

УДК 519.95

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ С ПОМОЩЬЮ АППАРАТА ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ. КРАТКОСРОЧНЫЙ ПРОГНОЗ ТЕМПЕРАТУРЫ ВОЗДУХА

© А.С. Козадаев, А.А. Арзамасцев

Kozadaev A.S., Arzamastsev A.A. The time series forecasting by means of the artificial neural networks. Short-term forecast of the air temperature. The article considers the problems in experimental data processing. The experience of implementing the artificial neural networks technologies for solving the problems of time series forecasting is described on the example of the ambient temperature forecasting. In the process of computing experiment, the following results were achieved: a) analysis of the created sample from the standpoint of its fullness, uniformities and repeatability; b) controlled learning of the artificial neural networks, c) revealing the best formation for concrete problem with further estimation of quality of the education.

Введение. Прогнозирование временных рядов является важной научно-технической проблемой, т. к. позволяет предсказать поведение различных факторов в экологических, экономических, социальных и иных системах. Таким образом, основной целью любого прогнозирования является создание некой «машины времени», которая позволяет заглянуть в будущее и оценить тенденции в изменениях того или иного фактора. Такая «машина времени» в большинстве случаев базируется на методах математического моделирования, в частности на построении модельной авторегрессии, скользящей по временному ряду и позволяющей осуществлять экстраполирование на несколько шагов вперед [1, 2]. Качество прогноза в таком случае зависит от наличия предыстории изменяемого фактора, погрешностей измерения рассматриваемой величины, глубины памяти (т. е. числа одновременно учтенных членов временного ряда). Указанные алгоритмы широко используются в настоящее время в экологии, социальных науках и экономике.

В настоящее время активно развиваются системы искусственного интеллекта, базируемые на использовании аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС). В частности, с их помощью решается широкий круг проблем: построение моделей объектов при их

сильной зашумленности, недостатке информации, распознавание образов, кластеризация и т. д. [3–5]. Имеются попытки использования ИНС и в задачах прогнозирования.

Цель настоящей работы – показать, что аппарат искусственных нейронных сетей с успехом может быть использован для прогнозирования временных рядов на примере прогнозирования температуры воздуха в г. Тамбове.

Материалы и методы. Исходные данные для проведения вычислительного эксперимента были предоставлены ГУ «Тамбовский центр по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды». Они представляли собой файлы баз данных (.dbf), в которых фиксировались дата, время и значения температур воздуха в четырех различных точках г. Тамбова (посты № 1–4). Периодичность замеров составляла 6 часов. Данные покрывали период с января 2000 г. по август 2005 г. Таким образом, общая длина временного ряда для каждой точки замера температуры составляла 20454. Для проведения вычислительного эксперимента использовали один временной ряд, представляющий собой результат усреднения замеров по четырем постам. Фрагменты этого временного ряда (по годам) показаны на рис. 1–6.

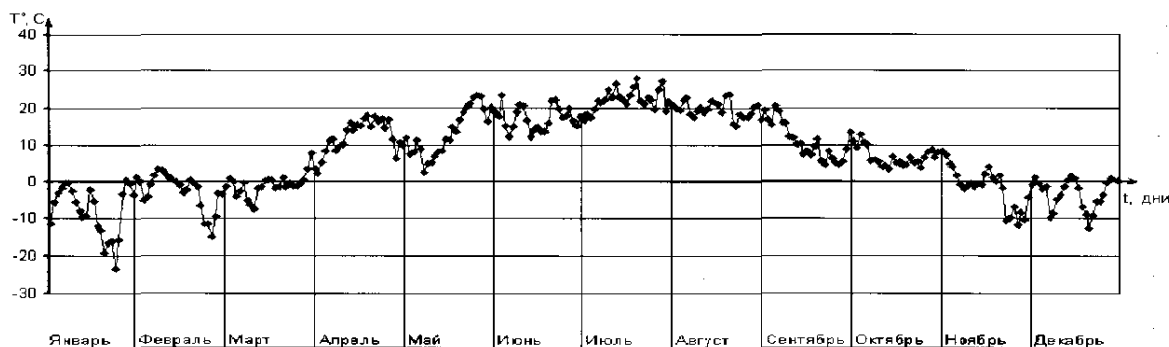


Рис. 1. Изменение температуры воздуха в г. Тамбове (2000 г.)

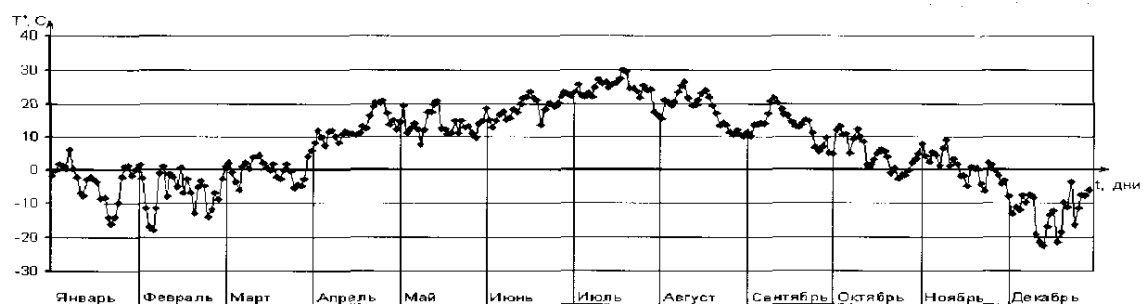


Рис. 2. Изменение температуры воздуха в г. Тамбове (2001 г.)

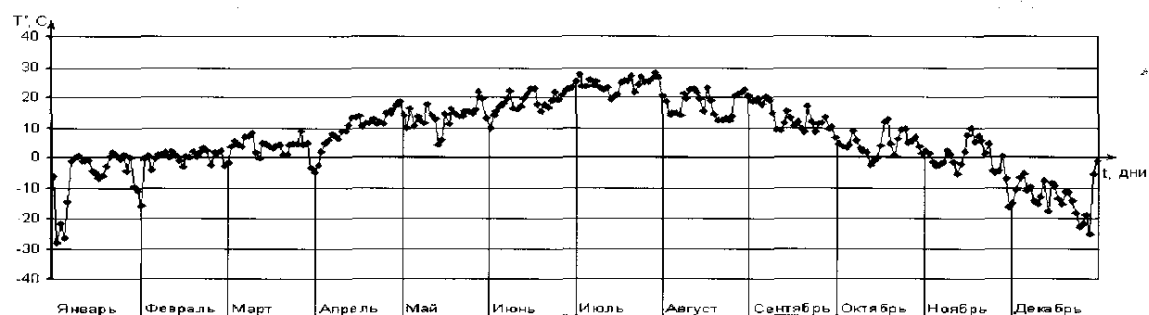


Рис. 3. Изменение температуры воздуха в г. Тамбове (2002 г.)

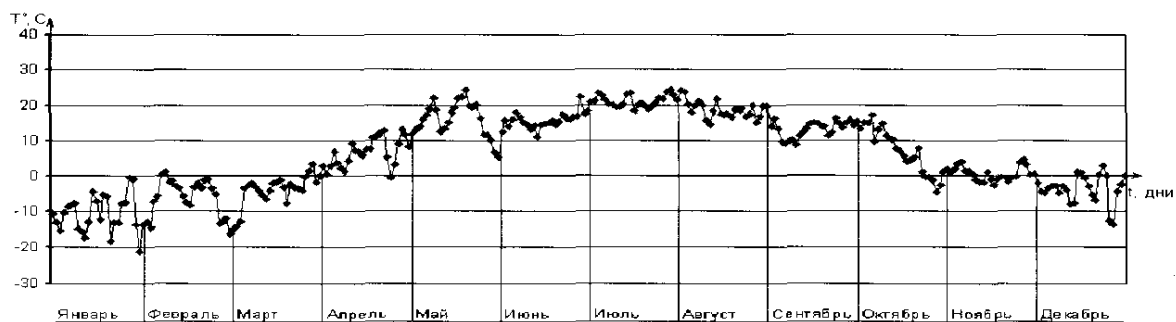


Рис. 4. Изменение температуры воздуха в г. Тамбове (2003 г.)

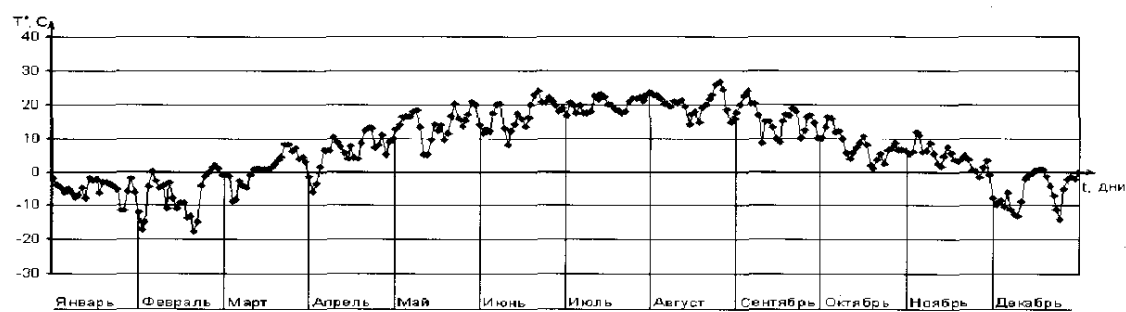


Рис. 5. Изменение температуры воздуха в г. Тамбове (2004 г.)

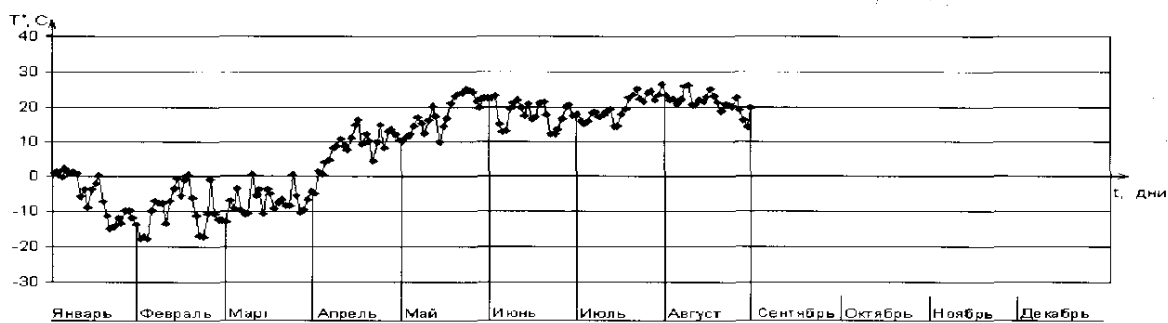


Рис. 6. Изменение температуры воздуха в г. Тамбове (2005 г.)



Рис. 7. Общая схема вычислительного эксперимента

Данные за 2000 год использовались для обучения ИНС, остальные — для проверки возможности применения нейросетевых технологий для прогнозирования временных рядов.

В качестве эмулятора нейронной сети использовалась программа Neural Network Wizard Версия 1.5 (демо) Copyright © 1999-2000 BaseGroup Lab (адрес <http://www.basegroup.ru>). Причиной такого выбора послужило неограниченное количество входных и выходных переменных, удобный интерфейс, возможность варьирования параметрами нейросети.

Вычислительный эксперимент проводили в соответствии со схемой, показанной на рис. 7.

Вычислительный эксперимент. При использовании в качестве прогнозирующего вычислительного устройства ИНС вначале необходимо решить вопрос о

подготовке данных для нейронной сети при ее обучении и эксплуатации. В принципе эта задача может быть решена различными путями.

Один из вариантов — использование в качестве входов номеров по порядку, а в качестве выходов — членов временного ряда (см. табл. 1).

Таблица 1

Вход	Выход
1	T_1
2	T_2
3	T_3
...	...
n	T_n

Такой вариант представления данных, безусловно, дает определенные результаты, но они неудовлетворительны для слабо формализованных задач. Для получения явных закономерностей, не нарушая исходные данные, в случае прогнозирования временных рядов, обучающая выборка может быть представлена многократным использованием в качестве входных полей одного временного ряда со смещением (см. табл. 2, рис. 8).

Для нахождения оптимальной архитектуры ИНС в ходе вычислительного эксперимента применялся конструктивный подход, т.е. за основу была взята сеть минимального размера, и постепенно увеличивалась до достижения требуемой точности, при этом на каждом шаге ее заново обучали.

Начальная конфигурация ИНС на этапе подбора архитектуры: активационная функция

$$F(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x_i}}, \quad \alpha - 1, \text{ число входов (количество}$$

входных нейронов) – 5, количество скрытых слоев – 1, число искусственных нейронов – 1, число выходов (количество выходных нейронов) – 1. Скорость обучения – 0,1, момент – 0,9, критерии остановки обучения: прошло 1000 эпох.

Первый этап вычислительного эксперимента заключался в преобразовании временного ряда в таблицу данных, как показано в таблице 2 ($k = 5, m = 1$), и нахождении оптимальной архитектуры ИНС.

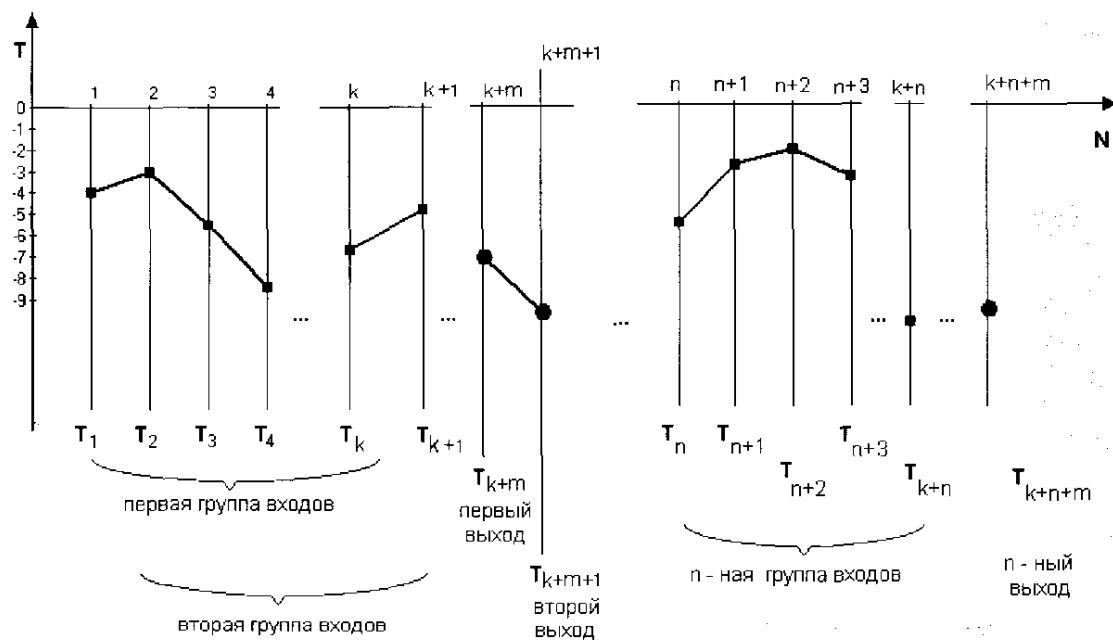


Рис. 8. Подготовка обучающей выборки для ИНС

В результате обучения ИНС заданной конфигурации были получены значения средней ошибки на обучающей выборке (см. табл. 2, рис. 9).

Таблица 2

Вход	Вход	Вход	Вход	...	Вход	Выход
1	2	3	4	...	k	
T_1	T_2	T_3	T_4	...	T_k	T_{k+m}
T_2	T_3	T_4	T_5	...	T_{k+1}	T_{k+1+m}
...	...	...	...	...	...	...
T_n	T_{n+1}	T_{n+2}	T_{n+3}	...	T_{k+n}	T_{k+n+m}



Рис. 9. Изменение средней ошибки на тестовой выборке

Таблица 3

Количество нейронов в скрытом слое	Значение ошибки	Количество нейронов в скрытом слое	Значение ошибки	Количество нейронов в скрытом слое	Значение ошибки	Количество нейронов в скрытом слое	Значение ошибки
1	0,00081	5	0,00061	9	0,00058	13	0,00057
2	0,00069	6	0,00059	10	0,00060	14	0,000608
3	0,00065	7	0,00060	11	0,00058	15	0,00062
4	0,00062	8	0,00058	12	0,00060	16	0,00059

Для продолжения вычислительного эксперимента было взято количество искусственных нейронов, соответствующее минимальной ошибке (табл. 3) – 13, и добавлен слой с одним нейроном. Результаты представлены в таблице 5 и гистограмме (рис. 10).

Из табл. 3 и гистограммы (рис. 10) видно, что средняя ошибка в случае использования двух слоев увеличилась. Таким образом, будем считать, что оптимальная архитектура нейронной сети для решения конкретной задачи 1 слой, 13 искусственных нейронов.

Выбор архитектуры сети такой, чтобы она не была перегружена и, соответственно, достаточно быстро обучалась, но, вместе с тем, достаточно полной для получения правдоподобного результата вычислений, осуществляли на втором этапе вычислительного эксперимента. Во избежание переобучения ИНС эксперимент был повторен с изменением критерия остановки, тестовое множество использовалось как валидационное (обучение прекращалось с выдачей сообщения о том, что ошибка на тестовом множестве увеличилась). Такой подход не только предотвращает переобучение ИНС, но сокращает время обучения. Значения ошибок приведены в табл. 4.

Начальные параметры ИНС на втором этапе вычислительного эксперимента не изменились.

Продолжение вычислительного эксперимента аналогично первому этапу (см. табл. 5 и рис. 12).

Анализируя значения табл. 5 и гистограммы (рис. 12), можно сделать вывод об успешном завершении вычислительного эксперимента, что оптимальная архитектура нейронной сети для решения данной задачи с использованием тестового множества как валидационного – 1 слой, 7 искусственных нейронов.

Заключительным этапом вычислительного эксперимента был сравнительный анализ и оценка качества прогнозов, с помощью ИНС, полученной оптимальной архитектуры (см. табл. 6).

Для проверки возможности прогнозирования временных рядов использовались две нейросети, полученные в результате первых двух этапов вычислительного эксперимента (см. табл. 6).

Таблица 4

Количество нейронов в скрытом слое		Значение ошибки
Первый слой	Второй слой	
13	1	0,000617
	2	0,000613
	3	0,000627
	4	0,000636

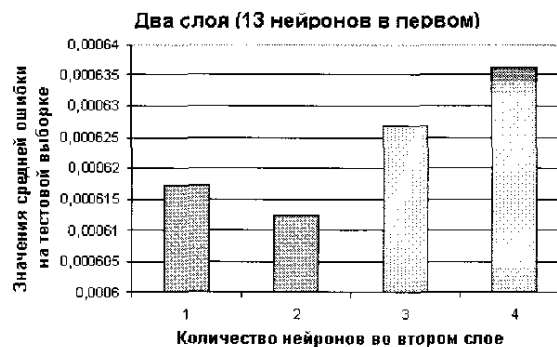


Рис. 10. Изменение средней ошибки на тестовой выборке

Таблица 5

Количество нейронов в скрытом слое	Значение ошибки	Количество эпох, прошедших до остановки обучения
1	0,0008178	8
2	0,0007631	14
3	0,0007912	6
4	0,0008218	5
5	0,0007625	12
6	0,0007756	8
7	0,0007534	18
8	0,0008023	7
9	0,0008077	10
10	0,0008129	7

Один слой нейронов



Рис. 11. Изменение средней ошибки на тестовой выборке (использование тестового множества как валидационного)

Таблица 6

Количество нейронов в скрытом слое		Значение ошибки
Первый слой	Второй слой	
7	1	0,000891
	2	0,000826
	3	0,000807
	4	0,000828
	5	0,000811
	6	0,000905
	7	0,000868
	8	0,000904

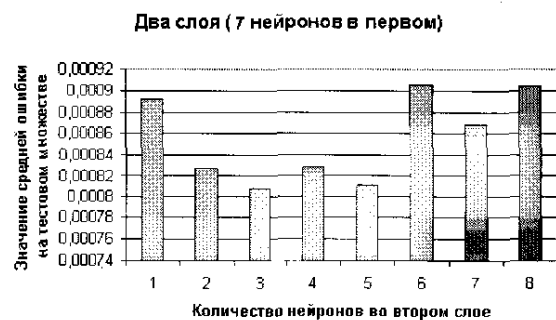


Рис. 12. Изменение средней ошибки на тестовой выборке (использование тестового множества как валидационного)

Таблица 7

Дата	Реальное	Прогноз	
		Нахождение оптимальной архитектуры	
		Прохождение заданного количества эпох	Использование тестового множества в качестве валидационного
03.02.2001	-2,8	-1,3981	-0,9069
03.05.2001	10,1	13,1063	13,9920
01.06.2002	7,6	6,01	7,9298
01.08.2003	14,4	12,4657	14,21619
01.09.2004	19,4	13,789	14,1203

ВЫВОДЫ

По причине невозможности долгосрочного прогнозирования температуры окружающей среды в ходе вычислительного эксперимента был проведен краткосрочный прогноз на один день вперед по усредненным данным. «Глубина погружения» составляла пять дней.

Сравнив результаты прогноза, полученного с использованием ИНС с известными значениями температуры воздуха, для произвольно выбранных дат (см. табл. 6), приходим к выводу о возможности прогнози-

рования временных рядов с помощью аппарата ИНС, поскольку погрешности отдельных прогнозов составляли не более 0.88 от доверительного интервала.

Наилучшие результаты прогноза получены в случаях, с наименьшими расхождениями в исходных данных по номиналам в пределах «глубины погружения».

ЛИТЕРАТУРА

1. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. М.: Мир, 1974.
2. Бриллингер Д. Временные ряды. М.: Мир, 1980. 536 с.
3. Александр Горбань, gorban@cc.krsience.rssi.ru. Вычислительный центр СО РАН, Красноярск-36.
4. Тюменцев Ю.В. Интеллектуальные автономные системы – вызов информационным технологиям. М.: МАИ им. С. Орджоникидзе, 1980.
5. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / пер. на рус. язык Ю.А. Зуева, В.А. Точенова. М., 1992.

БЛАГОДАРНОСТИ: Авторы выражают признательность директору ГУ «Тамбовский центр по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды» Дуднику Сергею Николаевичу за предоставление данных для проведения вычислительного эксперимента.

Поступила в редакцию 27 апреля 2006 г.