

И.Ю. Сакаш, Ю.П. Ланкин, В.Б. Кашкин, М.Н. Коляда, С.В. Смирнов

Нейросетевое моделирование изменений озонового слоя Земли (нейросетевые модели)

*Красноярский государственный технический университет
Институт биофизики СО РАН, г. Красноярск*

Поступила в редакцию 17.09.2001 г.

Изучение озонового слоя является важной частью исследований атмосферы Земли ввиду высокой значимости озона для сохранения и поддержания жизни и температурного режима планеты и др. Представлены результаты исследований по моделированию озонового слоя с помощью нейронных сетей и антарктической озоновой дыры на основе спутниковых данных.

Как известно, многомерные, нелинейные, динамические (неравновесные) атмосферные процессы весьма сложны для применения к ним аналитических описаний. В подобных случаях часто бывают эффективны методы численного моделирования. Однако традиционные методы численного моделирования имеют принципиальные ограничения. Они выявлены в работе [1], где была получена общая абстрактная характеристика теории возмущений, из которой следует, что *изменение начальных и/или краевых условий в процессе верификации модели недостаточно для моделирования (управления) сложных систем и процессов*. В работе [1] приведено аналитическое доказательство стохастизации любых процессов, начиная со второго приближения. Это означает, что корректная работа с рассматриваемыми атмосферными моделями возможна только в рамках первого приближения. Удержаться в них позволяют адаптивные сети и системы (в частности, нейронные сети с самостоятельной адаптацией), разработанные для отображения информационной организации мозга и иерархических, неравновесных природных систем [2].

Эффективность нейронных сетей для решения сложных нелинейных задач теоретически обоснована в работе [3]. Эта работа показывает, что можно получить сколь угодно точное приближение любой непрерывной функции многих переменных, используя стандартные для нейросетей операции сложения и умножения на число, суперпозицию функций, линейные функции, а также одну произвольную непрерывную нелинейную функцию одного переменного. Это означает, что для получения указанного результата от функции активации нейрона требуется только нелинейность [см. уравнение (1)].

Использование нейронных сетей (и в более общем случае адаптивных сетей и систем) дает возможность устранить наиболее сложную часть — формализацию задачи — и строить математическое представление путем «обучения» нейросети по экс-

периментальным данным. Такой подход в ряде случаев позволяет значительно ускорить и упростить этот этап исследований.

Отметим, что построение сложных, динамических, иерархических моделей является крайне трудновыполнимым при использовании традиционных методов моделирования. Однако современные методы нейроинформатики позволяют преодолеть барьер сложности и вести разработку нелинейных интегральных адаптивных моделей высокой степени сложности с учетом множества взаимосвязанных параметров. Одним из преимуществ таких моделей является возможность оценки значимости входных параметров для получения перечисленных экспертных оценок. Это обстоятельство позволяет извлекать новое знание о соотношении важности различных факторов для формирования, протекания и динамики изучаемых явлений и процессов. Помимо более полных представлений о природе предмета исследования, появляется возможность эффективного упрощения модели с целью экономии вычислительных ресурсов и ускорения получения результатов моделирования и экспертных оценок.

Разработка *концепции сетей и систем с самостоятельной адаптацией* [2], обобщающей возможности классических нейронных сетей и обладающей рядом нетрадиционных возможностей по построению адаптивных, динамических систем с поисковым поведением, позволила перейти к исследованию новых классов моделей, вызывавших в прошлом серьезные затруднения. В частности, алгоритмы, сконструированные в соответствии с ее требованиями [4], дают возможность обработки пространственно-временных паттернов со сложной континуальной структурой. Самоадаптирующиеся нейросети [4] позволяют воспроизводить различные, в том числе иерархические, структуры систем с синхронным и асинхронным функционированием, эволюционирующие на неограниченно длительных промежутках времени, и формировать различные

типы оценок обучения конструируемых моделей, включая распределенные [5]. Таким образом, использование самоадаптирующихся нейросетей дает в руки специалиста в области физики атмосферы мощный аппарат для моделирования и проверки разнообразных гипотез.

Один из простых вариантов алгоритма обучения нейросетей рассматриваемого типа выглядит следующим образом [4].

Пусть функционирование нейрона нейросети описывается уравнением

$$\alpha_i = \text{arctg} \rho_i, \rho_i = \sum_j \alpha_j x_{ij} + A_i, \quad (1)$$

где A_i — внешние входные сигналы; α_j — входные сигналы от других нейронов; x_{ij} — веса межнейронных связей.

Целевая функция, с помощью которой оценивается успешность обучения (адаптации), задана как

$$H = \frac{1}{2} \sum_i (\alpha_i - \alpha_i^*)^2, \quad (2)$$

где α_i^* — требуемые значения α_i . Очевидно, существуют и другие возможности.

В процессе случайного поиска возникает последовательность значений $\{\rho_i\}$, которые удовлетворяют условию улучшения функции оценки. Это временной ряд ρ_t , поведение которого прогнозируется (ρ_t — значение ρ_i в некоторый момент времени).

Пусть временной ряд, генерируемый некоторой моделью $\rho_t = \delta_t + \varepsilon_t$, где величина ε_t генерируется случайным неавтокоррелированным процессом с нулевым математическим ожиданием и конечной дисперсией, а величина δ_t может быть сгенерирована либо задана детерминированной функцией, либо случайным процессом, либо какой-нибудь их комбинацией.

Вычисление и анализ тенденции динамического ряда можно осуществить с помощью его экспоненциального сглаживания. В его основе лежит расчет экспоненциальных средних. Экспоненциальное сглаживание описывается рекуррентной формулой $S_t = \nu \rho_t + \beta S_{t-1}$, где S_t — значение экспоненциальной средней в момент t ; ν — параметр сглаживания, $\nu = \text{const}$, $0 < \nu < 1$; $\beta = 1 - \nu$, или через значения временного ряда ρ_t :

$$S_t = \nu \sum_{l=0}^{N-1} \beta^l \rho_{t-l} + \beta^N S_0, \quad (3)$$

где N — количество членов ряда; S_0 — величина, характеризующая начальные условия для первого применения формулы при $t = 1$. Так как $\beta < 1$, то при $N \rightarrow \infty$ $\beta^N \rightarrow 0$, а

$$\nu \sum_{l=0}^{N-1} \beta^l \rightarrow 1. \quad (4)$$

Тогда

$$S_t = \nu \sum_{l=0}^{\infty} \beta^l \rho_{t-l}. \quad (5)$$

Таким образом, величина S_t является взвешенной суммой всех членов ряда.

Пусть ряд генерируется моделью $\rho_t = a_1 + \varepsilon_t$, где $a_1 = \text{const}$; ε_t — случайное неавтокоррелированное отклонение, или шум, со средним значением 0 и дисперсией σ^2 .

Применим к нему процедуру экспоненциального сглаживания. Тогда

$$\begin{aligned} S_t &= \nu \sum_{l=0}^{\infty} \beta^l \rho_{t-l} = \nu \sum_{l=0}^{\infty} \beta^l (a_1 + \varepsilon_{t-l}) = \\ &= a_1 + \nu \sum_{l=0}^{\infty} \beta^l \varepsilon_{t-l}. \end{aligned} \quad (6)$$

Найдем математическое ожидание $M(S_t) = M(\rho_t) = a_1$ и дисперсию

$$\begin{aligned} D(S_t) &= M(S_t - a_1)^2 = M\left(\nu \sum_{l=0}^{\infty} \beta^l \varepsilon_{t-l}\right)^2 = \\ &= \nu^2 \sum_{l=0}^{\infty} \beta^{2l} \sigma^2 = \frac{\nu}{2 - \nu} \sigma^2. \end{aligned} \quad (7)$$

Так как $0 < \nu < 1$, $D(S_t) < D(\rho_t) = \sigma^2$. Таким образом, экспоненциальная средняя S_t имеет то же математическое ожидание, что и ряд ρ , но меньшую дисперсию. При высоком значении ν дисперсия экспоненциальной средней незначительно отличается от дисперсии ряда ρ .

Чтобы применить экспоненциальную среднюю для краткосрочного прогнозирования, используем ряд, который генерируется моделью $\rho_t = a_{1,t} + \varepsilon_t$, где $a_{1,t}$ — варьируемый во времени средний уровень ряда; ε_t — случайное неавтокоррелированное отклонение с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ^2 . Прогнозная модель имеет вид $\hat{\rho}_t(t) = \hat{a}_{1,t}$, где $\hat{\rho}_t(t)$ — прогноз, сделанный в момент t на τ единиц времени (шагов) вперед; $\hat{a}_{1,t}$ — оценка $a_{1,t}$. Экспоненциальная средняя S_t служит оценкой для параметра модели $a_{1,t}$ $\hat{a}_{1,t} = S_t$. Все свойства экспоненциальной средней являются одновременно свойствами прогнозной модели. Если S_{t-1} — прогноз на один шаг вперед, то величина $(\rho_t - S_{t-1})$ является погрешностью этого прогноза, а новый прогноз S_t получается в результате корректировки предыдущего прогноза с учетом ошибки.

Среднегодовой прогноз общего содержания озона (ОСО)

На базе описанных нейросетевых моделей проведен ряд исследований по созданию адаптивных компьютерных моделей динамики озонового слоя. На данном этапе исследований не ставилась задача детального воспроизведения особенностей флуктуа-

ций в содержании озона, поскольку акцент делался на отработку аппарата и методики моделирования с учетом особенностей рассматриваемого объекта. Задачей нейронной сети было обучение улавливанию общих закономерностей изменения концентрации озона с заданным пространственно-временным разрешением. Использовалась возможность нейронной сети обучаться в супервизорном режиме.

Для построения прогноза были выбрана кривая среднегодовой концентрации ОСО над ст. Ароза (46°45' с. ш., 9°40' в. д., Швейцария). Соответствующие данные приведены на графике в работе [6].

На рис. 1 изображена кривая среднегодовой концентрации ОСО над ст. Ароза. Нейросеть обучалась на промежутке с 1929 по 1981 г. Прогноз осуществлялся на тестовом участке с 1982 по 1989 г. Обучающая выборка состояла из 45 значений концентрации ОСО, а тест включал 8 значений. Для создания модели использовалась нейронная сеть, состоящая из семи нейронов. Качество прогноза оказалось достаточно высоким. Коэффициент корреляции между кривыми – заданной и прогнозируемой – получился равным $R = 0,93$.

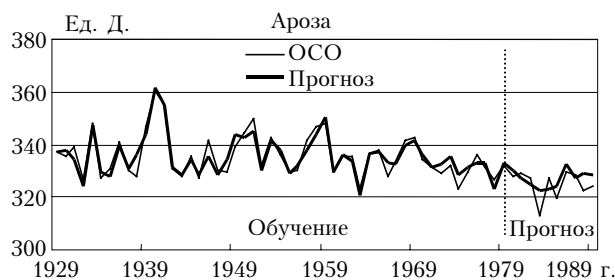


Рис. 1. Прогноз среднегодовых значений ОСО за период с 1982 по 1989 г. по обучающей выборке с 1929 по 1981 г.

На рис. 1 кривая «ОСО» отображает данные реальных измерений концентрации озона в стратосфере. Кривая «прогноз» – результаты работы нейросетевой модели: слева от вертикальной пунктирной линии показано обучение нейронной сети, справа – прогноз ОСО нейросетью.

Полученные результаты показали возможность построения локальных прогнозных моделей на основе нейронных сетей в условиях недостатка реальной информации о функционировании атмосферных процессов.

Как видно из рис. 1, поставленная в описываемых численных экспериментах задача была успешно выполнена. Дальнейшее уточнение прогноза требует введения в модель дополнительной информации. Можно предположить, что заметное влияние на повышение точности прогноза должны оказывать учет солнечной активности, антропогенного фактора и атмосферной турбулентности и, в частности, учет влияния циркулярных вихрей.

Исследования антарктической озоновой дыры

Явление озоновой дыры состоит в устойчивом уменьшении ОСО в околополюсной зоне в сентябре

– октябре, а также в более позднем наступлении весеннего максимума, интенсивность которого, так же как и ОСО в другие месяцы 80-х гг., не отличается существенным образом от их средних «климатических» значений предыдущих лет. Существуют две гипотезы образования озоновой дыры – антропогенная фотохимическая и метеорологическая.

Циркумполярный вихрь, формирующийся ежегодно после мартовского равноденствия, знаменует наступление южной зимы. Он представляет собой вращающуюся массу очень холодного застойного воздуха, заключенного в кольце западных ветров. Этот экстремальный погодный феномен возникает благодаря уникальным географическим условиям Антарктиды, окруженной океанами и лишенной горных массивов, которые могли бы создать более сложную систему циркуляции воздуха. Разрушение вихря происходит только тогда, когда увеличивается стратосферная температура, т.е. примерно за месяц до равноденствия.

Таким образом, период существования циркуляционного вихря составляет 8–9 мес в году – с конца марта по начало декабря. Летом (в декабре) в Антарктике на высотах, соответствующих давлению 100 и 50 гПа, температура примерно на 40 °С выше, чем зимой. Более того, меняется перепад (градиент) температуры вдоль меридиана: он становится противоположным тому, который был зимой. А это значит, что ветры меняют направление с западного на восточное, т.е. летом имеется восточный циркумполярный вихрь в отличие от западного зимой. Но имеется и еще одно очень важное принципиальное различие зимнего и летнего вихрей. Оно заключается в том, что летний восточный вихрь является слабым, поэтому он не препятствует притоку к полюсу воздушных масс из средних широт [7].

Связь озоновой дыры с циркумполярным вихрем изучалась многими учеными разных стран как экспериментально, так и теоретически на различных моделях. Идея этой связи очень наглядна и проста: наличие вихря (воронки) вокруг полюса препятствует поступлению внутрь вихря воздуха, который богат озоном, из средних широт. Таким образом, с одной стороны, озон не образуется длинной полярной ночью под действием солнечного излучения, а с другой стороны – он разрушается благодаря наличию хлорных составляющих (примесей). Измерения показали, что в областях пониженного количества озона активного вещества ClO в 10–500 раз больше, чем в обычных условиях (когда нет озоновых дыр) и по сравнению со средними широтами. По-видимому, главным виновником озоновой дыры является именно ClO , который оказался в стратосфере в результате человеческой деятельности. Циркумполярный вихрь только создает для этого соответствующие условия. Эти условия – наличие частичек полярных стратосферных облаков. Образование стратосферных облаков зависит, прежде всего, от температуры стратосферы в данном месте. Они формируются зимой, когда стратосферный воздух над Антарктикой сильно охлаждается из-за отсутствия солнечного излучения.

Когда наступает весна, солнце поднимается выше над горизонтом, антарктическая стратосфера постепенно прогревается. Под действием тепла и солнечных лучей полярные облака исчезают, и освободившиеся при таянии и испарении оставшихся кристаллов соединения активного азота вновь вступают в «химическую игру». К тому же идет перенос озона в область дыры с околополярных широт.

Образование озоновой дыры связывают с антарктическим циркумполярным вихрем — устойчивым циклоном в нижней стратосфере, который висит всю антарктическую зиму и весну над полярной областью.

Известно, что воздух внутри этого вихря движется, в первом приближении, по замкнутым траекториям вокруг Южного полюса.

Данная статья посвящена более детальному исследованию движений воздушных масс в озоносфере, причем озон является индикатором, как если бы «озоновые образования» являлись природными шарами-зондами. Если сравнивать карты общего содержания озона за несколько дней, то можно определить скорость и направление перемещения воздушных масс в озоносфере на высотах максимального содержания озона — 18–25 км.

На рис. 2 показано изображение поля ОСО в Южном полушарии за 29 и 30 сентября 2000 г., построенное по данным спутника EP/TOMS. Поле выглядит как «вал» с большим ОСО (до 470 ед. Д.) диаметром около 7000 км, окружающий область с малым ОСО (озоновую дыру).

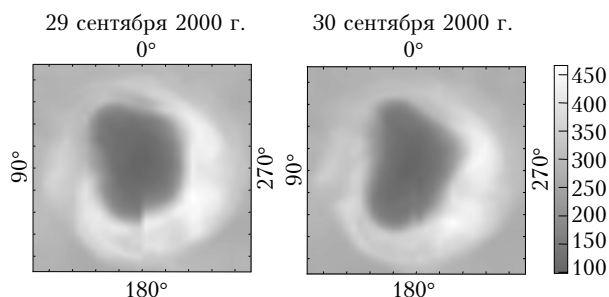


Рис. 2. Озоновый слой в Южном полушарии в конце сентября 2000 г.

Из рис. 2 видно, что за сутки кольцо повернулось в восточном направлении на некоторый угол, кроме того, оно несколько расширилось.

Для определения количественных характеристик движения озона в стратосфере был разработан пакет прикладных программ Dynamic. В нем реализовано конвертирование данных из формата dat в форму, принятую в табличных процессорах. Основной модуль вычисляет скорость и направление перемещения масс озона. Для этого используется коррекционно-экстремальный алгоритм [8]: производится вычисление коэффициента корреляции между полем ОСО за какой-то день и смещенным и повернутым на некоторый угол полем за предыдущий день. Наибольшее значение выборочного коэффициента корреляции, достигающее иногда 0,95–0,98, соответствует среднему за сутки смещению и повороту поля. Предусмотрена возможность

разбивать поле ОСО на кольца с центром на Южном полюсе и находить скорость и направление перемещения масс озона в каждом из колец.

На рис. 3 приведена зависимость средних скоростей движения воздушных масс (вместе с озоном) от широты, полученная путем сравнения полей ОСО за 4 и 5 сентября 2000 г., в период формирования озоновой дыры; каждое поле разбито на кольца шириной 5° ю. ш. Здесь же приведено среднее по Южному полушарию широтное распределение ОСО за 5 сентября.

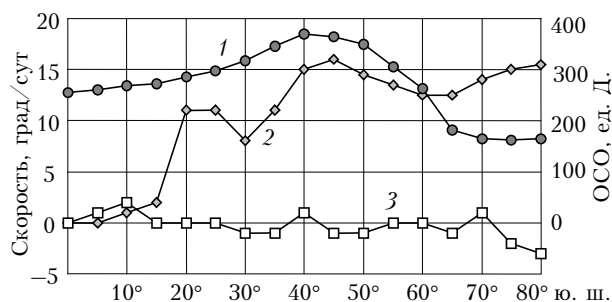


Рис. 3. Зависимость скорости движения масс озона от широты 4–5 сентября: 1 — широтное распределение ОСО; 2 — скорость вдоль параллели; 3 — скорость вдоль меридиана

Как следует из рис. 3, максимум скорости движения вдоль параллели (скорости вращения) совпадает со средним максимумом ОСО на 40–45° ю.ш. На рис. 3 и 4 положительным значениям скорости вдоль меридиана соответствует движение от экватора, отрицательным — движение к экватору. Анализ показал, что внутри озоновой дыры в период ее формирования на широтах от 70 до 85° в стратосфере происходит, во-первых, вращение воздушных масс по кругу со значительными (до 24 град/сут) скоростями и, во-вторых, появляется движение к экватору, т.е. в сторону вала. Таким образом, массы озона утекают из области, примыкающей к Южному полюсу, здесь концентрация озона падает. К концу периода формирования дыры скорость вращения уменьшается. В 2000 г. наиболее глубокое падение концентрации ОСО в озоновой дыре наблюдалось 29–30 сентября. В эти дни скорость вращения внутри дыры уменьшилась до нуля (рис. 4); в октябре эта скорость не превышала 5 град/сут. Начиная с 30 сентября, внутри «вала» обнаружилось устойчивое движение масс озона в сторону Южного полюса.

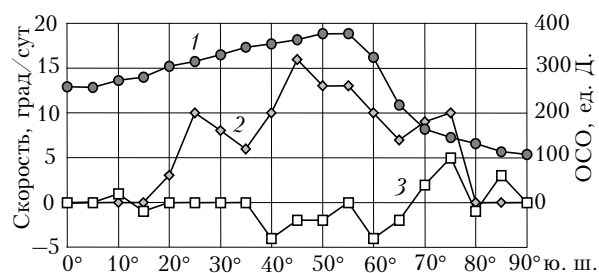


Рис. 4. Зависимость скорости движения масс озона от широты 29–30 сентября: 1 — широтное распространение ОСО; 2 — скорость вдоль параллели; 3 — скорость вдоль меридиана

На основании вышеприведенного можно предложить еще один дополнительный механизм образования и исчезновения озоновой дыры. При большой скорости вращения воздушных масс внутри озоновой дыры возникает значительная центробежная сила, которая «прижимает» озон к «валу» (эффект центрифуги), поэтому в период образования озоновой дыры внутри «вала» появляется поток, направленный от полюса к экватору. В период исчезновения озоновой дыры скорость вращения резко падает, поток озона меняет направление, дыра заполняется. Эти процессы являются естественными и не связаны с влиянием озоноразрушающих веществ антропогенного происхождения.

1. *Бытнев В.О.* Групповые свойства в теории возмущений I. Уравнения Навье–Стокса // Симметрия и дифференциальные уравнения: Тр. Международной конференции. Красноярск: ИВМ СО РАН, 2000. С. 59–62.

2. *Lankin J.P.* Adaptive simulation of atmospheric phenomena // SPIE. 2002. V. 4678. P. 669–680.
3. *Горбань А.Н.* Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей // Сибирский журнал вычислительной математики. 1998. № 1. С. 11–24.
4. *Басканова Т.Ф., Ланкин Ю.П.* Алгоритм самостоятельной адаптации для нейронных сетей с поисковым поведением // Изв. вузов. Физ. 2000. № 6. С. 47–51.
5. *Ланкин Ю.П.* Самостоятельно адаптирующиеся нейронные сети в моделировании сложных объектов // Материалы IX Международного симпозиума «Реконструкция гомеостаза». Т. 1. Красноярск: КНЦ СО РАН, 1998. С. 281–287.
6. *Александров А.Л., Израэль Ю.А., Кароль И.Л., Хргиан А.Х.* Озонный щит Земли и его изменения. СПб.: Гидрометеоздат, 1992. 287 с.
7. *Мизун Ю.В., Мизун Ю.Г.* Озонные дыры и гибель человечества? М.: Вече, 1998.
8. *Белоглазов Н.Н., Тарасенко В.П.* Корреляционно-экстремальные системы. М.: Сов. радио, 1974. 392 с.

I.Yu. Sakash, J.P. Lankin, V.B. Kashkin, M.N. Kolyada, S.V. Smirnov. **Neuro-network forecasting of dynamics of the Earth's ozone layer.**

The problem of researching the ozone layer of the Earth's atmosphere is covered in the article. The data on preliminary research and prospects for exploiting the system – adaptive models based on achievements of neuroinformatics for predicting ozone contents in the stratosphere and troposphere are described. The results of last satellite researches of the Antarctic ozone hole are presented and interpreted.