

АДАПТИВНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПЛАНЕТАРНЫХ ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ СПУТНИКОВЫХ ДАННЫХ

Ланкин Ю.П.¹, Мокогон Д.А.², Терешин С.В.³

¹ ФГБУН КНЦ СО РАН, Красноярск, Россия (660036, г. Красноярск, Академгородок), e-mail: lan7@mail.ru

² ФГБУН ИБФ СО РАН, Красноярск, Россия (660036, г. Красноярск, Академгородок), e-mail: denizz_89@mail.ru

³ ФГБУН ИЛ СО РАН, Красноярск, Россия (660036, г. Красноярск, Академгородок), e-mail: Svyat0-slav@yandex.ru

Улучшение качества моделирования квазистационарных природных систем, медленно изменяющих вид статистических распределений, является одной из наиболее актуальных задач современной науки. Таким свойством обладает абсолютное большинство сложных природных систем, и наиболее ярко оно проявляется в атмосферных, а особенно в биосферных процессах.

Любой прогресс в улучшении отображения свойства динамической устойчивости атмосферы и биосферы обещает не только значительное повышение точности климатических, метеорологических и экологических прогнозов, но и улучшение понимания законов функционирования, самоорганизации и взаимодействия сложнейших природных комплексов, формирующих устойчивое существование жизни на нашей планете. Решающее значение в понимании и моделировании свойств биосферы и атмосферы играет информация, получаемая от искусственных спутников Земли в результате длительного зондирования. Однако огромные объемы и сложность поступающих данных затрудняют эффективную работу с ними традиционными математическими методами. Чрезвычайно гибким и эффективным инструментом здесь оказываются динамические нейронные сети, разрабатываемые в рамках Концепции адаптивной самоорганизации сложных систем (КАС).

Работа посвящена исследованию возможностей нейронных сетей и их применению в качестве инструмента для построения моделей квазистационарных динамик температурного поля и чистой первичной продукции растений.

Ключевые слова: математическое моделирование, нейронные сети, биосфера, атмосфера, спутниковое зондирование.

ADAPTIVE MODELLING OF PLANETARY PROCESSES ON THE BASIS OF THE SATELLITE DATA

Lankin Y.P.¹, Mokogon D.A.², Tereshin S.V.³

¹ Krasnoyarsk Scientific Center, Siberian Branch of Russian Academy of Sciences, Krasnoyarsk, Russia (660036, Akademgorodok) e-mail: lan7@mail.ru

² Institute of Biophysics, Siberian Branch of Russian Academy of Sciences, Krasnoyarsk, Russia (660036, Akademgorodok) e-mail: denizz_89@mail.ru

³ Institute of Forest, Siberian Branch of Russian Academy of Sciences, Krasnoyarsk, Russia (660036, Akademgorodok) e-mail: Svyat0-slav@yandex.ru

Improving the quality of the simulation of quasi-stationary natural systems that slowly change the form of statistical distributions, is one of the most urgent tasks of modern science. The vast majority of complex natural systems have this property, and it manifests itself most clearly in atmospheric processes and especially in biospheric processes.

Any progress in improving the display of the properties of the dynamic stability of the atmosphere and the biosphere, would not only lead to a significant increase in the accuracy of climatological, meteorological and environmental forecasting, but also to an improvement in understanding the laws of the functioning, self-organization and interaction of complex natural systems that form a stable existence of life on our planet. Information received from artificial satellites as a result of prolonged sounding is of crucial importance in understanding and simulating the properties of the biosphere and the atmosphere. However, the enormous volumes and complexity of incoming data make it difficult to work effectively with these data by conventional mathematical methods. Here, dynamic neural networks designed under the Concept of adaptive self-organization of complex systems (CAS) turn out to be an extremely flexible and effective tool.

This paper investigates the capabilities of neural networks and their application as a tool for modeling quasi-stationary dynamics of the temperature field and the net primary plant production.

Key words: modeling, neural networks, biosphere, atmosphere, satellite monitoring.

Введение

Построение реалистичных моделей биосферы и ее экосистем, повышение точности атмосферных моделей с целью прогнозирования их поведения и оценки устойчивости является одной из приоритетных задач нашего времени. В условиях бурно развивающегося планетарного экологического кризиса от успехов этих исследований может зависеть само выживание человечества в пределах ближайших десятилетий [6; 8]. Особое значение здесь приобретает глобальная информация, позволяющая увидеть биосферу, атмосферу, сушу, океаны и ближний космос как единую, взаимосвязанную, целостную систему.

Необходимо отметить, что впечатляющие успехи физики в XX веке породили неоправданные ожидания в применении физических методов к описанию сложных природных объектов, вплоть до описания живого – биологических и экологических систем, включая биосферу. Однако методологические возможности современной науки накладывают ряд ограничений на способность моделей к отображению сложнейших взаимодействий в многочисленных и тесно связанных природных системах. А без учета сложности и нелинейности процессов самоорганизации планетарных процессов зачастую не представляется возможным не только их эффективное моделирование, но и достаточно глубокое понимание.

Существующие ограничения понимаются все большим числом ученых и ведут к широкому диапазону различных мнений, меняющихся от мягкой неудовлетворенности существующей ситуацией, до жесткой критики. Несколько таких высказываний приведены в публикации [3]. Особенно актуальными эти проблемы становятся при анализе и моделировании с использованием результатов спутникового зондирования масштабов планеты, отражающего квазистационарный характер динамики планетарных систем.

Решению этих проблем посвящена Концепция адаптивной самоорганизации сложных природных систем (КАС) [2; 3; 5] – новое научное направление, опирающееся на последние достижения ряда современных наук: синергетики, теории синергетического управления, теории динамических систем, теории самоорганизованной критичности, нейроинформатики и др.

Одной из важных составляющих развивающейся теории является разработка алгоритмов искусственных нейронных сетей, являющихся мощным «полигоном» для отработки методов моделирования и самостоятельным эффективным средством моделирования и обработки информации.

Адаптивное моделирование на основе динамических нейронных сетей

Развитие КАС началось с расширения возможностей существующих нейросетевых алгоритмов [4]. Однако достаточно быстро выяснилась ограниченность такого подхода, и разработаны алгоритмы САН на основе классических идей эволюции, базирующиеся на случайном поиске [12]. Несмотря на новаторские идеи, заложенные в их основу, опыт использования этих алгоритмов выявил снижение скорости адаптации с ростом размерности сети. Это накладывает определенные ограничения на их применение при моделировании больших систем. Дальнейшее развитие связано с разработкой алгоритмов [1], базирующихся на детерминированных методах.

В теоретических и прикладных исследованиях наиболее часто используются статические архитектуры нейронных сетей. Однако опыт их использования, наряду с перспективностью, выявил ряд трудностей при моделировании динамики атмосферных процессов [11]. В связи с этим основной упор в дальнейших исследованиях делается на динамические нейронные сети. В данной работе используются нейросети [1], функционирующие в дискретном времени.

Чрезвычайно ценными особенностями нейронных сетей являются: адаптация без ограничений на размерность задачи и высокая скорость функционирования полученной модели после обучения. Адаптация (обучение) заменяет трудоемкое «ручное» конструирование «жестких» (не способных к переучиванию) математических моделей. Гибкость и мобильность нейронных сетей дает огромные преимущества при работе с экспериментальными данными, особенно столь сложными и объемными, как данные спутникового зондирования нашей планеты.

На текущем этапе исследований наиболее важным выглядит оценка возможности динамических нейронных сетей моделировать квазистационарные природные процессы [7]. Это свойство (медленно «уплывающие» статистические закономерности) является характерной особенностью поведения сложных природных систем, особенно биологических и экологических, что крайне осложняет их изучение и моделирование. Поэтому любое продвижение в направлении улучшения отражения динамических свойств природных систем обещает серьезное улучшение качества экологических и климатических прогнозов.

Исходные данные для построения нейросетевых моделей

Моделирование и прогнозирование с помощью искусственных нейронных сетей осуществляется на основе выборок исходных данных, необходимых для обучения нейросетей. Данные для моделирования температурного поля земной поверхности и чистой первичной продукции (ЧПП) растений получены с ftp-сервера <ftp.nts.g.umn.edu>

исследовательской лаборатории Университета Монтаны (США) «Группа имитационного моделирования динамики Земли» – The Numerical Terradynamic Simulation Group (NTSG).

Данные температурного поля земной поверхности

Каждый спутниковый снимок изменения температурного поля Земли имеет формат HDF и характеризует среднее значение изменения температуры за восемь дней. Один из таких снимков приведен на рисунке 1.

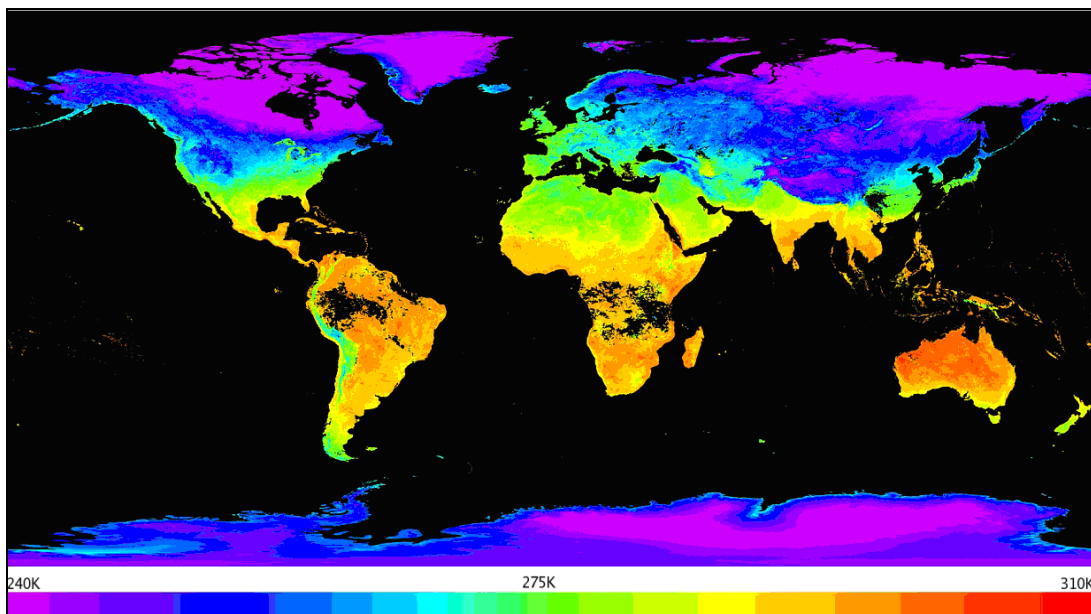


Рис. 1. Спутниковый снимок температуры поверхности Земли за период с 09.01.2002 по 17.01.2002 со шкалой значений по Кельвину.

Данные температурного поля земной поверхности представлены в виде 460 спутниковых изображений (снимков), имеющих размер 7200x3600 пикселей и глобальную координатную привязку. Каждый пиксель изображения соответствует площади 25 км². Пиксели изображения (рис. 1) кодируются значениями температуры земной поверхности, эти значения извлекаются путем программного декодирования и анализа спутниковых изображений.

Последовательность из 460 спутниковых снимков формирует временной ряд дискретных значений, необходимый для моделирования динамики температурного поля.

Данные изменения чистой первичной продукции растений

Каждый спутниковый снимок изменения чистой первичной продукции (Net Primary Productivity – NPP) имеет формат TIF и характеризует прирост чистой первичной продукции

на всей площади земного шара за восьмидневный период. Один из таких снимков приведен на рисунке 2.

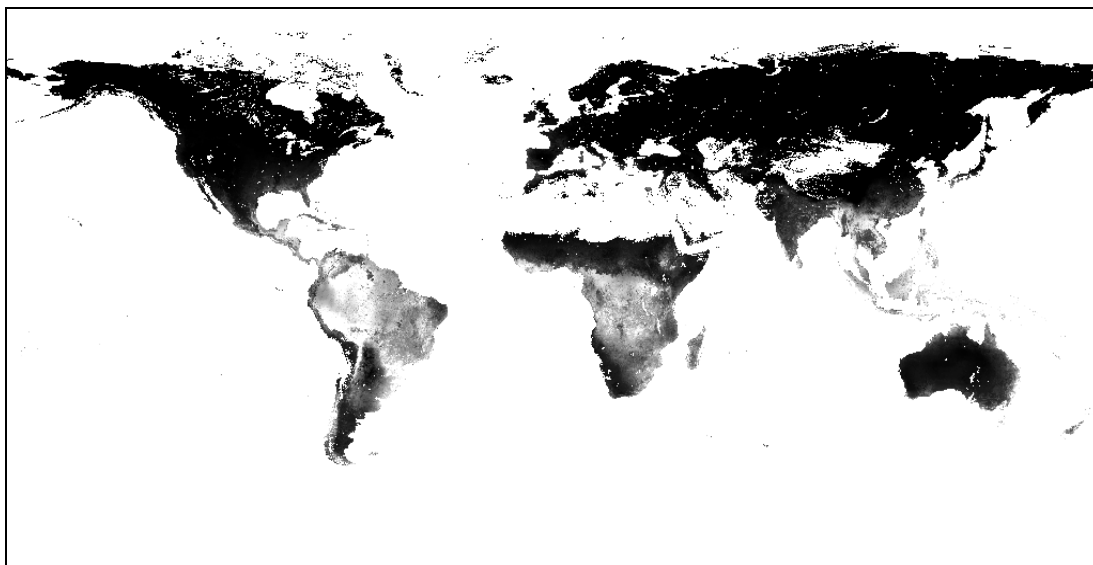


Рис. 2. Спутниковый снимок, характеризующий прирост ЧПП за период с 01.01.2000 по 08.01.2000.

Данные изменения чистой первичной продукции (ЧПП) растений представлены в виде 460 спутниковых изображений (снимков), имеющих размер 7200x3600 пикселей и глобальную координатную привязку. Каждый пиксель изображения соответствует площади 25 км². Пиксели изображения (рис. 2) кодируются значениями ЧПП, эти значения извлекаются путем программного декодирования и анализа спутниковых изображений.

Последовательность из 460 спутниковых отображений формирует дискретный временной ряд, необходимый для моделирования динамики ЧПП растений.

Выбор климатических зон для моделирования

Динамика атмосферных и биосферных процессов заметно отличается в различных регионах земного шара. В том числе степенью близости этих процессов к стационарным режимам. Возможность перехода к моделированию пространственно-временных паттернов в масштабах планеты, да и эффективность использования методов для моделирования локальных процессов, подразумевает тестирование моделей в широком диапазоне изменения условий. С целью охвата широкого спектра динамик исследуемых процессов были выбраны десять координатных точек на поверхности планеты (рис. 3).

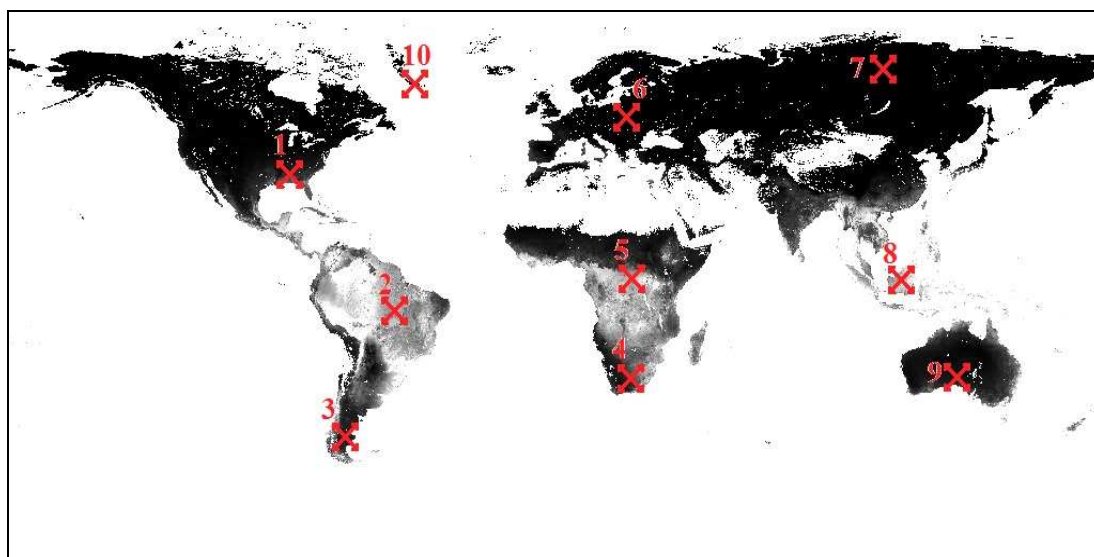


Рис. 3. Спутниковый снимок с выбранными точками наблюдения.

Описание выделенных координатных точек представлено в таблице 1. Совпадение этих точек для температурного поля и чистой первичной продукции (ЧПП) растений обусловлено необходимостью объединения этих моделей в единую комплексную модель на следующих этапах исследований. Потребность в построении комплексных моделей очевидна в силу известной зависимости роста растений от температурных режимов. С другой стороны, мощное испарение воды растениями оказывает обратное влияние на температуру.

Точки наблюдения выбирались с целью охвата различных климатических зон земной поверхности, что непосредственно сказывается на значениях изменения ЧПП растений и температуры поверхности Земли. Кроме того, точки выбирались в областях с наименьшим числом искажений: отсутствие пустынь и скальных пород (для ЧПП), водных поверхностей (для ЧПП и температуры) и с наименьшей облачностью (для ЧПП и температуры).

Моделирование динамики исследуемых параметров велось для каждой из координатных точек земной поверхности, представленных в таблице 1.

Таблица 1 – Описание выбранных координатных точек земной поверхности

№ точки	Название	Климатическая зона (пояс)	Характерные особенности климата	Географические координаты	
				широта	долгота
1	Северная Америка	Субтропический	Значительные сезонные различия температуры и осадков. Равномерное увлажнение в течение всего года.	33°2'60"- С	87°32'60"- З

2	Южная Америка	Субэкваториальный	Летом – экваториальные, зимой тропические муссоны. Зима отличается сухостью. Область недостаточного увлажнения.	10°9'0" - Ю	53°47'60" - З
3	Южная Америка	Умеренный	Относительно теплая зима с неустойчивой погодой. Нежаркое лето. Область с равномерным увлажнением.	49°33'0" - Ю	70°0'0" - З
4	Южная Африка	Тропический	Жарко, засушливо, с очень большой амплитудой температуры почвы и воздуха.	28°48'0" - Ю	26°0'0" - В
5	Центральная Африка	Экваториальный	Жарко и влажно. Сезонные колебания температуры и влажности воздуха малы.	0°0'0" - С	25°18'0" - В
6	Центральная Европа	Умеренный	Средняя температура самого холодного месяца, как правило, ниже 0 °С, самого тёплого – выше +15 °С.	48°11'60" - С	23°54'0" - В
7	Сибирь	Субарктический	Значительные сезонные различия температуры и осадков. Равномерное увлажнение в течение всего года.	63°17'60" - С	106°30'0" - В
8	Малайский архипелаг	Экваториальный	Жарко и влажно. Сезонные колебания температуры и влажности воздуха малы.	1°5'60" - С	112°6'0" - В
9	Австралия	Субтропический	Значительные сезонные различия температуры и осадков. Сухое жаркое лето и относительно холодная зима.	67°54'0" - С	51°20'60" - З
10	Гренландия	Арктический	Мало осадков. Холодная зима, холодное лето (около 0 °С).	67°54' - С	51°20' - З

Временной ряд формировался путем выборки и декодирования значений параметра (температуры или ЧПП) из точки с соответствующими координатами на последовательности космических изображений, примеры которых приведены на рисунках 1 и 2.

Моделирование температуры земной поверхности

Рисунок 4 демонстрирует результат нейросетевого моделирования изменения температуры поверхности Земли в точке №7 (таблица 1) на трехлетнем интервале наблюдения. По оси ординат откладывается величина изменения температуры, выраженная в градусах Цельсия, а по оси абсцисс – дата конца восьмидневного отрезка, в период которого рассчитывалось среднее значение температуры. Коэффициент корреляции с данными – 0.99.

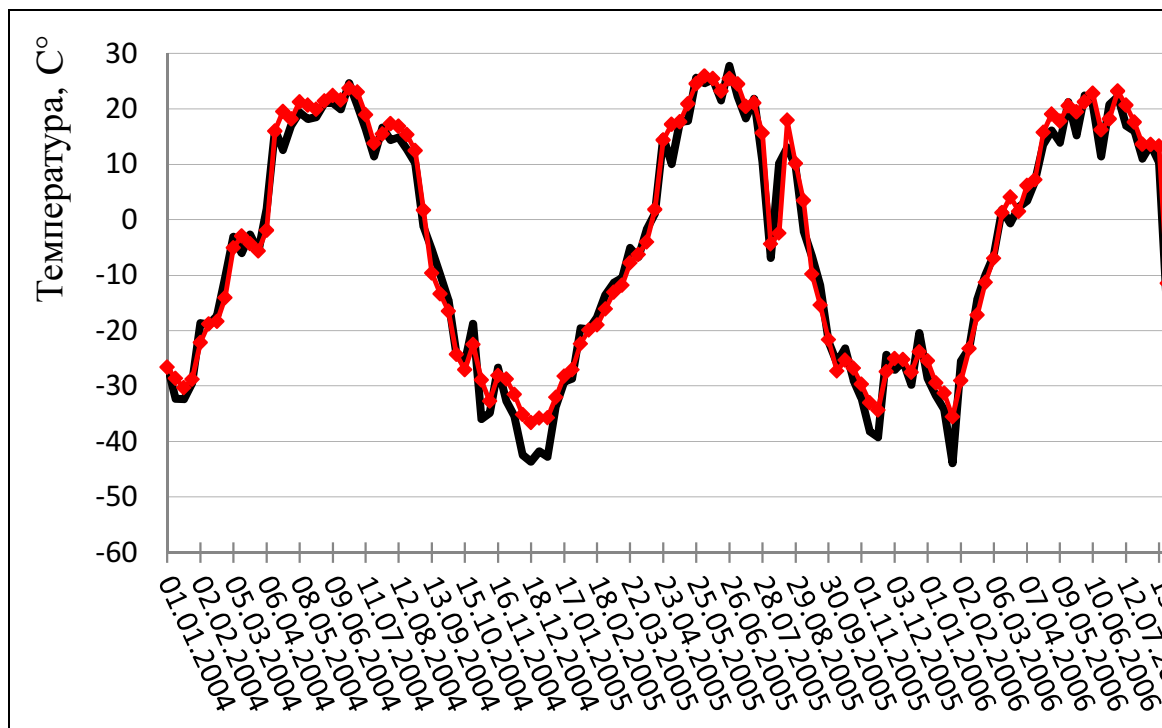


Рис. 4. Нейросетевая модель температуры поверхности Земли за период с 01.01.2004 по 19.07.2006 в точке 7.

Важными особенностями нейронных сетей при моделировании являются: высокая универсальность, позволяющая решать широчайший спектр задач с использованием одних и тех же математических алгоритмов, простота их использования, точность и высокая эффективность при моделировании. Так, например, известно, что построение нейросетевых моделей на порядок проще и быстрее, чем статистических, типа модели многолетних изменений температуры воды в дельте рек Сакраменто и Сан-Хоакин под влиянием изменений климата [13]. А скорость расчета нейромодели после обучения может опережать статистические вычисления на несколько порядков. Те же преимущества проявляются и относительно детерминированных моделей на основе систем дифференциальных уравнений.

Моделирование чистой первичной продукции растений

Построение нейросетевой модели изменения чистой первичной продукции (ЧПП), представленной на рисунке 5, велось на основе обучающей выборки данных точки 4

(таблица 1). По оси ординат откладывается величина изменения ЧПП, выраженная в граммах на метр квадратный ($\text{г}/\text{м}^2$), а по оси абсцисс – дата конца восьмидневного отрезка, в период которого рассчитывался прирост ЧПП. Коэффициент корреляции с данными ЧПП – 0.98.

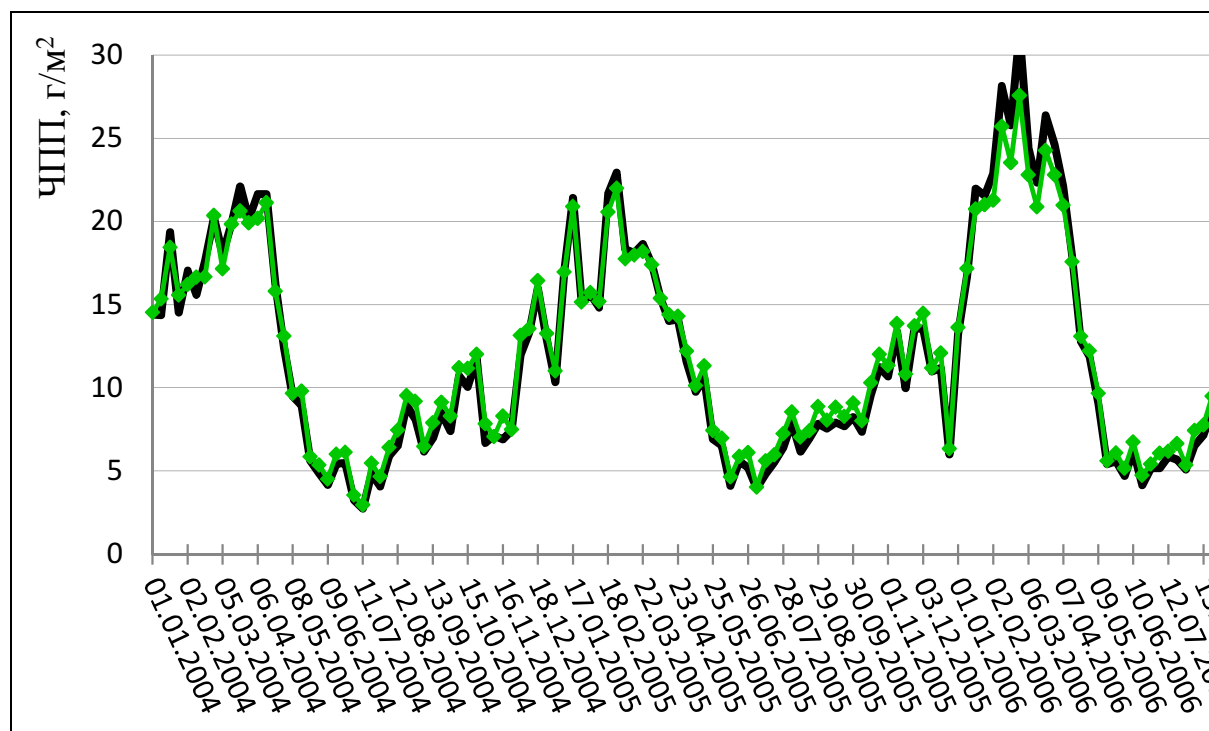


Рис. 5. Модель изменения ЧПП при помощи алгоритма обучения нейронной сети САН за период с 01.01.2004 по 19.12.2006 в точке 4.

Замечания, приведенные в предыдущем разделе по преимуществам адаптивного моделирования физических планетарных процессов с помощью динамических нейронных сетей, еще более актуальны при моделировании свойств биосферы и ее экосистем. Адаптивность является фундаментальным свойством живых систем, динамически изменяющим их системные свойства при изменении внешних условий. Изменчивость структуры и свойств (функции) подсистем биосферы приводит к возникновению квазистационарных и нестационарных пространственно-временных паттернов, моделирование и прогнозирование которых традиционными средствами представляется весьма проблематичным. Это касается и построения моделей динамики ЧПП, включая проблемы сопряжения спутниковых измерений с наземными данными.

Сложность поведения экосистем и различие методов моделирования и прогноза ведет к неоднозначным оценкам. Так, в отчете IGBP/GAIM [9] выполнено сравнение 16 различных математических моделей ЧПП. Максимальный разброс оценок значений ЧПП между первой TURC (80.5) и шестнадцатой HYBRID (39.9) моделями – в два раза. С учетом гигантской массы растений в биосфере планеты, равной $22 \cdot 10^{10}$ тонн, ошибки могут достигать колоссальных значений.

Классические модели ЧПП, как правило, включают множество факторов. Например, компьютерная модель Biome-BGC версии 4.1.2 учитывает вклад температуры, осадков, радиации, потоков углерода и затем рассчитывает тренды изменения валовой и чистой первичной продукции (ВПП и ЧПП) в тропических лесах в период с 1982 по 1999 год [10]. Учет дополнительных факторов, в сочетании с высокой гибкостью нейросетевых (и других) адаптивных моделей, может значительно улучшить получаемые результаты не только относительно классических методов моделирования, но и для самих нейросетевых моделей.

Заключение

Как видно из рисунков 4 и 5, кривые, генерируемые нейросетевыми моделями, с высокой точностью совпадают с моделируемыми кривыми динамики температуры земной поверхности и чистой первичной продукции растений. При увеличении времени обучения нейросетей точность моделирования может возрастать. Выполненные исследования продемонстрировали высокую перспективность адаптивного моделирования температуры поверхности Земли и ЧПП на основе предложенных алгоритмов нейронных сетей САН [1] и дают основания для оптимистической оценки возможности переноса предложенных нейросетевых методов на другие сложные планетарные процессы. Дальнейшая работа связана с совершенствованием предложенных методов моделирования и переходом от точечных временных к пространственно-временным глобальным моделям. При этом методы не накладывают ограничений на число процессов и их взаимосвязей, одновременно функционирующих в модели, что позволяет отслеживать очень тонкие коллективные системные эффекты, не проявляющиеся в упрощенных моделях.

Список литературы

1. Ланкин Ю.П., Басканова Т.Ф., Лобова Т.И. Нейросетевой анализ сложноорганизованных экологических данных // Современные проблемы науки и образования. – 2012. – № 4. – URL: <http://www.science-education.ru/104-6754> (дата обращения: 24.07.2012).
2. Ланкин Ю.П., Иванова Н.С. Общий подход к моделированию разнообразия экосистем биосферы на основе фундаментальных свойств живых систем // Современные проблемы науки и образования. – 2011. – № 6. – URL: <http://www.science-education.ru/100-4883> (дата обращения: 09.11.2011).
3. Ланкин Ю.П., Иванова Н.С., Басканова Т.Ф. Основы теории моделирования разнообразия экосистем биосферы на основе фундаментальных свойств живых систем // Современные проблемы науки и образования. – 2012. – № 1. – URL: <http://www.science-education.ru/101-5144> (дата обращения: 10.01.2012).

4. Ланкин Ю.П., Хлебопрос Р.Г. Самоадаптирующиеся нейронные сети при решении экологических задач (возможности реализации поискового поведения) // Инженерная экология. – 1998. – № 4. – С. 2-11.
5. Ланкин Ю.П., Хлебопрос Р.Г. Экологические основания концепции самоадаптирующихся сетей и систем с поисковым поведением // Инженерная экология. – 2001. – № 2. – С. 2-26.
6. Медоуз Д., Рандерс Й., Медоуз Д. Пределы роста. 30 лет спустя / пер. с англ. – М. : ИКЦ «Академкнига», 2008. – 342 с.
7. Сакаш И.Ю. [и др.] Адаптивное моделирование природных систем // XVII Международный симпозиум «Оптика атмосферы и океана. Физика атмосферы» : сб. науч. тр. / Томск : Изд-во ИОА СО РАН, 2011. – С. 176-178.
8. Форрестер Дж. мировая динамика / пер. с англ. – М. : Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1978. – 168 с.
9. Churkina G., Colinet G., Collatz J. *et al.* IGBP/GAIM report series report #5 net primary productivity model intercomparison activity (NPP) // http://gaim.unh.edu/Products/Reports/Report_5/report5.pdf.
10. Ichii K., Hashimoto H., Nemani R., White M. Modeling the interannual variability and trends in gross and net primary productivity of tropical forests from 1982 to 1999 // *Global and Planetary Change*. – 2005. – 48. – P. 274–286.
11. Kashkin V.B., Lankin J.P., Sakash I.Yu. Adaptive forecasting dynamics of the ozone layer // *SPIE*, 2002. – Vol. 4678. – P. 630-641.
12. Lankin J.P., Baskanova T.F. Algorithms of self-adaptation for atmospheric model designing // *SPIE*, 2004. – Vol. 5397. – P. 260-270.
13. Wagner R.W., Stacey M., Brown L.R., Dettinger M., Statistical Models of Temperature in the Sacramento–San Joaquin Delta Under Climate-Change Scenarios and Ecological Implications // http://tenaya.ucsd.edu/~dettinge/wagner_delta_temps.pdf.

Авторы благодарны А.П. Шевырногову и М.Ю. Чернецкому за предоставленные данные и полезные обсуждения.

Рецензенты

Гуревич Юрий Леонидович, доктор физ.-мат. наук, главный научный сотрудник КНЦ СО РАН, г. Красноярск.

Хижняк Сергей Витальевич, доктор биологических наук, профессор кафедры инженерной экологии, Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнёва, г. Красноярск.