

**Министерство образования и науки Российской Федерации**

---

**РОССИЙСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ  
ГИДРОМЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ**

**На правах рукописи**

**УДК [519.2+519.6]:551.509.21**

**Грибин Алексей Сергеевич**

**ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ  
ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ  
ДЛЯ КРАТКОСРОЧНОГО МЕТЕОПРОГНОЗА**

25.00.30 – метеорология, климатология, агрометеорология

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени кандидата  
физико-математических наук

**Санкт-Петербург**

**2005**

Диссертация выполнена на кафедре экспериментальной физики атмосферы  
Российского государственного гидрометеорологического университета.

Научный руководитель:

Доктор физико-математических наук, профессор  
Кузнецов Анатолий Дмитриевич

Официальные оппоненты:

доктор физико-математических наук  
Егоров Александр Дмитриевич;  
кандидат физико-математических наук, доцент  
Еникеева Валентина Даутовна.

Ведущая организация:

Научный фонд «Международный центр по окружающей среде и  
дистанционному зондированию им. Нансена».

Защита состоится 15 декабря 2005 года в 15 часов 30 минут на заседании  
Диссертационного совета Д212.197.01 в Российском государственном  
гидрометеорологическом университете (195196, Санкт-Петербург,  
Малоохтинский пр., 98, тел. (812) 444-02-62).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Российского  
государственного гидрометеорологического университета.

Автореферат разослан 14 ноября 2005 года.

Ученый секретарь диссертационного совета,  
доктор физико-математических наук, профессор



А. Д. Кузнецов

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность работы.** Повышение эффективности методов прогноза метеорологической обстановки было и остается актуальной задачей науки. Это объясняется как чрезвычайной сложностью проблемы, которая требует привлечения методик, развитых в рамках самых различных направлений научного знания, так и постоянным совершенствованием инструментария, который может быть использован в этих целях.

В настоящее время можно констатировать существование достаточно развитой системы глобального прогноза, которая входит в гидрометеорологическую службу страны. Система включает в себя единую, хотя и недостаточно развитую, сеть станций наблюдения за метеорологическими величинами. Метеопрогноз опирается на крупномасштабную интерпретацию синхронных данных имеющихся станций наблюдения и производится на основе методов синоптической и динамической метеорологии. Этим и определяется заблаговременность и реальная точность выполняемого прогноза.

Более высокие требования предъявляются к точности краткосрочных (на срок в пределах одних суток) прогнозов, что требует наличия в данном районе локальной станции наблюдений метеорологических величин. В последнее время, в связи с появлением автономных портативных метеостанций, проблема локального прогноза вновь становится объектом пристального внимания исследователей.

Интерес к локальному краткосрочному прогнозированию погодных явлений имеет очевидную практическую основу. Это, в первую очередь, существование опасных метеорологических явлений, способных нанести значительный ущерб промышленности, сельскохозяйственным объектам и транспорту. К их числу относятся явления погоды, связанные с ветром (шквалы, смерчи, метели), гололед и гололедица, ограничение видимости из-за туманов и осадков и т.д.

Если локальные прогнозы по временным рядам производятся на базе результатов наблюдений на конкретной метеостанции, то на сегодняшний день используются, как правило, традиционные методы одномерной метеорологии (регрессионный анализ, ARIMA, фильтрация данных, расчет средних многолетних величин и т.д.).

Однако в последнее время укрепилось ясное понимание того, что для оптимизации метеопрогноза необходимо предоставление специалистам-синоптикам не одного, а целого ансамбля возможных метеопрогнозов с указанием вероятности их реализации (А.В.Муравьев, И.А.Куликова, 2005). Поэтому вновь актуальными становятся методы одномерной метеорологии, которая в состоянии предложить альтернативный прогноз. Представляется, что эти методы еще далеко не исчерпаны и могут быть дополнены за счет совершенствования используемых алгоритмов и вычислительных средств. При этом одним из перспективных направлений их развития (с точки зрения поиска возможностей применения в метеорологии), является изучение и анализ алгоритмов искусственных нейронных сетей.

**Целью диссертационного исследования** является решение следующих задач:

- анализ эффективности применения стандартных алгоритмов нейронных сетей, разработанных для экстраполяции временных рядов, в целях краткосрочного прогноза метеорологических величин;
- поиск возможностей использования для этих целей альтернативных алгоритмов нейронных сетей, предназначенных для целей классификации (алгоритмов экспертных систем).

### **Методы исследования**

При решении задач, связанных с формированием нейросетевых алгоритмов, использовался нейропакет STATISTICA Neural Networks (SNN) или его отдельные DLL-библиотеки. Специализированное программное обеспечение разрабатывалось на языке Visual Basic5 с дополнительным использованием библиотек пакета STATISTICA 5.0 (Visual Basic). В разделах работы, посвященных обработке результатов расчетов, а также оценке погрешностей измерений, применялись методы математической статистики. Широко использовались методы графического анализа и обобщения расчетных данных.

### **Обоснованность и достоверность результатов исследований**

Научная обоснованность и достоверность положений и выводов работы подтверждается результатами подробного статистического анализа многочисленных рядов данных, а также совпадением на достаточно высоком уровне статистической значимости прогнозируемых и зарегистрированных метеорологических величин.

Исходные данные зарегистрированы на метеопостах единой наблюдательной сети (Санкт-Петербург, Омск) и являются официальными. Кроме того, они были подвергнуты тщательному анализу и цензурированию на специально созданном программном комплексе. Использованное базовое программное обеспечение является лицензионным и многократно тестировалось.

### **Научная новизна**

1. На примерах реальных временных рядов метеорологических величин, выполнен анализ эффективности применения стандартных алгоритмов нейронных сетей в целях получения метеопрогноза. Даны статистические оценки точности получаемых при этом результатов.
2. Предложен новый подход к интерпретации рядов метеорологических наблюдений, сводящий задачу метеопрогноза к экспертной оценке локальной метеорологической ситуации. Разработано специализированное программное обеспечение. По результатам численных экспериментов получены статистические оценки точности предлагаемой методики при краткосрочном прогнозе.

### 3. Разработана методика вероятностной интерпретации прогноза метеорологических величин.

#### ***Научная и практическая ценность***

Показана работоспособность и дана оценка эффективности предложенной методики краткосрочного прогноза с использованием искусственных нейронных сетей. На примерах рядов метеорологических величин, зарегистрированных на двух станциях единой метеорологической сети, в районах с различными климатическими условиями, показана ее устойчивость и перспективность.

Предложенная методика краткосрочного прогноза не требует значительных материальных затрат при внедрении, проста и удобна в применении, скорость обработки данных определяется возможностями вычислительных средств, которые постоянно возрастают. Она может быть использована при построении автономных локальных систем краткосрочного прогнозирования на базе стандартной или портативной метеостанции.

Вероятностная интерпретация предложенной методики дает специалистам - синоптикам дополнительный инструмент для получения ансамбля прогнозов погоды с указанием вероятности реализации каждого из его представителей.

***Реализация результатов*** планируется в учебном и научно-исследовательском процессе на кафедре Экспериментальной физики атмосферы Российского государственного гидрометеорологического университета. Результаты работы могут быть использованы при разработке систем автоматизации процесса получения прогноза погоды.

#### ***Апробация работы***

Результаты диссертационного исследования докладывались на научном семинаре кафедры ЭФА в 2005г, а также на итоговой сессии Ученого совета РГГМУ в январе 2005года. Тезисы докладов опубликованы в соответствующем сборнике тезисов и информационных материалов.

#### ***На защиту выносятся:***

1. Результаты исследования эффективности применения стандартных алгоритмов искусственных нейронных сетей, разработанных для анализа временных рядов, в целях краткосрочного прогноза метеорологических величин;

2. Методика экспертной оценки (с помощью ПЭВМ) метеорологической ситуации, позволяющая оперативно предоставить в руки специалистов вероятностный ансамбль прогнозов для осуществления локального предсказания погоды.

### ***Структура и объем диссертации***

Диссертация состоит из Введения, шести глав, Заключения, списка Литературы и Приложения. Общий объем работы без Приложения составляет 130 страниц машинописного текста, включая 54 рисунка и 16 таблиц. Список Литературы содержит 73 наименования.

## ***СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ***

Во Введении обосновывается актуальность темы диссертационного исследования, формулируются цели и задачи работы, отмечена ее научная новизна, выбираются пути и методы проведения исследований.

Глава 1 посвящена анализу современного состояния проблемы прогнозирующих систем в метеорологии. Анализируются особенности метеопрогноза и цели его использования, формулируются основные понятия и определения проблемы прогнозирования. Рассмотрены основные методы прогнозирования погодных параметров, существующие в настоящее время. Отмечено, что в последние годы достигнут значительный прогресс в развитии систем прогнозирования по ансамблям. Основой прогресса стало не только быстрое развитие вычислительной техники, но и понимание того, что детерминированные прогнозы не являются "научными" в полном смысле этого слова, так как не сопровождают результат прогноза оценкой возможной ошибки (Tennkes H. 1999).

В целях конкретизации масштаба ошибки метеопрогноза затронуты вопросы, связанные с возможностями традиционных методов (сверх)краткосрочного прогноза поведения временных рядов (регрессионный анализ, ARIMA, учет среднестатистических трендов и т.д.) и оценкой точности получаемых при этом результатов. Наиболее репрезентативной величиной для этих оценок выбрана температура  $T$ .

В качестве опорных методов использованы: инерционный прогноз - "завтра будет так же, как сегодня", линейная авторегрессия и прогноз на основе предложенной И.Н. Русиным и Г.Г. Таракановым (1996г) методики. При этом требуемая точность по величине  $T$  оценивается в доли градуса.

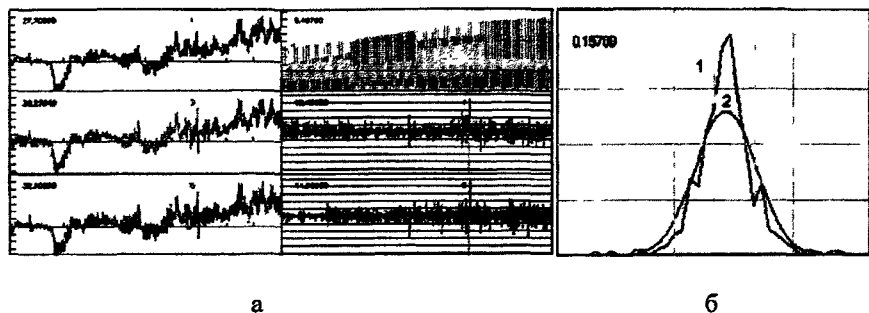


Рис. 1 Сводные данные по результатам оценочных прогнозов температуры

На примере анализа суточного хода температуры воздуха (Санкт-Петербург, март – май 1979г, интервал наблюдения 3 часа) получена статистическая оценка точности указанных методик. На Рис.1а представлены графики прогноза температур на три часа вперед, (град С.), а также графики ошибок этих прогнозов. При этом использованы следующие обозначения:

- 1 – данные измерения температуры воздуха,
- 2 – расчетный тренд температуры воздуха,
- 3 – прогноз с учетом тренда,
- 4 – ошибка прогноза 3,
- 5 – прогноз по линейной экстраполяции,
- 6 – ошибка прогноза 5.

Результаты выполненных прогнозов представлены также в Таблице 1, где  
 Время – время суток в часах,

- Тн – усредненные данные ежедневных наблюдений,
- Ттр – суточный тренд за анализируемый период,
- Тп1 – прогноз с учетом суточного тренда (прогноз 3),
- о1 – средняя ошибка этого прогноза,
- Тп2 – прогноз по линейной экстраполяции (прогноз 5),
- о2 – средняя ошибка этого прогноза,
- е1 – среднеквадратичная ошибка прогноза 3,
- е2 – среднеквадратичная ошибка прогноза 5.

Таблица 1 Данные результатов прогноза температуры воздуха по приближенным методикам

Время	Tн	Tтр	Tп1	o1	Tп2	o2	e1	e2
0	3,6	-1,22	2,8	-0,04	2,29	0,54	0,15	0,16
3	2,8	-1,87	2,8	-0,5	2,03	0,32	0,17	0,17
6	2,3	-1,69	3,6	-0,06	1,87	1,75	0,17	0,26
9	3,6	0,29	6,5	-0,50	4,89	1,12	0,23	0,25
12	6,0	3,91	4,6	2,66	8,41	-1,10	0,36	0,25
15	7,3	3,76	6,6	0,22	8,59	-1,68	0,23	0,2
18	6,9	1,73	6,8	-1,67	6,52	-1,34	0,33	0,32
21	5,1	0,01	3,9	-0,12	3,45	0,36	0,22	0,22

После сопоставления представленных результатов можно сделать следующие выводы:

- прогнозы суточного хода температуры имеют различные ошибки в зависимости от времени наблюдений,
- сравнивая среднеквадратические ошибки, вычислены по всему ряду наблюдений, невозможно однозначно отдать предпочтение какой либо из методик.

В рукоюстве (И.Н. Русин, Г.Г. Тараканов 1996) указано, что предложенную методику целесообразно применять лишь для краткосрочного прогноза величины T в условиях малооблачной и тихой погоды, в других условиях лучшие результаты дает формальная экстраполяция. Поэтому представленные выше результаты целесообразно рассматривать как оценочные. В дальнейшем они используются как оценка ошибки традиционных методов краткосрочного прогноза.

Кроме того, при проведении расчетов получена реальная функция распределения ошибки "инерционного" прогноза (по существу она является первой структурной функцией  $\delta T$  для температуры T). Эта функция была сопоставлена с нормальной функцией распределения,

$$f(x) = e^{-x^2/2} / \sqrt{2\pi}\sigma, \quad x = \delta T / \sigma \quad (1)$$

где величина дисперсии  $\sigma$  выбрана в соответствии с данными Таблицы 1. Результаты сопоставления показаны на Рис.16, индекс 1 соответствует реальной функции распределения, а индекс 2 - нормальной функции. Результаты свидетельствуют о том, что предположение о нормальном распределении ошибок не вполне соответствует специфике метеорологических процессов, реальная функция распределения является более "острой". В связи с этим оценка точности прогнозов в настоящей работе производилась не только по "эффективной" величине  $\sigma$ , но и по проценту попадания результатов прогноза в заранее заданный интервал точности - П%. Для целей прогноза температуры воздуха T, этот интервал составляет до 1 °С.

В Главе 2 рассматривается современное состояние теории нейронных сетей и их применение на практике. Даются основные понятия и определения, описаны основные модели нейронных сетей, приводится краткий обзор работ, посвященных этой проблеме. Затронуты вопросы, связанные с обучением нейронных сетей, подготовкой исходных данных и методами оценки влияния погрешностей в исходных данных на получаемые результаты. Отмечается, что направление применения теории нейронных сетей к анализу временных рядов в настоящее время продолжает бурно развиваться.

В качестве преимуществ нейронных сетей отмечены высокая параллельность вычислений, замена алгоритмического программирования обучением на примерах, простота аппаратного ускорения вычислений. Отмечено наличие двух типов алгоритмов, предназначенных для решения различных классов задач:

- анализа временных рядов;
- экспертных оценок, классификации или распознавания образов.

Глава 3 посвящена описанию общего подхода к прогнозированию временных рядов на базе нейронных сетей. Кратко представлены задачи, решаемые в настоящее время на этой основе. Этот круг достаточно широк и охватывает диапазон от генетики до финансовой сферы. Отмечено, однако, что примеры применения нейросетевых алгоритмов к рядам метеорологических величин в литературе практически отсутствуют.

Поэтому, в качестве аналога, рассмотрены многочисленные примеры применения нейросетей в сфере финансовой деятельности. Приведены результаты анализа конкретных прогнозов вычислений по финансовым временным рядам. Отмечено, что применение нейронных сетей в этой сфере существенно улучшает качество прогноза (до двух раз по сравнению с методом "инерционного" прогноза, линейной регрессии и т.д.).

Выполнен сравнительный анализ основных существующих нейропакетов - программ построения нейросетей (Brain Maker, MPIL, BrainCel, Excel Neural Package, Fuzzy Logic Toolbox). Представлено обоснование выбора пакета STATISTICA Neural Networks (SNN), как основы для проведения исследований в целях, сформулированных в диссертационной работе. Решающую роль при этом сыграло наличие в пакете разумного метода автоматического отбора наиболее значимых предикторов (генетический алгоритм).

В Главе 4 дается подробное описание использованной в диссертационной работе базы данных наблюдений метеорологических величин и представлены результаты применения пакета STATISTICA Neural Networks для получения прогнозов по имеющимся временным рядам.

Для создания базы данных были выбраны результаты наблюдений двух метеопостов, расположенных в районах с различными типами климата – Санкт-Петербург (60° с.ш., 1997-2004гг) и Омск (55° с.ш., 1984 -1988гг).

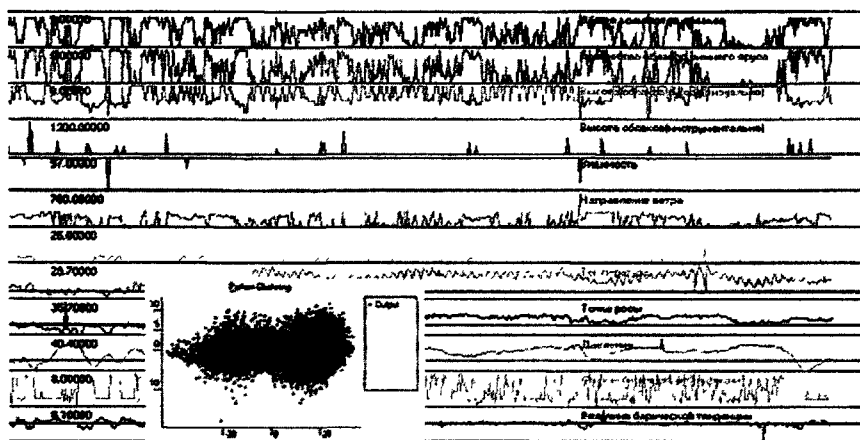


Рис.2 Графическое отображение данных наблюдений метеопоста Санкт-Петербург

Стандартный файл с метеорологической информацией в не високосный год содержит 2920 членов ряда, зарегистрированных с интервалом 3 часа, по каждому из следующих 20 стандартных показателей:

- дата,
- срок,
- общее количество облаков (баллы),
- количество облаков нижнего, среднего и верхнего яруса,
- высота облаков (визуально и инструментально),
- видимость,
- явление погоды в срок,
- явление погоды между сроками,
- направление ветра, град,
- скорость ветра м/с,
- температура, °С,
- точка росы, °С,
- давление, ГПа.

На рис.2 представлен пример графического отображения 800 первых членов ряда для метеопоста Санкт-Петербург (12 из указанных выше величин).

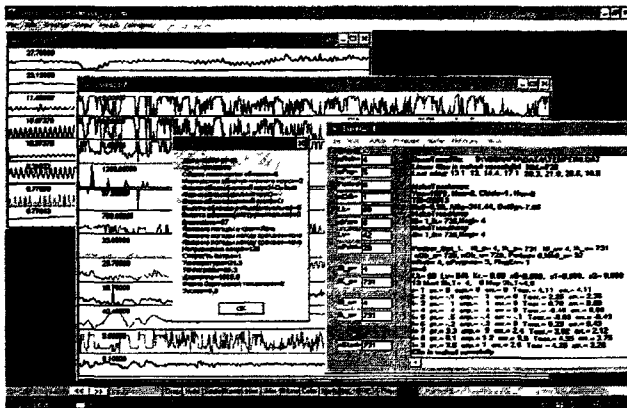


Рис.3 Графическое отображение исходных данных в программе “ForeCast”

Особое внимание было уделено проверке качества исходного материала (наличие пропусков, выбросов и т.д.). Ввиду значительного объема информации, в процессе выполнения данной работы было разработано специализированное программное обеспечение для графического просмотра, цензурирования и корректировки исходных данных в базе, а именно, программа “ForeCast”. Одной из функций этой системы и является корректировка исходных данных в базе.

На рис.3 представлен пример графического контроля исходных данных с помощью программы “ForeCast” по станции Санкт-Петербург.

В данном примере на экран компьютера выведено сообщение, полученное в результате указания “мышью” сомнительной точки на графике давления  $P$  и дополнительная информация по кластеризации данных.

Далее в работе анализируются возможности стандартных алгоритмов искусственных нейронных сетей для целей непосредственного прогноза временных рядов метеорологических величин.

Наиболее распространенный в настоящее время способ прогнозирования основан на традиционном методе окон.

**Постановка задачи прогноза.**

В этом методе предполагается, что имеется абстрактный временной ряд

$$X=(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (2)$$

где  $x_i$  – действительные числа.

На основе этого ряда необходимо построить его продолжение  $X'$ :

$$X'=(x_1, x_2, \dots, x_n, x_{n+1}, x_{n+2}, \dots) \quad (3)$$

Для этого разобьем временной ряд на окна длины  $l+1$ :

$$\begin{aligned} & x_1, x_2, \dots, x_l, x_{l+1} \\ & x_2, x_3, \dots, x_{l+1}, x_{l+2} \\ & x_k, x_{k+1}, \dots, x_{l+k-1}, x_l \end{aligned} \quad (4)$$

Затем, на основе стандартных алгоритмов SNN, построим многослойный персептрон, имеющий  $l$  входов и один выход. Проводится его обучение с помощью алгоритма обратного распространения на базе следующей обучающей последовательности:

$$x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+l-1} \rightarrow x_{i+l}, \quad i=1 \dots n-l \quad (5)$$

При этом предполагается наличие скрытых зависимостей в данной последовательности как множестве наблюдений. Нейронная сеть обучается на этих наблюдениях и соответственно настраивает свои коэффициенты, пытается извлечь эти зависимости. Сеть должна иметь достаточное количество свободных параметров (весовых коэффициентов) для запоминания предложенной ей последовательности.

Получение решения на основе построенной нейронной сети заключается в следующем:

значение  $x_{n+1}$  (3) снимается с выхода построенной выше нейронной сети при подаче на вход вектора:

$$(x_{n-l+1}, x_{n-l+2}, \dots, x_n), \quad (6)$$

где  $n$  – длина исходного временного ряда;  
 $l$  – размер окна.

Значение  $x_{n+2}$  находится аналогично, на вход сети подается вектор:

$$(x_{n-l+2}, x_{n-l+3}, \dots, x_{n+1}), \quad (7)$$

где  $n$  – длина исходного временного ряда;  $l$  – размер окна;

Таким образом, теоретически исходный ряд можно продолжать сколь угодно долго, находя следующие значения на основе предыдущих.

В рассматриваемой Главе описана также методика прогнозирования температуры воздуха на основе временных рядов по нескольким синоптическим параметрам.

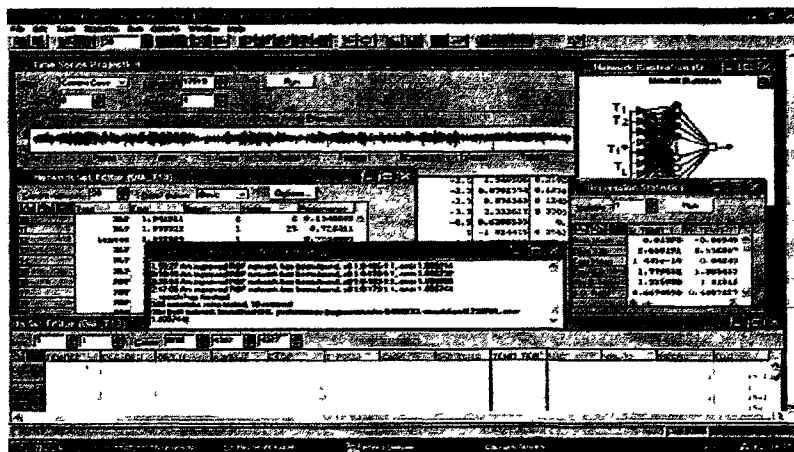


Рис.4 Примеры применения нейросетевых алгоритмов программы SNN для прогноза поведения метеорологических величин

В диссертационной работе сравнивались несколько вариантов прогноза метеорологических величин с использованием имеющихся алгоритмов искусственных нейросетей. В этих целях были использованы следующие временные ряды:

- 1, ряд по температуре  $T$ ;
- 2, ряды по  $T$  и первой структурной функции  $\delta T$ ;
- 3, ряды по температуре, характеристикам облачности, ветру и барической тенденции;
- 4, ряды по температуре и характеристикам облачности;
- 5, ряды по температуре, направлению и скорости ветра;
- 6, ряды по температуре, характеристикам облачности, направлению и скорости ветра;
- 7, ряды по температуре и другим значимым синоптическим параметрам.

Тип и значимость указанных в последнем варианте параметров для прогноза величины  $T$  определялись непосредственно средой SNN, на базе одного из имеющихся здесь алгоритмов: “генетического алгоритма отбора”. Этот алгоритм рассмотрен в Главе 3 настоящей работы.

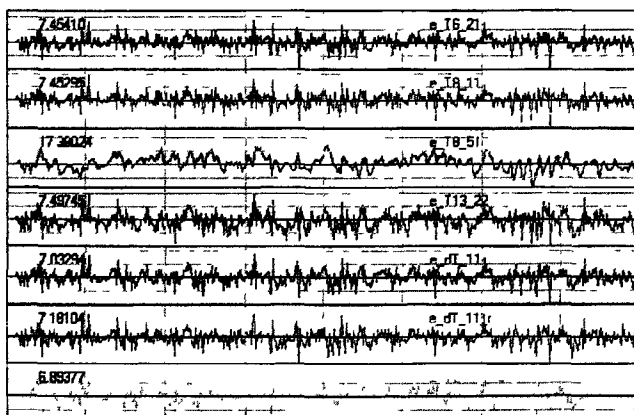


Рис.5 Ошибки прогнозов температуры воздуха полученных с помощью нейросетевых алгоритмов (7 прогнозов)

Расчет ошибок прогнозов, на примере временного хода температуры воздуха (ось  $X$ ) для метеопоста “Омск” представлен на рис.5.

Результаты статистического анализа ошибок, проведенного в настоящей работе, показывают, что “в целом”, различные варианты прогноза имеют один порядок точности. Выпадает лишь вариант 3 - попытка максимального учета наибольшего числа метеовеличин. При более детальном анализе обращает на себя внимание тот факт, что в точках резкого изменения температуры, где “проваливаются” все традиционные методики, нейронные сети функционируют

достаточно успешно. Это позволяет сделать вывод о том, что, не ухудшая качество прогноза, нейронная сеть повышает его надежность.

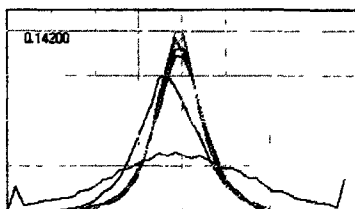


Рис.6 Функции распределения ошибок прогноза температуры воздуха полученные по различным нейросетям (1-7)

Обобщенные результаты расчетов по величинам “эффективной” дисперсии  $\sigma$  и реальному проценту точности прогноза П%, представлены в Таблице 2.

Таблица 2 Обобщенные данные прогноза температуры воздуха по нейросетевым алгоритмам.

Метод прогноза	$\sigma$	П %
1	0,15	0,20
2	0,17	0,19
3	0,18	0,26
4	0,23	0,25
5	0,36	0,34
6	0,23	0,4
7	0,33	0,32

Проведен критический анализ полученных результатов прогнозирования и констатируется определенное улучшение качества прогнозов по сравнению с традиционными методами (до двух раз, см. Табл.2 и Табл.1). Такой результат не является неожиданным, аналогичные данные приводятся в литературе.

В работе анализируются также основные характеристики генерируемых пакетом SNN нейросетей (для метеопрогнозов) и дается оценка быстроты их обучения.

Глава 5 целиком посвящена разработке нового подхода к интерпретации рядов метеорологических наблюдений в целях проведения краткосрочного метеопрогноза. Данная методика опирается на наличие большого объема данных, накопленных за весь период наблюдений. Это обстоятельство, впрочем, характерно для всех методик использующих нейросетевые алгоритмы. Суть предлагаемого подхода состоит в сведении задачи прогноза поведения временных рядов различных метеопараметров к задаче экспертной оценки

степени “близости” текущей локальной метеорологической ситуации к одной из ранее реализовавшихся в данном районе. Далее, для проведения указанной экспертной оценки, используются алгоритмы нейронных сетей, предназначенные для решения задач классификации или распознавания образов.

Вводится понятие “близости” двух локальных метеорологических ситуаций. Степень такой “близости” предлагается оценивать по совокупности отклонений рядов отдельных метеопараметров, при этом каждое из отклонений может характеризоваться одним числом. Этим числом может быть, например, величина  $\delta$  среднеквадратичного отклонения  $q$  предыдущих членов текущего ряда наблюдений данного параметра от  $q$  аналогичных членов в ряду, который был зарегистрирован ранее (в предыдущие периоды наблюдений) в аналогичное время суток. При этом для экономии времени, могут анализироваться лишь отрезки рядов, соответствующие по сезону текущему временному периоду (например, текущий день года плюс-минус полмесяца). Критерием выбора “наиболее близкой” метеорологической ситуации, который будет использован для обучения нейронной сети, может быть, например, ситуация в которой реализуется наилучший прогноз по наиболее интересующему параметру (например, температуре). Альтернативной возможностью является попадание всех прогнозируемых величин в требуемые интервалы точности.

Определив с помощью метеорологической базы данных дату реализации “наиболее близкой” метеорологической ситуации, логично предположить, что и в последующий период времени эта ситуация окажется “достаточно близкой”. Таким образом, получается краткосрочный прогноз по всем имеющимся в базе метеорологическим величинам.

Несмотря на интуитивный характер предлагаемой методики, который, впрочем, соответствует специфике нейросетевых алгоритмов, можно привести достаточно серьезные аргументы в ее защиту:

- в качестве прогноза используются реальные, а не расчетные отрезки временных рядов метеорологических величин, выбранные с учетом наличия суточной и сезонной цикличности. Таким образом в полной мере учитывается специфика решаемой задачи;
- основой предлагаемой методики является наличие связей между различными метеорологическими величинами и изменением значений этих величин во времени. Все эти связи естественны. Основой для такого утверждения являются пространственно – временные зависимости, накладываемые уравнениями динамической метеорологии, все они заранее, а не с помощью каких либо рассуждений, уже присутствуют в используемых временных рядах;
- в оценках “близости” может быть использован достаточно длинный временной ряд данных, что позволяет учесть пространственную неоднородность и трехмерный, синоптический характер рассматриваемых процессов;

- аналогичным образом, “скрытно”, методика учитывает и наличие метеорологических величин не нашедших отражение в исходных данных. Формально, если бы они были представлены в базе данных, по ним также мог быть выдан краткосрочный прогноз;
- по мере накопления информации в базе данных по интересующему району точность предложенной методики возрастает.

Ниже представлены материалы по формализации предлагаемого подхода, а именно - методика обработки временных рядов метеозлементов для дальнейшего их использования в нейросетевых алгоритмах классификации и распознавания.

Задача формулируется следующим образом. Требуется произвести прогноз поведения временного ряда  $X(n)$ ,  $1 \leq n \leq N$ ,

где  $X(n) = \{x(j, n)\}$  - вектор наблюдаемых величин,

$1 \leq j \leq R$ ,  $N$  - длина ряда,  $R$  - количество наблюдаемых величин.

Пусть из этих величин выбрано  $L$  предикторов, которые образуют ряд  $A(n)$ ,

где  $A(n) = \{a(j, n)\}$  - вектор наблюдаемых величин - предикторов,  $1 \leq j \leq L$ .

Прогноз требуется осуществить на  $d$  шагов вперед с точностью, которая задается вектором критериальных величин  $\chi_j$  для каждого из  $j$  предикторов.

Для решения задачи вводится формальное понятие близости двух метеорологических ситуаций (апостериорной): две ситуации, которые соответствуют номерам  $n$  и  $k$  рассматриваемого временного ряда, считаются близкими, если их развитие на  $S$  шагов вперед, будет находиться в пределах заданных критериев прогноза.

Например, для вектора реализаций  $A(n+i)$  на шаге  $S$  выполняются соотношения

$$f(\varepsilon_{ji}, a(j, n+i)) \leq \chi_j, \text{ для всех } j, \text{ при } i=S, \quad (8)$$

$$\varepsilon_{ji} = a(j, n+i) - a(j, k+i), \quad 1 \leq i \leq d$$

где  $\varepsilon_{ji}$  - матрица линейных отклонений последующих измерений.

В случае справедливости (8) некоторой булевой величине **Success** ( $n, k$ ) присваивается значение 1 в противном случае 0.

Функции  $f(\varepsilon, a)$  определяются типом заданного критерия. Например, при задании в качестве критерия абсолютной величины ошибки предиктора,  $f(\varepsilon, a) = |\varepsilon|$ , при задании относительной величины ошибки,  $f(\varepsilon, a) = |\varepsilon/a|$  и т.п.

Для априорной оценки ситуации из наблюдений, предшествующих моментам  $n$  и  $k$ , формируется вектор  $\Delta_{nk}$  среднеквадратично - взвешенных отклонений предикторов

$$\Delta_{nk} = \{\delta_j\}_{nk}$$

$$\delta_j = \sqrt{\frac{q}{\sum_{i=1}^q \beta_{ij} \cdot \varepsilon_{ji}^2}} / q \quad 1 \leq i \leq q \quad (9)$$

$$\varepsilon_{ji} = a(j, n-q+i) - a(j, k-q+i),$$

где  $\varepsilon_{ji}$  - матрица линейных отклонений предшествующих измерений,  $q$  - длина используемого предшествующего временного интервала,  $\beta_{ij}$  - заданный вектор весовых коэффициентов, характеризующий значимость  $n-i$  - того наблюдения для прогноза  $j$ - того предиктора.

Выдвигается гипотеза, что между вектором  $\Delta = \{\delta_j\}$  и булевой величиной *Success*, характеризующей успех прогноза при заданных отклонениях  $\{\delta_j\}$  предикторов, имеется некоторая функциональная связь

$$\text{Success}(\Delta) = \Phi(\Delta) = \Phi(\delta_1, \dots, \delta_L), \quad (10)$$

которая может быть конкретизирована с помощью аппарата искусственных нейронных сетей.

При этом должно выполняться соотношение

$$\text{Success}(n, k) = \text{Success}(\Delta_{nk}), \quad (11)$$

Для обучения нейронных сетей распознаванию этой нетривиальной связи из исходной информации необходимо сформировать обучающий массив. В представленных ниже формулах учитывается наличие в ряде периодической компоненты с периодом  $p$ . Случай  $p = 1$  соответствует отсутствию такой компоненты.

Формирование обучающего массива информации происходит следующим образом.

Рассматривается произвольно выбранное на отрезке  $N - q$  число  $n$  и составляется подмножество индексов  $k$  в соответствии с формулами

$$\begin{aligned} n &= n_0 + h \times p & k &= n_0 + m \times p \\ n_0 &= L \text{ Mod } p & M &= (L - n_0) / p - d \\ 1 &\leq m \leq M, & 1 &\leq h \leq N - d, \end{aligned} \quad (12)$$

Далее, для произвольных  $h$  и  $m$  из заданных интервалов, по формулам (8) - (12) рассчитываются вектор  $\Delta_{nk}$  и величина *Success* ( $n, k$ ), которые совместно формируют учебный вектор *School* ( $n, k$ ). Множество таких векторов, отобранных по принципу равного представительства положительных и отрицательных вариантов, формируют учебный массив.

В случае удачного обучения на указанном материале нейронной сети получается экспертная система, отвечающая на вопрос: "Пригодна ли синоптическая ситуация  $k$  для прогноза дальнейшего изменения метеорологических величин в ситуации  $n$ ?". В случае положительного ответа на этот вопрос логично рассчитывать, что получаемый прогноз будет иметь силу не только для выбранных предикторов, но и для всех величин и явлений, отраженных в использованной базе данных. Входным вектором для экспертной системы (нейросети) является вектор  $\Delta_{nk}$ , рассчитанный по материалам текущих наблюдений.

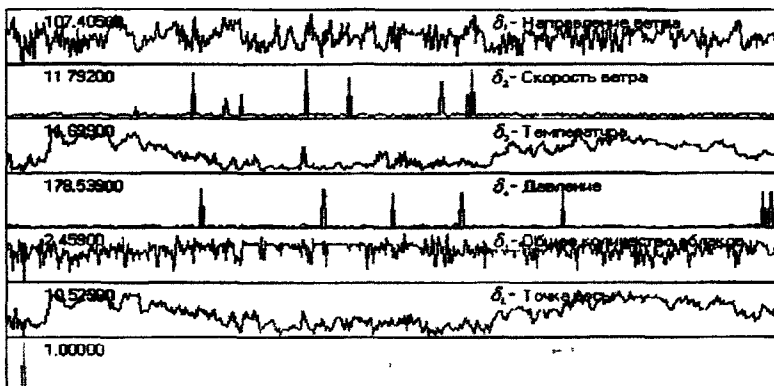


Рис.7 Пример расчета компонент вектора  $\Delta ik$  при заданном  $p$  в зависимости от  $k$ , в случае выбора шести указанных предикторов. Расчет производился для  $S=1$ (3 часа),  $p=q=8$  (24 часа),  $\beta_y=1$ .

Критериями точности  $\chi_j$  являлись:

по направлению ветра -  $\chi_1=30$  градусов;

по температуре -  $\chi_2=1$  градус  $^{\circ}\text{C}$ ;

по скорости ветра -  $\chi_3=20\%$ ;

(13)

по давлению -  $\chi_4=5$  Гпа;

по общей облачности  $\chi_5=2$  балла;

по влажности -  $\chi_6=2$   $^{\circ}\text{C}$  точки росы.

Произвольная точка на горизонтальной оси соответствует одному обучающему примеру для нейросети.

Из представленной выше методики следует, что функциональная связь (10), в ее полном виде, должна быть записана следующим образом

$$Success(\Delta, q, S, \chi, \beta_y) = \Phi(\delta_j, q, d, S, \chi_j, \beta_y) \quad (14)$$

т.е. конкретному набору аргументов  $(q, S, d, \chi, \beta_y)$  соответствует своя нейронная сеть. Вопрос об оптимальном выборе этих параметров будет являться задачей дальнейших исследований.

В настоящей работе принималось  $q = p = 8$ ,  $d=S$ ,  $\beta_y=1$ , критерии  $\chi_j$  варьировались в пределах до 200% по сравнению с (13), заблаговременность прогноза  $S$  - от 1 до 8, что соответствует периодам от 3 часов до одних суток.

Следует отметить, что представленная методика формально допускает получение как целого ансамбля прогнозов, так и отсутствие таковых по причине недостаточности объема имеющейся исторической базы данных по конкретному объекту. В последнем случае можно рекомендовать (с

определенной натяжкой) использовать данные ближайшего метеопоста или снизить используемые критерии точности прогноза.

Что касается возможности получения по данной методике ансамбля прогнозов, то такая ситуация вполне соответствует современным взглядам на стохастический характер метеопроцессов. Прогноз по ансамблю реализаций находится сейчас в центре внимания метеорологов.

Примечательно, что формально процедура (8) - (13) может быть описана в терминах нейросетевых алгоритмов и равносильна введению в нейросеть дополнительного слоя нейронов с известными синаптическими связями (нейроны на основе радиально-симметричных функций). Таким образом, по принятой в теории нейросетей классификации, результирующая сеть является гибридной. Поскольку стандартные нейропакеты не позволяют работать с гибридными сетями, было разработано дополнительное программное обеспечение.

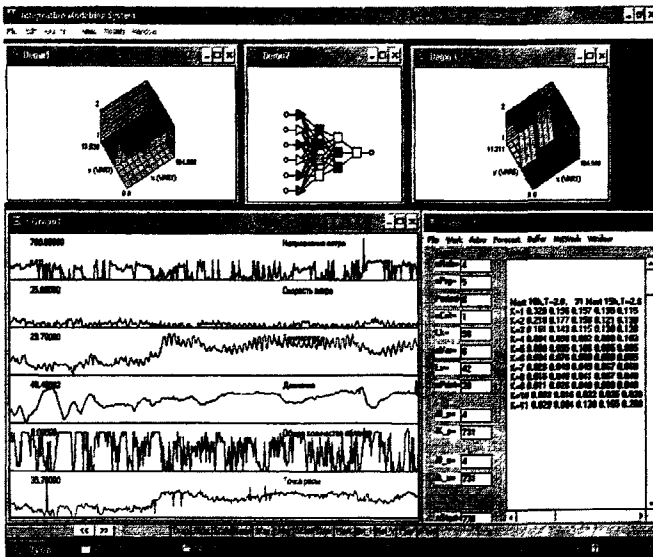


Рис.8 Программа "ForeCast"

На рис.8 представлен пример обучения трехслойного персептрона распознаванию функции успеха  $Success(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_L)$ . Указаны исходные данные по шести предикторам, показана архитектура построенной нейросети, рельеф функции  $Success(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_L)$  в плоскостях Скорость ветра – Температура и Направление ветра - Влажность, а также результаты статистической обработки распределения результатов прогноза температуры воздуха по группам точности (квантилям).

Глава 6 посвящена применению алгоритмов пакета STATISTICA Neural Networks для получения краткосрочного метеопрогноза по новой методике. Подробно описывается процедура проведения численных экспериментов по прогнозированию погоды на основе временных рядов по нескольким синоптическим параметрам. Представлены используемые форматы файлов.

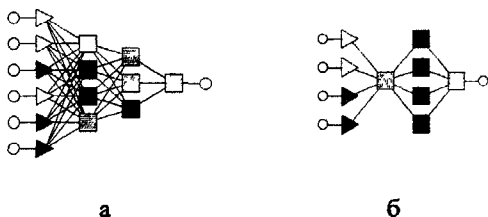


Рис.9 Конфигурации нейронных сетей, полученные для метеопрогноза по шести предикторам.

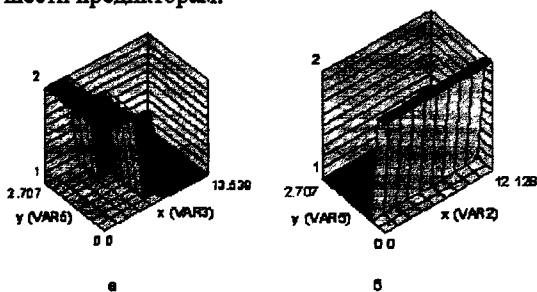


Рис.10 Рельеф функции  $Success(\Delta)$   
 а - плоскости Температура – Облачность,  
 б - плоскости Облачность– Скорость ветра.

Обсуждаются особенности процесса обучения и получаемые на выходе конфигурации нейронных сетей. Так сеть, представленная на рис.9а способна корректно распознавать возможность прогноза метеорологической ситуации с точностью до 95% по шести предикторам, указанным на рис.8. При введении в исходные данные случайных погрешностей на уровне 10%, уровень распознавания данной нейросети снижается до 90%. В то же время сравнительный анализ значимости различных предикторов, предусмотренный в нейропакете SNN, позволяет говорить о слабом влиянии на результат таких величин как давление и влажность. При их исключении из числа предикторов, нейросеть, (рис.9б) показывает результат до 85% распознавания.

На рис.10а представлен рельеф функции  $Success(\Delta)$  (см. формулу 14) в плоскости Температура – Облачность, а на рис.10б в плоскости Облачность–Скорость ветра, реализуемые нейросетью рис.9а.

В качестве примера анализируется применение разработанной методики для анализа метеорологической ситуации на 8 часов 22 июля 2001г.

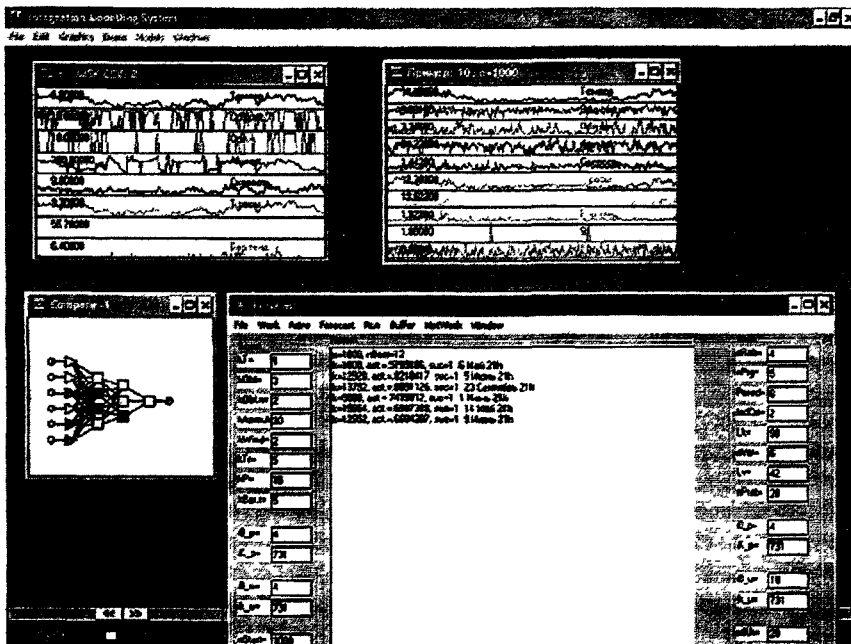


Рис 11. Ансамбль прогнозов, полученный на 8 часов 22 июля 2001 года

На рис. 11 представлен конкретный пример получения ансамбля прогнозов в программе “ForeCast”.

Далее в работе представлены результаты проведения численных расчетов, оценка быстродействия предложенной методики, методы оперативного формирования нейросетей и проведения прогнозов.

По результатам численных экспериментов дан статистический анализ качества получаемых прогнозов метеозлементов (на примере прогноза температуры воздуха).

Таблица 3. Статистическая оценка ошибок прогноза температуры воздуха на 3, 6 и 9 часов. (Омск, 1984 -1988гг, 17520 членов ряда)

Время	$\sigma$	П %
3	3,6	95
6	2,8	80
9	2,3	69

***В Заключение*** даны рекомендации относительно дальнейших исследований в данном направлении, а также сформулированы основные выводы по работе.

В результате проведенного диссертационного исследования были поставлены и успешно решены следующие задачи:

1. Произведен анализ эффективности применения стандартных алгоритмов нейронных сетей, разработанных для экстраполяции временных рядов в целях краткосрочного прогноза метеорологических величин. Получены статистические оценки точности результатов численных экспериментов.

2. Разработан и реализован новый подход к интерпретации данных метеорологических наблюдений, сводящий задачу прогноза к экспертной оценке локальной метеорологической ситуации, для проведения которой используются алгоритмы нейронных сетей.

3. Вероятностная интерпретация предложенной методики дает специалистам синоптикам дополнительный инструмент для получения ансамбля прогнозов погоды с указанием вероятности реализации каждого из его представителей.

4. Разработано специализированное программное обеспечение, включающее средства графического просмотра, цензурирования и корректировки исходных данных в базе и средства, реализующие краткосрочный прогноз на основе нейросетей.

5. Показана работоспособность и дана оценка эффективности предложенной методики краткосрочного прогноза. По результатам численных экспериментов получены статистические оценки точности предлагаемой методики при краткосрочном прогнозе.

6. На примерах рядов метеорологических величин, зарегистрированных на двух станциях единой метеорологической сети в районах с различными климатическими условиями (Санкт-Петербург, Омск) в различные временные периоды, показана ее устойчивость и перспективность.

7. Предложены рекомендации по дальнейшему развитию и использованию предложенной методики краткосрочного прогноза метеорологических величин.

*Библиографический список по теме диссертационного исследования*

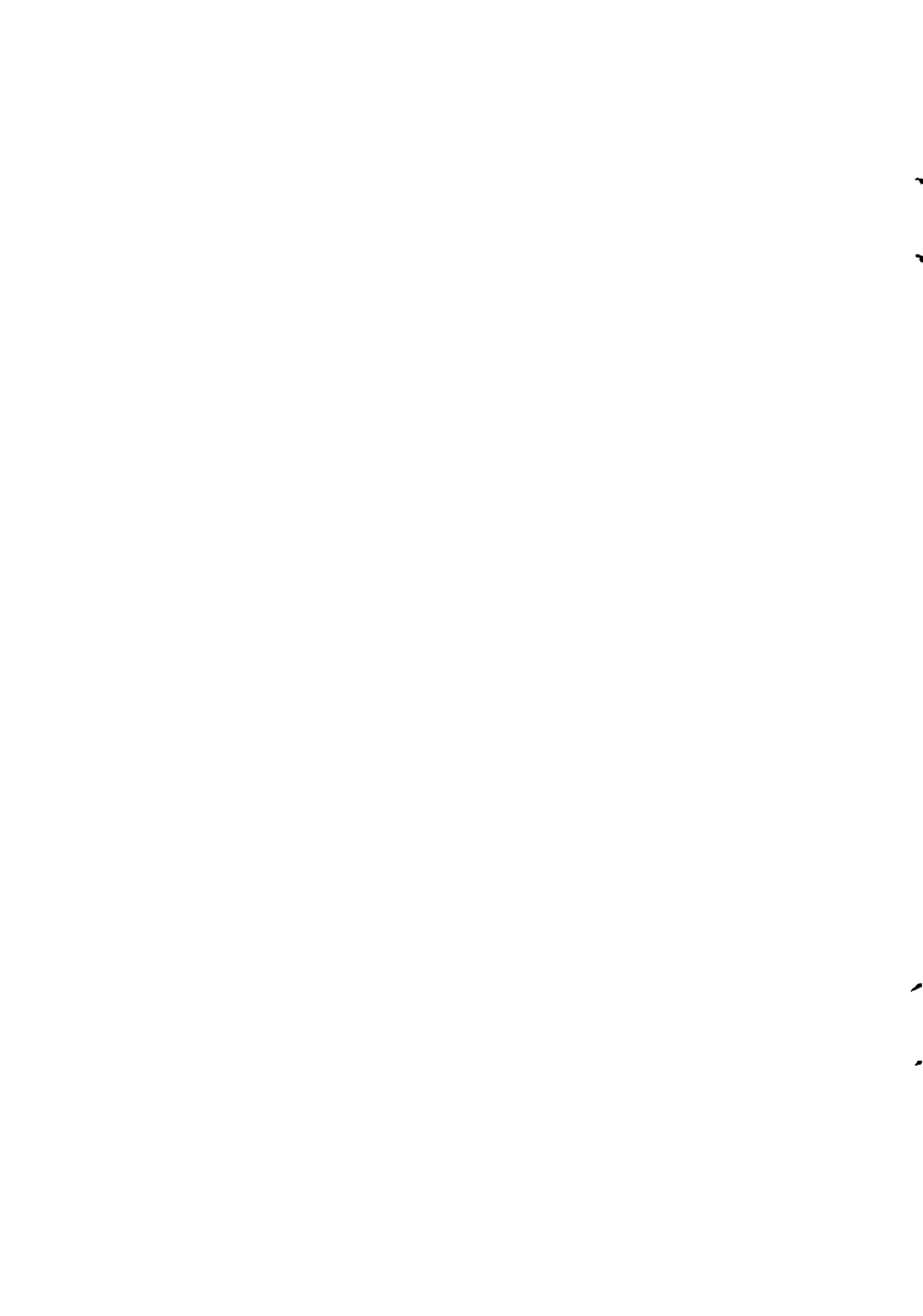
1. Грибин А.С, Кузнецов А.Д. Анализ возможностей применения стандартного аппарата нейронных сетей для краткосрочного прогноза временного хода температуры воздуха. // Материалы итоговой сессии ученого совета 25-26 января 2005 г. Информ. материалы. – СПб.: изд. РГГМУ 2005 С.21-23.

2. Грибин А.С. Использование преобразования Фурье для повышения эффективности обучения и применения нейронных сетей в задачах анализа временных рядов.// Материалы итоговой сессии ученого совета 25-26 января 2005 г. Информ. материалы. – СПб.: изд. РГГМУ 2005 С.21-23.

3. Грибин А.С. Новая методика использования временных рядов метеорологических величин для краткосрочного прогноза температуры воздуха. // Сборник трудов международной школы - конференции молодых ученых “Изменение климата и окружающая среда” 6-9 декабря 2005, Информ. материалы. – СПб. изд. РГГМУ (в печати).



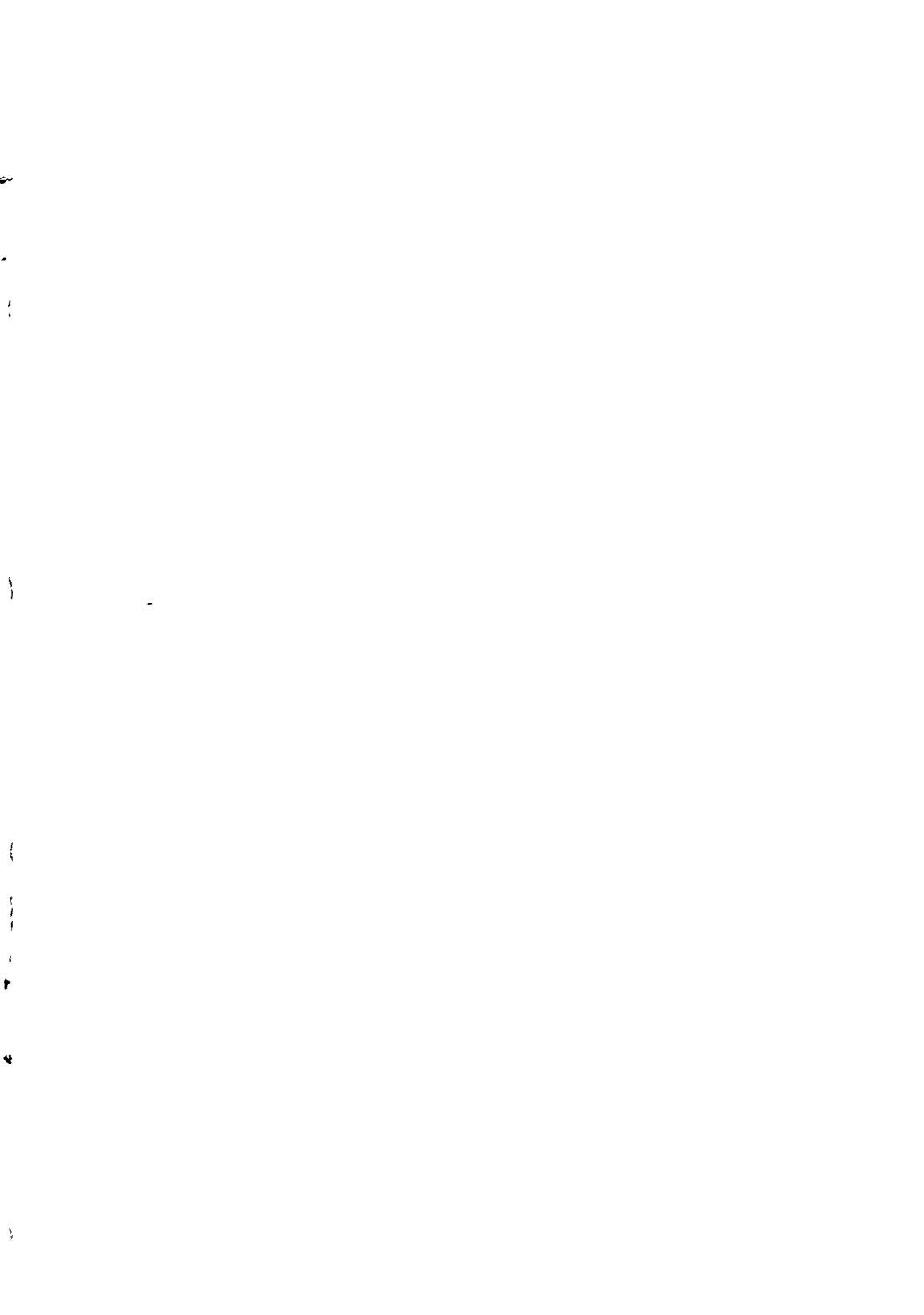
Грибин А.С.



Подписано в печать 07.11.2005 г.  
Формат 60x84 1/16. Бумага офсетная. Печать офсетная.  
Усл. печ. л. 1,3. Тираж 100 экз.  
Заказ № 222

Отпечатано в ООО «Издательство "ЛЕМА"»  
199004, Россия, Санкт-Петербург,  
В.О., Средний пр., д.24, тел./факс: 323-67-74  
e-mail: [izd\\_lemma@mail.ru](mailto:izd_lemma@mail.ru)





№ 2 2 2 6 7

РНБ Русский фонд

2006-4

17957