

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ имени М.В.Ломоносова
НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ ЯДЕРНОЙ ФИЗИКИ
имени Д.В.Скобельцына

На правах рукописи

Шугай Юлия Сергеевна

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ АНАЛИЗА МНОГОМЕРНЫХ
ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ ПРИ ИССЛЕДОВАНИИ СОЛНЕЧНО-
ЗЕМНЫХ СВЯЗЕЙ

05.13.18 – математическое моделирование, численные методы и комплексы программ
01.04.08 – физика плазмы

А В Т О Р Е Ф Е Р А Т
диссертации на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

Москва - 2006

Работа выполнена в Научно-исследовательском институте ядерной физики им. Д.В.Скобельцына Московского государственного университета им. М.В.Ломоносова.

Научный

руководитель: доктор физико-математических наук, профессор
Персианцев И.Г.

Официальные

оппоненты: доктор физико-математических наук
Антонова Е.Е.
НИИЯФ им. Д.В. Скобельцына МГУ им. М.В.Ломоносова

доктор физико-математических наук
Сметанин Ю.Г.
Начальник отдела телекоммуникаций и
информационных программ РФФИ

Ведущая организация: **Институт земного магнетизма, ионосферы и
распространения радиоволн им. Н.В.Пушкова, РАН**

Защита состоится " 23 " ноября 2006 года в 15⁰⁰ часов на заседании Диссертационного совета К501.001.03 в Московском государственном университете им. М.В.Ломоносова по адресу: 119992, Москва, Ленинские горы, МГУ, НИИЯФ, 19-й корпус, аудитория 2-15.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке НИИЯФ МГУ.

Автореферат разослан " 20 " октября 2006 г.

Учёный секретарь
к.ф.-м.н.

Манагадзе А.К.

Общая характеристика работы

Актуальность

Задача анализа временных рядов представляет собой весьма актуальную проблему в различных областях науки и техники. В частности, задачей такого типа является прогнозирование бинарных событий или непрерывных значений временного ряда. Существенным условием во многих случаях является фиксированная и заданная задержка между прогнозируемым событием (или значением) и "явлением" - комбинацией признаков, вызывающем событие. В таких случаях проблему поиска корреляционных связей между явлением и событием можно считать уже решенной. Помимо этого, иногда существует возможность проводить "активное" исследование зависимостей (диагностику объекта), т.е. варьировать входные условия и регистрировать соответствующий отклик, что упрощает решение задачи. В то же время, во многих задачах заданы лишь допустимые интервалы изменения задержки. Тем самым, необходим поиск корреляционных связей, причём он должен вестись в достаточно широком временном диапазоне. Другим осложняющим обстоятельством является невозможность воздействовать на объект исследования, т.е. варьировать входные условия и регистрировать соответствующий отклик ("пассивное наблюдение"). В качестве примера можно назвать задачу прогнозирования космической погоды и связанный с ней анализ влияния разных солнечных явлений на развитие геомагнитных бурь. Одной из задач этого ряда является прогнозирование параметров солнечного ветра (СВ) на околоземной орбите путем поиска тех явлений на Солнце, которые могут влиять на формирование потоков СВ. В настоящее время для прогнозирования параметров СВ в основном используются эмпирические модели, которые основаны на частичном понимании физических процессов, происходящих на Солнце. Детали формирования потоков СВ весьма сложны и являются предметом многих современных исследований. До сих пор не существует точной математической модели физических процессов, влияющих на формирование потоков СВ. Однако за многолетнюю историю наблюдений Солнца накоплено большое количество фактических данных, полученных со спутников и наземных обсерваторий. Количество фактического материала о Солнце и о параметрах СВ все время увеличивается, кроме того, улучшается его качество.

Одним из подходов для решения задач такого рода является применение искусственных нейронных сетей (ИНС). Важным свойством ИНС является их способность настраиваться, обучаясь на примерах. Такое свойство нейронных сетей

позволяет применять их, когда построение строгой математической модели невозможно, но существует достаточно представительный набор примеров (желательных решений в каждой ситуации). Другим важным свойством нейронных сетей является способность обобщать полученную информацию, т.е. давать правильные ответы при предъявлении «незнакомых» данных. При решении сложных задач прогнозирования и анализа многомерных временных рядов зачастую оказывается намного эффективнее использовать нейросетевые комплексы, в которых каждая нейронная сеть решает отдельную подзадачу, чем использовать одиночную нейронную сеть. Такой подход разбивает процесс решения всей задачи на последовательность более простых этапов, что позволяет повысить качество прогнозирования и упростить интерпретацию результатов.

Таким образом, представляется перспективной задача разработки специализированного алгоритма построения нейросетевого комплекса для анализа многомерных временных рядов и его применения при исследовании солнечно-земных связей, в частности для решения задачи прогнозирования параметров СВ на околоземной орбите на основе данных, полученных с космических аппаратов и наземных обсерваторий.

Цель работы

Целью диссертационной работы были

- Разработка алгоритма построения нейросетевого комплекса для решения фундаментальной проблемы анализа многомерных временных рядов, связанной с прогнозированием те или иных событий или непрерывных значений и определением временного диапазона, в котором следует рассматривать значения входных признаков для осуществления наиболее эффективного прогнозирования.
- Решение задач прогнозирования при исследовании солнечно-земных связей с помощью разработанной методики.

Для достижения поставленной цели были решены следующие **основные задачи**:

- 1) Разработан алгоритм построения нейросетевого комплекса анализа временных рядов для прогнозирования событий и непрерывных значений. На первом уровне иерархии используется комитет искусственных нейронных сетей, обучаемых на различных участках временных рядов. На втором уровне иерархии используется нейронная сеть-супервизор, которая обучается прогнозировать итоговую вероятность события или непрерывное значение на основе локальных оценок, полученных специализированным комитетом искусственных нейронных сетей.

Такой подход позволил прогнозировать событие или непрерывную величину, а также автоматически определять и учитывать задержку между явлением и событием.

- 2) Разработан алгоритм анализа изображений Солнца, получаемых со спутников и космических аппаратов, с целью определения характеристик объектов на изображениях Солнца, которые могут оказать влияние на формирование высокоскоростных потоков СВ.
- 3) Разработанные алгоритмы применены для прогнозирования среднесуточной скорости потоков СВ на основе информации о размерах низкоширотных корональных дыр.
- 4) Нейросетевой комплекс применен для прогнозирования Dst-индекса геомагнитной активности на основе параметров СВ и межпланетного магнитного поля, измеряемых на околоземной орбите. Для установления логической взаимосвязи между входными параметрами и прогнозируемой величиной Dst-индекса (или событием начала сильной геомагнитной бури) применен анализ весовых коэффициентов нейронной сети.

Научная новизна

- 1) Предложена методика использования нейронных сетей как для решения собственно задачи прогнозирования, так и для определения наиболее вероятного временного диапазона, в котором следует рассматривать значения входных признаков для осуществления наиболее эффективного прогнозирования.
- 2) Были проанализированы изображения Солнца, полученные на длине волны 284 Å инструментом EIT/SOHO за период с 1997 по 2005 год. Построена эмпирическая зависимость среднесуточной скорости СВ от размеров корональных дыр, рассчитанных по изображениям Солнца.
- 3) Для нейросетевого прогнозирования среднесуточной скорости рекуррентных высокоскоростных потоков СВ на несколько суток вперед впервые были использованы размеры геоэффективных объектов (корональных дыр и активных областей), рассчитанные по ежедневным снимкам Солнца, получаемым с КА SOHO на длине волны 284Å.
- 4) Значимые переменные для нейросетевого прогнозирования значения Dst-индекса оценивались с помощью анализа весовых коэффициентов нейронной сети в зависимости от временного интервала, на котором обучалась нейронная сеть.

Научная и практическая значимость работы

- 1) Предлагаемый подход к решению задачи анализа многомерных временных рядов является универсальным и может быть применен в различных областях - в космической физике, сейсмологии, медицине, финансах и других;
- 2) Проведены численные эксперименты по применению разработанной методики для анализа модельных одномерных и многомерных временных рядов. Разработанный метод использования нейросетевого комплекса продемонстрировал высокую эффективность и качество прогнозирования, а также возможность определять временной диапазон, в котором следует рассматривать значения входных признаков для осуществления наиболее эффективного прогнозирования;
- 3) Разработанные алгоритмы были успешно применены для решения ряда практических задач: прогнозирования среднесуточных значений скорости рекуррентных потоков СВ, среднечасовых значений геомагнитного Dst-индекса, а также определения входных переменных, наиболее сильно влияющих на прогнозирование геомагнитного Dst-индекса;
- 4) Данные, полученные с помощью алгоритма анализа изображений с целью определения размеров и местоположения корональных дыр и активных областей, были использованы
 - для нахождения эмпирической формулы, описывающей зависимость среднесуточной скорости СВ от площади корональных дыр на видимой стороне Солнца в виде ряда Тэйлора первого и второго порядка;
 - Для нейросетевого прогнозирования среднесуточной скорости СВ на околоземной орбите.

Основные положения, выносимые на защиту

- 1) Предложенная методика построения нейросетевого комплекса для решения задач анализа многомерных временных рядов позволяет значительно упростить решение задачи, улучшить результат прогнозирования, а также автоматически определять временной диапазон, в котором следует рассматривать значения входных признаков для осуществления наиболее эффективного прогнозирования.
- 2) Анализ данных наблюдений за 1997-2005 годы, полученных с КА SOHO, с целью выделения геоэффективных объектов на изображениях Солнца и изучения влияния характеристик объектов на параметры СВ на околоземной орбите.
- 3) Результаты применения нейросетевого комплекса для решения задачи прогнозирования среднесуточной скорости СВ на околоземной орбите.

- 4) Результаты анализа весовых коэффициентов нейронной сети для выявления параметров СВ и межпланетного магнитного поля, наиболее значимых для прогнозирования геомагнитного Dst-индекса.

Апробация работы

Результаты, полученные в настоящей диссертации, доложены на 11 всероссийских и международных конференциях:

- 1) VIII International Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research (ACAT 2002), 24-28 June, 2002, Moscow, Russia.
- 2) 7th International conference on Pattern Recognition and Image Analysis (PRIA-6-2002), Velikiy Novgorod, Russia, October 21-26, 2002.
- 3) 7th International conference on Pattern Recognition and Image Analysis (PRIA-7-2004), St.Petersburgh, Russia, October 18-23, 2004.
- 4) Международная конференция "Интеллектуализация обработки информации" (ИОИ'2004), г. Алушта, Крым, Украина, 14 - 19 июня 2004.
- 5) Artificial Neural Networks: Formal Models and Their Applications - ICANN 2005, 15th International Conference, Warsaw, Poland, September 11-15, 2005.
- 6) IX-я Пулковская международная конференция "Солнечная активность как фактор космической погоды", ГАО РАН, Пулково, Санкт-Петербург 4-9 июня 2005.
- 7) Всероссийская конференция "Экспериментальные и теоретические исследования основ прогнозирования гелиогеофизической активности", Троицк, 10-15 окт. 2005.
- 8) 12-я Всероссийская конференция «Математические методы распознавания образов» (ММРО-12), Москва, Россия 20-26 ноября 2005.
- 9) VIII всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2006" Москва, Россия, 24 - 27 янв. 2006.
- 10) Научная сессия МИФИ-2006, Секция «Астрофизика и космофизика», Москва, Россия, 23 - 27 янв. 2006.
- 11) Всероссийской конференции «Многоволновые исследования Солнца и современные проблемы солнечной активности», п. Нижний Архыз, САО РАН, 28 сентября - 2 октября 2006.

Публикации

Основные результаты диссертации опубликованы в 17 статьях, в том числе в 8 журнальных публикациях и в материалах 9 всероссийских и международных конференций.

Структура работы

Диссертация состоит из 5 разделов, а также введение и заключение.

Краткое содержание работы

Во **введении** сформулирована цель работы, обосновывается ее актуальность; описывается структура и приводится краткое содержание диссертации; приводятся основные положения, выносимые на защиту.

В **разделе 1** излагаются общие сведения об искусственных нейронных сетях (ИНС).

ИНС представляют собой вычислительные модели с параллельной организацией, состоящие из адаптивных элементов (т.н. нейронов), имеющих многочисленные соединения с другими такими же нейронами. В практических приложениях широко применяется модель многослойного перцептрона (МСП), обычно обучаемая алгоритмом обратного распространения ошибки. В разделе описываются архитектуры и алгоритмы обучения основных видов нейронных сетей на основе МСП. Рассматриваются способы построения иерархических нейросетевых комплексов при решении сложных задач прогнозирования многомерных временных рядов. Обсуждаются преимущества использования модульных архитектур нейронных сетей по сравнению с одиночной нейронной сетью.

В **разделе 2** описывается методика построения нейросетевого комплекса анализа многомерных временных рядов, а также приводятся результаты проверки его работоспособности на модельных задачах. Рассматриваются методы выделения значимых входных переменных при нейросетевом прогнозировании временных рядов.

Подраздел 2.1 посвящен описанию алгоритма построения нейросетевого комплекса, предназначенного как для решения собственно задачи прогнозирования бинарных событий или непрерывных значений временного ряда, так и для определения наиболее вероятного временного диапазона, в котором следует рассматривать значения входных признаков для осуществления наиболее эффективного прогнозирования.

Сначала как для решения собственно задачи прогнозирования, так и для определения временного диапазона, в котором следует рассматривать значения входных признаков для осуществления наиболее эффективного прогнозирования, используется комитет нейронных сетей. Нейронные сети обучаются на участках анализируемого многомерного временного ряда одинаковой длительности, но отстоящих от момента прогнозирования на различные временные интервалы. Начальные условия и время обучения у всех нейронных сетей из комитета одинаковые. По окончании обучения

можно сделать вывод о том, что искомая комбинация признаков, оказывающая решающее влияние на формирование значения прогнозируемой переменной (или события), наблюдается для задержки, соответствующей той сети, которая по результатам обучения обеспечивает наиболее точный прогноз. Для улучшения качества прогноза используется также синтезирующая нейронная сеть (сеть-супервизор), которая обучается прогнозировать итоговую вероятность события или непрерывное значение на основе локальных оценок, полученных комитетом искусственных нейронных сетей. Такой подход позволил одновременно прогнозировать событие или непрерывную величину и автоматически определять и учитывать задержку между явлением и событием.

Было создано специализированное программное обеспечение для исследований алгоритма и его применения для решения разнообразных задач, как модельных, так и реальных. В состав программного обеспечения входят программа подготовки данных, программа тренировки нейронных сетей и модуль анализа результатов.

В подразделе 2.2 описываются результаты применения разработанного алгоритма для анализа модельных временных рядов. Алгоритм был проверен на ряде специально разработанных модельных задач и продемонстрировал работоспособность и высокую эффективность как для бинарных, так и для непрерывно изменяющихся входных признаков. В подразделе приводятся результаты исследования зависимости работы алгоритма от различных параметров нейронных сетей.

В подразделе 2.3 описываются методики, которые позволяют установить логические взаимосвязи между входными переменными и прогнозируемой величиной при нейросетевом прогнозировании. Задача прогнозирования значений временного ряда чаще всего предполагает использование в качестве входных переменных некоторого количества предыдущих значений временных рядов, связанных с прогнозируемой переменной. В результате количество входных переменных задачи значительно увеличивается, что затрудняет работу алгоритмов и ухудшает точность прогнозирования. Для таких задач становится весьма актуальной проблема понижения размерности входного пространства, что позволяет сократить размерность задачи и повысить обобщающую способность нейронной сети. Определение важных входных переменных может позволить установить логические взаимосвязи между входными параметрами и прогнозируемыми величинами, что можно использовать для понижения входной размерности задачи.

В диссертации рассматривается метод выделения значимых входных признаков, который реализуется путём тренировки нейронной сети и последующего расчета показателей важности входных переменных путем анализа весов обученной нейронной

сети. Результаты анализа весов натренированной нейронной сети сравнивались с результатами, полученными альтернативными методами выделения значимых входных переменных, такими как, линейная регрессия (ЛР), метод группового учета аргументов (МГУА).

Раздел 3 посвящен краткому обзору литературы по исследованию солнечно-земных связей. В этом разделе описываются данные, которые использовались для прогнозирования скорости потоков СВ и геомагнитного Dst-индекса, приведены методы обработки и анализа данных, получаемых со спутников и от наземных обсерваторий.

В подразделе 3.1 кратко рассматривается задача исследования солнечно-земных связей. Взаимодействие плазмы солнечного ветра (СВ) с магнитосферой Земли приводит к геомагнитным возмущениям, которые могут стать причиной различных сбоев в технике в космосе и на Земле. Плазма СВ описывается такими параметрами как скорость (V), плотность (n), температура (T), а также межпланетным магнитным полем (ММП). Состояние магнитосферы Земли обычно описывается различными геомагнитными индексами. Используя измеренные значения плазмы СВ, можно прогнозировать геомагнитные индексы. Например, геомагнитный Dst индекс можно прогнозировать на несколько часов вперед, используя скорость СВ, плотность протонов в потоке СВ и Vz-компоненту ММП. Скорость СВ является одним из параметров, от которого зависит сила геомагнитного возмущения на Земле. Используя изображения Солнца, получаемые в различных спектральных диапазонах, можно прогнозировать скорость потоков СВ на несколько суток вперед. Наблюдаемое поведение скорости потоков СВ на околоземной орбите связано в основном с 3-мя основными структурами в солнечной короне: корональными стримерами, корональными дырами (КД) и корональными выбросами масс (КВМ). В корональных стримерах линии магнитного поля в основном замкнуты, и поток энергии идет на нагрев плазмы. Потоки СВ, связанные с корональными стримерами, имеют высокую плотность и низкую скорость. Сильные непериодические возмущения СВ вызываются КВМ, явлениями, связанными с перестройкой структуры магнитного поля Солнца. Скорость потоков СВ, связанных с КВМ, обычно лежит в интервале от 400 км/с до 1200 км/с (возможно, и больше). КД - долгоживущие структуры в короне Солнца с открытой конфигурацией линий магнитного поля. КД видны как темные области в солнечной короне в далеком ультрафиолетовом и мягком рентгеновском диапазонах длин волн, и как светлые области в инфракрасной линии HeI (10830\AA). Было установлено, что повторяющиеся геомагнитные возмущения со средней периодичностью, равной периоду вращения Солнца, связаны с прохождением низкоширотных КД по диску Солнца.

Значения скорости потоков СВ, связанных с КД, обычно изменяются в интервале от 500 км/с до 800 км/с. Так как время распространения потоков СВ от Солнца до Земли в среднем равно 4 дням, то информацию о размерах и местоположении КД, получаемую с изображений Солнца, можно использовать для прогнозирования рекуррентных квазистационарных потоков СВ, регистрируемых на околоземной орбите, на несколько суток вперед.

В Подразделе 3.2 описываются космофизические данные, которые использовались для исследования солнечно-земных связей. Для расчета размеров и местоположения корональных дыр использовались ежедневные снимки Солнца, сделанные в 1997-2005 годах телескопом EIT (Extreme Ultraviolet Imaging Telescope) с космического аппарата SOHO (Solar & Heliospheric Observatory). Корональные дыры на изображениях видны как темные области, из-за пониженной плотности и температуры плазмы. Для прогнозирования скорости СВ использовались значения среднего магнитного поля на фотосфере, взятые с сайта обсерватории им. Дж. Вилкокса. В диссертации использовались среднесуточные и среднечасовые параметры СВ и ММП, которые регистрировались на космическом аппарате (КА) ACE. В данном исследовании для количественного описания возмущений магнитного поля Земли использовались среднесуточные значения Ар-индекса и среднечасовые значения Dst-индекса, взятые с сайта Мирового Центра данных в Киото (WDC-C2 KYOTO).

В подразделе 3.3 описывается алгоритм обработки изображений Солнца для представления информации о геоэффективных объектах в компактном виде. Данные о корональных дырах и активных областях (АО) были получены на основе анализа ежедневных изображений Солнца, сделанных EIT/SOHO на длине волны 284Å. Для быстрого и компактного представления информации о выделяемых объектах был разработан алгоритм автоматического определения площади и местоположения КД и АО. В основе алгоритма лежит кластеризация точек изображения по пороговой интенсивности. Следует отметить, что разработанный алгоритм способен обрабатывать изображения, полученные и в других спектральных диапазонах, в частности изображения Солнца, сделанные EIT/SOHO на длинах волн 171Å, 195Å, 304Å, а также с других спутников и наземных обсерваторий.

В разделе 4 исследуется зависимость скорости СВ от размеров и местоположения КД, рассчитанных по изображениям Солнца. Кроме того, проводится сравнение размеров КД, рассчитанных по изображениям Солнца, получаемым в различных спектральных диапазонах. Рассматривается возможность прогноза среднесуточных значений скорости

СВ, основанного исключительно на хорошей рекуррентности скорости СВ и ММП, наблюдаемой в прошлом, связанной с прохождением больших низкоширотных КД по диску Солнца.

В подразделе 4.1 сравниваются размеры корональных дыр (КД), рассчитанные по изображениям Солнца, полученным по данным SOHO/EIT на длинах волн 284Å и 195Å, а также по изображениям, полученным в обсерватории Kitt Peak на длине волны 10830Å (He I). Проводится корреляционный анализ зависимости скорости потоков солнечного ветра (СВ) от размеров низкоширотных КД, рассчитанных по изображениям Солнца, полученным на длинах волн 284Å и 195Å, в периоды максимума и спада 23-го солнечного цикла. Приводятся результаты корреляционного анализа зависимости максимума скорости потоков СВ от размеров КД на фазе спада 11-летнего солнечного цикла (2003-2005 годы). Полученные результаты сравниваются с существующими исследованиями зависимости максимума скорости СВ от размеров КД, вычисляемых по изображениям, полученным с космического аппарата Yohkoh за период с сентября 1991 по январь 1994 года, а также по изображениям, полученным в обсерватории Kitt Peak за период с мая 1973 года по февраль 1974 года.

В подразделе 4.2 исследуется однопараметрическое представление зависимости среднесуточной скорости СВ от размера низкоширотных КД на различных фазах 11-летнего солнечного цикла. По данным о среднесуточной скорости СВ и размерах низкоширотных КД была получена эмпирическая формула, описывающая зависимость среднесуточной скорости СВ от площади КД на видимой стороне Солнца в виде ряда Тэйлора первого и второго порядка. Однопараметрическое представление среднесуточной скорости СВ удовлетворительно описывает всю совокупность используемых данных за 1999-2005 гг. с точностью 92 км/с. Поправки второго порядка в разложении Тэйлора в среднем существенно меньше среднеквадратичной ошибки разложения

В подразделе 4.3 обсуждается простая методика среднесрочного прогнозирования скорости СВ и радиального магнитного поля в период спада 11-летнего солнечного цикла как среднего по нескольким кэррингтоновским оборотам (КО), а также рассматривается связь квазистационарных высокоскоростных потоков СВ с низкоширотными КД различной полярности. В первые 8 месяцев 2005 года основную роль в формировании рекуррентных высокоскоростных потоков СВ играло крупномасштабное корональное поле и связанные с ним долгоживущие корональные дыры различной полярности. Долгоживущая, стабильная структура ММП и потоков СВ позволила нам прогнозировать скорость СВ и знак V_x -компоненты ММП на околоземной орбите на один КО вперед,

используя несложный метод: «ожидаемые значения в течение следующего кэррингтоновского оборота равны среднему от нескольких предыдущих кэррингтоновских оборотов». Был получен удовлетворительный прогноз скорости СВ и полярности V_x -компоненты ММП для 2032 и 2033 КО. Получить полностью правильный прогноз для 2034 КО (сентябрь 2005 года) не удалось из-за внезапного и резкого изменения структуры солнечной короны и ММП. Таким образом, прогноз, основанный исключительно на хорошей рекуррентности скорости СВ и ММП, наблюдаемой в прошлом, недостаточно надежен.

В Разделе 5 описываются результаты применения разработанного нейросетевого комплекса для исследования солнечно-земных связей.

Подраздел 5.1 посвящен постановке и решению задачи нейросетевого прогнозирования среднесуточной скорости квазистационарных рекуррентных потоков СВ на околоземной орбите. В разделе анализируются результаты прогнозирования, полученные на независимых данных.

Среднесуточная скорость потоков СВ прогнозировалась с помощью разработанной нейросетевой методики анализа временных рядов на основе информации о размерах низкоширотных КД. Использовались нейронные сети, обучаемые на различных участках анализируемого временного ряда одинаковой длительности, но отстоящих от момента прогнозирования на различные временные интервалы. Начальные условия и время обучения у всех нейронных сетей из комитета одинаковые. По окончании обучения сравниваются результаты прогнозирования всех нейронных сетей из комитета. Решающее влияние на формирование значения скорости СВ оказывают входные данные из того временного диапазона, на котором обучалась нейронная сеть, давшая наиболее точный прогноз. Обычно не одна, а несколько сетей из комитета обеспечивают достаточно высокий уровень прогноза, в связи с чем необходимо учитывать результаты работы нескольких, а иногда даже всех сетей комитета. Для этого на втором уровне иерархии используется нейронная сеть-супервизор, которая обучается прогнозировать итоговое непрерывное значение скорости СВ на основе локальных оценок, полученных комитетом искусственных нейронных сетей. Такой подход автоматически определяет и учитывает задержку между прохождением КД по диску Солнца и прогнозируемой величиной скорости СВ, а также позволяет повысить точность прогноза по сравнению с той точностью, которую дают отдельные нейронные сети на первом уровне иерархии.

Для обучения нейронных сетей использовались данные о размерах КД за 1999-2004 годы. Эти данные использовались в процессе обучения для тестирования сетей с целью

избежания их переучивания. Интервал поиска был равен 13 суткам, время формирования искомой величины - 3 суткам, а интервал перекрытия был равен 2 суткам. Таким образом одновременно обучались 10 сетей, каждая из которых прогнозировала значения скорости СВ на основе признаков в своем сегменте данных. На основе результата прогноза НС из комитета было автоматически получено, что задержка, соответствующая максимальным значениям коэффициента корреляции равна периоду от 7 до 2 суток. Для улучшения качества прогноза использовалась сеть-супервизор, которая обучается прогнозировать среднесуточную скорость СВ на основе локальных оценок, полученных комитетом искусственных нейронных сетей. На независимых данных за 2005 год среднегодовая величина коэффициента корреляции (КК) между реальными значениями скорости СВ и прогнозируемыми на 2 суток вперед равна 0.46, среднеквадратичная ошибка - 94.6 км/с. В периоды, связанные с приходом к Земле рекуррентных потоков СВ из КД, среднемесячные значения КК между скоростью СВ и его прогнозом по площадям КД равны 0.6-0.8. Однако помимо рекуррентных событий, обеспечивающих частичную периодичность потоков СВ, значительную роль играют спорадические возмущения. В эти периоды значения КК между скоростью СВ и ее прогнозом близки к нулю. Для улучшения прогноза скорости СВ в нейросетевую модель была добавлена информация о площади активных областей, а также ежедневных значениях усредненного магнитного поля на фотосфере. Это позволило улучшить прогноз среднесуточной скорости СВ на независимых данных за 2005 год. Среднегодовая величина КК на независимых данных за 2005 год между реальными значениями скорости СВ и прогнозируемыми равна 0.60, среднеквадратичная ошибка 85.6 км/с. В периоды, связанные с приходом к Земле рекуррентных потоков СВ из КД, среднемесячное значение КК достигало 0.75. Однако в периоды, связанные с КВМ, среднемесячное значение КК увеличилось только до 0.31.

В подразделе 5.2 оценивается перспективность использования предложенного алгоритма для прогнозирования высокоскоростных рекуррентных потоков солнечного ветра, а также проводится сравнение полученных результатов прогнозирования скорости потоков СВ с существующими результатами, полученными другими методами. Разработанный метод нейросетевого прогнозирования скорости СВ использует характеристики низкоширотных корональных дыр и активных областей, рассчитанные с помощью достаточно простого алгоритма по ежедневным изображениям Солнца. Использование нейронных сетей позволяет учитывать нелинейные связи между параметрами геоэффективных объектов (корональных дыр, активных областей) и скоростью СВ в отсутствие строгой математической модели формирования

квазистационарных высокоскоростных потоков СВ. Кроме того, с помощью разработанной методики транспортное время, за которое потоки СВ распространяются от Солнца до Земли, находится автоматически. Полученные результаты прогнозирования среднесуточной скорости СВ в целом хорошо согласуются с данными, полученными с помощью эмпирических и нейросетевых методов, которые используют данные об общей структуре крупномасштабных квазистационарных корональных полей и модель потенциального поля [2]. Метод расчета характеристик межпланетного магнитного поля имеет много ограничений и достаточно трудоемкий. В 1997 году Wintoft and Lundstent [4], используя для улучшения прогноза скорости СВ модель потенциального поля и искусственные нейронные сети, получили на данных 22-го солнечного цикла значение КК между прогнозируемой и измеренной величиной среднесуточной скорости СВ равное 0.57, а значение среднеквадратичной ошибки - 90 км/с. Arge and Pizzo [3] улучшили качество и временное разрешение входных данных (измеряемого магнитного поля на фотосфере), а также использовали модифицированную эмпирическую зависимость скорости СВ от параметра расхождения силовых магнитных линий. Используя данные за 3 года с конца 1994 года по конец 1997 года, они получили значение КК, равное 0.39. Для некоторых периодов среднемесячное значение КК достигало 0.81, для других падало практически до нуля. В работе S.J. Robbins, C.J. Henney and J.W. Harvey [5] прогноз скорости СВ был получен при использовании данных о положении и размере КД, которые определялись по спектрогелиограммам He I 10830Å и фотосферным магнитограммам (Kitt Peak Vacuum Telescope). Полученные значения КК между прогнозом скорости СВ и её реальными значениями равны 0.3 и 0.5 соответственно за 2000 - 2001 годы и за 2002 - 2003 годы.

Таким образом, видно, что результаты прогнозирования среднесуточной скорости СВ, полученные с помощью разработанного алгоритма анализа многомерных временных рядов, органично вписываются в общий контекст мирового развития исследований в области солнечно-земных связей.

В Подразделе 5.3 дается обзор результатов применения искусственных нейронных сетей для прогнозирования геомагнитного Dst-индекса, и описываются результаты применения разработанного алгоритма анализа временных рядов для прогнозирования непрерывного значения геомагнитного Dst-индекса, а также события начала геомагнитной бури, когда значение Dst-индекса становится меньше -100 nT.

Начиная с 1993 года, ИНС стали использоваться для прогнозирования различных геомагнитных индексов. В частности в качестве метода, альтернативного традиционным

методам для нелинейного прогноза временных рядов, были использованы рекуррентные нейронные сети, использующие нелинейную память для хранения информации об изменении параметров во времени. К примеру, J.-G. Wu and H. Lundstedt [1] прогнозировали значение Dst-индекса на несколько часов вперед. Использовались данные за 1963-1987 годы. Данные были разбиты на участки бурь и на спокойные периоды. При прогнозировании геомагнитных индексов в качестве входных переменных для ИНС обычно используются значения скорости и плотности СВ, а также значения Vz-компоненты ММП за несколько часов. Для улучшения прогноза всех фаз геомагнитной бури использовались значения параметров СВ в течение 16-24 часов до начала геомагнитной бури. Лучшее значение КК по всему тестовому набору (21-й солнечный цикл), приводимое в работе равно 0.92. Самый высокий КК получается при прогнозировании Dst-индекса на один час вперед, при прогнозировании на 5 часов вперед значение КК уменьшается с 0.92 до 0.84, а на 8 часов до 0.77. Для лучшего понимания нейросетевых моделей на вход нейронной сети подавались также различные комбинации параметров СВ и их различные функции. Было найдено, что важны колебания и интенсивность ММП, а также различные произведения параметров СВ, ММП и динамического давления СВ: $P^{1/3} V B_s$, $P^{1/2} V B_s$, $V^2 B_s$, $V B_s$ и $V B_z$ (где $P = n V^2$).

В Подразделе 5.4 посвящен применению разработанный в диссертации нейросетевой алгоритм на основе комитета нейронных сетей для прогнозирования среднечасового значения Dst-индекса на несколько часов вперед. Кроме того, в процессе прогнозирования Dst-индекса был определен наиболее вероятный временной диапазон, в котором следует рассматривать значения входных признаков для осуществления наиболее эффективного прогнозирования. Общее количество входных переменных задачи составило 65: скорость и плотность СВ и три компоненты ММП, измеряемые в течение 13 часов до момента прогнозирования значения Dst-индекса. Время формирования искомой величины было выбрано равным 7 часам, перекрытие входных данных для соседних сетей 6 часов. Таким образом, в комитете одновременно обучались 7 сетей. В нашем исследовании использовалась вся совокупность измеренных данных с 1999 года по 2003 год. При применении разработанного алгоритма было найдено, что на формирование текущего значения Dst-индекса в основном влияет поведение входных данных, которое регистрируется спутником в предшествующие 10 часов до измерения прогнозируемого значения Dst-индекса. Полученные результаты показали, что на независимых данных за 2003 год значение коэффициента корреляции между прогнозом и реальными значениями Dst-индекса равно 0.81. Среднемесячная величина коэффициента корреляции между

прогнозом Dst-индекса и измеренными значениями сильно меняется при изменении уровня возмущения геомагнитного поля Земли и лежит в интервале от 0.7 до 0.92. Следует отметить, что сети были протестированы на всех данных за 2003 год и эти данные не использовались для обучения сетей.

Кроме того, была исследована работа нейросетевого комплекса при прогнозировании событий. В отличие от предыдущей задачи прогнозирования непрерывного значения Dst-индекса решалась задача прогнозирования события начала сильной геомагнитной бури, когда значение Dst-индекса становится меньше -100 нТ. Общее количество входных переменных задачи составило 120: скорость и плотность СВ и три компоненты ММП, измеряемые в течение 24 часов до момента прогнозирования значения Dst-индекса. Время формирования искомой величины считалось равным 12 часам, перекрытие входных данных для соседних сетей 10 часов. Таким образом, в комитете одновременно обучались 7 сетей. На основе результата прогноза НС из комитета было автоматически получено, что на формирование сильного геомагнитного возмущения в основном влияет поведение входных данных, которое регистрируются спутником в период от 2 до 14 часов до момента начала бури. Процент правильного прогнозирования для лучшей сети на обучающей выборке был равен 88%, а на независимых данных - 78%. Процент ложного срабатывания на обучающей выборке для той же сети равен 3%, а на независимых данных - 9%. При этом следует учитывать, что из 7680 примеров экзаменационного набора событий было только 9. После использования сети-супервизора удалось улучшить процент правильного прогнозирования на независимых данных до 89%, ложного срабатывания остался прежним.

В Подразделе 5.5 рассматриваются возможности понижения входной размерности задачи и определения существенных переменных для установления логических взаимосвязей между входными переменными и прогнозируемой величиной (событием). Существует ряд методов, которые помогают оценить относительный вклад каждой из входных переменных в прогнозируемый выход. Например, анализ весов обученной нейронной сети, линейная регрессия (ЛР), метод группового учета аргументов (МГУА). Если какие-либо входные переменные могут быть удалены без потери точности работы ИНС, то такие переменные не существенны для прогнозирования выходного вектора и могут быть исключены из рассмотрения.

Для анализа значимости входных переменных была использована задача прогнозирования значения Dst-индекса и события начала сильного геомагнитного возмущения. В работе был использован метод анализа весов обученных нейронных сетей.

Анализировались значимые входы для каждой из 7 нейронных сетей из комитета. Для всех сетей было получено, что в число наиболее значимых переменных всегда входят два значения Vz-компоненты ММП, сдвинутые друг относительно друга на 6 часов. Кроме значений Vz-компоненты ММП, важными являются значения плотности с самой большой задержкой во временном окне, на котором обучала сеть из комитета.

Была также исследована значимость входных переменных при нейросетевом прогнозировании события начала сильного геомагнитного возмущения, когда значение Dst-индекса становится меньше -100 нТ. Нейронные сети из комитета, давшие наилучший прогноз, обучались на временных интервалах длительностью в 12 часов, удаленных от момента прогнозирования максимально на 5 часа. Анализ весов таких нейронных сетей выявил, что наиболее значимыми переменными являются 2-3 первых значения Vz-компоненты ММП, одно последнее значение Vy-компоненты ММП во временном окне, на котором обучалась нейронная сеть. Значимой переменной является также значение плотности, задержанное на 9 часов от момента прогнозирования. Таким образом, для успешного прогнозирования события начала сильного геомагнитного возмущения следует использовать нейронные сети, на входы которых подаются переменные, задержка которых от момента прогнозирования составляет приблизительно от 1 до 17 часов.

Взаимосвязи между входными переменными и прогнозируемой величиной, автоматически найденные при помощи метода анализа весовых коэффициентов нейронной сети, хорошо согласуются с общими физическими представлениями о связи параметров солнечного ветра и геомагнитной активности.

Следует отметить, что применяемый подход модульной иерархической структуры нейросетевого алгоритма существенно упрощает архитектуру составляющих ее отдельных НС, что облегчает задачу выделения и анализа существенных признаков.

В заключении сформулированы **основные результаты и выводы работы**, приводимые ниже.

Основные результаты и выводы работы

- 1) Разработан оригинальный алгоритм построения нейросетевого комплекса, предназначенный для анализа многомерных временных рядов. Нейросетевым комплексом использовался как для решения собственно задачи прогнозирования, так и для поиска временного диапазона, в котором следует рассматривать значения входных признаков для осуществления наиболее эффективного прогнозирования. Создано программное обеспечение, позволяющее проводить анализ многомерных временных рядов с помощью разработанного алгоритма. Проведена отладка

нейросетевого комплекса и исследованы его характеристики на модельных задачах различной сложности. Полученные результаты позволили сделать вывод о работоспособности алгоритма и перспективности его применения для решения разнообразных научных задач.

- 2) Разработан алгоритм обработки изображений Солнца в различных диапазонах электромагнитного излучения с целью выявления геоэффективных объектов и определения их параметров. По изображениям Солнца, полученным за период с 1997 года по 2005 год EIT/SOHO на длине волны 284\AA , создана база данных, содержащая ежедневные значения площади корональных дыр и активных областей. База данных охватывает фазы роста, максимума и спада 23-го цикла солнечной активности.
- 3) Проведено корреляционное исследование зависимости скорости СВ от размеров КД на изображении Солнца за период с 1997 года по 2005 год. Было найдено, что для описания зависимости среднесуточной скорости солнечного ветра от площади КД достаточно линейного приближения. Линейное однопараметрическое представление зависимости среднесуточной скорости СВ от площади КД удовлетворительно описывает всю совокупность наблюдательных данных в 1999-2005 годы со среднеквадратичным отклонением 92 км/с. За период спада 23-го цикла солнечной активности (с 2003 по 2005 годы) было обнаружено 63 низкоширотных КД, которые можно связать с потоками высокоскоростного СВ. Для рассматриваемых случаев установлено, что значение КК между максимальной площадью КД и максимальной скоростью СВ равно 0.62.
- 4) Разработанный алгоритм построения нейросетевого комплекса был успешно применен при исследовании солнечно-земных связей.
 - а. В первой задаче прогнозировались среднесуточные значения скорости квазистационарных потоков СВ на несколько дней вперед по площади КД. Показана способность предлагаемого подхода автоматически определять задержку между прохождением геоэффективных объектов по диску Солнца и наблюдением квазистационарных высокоскоростных потоков солнечного ветра на околоземной орбите. Было получено, что задержка, соответствующая максимальным значениям коэффициента корреляции, лежит в диапазоне от 7 суток до 2 суток. На независимых данных за 2005 год значение КК между реальными значениями скорости СВ и прогнозируемыми равно 0.46. Установлено, что добавление в нейросетевую

модель информации о площади активных областей, а также о ежедневных значениях усредненного магнитного поля на фотосфере, позволяет увеличить значение КК до 0.60.

- b. Во второй задаче нейросетевой комплекс был применен для прогнозирования непрерывных значений геомагнитного Dst-индекса по параметрам солнечного ветра и межпланетного магнитного поля. На независимых данных за 2003 год получено, что среднемесячная величина коэффициента корреляции между прогнозом Dst-индекса и измеренными значениями меняется при изменении уровня возмущения геомагнитного поля Земли и лежит в интервале от 0.70 до 0.92.
- 5) При помощи метода анализа весовых коэффициентов нейронной сети были исследованы взаимосвязи между входными переменными и прогнозируемой величиной Dst-индекса.
- a. При определении значимых переменных при нейросетевом прогнозировании непрерывного значения Dst-индекса для всех нейронных сетей из комитета выявлено, что в число наиболее значимых переменных всегда входят два значения Vz-компоненты ММП, первое и последние во временном окне, на котором обучалась нейронная сеть из комитета.
 - b. При прогнозировании события начала сильного геомагнитного возмущения, когда значение Dst-индекса становится меньше -100 nT, для нейронной сети из комитета, давшей наилучший прогноз, наиболее значимыми переменными являются значения Vz-компоненты ММП, задержанные на 3-5 часов от момента прогнозирования, значение Vy-компоненты ММП задержанные на 10-12 часов, значение плотности, задержанное на 9 часов и значение скорости СВ, задержанное на 14 часов.

Полученные результаты являются предметом дальнейших исследований, хотя в целом не противоречат общим физическими представлениями о связи параметров солнечного ветра и геомагнитной активности.

Список публикаций автора по теме диссертации

1. S.A. Dolenko, Yu.V. Orlov, I.G. Persiantsev, Ju.S. Shugai. Neural Network Approach to Discovering Temporal Correlations // Abs. Of VIII Int.Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research (ACAT 2002). 24-28 June 2002. Moscow. Russia. Ed. V.A.Ilyin. 2002, P.66.
2. С.А. Доленко, Ю.В. Орлов, И.Г. Персианцев, Ю.С. Шугай. Нейросетевой поиск корреляционных связей во временных рядах // Труды 6-й Международной конференции "Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии" РОАИ-6-2002. В.Новгород. 2002. Т.1. С.198-202.
3. S.A. Dolenko, Yu.V. Orlov, I.G. Persiantsev, Yu.S. Shugai. Discovering temporal correlations by neural networks // Pattern Recognition and Image Analysis. 2003. V.13. №1. P.17-20.
4. Yu.V. Orlov, I.G. Persiantsev, S.A. Dolenko, and Ju.S. Shugai. Neural networks approach to discovering temporal correlations // Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment (NIMA A). 2003. V.502. №2-3. P.532-534.
5. S.A. Dolenko, Yu.V. Orlov, I.G. Persiantsev, Ju.S. Shugai. A search for correlations in time series by using neural networks // Pattern Recognition and Image Analysis. 2003. V.13. №3, P.441-446.
6. Ю.С. Шугай, С.А. Доленко, И.Г. Персианцев, Ю.В. Орлов. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования событий и поиска предвестников в многомерных временных рядах // Искусственный Интеллект. Донецк. 2004. №2. С.211-215.
7. Ю.С. Шугай, С.А. Доленко, И.Г. Персианцев, Ю.В. Орлов. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования событий и поиска предвестников в многомерных временных рядах // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. Радиотехника. 2005. №1-2. С.21-28.
8. И.С. Веселовский, А.В. Дмитриев, И.А. Житник, А.Н. Жуков, М.А. Зельдович, С.В. Кузин, И.Г. Персианцев, А.Ю. Рязанов, Ю.С. Шугай, О.С. Яковчук, С.В. Богачев, С.В. Шестов. Глобальные изменения и асимметрия Солнца в период экстремально высокой активности в октябре-ноябре 2003 года // Астрономический вестник. 2005. Т.39. №2. С.1-7.

(Перевод I.S. Veselovsky, A.V. Dmitriev, I.A. Zhitnik, A.N. Zhukov, M.A. Zel'dovich, S.V. Kuzin, A.A. Naumkin, I.G. Persiantsev, A.Yu. Ryazanov, Yu.S. Shugai, O.S. Yakovchuk,

- S.V. Bogachev, S.V. Shestov. Global Variations and Asymmetry of the Sun During Extremely High Activity in October-November 2003 // Solar System Research. 2005. V.39. P.169-175.)
9. S.A. Dolenko, Yu.V. Orlov, I.G. Persiantsev and Ju.S. Shugai. Neural Network Algorithm for Events Forecasting and Its Application to Space Physics // Data Artificial Neural Networks: Formal Models and Their Applications - ICANN 2005. 15th International Conference. Warsaw. Poland. September 2005. Proceedings. Part II. Lecture Notes in Computer Science. 2005. V.3697. pp.527-532.
 10. И.С. Веселовский, И.Г. Персианцев, С.А. Доленко, Ю.С. Шугай, О.С. Яковчук. Прогнозирование скорости солнечного ветра по площади корональных дыр с использованием нейронных сетей и сопоставление результатов с динамикой геомагнитных возмущений // IX-я Пулковская международная конференция "Солнечная активность как фактор космической погоды". ГАО РАН. Пулково. . Июнь 2005. Труды конференции. С.35-40.
 11. И.С. Веселовский, И.Г. Персианцев, Ю.С. Шугай, О.С. Яковчук. Прогнозирование скорости солнечного ветра по площади корональных дыр с использованием нейронных сетей и анализ полученных данных за 2005 год // Всероссийская конференция "Экспериментальные и теоретические исследования основ прогнозирования гелиогеофизической активности". Троицк. ИЗМИРАН. Октябрь 2005. Тезисы докладов. С.76-77.
 12. И.Г. Персианцев, С.А. Доленко, Ю.С. Шугай, Ю.В. Орлов. Разработка нейросетевых алгоритмов анализа многомерных рядов и их применение при исследовании солнечно-земных связей // Всероссийская конференция "Математические методы распознавания образов". ММРО12. Москва. 21-25 ноября 2005. Сборник докладов. С.302-305.
 13. И.С. Веселовский, Ю.С. Шугай, О.С. Яковчук. Влияние активных областей внутри корональных дыр на скорости солнечного ветра и структуру межпланетного магнитного поля // Труды конференции МИФИ-2006. Москва 2006. Т.7. С.18-19.
 14. А.Г. Гужва, И.Г. Персианцев, С.А. Доленко, Ю.С.Шугай. Сравнительный анализ методов оценки важности входных переменных при нейросетевом прогнозировании // Труды конференции "Нейроинформатика-2006. Москва. 2006. Часть 1. С.31-39.
 15. Yu.S. Shugai, S.A. Dolenko, I.G. Persiantsev, Yu.V. Orlov. A Neural Network Algorithm for the Prediction of Events in a Multidimensional Time Series and Its

Application to the Analysis of Data in Cosmic Physics // Pattern Recognition and Image Analysis. 2006. V.16. №1. P.79-81.

16. I.G. Persiantsev, A.Yu. Ryazanov, Ju.S. Shugai. Automatic processing and analysis of sequential images of the sun // Pattern Recognition and Image Analysis. 2006. V.16. №1. P.29-32
17. .И.С. Веселовский, И.Г. Персианцев, А.Ю. Рязанов, Ю.С. Шугай. Однопараметрическое представление среднесуточной скорости солнечного ветра // Астрономический вестник. 2006. Т. 40. № 5. С.465-469.

Цитированная литература

1. H. Gleisner, H. Lundstedt, P. Wintoft. Predicting geomagnetic storms from solar-wind data using time-delay neural network // Annales Geophysicae. 1996. V.14. P.679-686.
2. Y.M. Wang, N.R. Sheeley. Solar wind speed and coronal flux-tube expansion // Astrophys. Journal. , 1990. V.335. №1. P.726-732.
3. C.N. Arge, V.J. Pizzo. Improvement in the prediction of solar wind conditions using near-real time solar magnetic field updates // Journal of Geophysical Research. 2000. V.105. A5. P.10465–10479.
4. P. Wintoft, H. Lundstedt. Neural network study of mapping from solar magnetic fields to the daily average solar wind velocity // Journal of Geophysical Research. 1999. V.104. A4. P.6729-6736.
5. S.J. Robbins, C.J. Henney, J.W.Harvey. Solar Wind Forecasting with Coronal Holes // Solar Physics. 2006. V.233. №2. P.265-276.

Работа поступила в ОНТИ 16 октября 2006 г.
Цифровая печать. Тираж 70 экз.
Заказ № Т-258

Отпечатано в типографии КДУ
Тел. (495) 939-40-36. E-mail: press@kdu.ru