

**А.В.Глушков, д.ф.-м.н., Н.С.Лобода, д.г.н., В.Н. Хохлов, д.г.н., Н.Г. Сербов, к.г.н.,
А.А.Свинаренко, к.ф.-м.н., Ю.Я. Бунякова, асс.**

Одесский государственный экологический университет

ХАОС ВО ВРЕМЕННЫХ РЯДАХ КОНЦЕНТРАЦИЙ ЗАГРЯЗНЯЮЩИХ ВЕЩЕСТВ В АТМОСФЕРЕ: КРАТКОСРОЧНЫЙ ПРОГНОЗ

Метод нелинейного прогноза применяется к временным рядам концентраций двуокиси азота и сернистого ангидрида на двух постах Гданьского региона. Восстановлен спектр размерностей Ляпунова и на его основе рассчитаны размерность Калана-Йорка и энтропия Колмогорова, которая обратно пропорциональна пределу предсказуемости. Показано, что даже простая методика построения модели дает удовлетворительные результаты прогноза.

Ключевые слова: временные ряды концентраций, загрязняющие вещества, прогноз, хаос

1. Введение.

Прогноз является одной из центральных задач любой науки. Эта задача может быть сформулирована следующим образом: «Можно ли предсказать будущее развитие процесса, основываясь на прошлых его состояниях?» Классический подход к решению этой задачи заключается в построении объяснительной модели, основанной на использовании исходных данных и параметризации существующих первопричин и взаимосвязей между характеристиками процесса [1-21]. К сожалению, реализация такого подхода связана с большими трудностями и его результат не всегда имеет достаточную степень точности. Например, прогноз погоды с помощью гидродинамических моделей, развитие которых продолжается в течение, по крайней мере, полувека, можно считать успешным только на несколько суток, при этом с увеличением заблаговременности прогноза уменьшается его успешность. Более того, далеко не всегда известны точные первопричины процесса (как, например, в экономике) или взаимосвязи, определяющие его динамику.

Большая часть моделей, используемых в настоящее время для оценки состояния (а так же, прогноза) уровня загрязнения атмосферы, является или детерминистическими моделями, или основана на простых статистических регрессиях. Успешность этих моделей, однако, ограничивается как их неспособностью описать нелинейные характеристики загрязняющих веществ, так и недостаточным пониманием вовлеченных физических и химических процессов.

В современной теории прогнозов временной ряд рассматривается как реализация

случайного процесса, когда случайность является результатом сложного движения с многими независимыми степенями свободы. Альтернативой случайности является хаос, который имеет место в очень простых детерминистических системах. Хотя хаос устанавливает фундаментальное ограничение на долгосрочный прогноз (см., например, обзор Абарбанела и др. [1], а также [21]), он может использоваться для краткосрочного прогноза: данные, выглядящие случайными, могут содержать в себе простые детерминистические взаимосвязи, имеющие только несколько степеней свободы. Такой подход с успехом использовался при анализе многих гидрометеорологических характеристик [2,16,17], в том числе временных рядов составляющих атмосферного воздуха [3, 4,5,18].

Динамика изменений концентраций различных газов (в том числе и парниковых) в атмосфере вызывает интерес, по крайней мере, по двум причинам. Во-первых, имеется экологический аспект, связанный со значительной загрязненностью воздуха в промышленных центрах. Во-вторых, в моделях краткосрочного прогноза погоды учитываются процессы фотохимии (в модели Arpège-Aladin такой модуль учитывает 168 реакций между 56 составляющими атмосферного воздуха и 51 реакцией фотодиссоциации). Внедрение этих процессов в прогностические системы увеличивает машинное время, требуемое для прогнозирования. Поэтому в последнее время существует тенденция к замене физических параметризаций методиками, не требующими знаний о физике или химии, обуславливающих процесс, что существенно уменьшает время расчета. Относительно концентраций отдельных парниковых газов, имеется множество физико-химических механизмов, определяющих динамику их изменений и действующих в широком диапазоне временных и пространственных масштабов, что и определяет сложность эволюции системы.

В предыдущей работе было показано [5], что для временных изменений концентраций двуокиси азота (NO_2) и сернистого ангидрида (SO_2) на двух постах Гданьского региона имеет место низкоразмерный хаос, что позволяет применить для них метод нелинейного прогноза. Целью настоящего исследования является оценка предела предсказуемости краткосрочного и применение нелинейного метода прогноза для указанных выше атмосферных газов. Другие характеристики и другие системы рассмотрены в серии работ [16-21].

2. Данные и методика исследования

Используем здесь результаты измерений NO_2 и SO_2 на постах 6 (Сопот) и 9 (Гдыня) в Гданьском регионе за 2003 год. Общая длина выборок составляет 8760, концентрации газов измерялись в мг/м^3 . Более подробно эти данные описаны в предыдущей работе [5], а здесь приведем лишь результаты восстановления фазового пространства (табл. 1).

Таблица 1 - Временная задержка (τ) и размерность пространства вложения (d_E) для концентраций NO_2 и SO_2 на постах Гданьского региона по данным 2003 г.

	τ	d_E
	Пост 6 (Сопот)	
NO_2	9	6
SO_2	19	6
	Пост 9 (Гдыня)	
NO_2	8	6
SO_2	17	6

Перед тем, как перейти непосредственно к построению модели нелинейного прогноза, важно узнать, является ли хаотическая система предсказуемой в целом. Например, динамика классического аттрактора Лоренца [6], который может рассматриваться в качестве аналога изменений погоды или климата, практически непредсказуема. Последнее, тем не менее, не является причиной для отказа от краткосрочного прогноза погоды вообще, однако накладывает ограничение на использование нелинейного метода из теории хаоса. Как показатель предсказуемости системы может рассматриваться энтропия Колмогорова, обратно пропорциональная сумме всех положительных размерностей Ляпунова (для аттрактора Лоренца максимальная размерность Ляпунова больше 1; см., например [1]). Спектр размерностей Ляпунова является одним из динамических инвариантов нелинейной системы с хаотическим режимом. Строго говоря, для хаотических систем орбиты непредсказуемы, что связано с неустойчивостью в фазовом пространстве. Однако, существует ограниченная предсказуемость хаотического движения физической системы, определяемая глобальными и локальными размерностями Ляпунова, которые можно определить, основываясь только на данных измерений.

Концепция размерностей Ляпунова существовала задолго до создания теории хаоса и была разработана для определения устойчивости линейных и нелинейных систем. Размерности Ляпунова определяются как логарифмы абсолютных величин собственных значений линеаризованной динамики, осредненной по аттрактору. Отрицательные размерности указывают на локальную среднюю скорость сжатия, а положительные – расширения системы. В теории хаоса спектр размерностей Ляпунова рассматривается как мера воздействия возмущений начальных условий динамической системы. Отметим также, что в диссипативной системе, которой является и хаотическая, одновременно существуют как положительные, так и отрицательные (определяющие диссипативность) размерности.

Так как размерности Ляпунова определяются как асимптотические средние скорости, они не зависят от начальных условий и выбора траектории, поэтому они и рассматриваются как инвариантные меры аттрактора. Если получить весь спектр размерностей Ляпунова, то можно определить другие инварианты системы – энтропию Колмогорова и размерность аттрактора. Первый из этих инвариантов является средней скоростью, при которой информация о состоянии не сохраняется с течением времени, т.е. является мерой предсказуемости, и может быть рассчитан как сумма всех положительных размерностей Ляпунова [7]. Оценка размерности аттрактора обеспечивается гипотезой Каплана и Йорка [8]

$$d_L = j + \frac{\sum_{\alpha=1}^j \lambda_{\alpha}}{|\lambda_{j+1}|}, \quad (1)$$

где j выбирается таким, что $\sum_{\alpha=1}^j \lambda_{\alpha} > 0$ и $\sum_{\alpha=1}^{j+1} \lambda_{\alpha} < 0$, а размерности Ляпунова λ_{α} приведены в нисходящем порядке.

Рассмотрим далее метод расчета спектра размерностей Ляпунова на основе якобиана отображения. Изменения со временем вектора $\mathbf{y}(k)$ определяются векторным уравнением

$$\mathbf{y}(k+z) = \mathbf{F}(\mathbf{y}(k+z)), \quad (2)$$

где \mathbf{F} – некоторая, как правило, нелинейная векторная функция.

Эволюция небольших смещений векторов в касательном пространстве определяется линеаризованным уравнением

$$\delta\mathbf{y}(k+z) = D\mathbf{F}(\mathbf{y}(k)) \cdot \delta\mathbf{y}(k), \quad (3)$$

где $D\mathbf{F}$ – якобиан \mathbf{F} .

Предположим, что мы начинаем двигаться от некой точки в фазовом пространстве по орбите, которая проходит через эту точку. Спустя S шагов по времени начальное возмущение возрастет (или уменьшится) до

$$\delta\mathbf{y}(k+Sz) = D\mathbf{F}(\mathbf{y}(k+(S-1)z)) \dots D\mathbf{F}(\mathbf{y}(k)) \cdot \delta\mathbf{y}(k) = \mathbf{Y}(\mathbf{y}(k), S) \delta\mathbf{y}(k). \quad (4)$$

Оседедец [9] доказал мультипликативную эргодическую теорему, в которой продемонстрировал, что собственные значения ортогональной матрицы $\mathbf{Y}(\mathbf{y}(k), S) \cdot \mathbf{Y}(\mathbf{y}(k), S)^T$ таковы, что

$$\lim_{S \rightarrow \infty} \left[\mathbf{Y}(\mathbf{y}(k), S) \cdot \mathbf{Y}(\mathbf{y}(k), S)^T \right]^{\frac{1}{2S}} \quad (5)$$

существует и имеет собственные значения $e^{\lambda_1}, e^{\lambda_2}, \dots, e^{\lambda_d}$ для d -мерной динамической системы, которая не зависит от $\mathbf{y}(k)$ почти для всех $\mathbf{y}(k)$ внутри области притяжения аттрактора. Здесь λ_i и являются, как раз, размерностями Ляпунова.

Теперь задача состоит в том, чтобы на основе восстановленного фазового пространства численно оценить якобианы $DF(\mathbf{y}(k))$ в окрестности каждой точки орбиты, а затем определить собственные значения ортогональной матрицы. Чтобы оценить частные производные в фазовом пространстве необходимо использовать информацию о соседних точках каждой точки орбиты на аттракторе. Концепция заключается в том, чтобы создать локальные отображения всех точек в окрестности точки $\mathbf{y}(k)$ на их отображенное изображение в окрестности точки $\mathbf{y}(k+1)$. Такое отображение можно сделать локально линейно, как, например, в методе Сано и Савады [10], хотя такой подход дает точный расчет только самого большого показателя Ляпунова. Решение этой проблемы может быть получено, если принять во внимание семейство отображений от окрестности к окрестности и затем извлечь якобиеву матрицу из такого отображения.

Это означает, что локально в пространстве состояний, т.е. вблизи точки $\mathbf{y}(k)$ на аттракторе, динамика $\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{F}(\mathbf{x})$ аппроксимируется посредством

$$\mathbf{F}_k(\mathbf{x}) = \sum_{m=1}^M \mathbf{c}_k(m) \phi_m(\mathbf{x}), \quad (6)$$

где $\phi_m(\mathbf{x})$ – множество некоторых базисных функций.

Коэффициенты $\mathbf{c}_k(l)$ определяются подбором по методу наименьших квадратов, минимизируя разности для взятого ряда соседних точек $\mathbf{y}(k+1)$ к ряду соседних точек $\mathbf{y}(k)$. Тогда численная аппроксимация к локальному якобиану является результатом дифференцирования этого приближенного локального отображения.

Нелинейное моделирование хаотических процессов основывается на концепции компактного геометрического аттрактора, на котором эволюционируют данные измерений. Так как орбита непрерывно сворачивается на саму себя вследствие действия диссипативных сил и нелинейной части динамики, можно найти в окрестности любой точки орбиты $\mathbf{y}(k)$ другие точки орбиты $\mathbf{y}^r(k)$, $r = 1, 2, \dots, N_B$, которые прибывают в окрестность $\mathbf{y}(k)$ в полностью различающиеся времена, отличные от k . Тогда можно построить различные виды интерполяционной функции, которые учитывают все окрестности фазового пространства, а также объясняют как эти окрестности эволюционируют от $\mathbf{y}(k)$ ко всему семейству точек около $\mathbf{y}(k+1)$. Использование информации о фазовом пространстве при моделировании эволюции физического процесса во времени может рассматриваться как главное нововведение в моделировании хаотических процессов.

Эту концепцию можно осуществить, построив параметризованные нелинейные функции $\mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{a})$, которые преобразовывают $\mathbf{y}(k)$ в $\mathbf{y}(k+1) = \mathbf{F}(\mathbf{y}(k), \mathbf{a})$, а затем использовать различные критерии для определения параметров \mathbf{a} . Далее, так как имеется понятие локальных окрестностей, можно создать модель процесса, происходящего в окрестности, по самой окрестности и, комбинируя вместе эти локальные модели, сконструировать глобальную нелинейную модель, описывающую большую часть структуры самого аттрактора.

Действительно, в некотором смысле важнейшее отступление от линейного моделирования заключается в осознании того, что динамика эволюционируют в многомерном пространстве, размер и структура которого диктуется самими данными. Тем не менее, данные не дают «подсказки» в отношении того, какую модель выбрать, чтобы она соответствовала источнику хаотических данных. И самые простые полиномиальные модели, и очень сложные комплексные модели могут привести к асимптотическим во времени орбитам со странным аттрактором, поэтому за часть моделирования – связь с физикой – ответственность несет исследователь. Поэтому физика «сводится» к алгоритмической подгонке данных без какой-либо интерпретации этих данных. Риссанен предположил [11], что, скорее всего, не существует алгоритмического решения того, как выбрать модель по одним лишь данным. Как показано Шрейбером [12], наиболее распространенная форма локальной модели выглядит очень просто

$$s(k + \Delta k) = a_0^{(k)} + \sum_{j=1}^{d_A} a_j^{(k)} s(k - (j-1)\tau), \quad (7)$$

где Δk – временной интервал, на который дается прогноз.

Коэффициенты $a_j^{(k)}$ могут быть определены методом наименьших квадратов, привлекая только те точки, которые находятся внутри окрестности небольших размеров точки $s(k)$. Следовательно, коэффициенты изменяются по всему фазовому пространству. Процедура подгонки эквивалентна решению $(d_A + 1)$ линейных уравнений с $(d_A + 1)$ неизвестными.

При нахождении коэффициентов a можно столкнуться с несколькими проблемами, которые на первый взгляд кажутся чисто техническими, но имеют отношение к нелинейным свойствам системы. Если хаотическая система низкоразмерная, данные, которые могут быть использованы при подгонке, обычно охватывают локально не все доступные размерности, а только некое подпространство. Следовательно, линейная система уравнений, решаемая при подгонке, плохо обусловлена. Однако если в системе присутствует шум, уравнения, формально, не являются плохо обусловленными [12], но часть решения, относящаяся к «направлению» шума к будущим точкам, является не имеющей смысла.

3. Результаты исследования и их анализ

В табл. 2 сведены результаты расчета глобальных размерностей Ляпунова. Можно отметить, что размерность Каплана-Йорка, которая также является одним из показателей размерности аттрактора, во всех случаях меньше, чем используемая нами размерность d_E , а это может служить одним из показателей правильности нашего выбора.

Таблица 2 - Первые две размерности Ляпунова (λ_1 и λ_2), размерность Каплана-Йорка (d_L) и предел предсказуемости (Pr_{\max} , часы) для NO_2 и SO_2 на постах Гданьского региона по данным 2003 г.

	λ_1	λ_2	d_L	Pr_{\max}
Пост 6 (Сопот)				
NO_2	0,0184	0,0061	4,11	40
SO_2	0,0164	0,0066	5,01	43
Пост 9 (Гдыня)				
NO_2	0,0189	0,0052	3,85	41
SO_2	0,0150	0,0052	4,60	49

Остановимся теперь на результатах расчета спектра размерностей Ляпунова; в табл.2 представлены положительные λ_i . Так как скорость превращения сферы в эллипсоид по разным осям определяется λ_i , то ясно, что чем меньше сумма положительных размерностей, тем более устойчивой является динамическая система. Соответственно, это увеличивает ее предсказуемость. Наличие для каждой из систем двух (из шести) положительных λ_i говорит о том, что в шестимерном пространстве система расширяется вдоль двух осей и сужается вдоль оставшихся четырех. Сумма положительных λ_i определяет энтропию Колмогорова, которая обратно пропорциональна пределу предсказуемости.

Наибольшей степенью предсказуемости обладает временной ряд сернистого ангидрида на посту 9 (чуть более четырех суток), а в остальных случаях предел предсказуемости превышает трое суток. Такая предсказуемость является вполне достаточной для краткосрочного прогноза загрязнения. Например, на станции Мейс Хед наибольший предел предсказуемости отмечался для средних за шесть часов концентраций закиси азота и составлял 50 часов [13], а по данным Цониса и Элснера [14] предел предсказуемости среднемесячных индексов Южного колебания не превышает 3-х месяцев.

Для использования метода нелинейного прогноза необходимо решить еще одну задачу, которую можно сформулировать так: сколько ближайших соседних точек (NN) нужно взять, чтобы результаты прогноза были удовлетворительными. Для решения этой задачи можно предварительно сделать несколько оценок для различного количества NN, а затем рассчитать коэффициент корреляции между фактическими и прогностическими данными. Как правило, коэффициент корреляции увеличивается, достигает некоего максимума [15]. В данной работе, этот подход был использован для прогноза на двадцать четыре часа для 100 последних точек временных рядов двуокиси азота и сернистого ангидрида.

Проведенные численные эксперименты показали, что с увеличением числа ближайших соседних точек прогностическая кривая, как правило, приближается к фактической. Результаты расчета коэффициента корреляции между фактическими и прогностическим на 24 часа величинами при некоторых NN представлены в табл. 3.

Таблица 3 - Коэффициент корреляции (r) между фактическим и прогностическим на 24 часа рядами в зависимости от числа ближайших соседних точек (NN) для NO₂ и SO₂ на постах Гданьского региона для последних 100 точек ряда

	NO ₂			SO ₂		
	Пост 6 (Сопот)					
NN	80	180	200	80	260	280
r	0,951	0,963	0,964	0,905	0,941	0,942
	Пост 9 (Гдыня)					
	NN	30	210	230	80	250
r	0,959	0,973	0,974	0,928	0,940	0,941

Как упоминалось ранее, коэффициент корреляции растет с увеличением числа NN и достигает некоторого значения, после чего его изменения не существенны. Так как количество данных во временных рядах в нашем случае велико, то максимума коэффициент корреляции может достигнуть при очень большом количестве ближайших соседних точек, однако брать их все для построения модели прогноза не имеет смысла, так как качество самого прогноза, при этом, существенно не улучшится. Поэтому для последующих расчетов было выбрано NN = 180 для NO₂ и NN = 260 для SO₂ на посту 6 и NN = 210 для NO₂ и NN = 250 для SO₂ на посту 9.

На рис. 1, в качестве примера, представлены фактические и прогностические на 12 часов величины концентраций газов на посту 6. Как можно видеть, несмотря на то, что практически все пики на фактической кривой повторяются на прогностической, разница между прогнозом и фактическими данными в случае повышенных концентраций газов может быть достаточно большой. Тем не результаты такого прогноза можно считать вполне удовлетворительными.

В табл. 4 представлены оценки некоторых характеристик успешности прогноза.

Можно видеть, что с уменьшением заблаговременности улучшается качество прогноза, т.е. результаты метода очень похожи на те, что могут быть получены другими методами. Для того, чтобы проверить, насколько построенная модель отображает весь временной ряд, прогноз также был сделан для 900 случайно выбранных сроков.

4. Выводы

Представленные здесь результаты (см. также [5]) могут рассматриваться как пример вполне удовлетворительного краткосрочного прогноза концентраций газов в атмосфере. Здесь можно отметить и тот факт, что метод нелинейного прогноза достаточно хорошо работает в случаях, когда происходит увеличение концентраций, по крайней мере, практически все тенденции к такому увеличению выявлены при прогнозировании. Последнее позволяет использовать его в качестве альтернативы для обычных методов. Кроме того, в настоящем исследовании был применен самый простой подход к аппроксимации функциональной зависимости и можно надеяться, что использование более сложных методик улучшит качество прогноза. Последний факт подтверждается также рядом важнейших прогностических результатов для целого набора параметров систем и других геофизических систем (см. также [16-21])

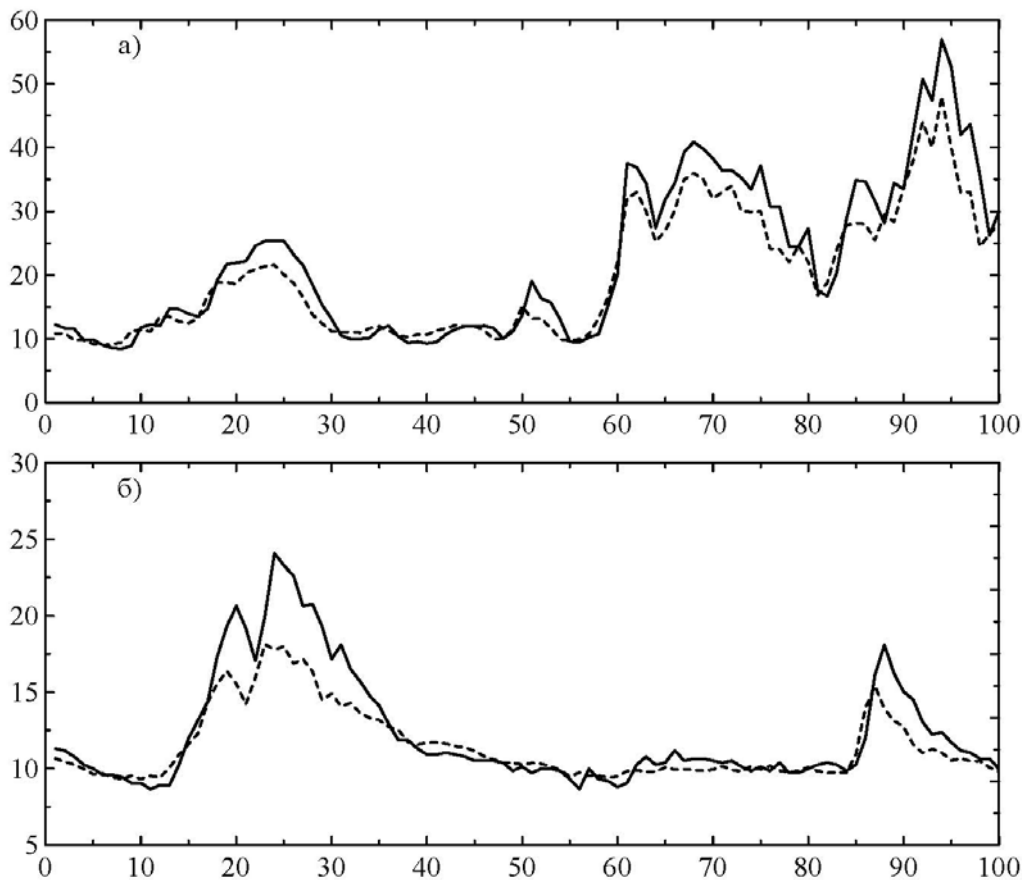


Рисунок 1 - Фактические (сплошные) и прогностические на 12 часов (пунктир) кривые концентраций NO_2 (а) и SO_2 (б) на посту 6 для последних ста членов временных рядов. Ось X – порядковый номер срока.

Таблица 4 - Коэффициент корреляции (r) между фактическим и прогностическим рядами и среднеквадратическая ошибка прогноза (σ) для прогноза различной заблаговременности NO_2 и SO_2 на постах Гданьского региона для последних 100 точек ряда, а также для 900 случайно выбранных точек ряда

	NO_2				SO_2			
	6 ч.	12 ч.	18 ч.	24 ч.	6 ч.	12 ч.	18 ч.	24 ч.
	последние 100 точек ряда							
	Пост 6 (Сопот)							
r	0,984	0,979	0,972	0,963	0,959	0,952	0,948	0,941
σ	3,825	4,019	5,233	6,025	1,250	1,813	2,175	2,986
	Пост 9 (Гдыня)							
r	0,992	0,985	0,979	0,973	0,965	0,958	0,950	0,940
σ	3,611	3,938	4,839	5,636	1,183	1,732	2,341	2,858
	900 случайно выбранных точек ряда							
	Пост 6 (Сопот)							
r	0,990	0,988	0,981	0,975	0,973	0,965	0,960	0,952
σ	3,711	3,891	4,338	5,011	1,148	1,637	2,056	2,832
	Пост 9 (Гдыня)							
r	0,998	0,994	0,985	0,979	0,980	0,976	0,969	0,958
σ	3,567	3,899	4,287	4,978	1,112	1,683	2,076	2,822

Список литературы

1. *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. V. 65. № 4. P. 1331-1392.
2. *Sivakumar B.* Chaos theory in geophysics: past, present and future // *Chaos, Solitons & Fractals.* 2004. V. 19. № 2. P. 441-462.
3. *Chelani A.B.* Predicting chaotic time series of PM10 concentration using artificial neural network // *Int. J. Environ. Stud.* 2005. V. 62. № 2. P. 181-191.
4. *Glushkov A.V., Bunyakova Yu.Ya., Khokhlov V.N., Prepelitsa G.P., Tsenenko I.A.* Sensing air pollution field structure in the industrial city's atmosphere: stochasticity and effects of chaos // *Sensor Electronics and Microsystem Technologies.* 2005. № 1. P. 80-84.
5. *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 Одесск. гос. эколог. ун-та.* -2007.-№4.-С.337-348.
6. *Lorenz E.N.* Deterministic nonperiodic flow // *J. Atmos. Sci.* 1963. V. 20. № 2. P. 130-141.
7. *Песин Я.Б.* Характеристические показатели Ляпунова и гладкая эргодическая теория // *Успехи мат. наук.* 1977. Т. 32. № 1. С. 55-112.
8. *Kaplan J.L., Yorke J.A.* Chaotic behavior of multidimensional difference equations // *Functional differential equations and approximations of fixed points. Lecture Notes in Mathematics No. 730 / H.-O. Peitgen, H.-O. Walter (Eds.).* Berlin: Springer, 1979. P. 204-227.
9. *Оседец В.И.* Мультипликативная эргодическая теорема. Характеристические показатели Ляпунова динамических систем // *Тр. Мос. мат. об-ва.* 1968. Т. 19. № 2. С. 179-210.

10. Sano M., Sawada Y. Measurement of the Lyapunov spectrum from a chaotic time series // Phys. Rev. Lett. 1985. V. 55. № 10. P. 1082-1085.
11. Rissanen J. Stochastic complexity in statistical inquiry. Singapore: World Scientific, 1989. 177 p.
12. Schreiber T. Interdisciplinary application of nonlinear time series methods // Phys. Rep. 1999. V. 308. № 1. P. 1-64.
13. Хохлов В.Н. Хаос и предсказуемость концентраций парниковых газов в атмосфере // Вестник ОГЭКУ. 2005. Вып. 1. С. 11-19.
14. Tsonis A.A., Elsner J.B. Global temperature as a regulator of climate predictability // Physica D. 1997. V. 108. № 1-2. P. 191-196.
15. 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.
16. 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.
17. Glushkov A.V., Khokhlov V.N., Tsenenko I.A., Atmospheric teleconnection patterns and eddy kinetic energy content: wavelet analysis// Nonlinear Processes in Geophysics.-2004.-V.11,N3.-P.285-293.
18. Glushkov A.V., Khokhlov V.N., Prepelitsa G.P., Tsenenko I.A., Temporal variability of the atmosphere ozone content: Effect of North-Atalantic oscillation// Optics of atmosphere and ocean.-2004.-Vol.14,N7.-p.219-223.
19. Glushkov A.V., Loboda N.S., Khokhlov V.N., Lovett L. Using non-decimated wavelet decomposition to analyse time variations of North Atlantic Oscillation, eddy kinetic energy, and Ukrainian precipitation // Journal of Hydrology (Elsevier).-2006.-Vol. 322. N1-4.-P.14-24.
20. Glushkov A.V., Khokhlov V.N., Loboda N.S., On the nonlinear interaction between global teleconnection patterns// Quart.J.Royal Meteorol. Soc.-2006.-Vol.132.-pp.447-465
21. Glushkov A.V., Rusov V.D., Khokhlov V.N., Loboda N.S., Khetselius O.Yu., Svinarenko A.A., Prepelitsa G.P., On possible genesis of fractal dimensions in the turbulent pulsations of cosmic plasma – galactic cosmic rays – turbulent pulsation in planetary atmosphere system// Advances in Space Research, in press.

Хаос у часових рядах концентрацій забруднюючих речовин в атмосфері: Коротко терміновий прогноз.

Глушков О.В., Лобода Н.С., Хохлов В.М., Сербов М.Г., Свинаренко А.А., Бунякова Ю.Г.

Метод нелінійного прогнозу застосовано до часових рядів концентрацій двоокису азота та сернікового ангідрида на двох постах Гданського регіону. Відбудовано спектр розмірностей Ляпунова і на його основі розраховані розмірності Калана-Йорка та ентропія Колмогорова, яка обернено пропорційна ліміту передбаченості. Показано, що навіть проста методика побудови моделі дає задовільні результати прогнозу.

Ключові слова: часові ряди концентрацій, забруднюючі речовини, прогноз, хаос

Chaos in temporal raws of concentrations of the pollution substances in an atmosphere: Short terminal forecast.

Glushkov A.V., Loboda N.S., Khokhlov V.N., Serbov N.G., Svinarenko A.A., Bunyakova Yu.Ya.

The method of non-linear forecast is applied to the temporal raws of concentrations of the dioxide of nitrogen and sulphur anhidride on two points of the Gdansk region. The Lyapunov dimensions spectrum is reconstructed and on its basis there are calculated the Kalane-York dimensions and Kolmogorov entropy, which is reversely proportional to a limit of the prediction. It is shown that already simple method for the model construction provides the satisfactory results of the forecast.

Keywords: temporal raws of concentrations, pollution substances, forecast, chaos