N.S., Khokhlov V.N., Lovett L.* Using non-decimated wavelet decomposi-

tion to analyse time variations of North Atlantic Oscillation, eddy kinetic energy, and Ukrainian precipitation // Journal of Hydrology (Elsevier). – 2006. – Vol. 322.–P.14-24

15. *Khokhlov V.N., Glushkov A.V., Loboda N.S., Bunyakova Yu.Ya.* Short-range forecast of atmospheric pollutants using non-linear prediction method// Atmospheric Environment (Elsevier).-2008.-Vol.42.-P. 7284–7292.
16. *Glushkov A.V., Vaschenko V.N., Gerasimenko T.* Atmospheric pollutants concentrations temporal dynamics for the industrial ukrainian cities// Dynamical Systems - Theory and Applications.-2013.-Vol.2.-P.LIF143 (10p.)
17. *Abarbanel H.D.I., Brown R., Sidorowich J.J., Tsimring L.Sh.* The analysis of observed chaotic data in physical systems // Rev. Mod. Phys.-1993.-Vol.65.-P.1331-1392.
18. *Grassberger P, Procaccia I.* Measuring the strangeness of strange attractors // Physica D.-1983.-Vol.9,№1-2.-P.189-208.
19. *Schreiber T.* Interdisciplinary application of nonlinear time series methods // Physics Rep. - 1999.-Vol.308.-P.1-64.
20. *Mañé R.* On the dimensions of the compact invariant sets of certain non-linear maps// Lecture Notes in Math., N898 / D. Rand and L. Young (Eds.). - Berlin: Springer, 1981.- P.230-242.
21. *Takens F.* Detecting strange attractors in turbulence// Lecture Notes in Math., N898 / D. Rand, and L. Young (Eds.). – Berlin: Springer, 1981.-P.366-381.
22. *Packard N.H., Crutchfield J.P., Farmer J.D., Shaw R.S.* Geometry from a time series// Phys. Rev. Lett. -1980.-Vol.45.-P.712-716.
23. *Глушков А.В.. Лобода А.В., Свинаренко А.А.* Теория нейронных сетей на основе фотонного эха и их программная реализация.- Одесса: ТЕС, 2003.-176с.
24. *Serbov N.G., Svinarenko A.A.* Wavelet and multifractal analysis of oscillations in system of couled autogenerators in chaotic regime// Photoelectronics.-2006 .-N15.-P.27-30
25. *Glushkov A.V.,Fedchuk A.P., Serbov N.G., Bunyakova Yu.Ya., Svinarenko A.A., Tsenenko I.A.* Sensing non-linear chaotic features in dynamics of system of couled autogenerators: standard multifractal analysis// Sensor Electronics and Microsystem Technologies.-2007.-N1.-P.14-17.
26. *Глушков А.В.* Анализ и прогноз антропогенного влияния на воздушный бассейн промышленного города на основе методов теории хаоса: Математические основы// Вісник ОДЕКУ.-2013.-N16.-C.5-11.
27. *Glushkov A.V., Prepelitsa G.P., Svinarenko A.A.* Geometry of Chaos: Theoretical basis's of a consistent combined approach to treating chaotic dynamical systems and their parameters determination//Proceedings of International Geometry Center.-2013.-Vol.6,N1.-P.43-48.
28. *Хецелиус О.Ю.* Прогнозирование хаотических процессов в геофизических и экологических системах на основе концепции аттрактора и нейросетевого подхода// Вісник ОДЕКУ.-2013.-N16.-C.231-236.
29. *Khetselius O.Yu.* Quantum Geometry: Generalized multiconfiguration model of decay of the multipole giant resonances//Proceedings of International Geometry Center.-2013.-Vol.6,N3.-P.5-12.
30. *Khetselius O.Yu.* Forecasting evolutionary dynamics of chaotic systems using advanced non-linear prediction method//Dynamical Systems: Theory and Applications.-2013.-Vol.2.-P.CON137 (8p.)

Прогнозування хаотичних процесів в гідрологічних та гідроекологічних системах на основі концепції аттрактора і нейромережевого підходу.

Сербов М.Г., Хецеліус О.Ю., Балан А.К., Дудінов О.А.

Запропоновано новий підхід до нелінійного прогнозування хаотичних процесів в гідрологічних системах, який базується на концепції компактного геометричного аттрактора і нейромережевом (штучний інтелект) алгоритмі. Запропонований метод застосовано для прогнозування еволюції концентрацій нітратів у водних басейнах Малих Карпат.

***Ключові слова**: гідрологічні системи, хаос, прогноз, аттрактор, нейромережевий алгоритм*

Forecasting chaotic processes in hydrological and hydroecological systems on the basis of attractor conception and neural networks approach.

Serbov N.G., Khetselius O.Yu., Balan A.K., Dudinov A.A.

It is proposed a new approach to non-linear forecasting chaotic processes in hydrological systems, which is based on conception of compact geometrical attractor and neural networks algorithm. The proposed approach has been applied to forecasting the nitrates concentration evolution in some Small Carpathian watersheds.

***Keywords**: hydrological systems, chaos, forecasting, attractor, neural networks algorithm*