УДК 519.24.001.57

О.Ю. Хецелиус, *д.ф.-м.н.*

Одесский государственный экологический университет

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

Предложен принципиально новый подход к нелинейному моделированию и прогнозированию хаотических процессов в геофизических и экологических системах, который базируется на использовании концепции компактного геометрического аттрактора и нейросетевых (искусственный интеллект) алгоритмов. Предложенный метод может быть использован, в частности, при построении моделей кратко- и среднесрочного прогноза эволюции концентраций загрязняющих атмосферу промышленного города веществ.

Ключевые слова: *геофизические и экологические системы, хаотические процессы, прогноз, концепция аттрактора, нейросетевой алгоритм*

Введение. К настоящему времени очевидным является тот факт, что подавляющее число так называемых геофизических, экологических и т.д. систем, или, говоря более формально, систем, изучаемых науками о Земле, являются очень сложными, причем эта особенность проявляется на различных пространственных и временных масштабных уровнях [1-8]. В связи с этим изучение их фундаментальных свойств до сих пор оказывается далеким от удовлетворительного уровня. В качестве примера задач, решение которых лежит в сфере рассматриваемой в статье проблематики, следует отметить анализ и прогноза влияния антропогенной нагрузки на состояние атмосферы промышленного города, разработку адекватных схем моделирования свойств полей концентраций загрязняющих воздушный бассейн промышленного города [8-13]. Естественно, перечень задач изучения динамики сложных систем не ограничивается приведенными выше примерами. Нетрудно понять, что примерами подобных систем являются атмосфера, турбулентные потоки в различных средах, физико-химические системы, биологические популяции, наконец, общество как система коммуникаций и его подсистемы: экономические, политические и другие социальные системы [14-28].

Ключевым, фундаментальным вопросом при описании динамики ее системы является возможность прогноза ее эволюции в будущем, т.е. предсказуемость поведения. В последнее время активно развивается теория динамических систем, и, в частности, приложения методов этой теории к анализу сложных систем, предусматривающие описание их эволюционной динамики системой дифференциальных уравнений. Чем сложнее устроена система, тем больше уравнений необходимо для ее адекватного описания. В то же время, известны примеры систем, описываемых, вообще говоря, небольшим количеством уравнений, но демонстрирующие весьма сложное поведение. Вероятно, самыми известными примерами таких систем являются система Лоренца, биллиард Синая и др. Они описываются, скажем, тремя уравнениями (т.е. в рассмотрение включены 3 независимые переменные), но динамика их поведения во времени демонстрирует элементы хаоса (т.н. «детерминированный хаос»). В частности, Лоренцу удалось выявить причину хаотического поведения системы, связанного с разницей в начальных условиях. Даже микроскопическое отклонение двух систем в самом начале в процессе эволюции приводит к экспоненциальному накоплению ошибок и соответственно их стохастическому расхождению (как следствие, к невозможности в метеорологии точного предсказания изменений погоды на достаточно длительный срок). При анализе наблюдаемой динамики изменения некоторых характеристических параметров систем во времени достаточно сложно сказать, к какому классу принадлежит данная система и какой будет ее эволюция в будущем. 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. Большинство из искомых подходов определяют как методы теории хаоса. 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, фрактальных множеств [1-8]. В серии работ [8-13] была сделана попытка применить некоторые из указанных методов при решении ряда экологических и гидродинамических задач. В частности, речь идет о анализе и прогнозе влияния антропогенной нагрузки на состояние атмосферы промышленного города и разработке новой количественной схемы моделирования характеристик полей концентраций загрязняющих воздушный бассейн веществ на основе методов теории хаоса. Важный результат, касающийся временных изменений концентраций двуокиси азота, сернистого ангидрида, пыли и т.д. в атмосфере ряда промышленных городов, состоит в том, что система (воздушный бассейн) демонстрирует проявления низкоразмерного хаоса. В связи с эти возникает крайне важная задача развития новых, более эффективных подходов к нелинейному моделированию и прогнозированию хаотических процессов в геофизических и экологических системах. В данной статье намечен один из возможных вариантов такого подхода, который базируется на использовании концепции компактного геометрического аттрактора и нейросетевых (искусственный интеллект) алгоритмов. Разумеется, в рамках применения методов теории хаоса, предварительно решается ряд задач, связанных с исследованием временных рядов концентраций загрязняющих веществ, проведением теста на наличие хаоса в системе, восстановлением мультифрактального спектра, спектра размерностей Ляпунова, размерности Каплана-Йорка, энтропии Колмогорова, т.д. и, наконец, заключительный этап включает в себя построения модели краткосрочного прогноза, в нашем случае экологического состояния атмосферы города (см., напр., [8,9]).

Схема построения новой модели прогноза. Основная идея построения нашей модели прогнозирования хаотических свойств сложных систем 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., [1-8,16-25]). Смысл концепции состоит фактически в изучении эволюции аттрактора в фазовом пространстве системы и в определенном смысле моделирование («угадывание») временной эволюции. С математической точки зрения [16], речь идет о том, что в фазовом пространстве 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 геофизического (экологического 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., [28]) 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 «геофизическая» нейросеть) с определенным числом нейронов, как обычно, можно ввести в рассмотрение синаптические операторы S_{ij} нейрона u_i на нейроне u_j , причем соответствующая синаптическая матрица сводится к числовой матрице сил синаптических связей: $W=||w_{ij}||$. Оператор активации описывается стандартным нейроуравнением, определяющим формально эволюцию 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. Для нас принципиальным является другой доказанный факт, связанный с информационным поведением нейродинамической системы. 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 геофизический 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. 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. Тогда, как обычно, 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 $\mathbf{a}$ (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. 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

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

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 [14]. 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, относящияся к «направлению» шума к будущим точкам.

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

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

Если отображение $\mathbf{F}(\mathbf{y}, \mathbf{a})$ является локальным, то для каждой соседней к $\mathbf{y}(k)$ точки, $\mathbf{y}^{(r)}(k)$ $(r = 1, 2, \ldots, N_B)$ можно записать

$$\varepsilon_D^{(r)}(k) = \mathbf{y}(r, k+1) - \mathbf{F}(\mathbf{y}^{(r)}(k), \mathbf{a}), \tag{4}$$

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):

$$W(\varepsilon, k) = \frac{\sum_{r=1}^{N_B} \left|\varepsilon_D^{(r)}(k)\right|^2}{\sum_{r=1}^{N_B} \left[\mathbf{y}(k) - \langle \mathbf{y}(r,k)\rangle\right]^2}, \tag{5}$$

а параметры, определенные посредством минимизации $W(\varepsilon, k)$, будут зависеть от $\mathbf{a}$. Далее, формально, запускается нейросетевой алгоритм, в частности, в аспекте обучения эквивалентной системе нейросети с реконструкцией и временным прогнозом состояния нейросистемы (соответственно, корректировки значений коэффициентов $a_j^{(n)}$). Исходным является формальное знание временных рядов основных динамических параметров хаотической системы и далее определение вектора состояния, матрицы синаптического взаимодействия $\|w_{ij}\|$ и т.д. Разумеется, основная сложность здесь заключается именно в реализации процесса самообучения нейросети с целью полной имитации процесса изменений в топологической структуре фазового пространства системы и использования выходных результатов работы нейросети для корректировки коэффициентов функционального отображения. Сложность этой локальной задачи, однако, очевидно, существенно меньше сложности изначальной задачи прогноза хаотических процессов в геофизической или какой-либо другой динамической системы.

Вывод. Итак, предложенный в данной работе новый подход к нелинейному моделированию и прогнозированию хаотических процессов в геофизических и экологических системах базируется на двух ключевых функциональных элементах. Помимо использования других стартовых элементов теории хаоса, в основе подхода лежит применение концепции компактного геометрического аттрактора и одного из нейросетевых алгоритмов, или, в более общем определении, той или иной модели искусственного интеллекта. Смысл применения последней состоит именно в нейросетевой имитации эволюции аттрактора в фазовом пространстве и обучении самой нейросети с целью предсказывать (точнее, корректировать) необходимые коэффициенты параметрической формы функционального отображения.

В заключение подчеркнем, что предложенный метод, разумеется, может быть применен при решении широкого круга геофизических и прикладных экологических задач, и, в частности, при построении моделей прогноза эволюции концентраций загрязняющих атмосферу промышленного города веществ.

Список литературы

1. *Sivakumar B.* Chaos theory in geophysics: past, present and future // Chaos, Solitons & Fractals.-2004.-Vol.19.-P.441-462.
2. *Лукк А.А., Дещеревский А.В., Сидорин А.Я., Сидорин И.А.* Вариации геофизических полей как проявление детерминированного хаоса во фрактальной среде.- Москва: ОИФЗ РАН, 1996.-280с.
3. *Turcotte D.L.* Fractals and chaos in geology and geophysics. – Cambridge: Cambridge University Press, 1997.- 340р.
4. *Hastings A.M., Hom C., Ellner S, Turchin P., Godfray Y.* Chaos in ecology: is Mother Nature a strange attractor? // Ann. Rev. Ecol. Syst.-1993.-Vol.24.-P.1-33.
5. *May R.M.* Necessity and chance: deterministic chaos in ecology and evolution// Bull. Amer. Math. Soc.-1995.-Vol.32.-P.291-308.
6. *Blasius B., Stone L.* Chaos and phase synchronization in ecological systems// Int. J. Bifurcat. Chaos.-2000.-Vol.10.-P.2361-2380.
7. *Letellier C., Aziz-Alaoui M.* Analysis of the dynamics of a realistic ecological model// Chaos, Solitons and Fractals.-2002.-Vol.13.-P.95-107.
8. *Бунякова Ю.Я, Глушков А.В.* Анализ и прогноз влияния антропогенных факторов на воздушный бассейн промышленного города.- Одесса: Экология, 2010.-256с.
9. *Glushkov A.V., Khokhlov V.N., Prepelitsa G.P., Tsenenko I.A.* Temporal variability of the atmosphere ozone content: Effect of North-Atlantic oscillation// Optics of atmosphere and ocean.-2004.-Vol.14.-P.219-223
10. *Glushkov A.V., Loboda N.S., Khokhlov V.N.* Using meteorological data for reconstruction of 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.
11. *Глушков А.В., Хохлов В.Н.,Сербов Н.Г, Бунякова Ю.Я, Балан А.К., Баланюк Е.П.* Низкоразмерный хаос во временных рядах концентраций загрязняющих веществ в атмосфере и гидросфере// Вестник Одесского гос. экологического ун-та.-2007.-N4.-С.337-348.
12. *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.
13. *Глушков А.В., Хецелиус О.Ю., Амбросов С.В., Бунякова Ю.Я., Мансарлийский В.Ф.* Применение микросистемной технологии “Geomath” к моделированию баланса углового момента земли, параметров атмосферных процессов и радиоволноводов: Элементы нестационарной теории//Sensor Electronics and Microsystems Technologies.-2013.-Vol.10,N1-P.22-28.
14. *Арнольд В.И.* Математические методы классической механики.- М.: Наука, 1979. - 380с.
15. *Мандельброт Б.* Фрактальная геометрия природы: Пер. с англ.– М.: Институт ком-

пьютерных исследований, 2002.-656с.
16. *Lichtenberg A., Liebermann A.* Regular and chaotic dynamics.– N.-Y.: Springer, 1992.-482p.
17. *Abarbanel H.* Analysis of observed chaotic data.- N.-Y.: Springer, 1996.-288p.
18. *Ott E.* Chaos in dynamical systems. – Cambridge: CUP, 2002.- 490p.
19. *Schreiber T.* Interdisciplinary application of nonlinear time series methods // Physics Rep. -1999.-Vol.308.-P.1-64.
20. *Fraser A.M., Swinney H.* Independent coordinates for strange attractors from mutual information// Phys. Rev. A.-1986.-Vol. 33.-P.1134-1140.
21. *Grassberger P., Procaccia I.* Measuring the strangeness of strange attractors// Physica D.-1983.-Vol.9.-P.189-208.
22. *Kennel M., Brown R., Abarbanel H.* Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction// Phys. Rev. A.-1992.-Vol.45.- P.3403-3411.
23. *Gottwald G.A., Melbourne I.* A new test for chaos in deterministic systems// Proc. Roy. Soc. London. Ser. A. Mathemat. Phys. Sci.-2004.-Vol.460.-P.603-611.
24. *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.
25. *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.
26. *Mañé R.* On the dimensions of the compact invariant sets of certain non-linear maps// Dynamical systems and turbulence, Warwick 1980. Lecture Notes in Mathematics No. 898 / D.A. Rand, L.S. Young (Eds.). - Berlin: Springer, 1981.- P.230-242.
27. *Takens F.* Detecting strange attractors in turbulence // Dynamical systems and turbulence, Warwick 1980. Lecture Notes in Mathematics No. 898 / D.A. Rand, L.S. Young (Eds.). – Berlin: Springer, 1981.-P.366-381.
28. *Глушков А.В.. Лобода А.В., Свинаренко А.А.* Теория нейронных сетей на основе фотонного эха и их программная реализация.- Одесса: ТЕС, 2003.-176с.

Прогнозування хаотичних процесів в геофізичних та екологічних системах на основі концепції аттрактора і нейромережевого підходу. Хецеліус О.Ю.

Запропоновано новий підхід до нелінійного моделювання і прогнозування хаотичних процесів в геофізичних та екологічних системах, який базується на концепції компактного геометричного аттрактора і нейромережевих (штучний інтелект) алгоритмах. Запропонований метод може бути використаний, зокрема, при побудові моделей коротко-та середньострокового прогнозу еволюції концентрацій забруднюючих атмосферу промислового міста речовин.

***Ключові слова**: геофізичні та екологічні системи, хаотичні процеси, прогноз, концепція аттрактора, нейромережевий алгоритм*

Forecasting chaotic processes in geophysical and ecological systems on the basis of attractor conception and neural networks approach. Khetselius O.Yu.

It is proposed a new approach to non-linear modeling and forecasting chaotic processes in geophysical and ecological systems, which is based on the conception of compact geometrical attractor and neural networks (artificial intellect) algorithms. In particular, the proposed approach can be used in a short-and middle-termed forecasting air pollutants concentration evolution in atmosphere of an industrial city.

***Keywords**: geophysical and ecological systems, chaotic processes, forecasting, attractor conception, neural networks algorithm*