

Кроме того, в приложении предусмотрена настройка справочного листа расценок и расхода топлива, по которому с помощью комбинации функций поиска находится стоимость топлива, необходимого для осуществления грузоперевозки. При изменении цены на конкретный вид топлива в справочной таблице выполняется необходимая корректировка и стоимость маршрута автоматически пересчитывается.

Таким образом, авторы создали приложение, способное за малый промежуток времени составить оптимальный маршрут перевозки груза, тем самым значительно снизить затраты на транспортировку продукции.

Эффективность данной разработки заключается в том, что она автоматизирует процесс построения оптимального пути, тем самым сокращает её продолжительность. Данная работа, при незначительной настройке таблицы с расстояниями между конкретными населёнными пунктами, может быть успешно использована отделом логистики любой компании для снижения общих транспортных издержек. Кроме того, разработанное приложение может быть адаптировано к специфике любой компании, задачей которой является организация процесса транспортировки готовой продукции.

Внедрение в логистическую систему новейших информационных технологий и методов оптимизации логистических ресурсов позволяет предприятию улучшить эффективность управления транспортной и сбытовой деятельностью, сократить товарно-материальные запасы, снизить операционные издержки и себестоимость продукции, а также повысить степень удовлетворенности потребителей логистическим сервисом.

Список цитированных источников

1. Стерлигова, А.Н. Логистика и управление цепями поставок / А.Н. Стерлигова. – М.: Бизнес Элайнмент, 2008. – 168 с.
2. Трусов, А.Ф. Excel 2007 для менеджеров и экономистов: логистические, производственные и оптимизационные расчёты / А.Ф. Трусов. – СПб.: Питер, 2009. – 256 с.

УДК 551.50; 004.8

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТЕМПЕРАТУРЫ ВОЗДУХА В ПРОГРАММЕ DEDUCTOR

Сидак С. В., Шикасюк Е. И.

Брестский государственный технический университет, г. Брест, Беларусь

Введение. При моделировании гидрометеорологических процессов формальное описание не всегда возможно, как правило, по причине большой размерности реальных систем, зашумленности и нелинейности. Поэтому необходим поиск альтернативных методов прогноза такого рода временных рядов. Такой альтернативой традиционным методам стало прогнозирование гидрометеорологических рядов с помощью аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС), потому что нелинейная структура ИНС позволяет строить модели, которые в достаточной точности описывают реальные процессы[1].

Цель работы – анализ возможности прогнозирования гидрометеорологических рядов с помощью аппарата искусственных нейронных сетей.

Исходные данные. В данной работе использованы метеорологические данные Государственного учреждения «Республиканский центр по гидрометеорологии, контролю радиоактивного загрязнения и мониторингу окружающей среды» Министерства природных ресурсов и охраны окружающей среды Республики Беларусь о среднемесячной температуре воздуха за период с 1978 по 2016 гг. Таким образом, общая длина временного ряда составила 468. График изменения среднемесячных температур воздуха Беларуси за рассматриваемый период представлен на рис. 1.

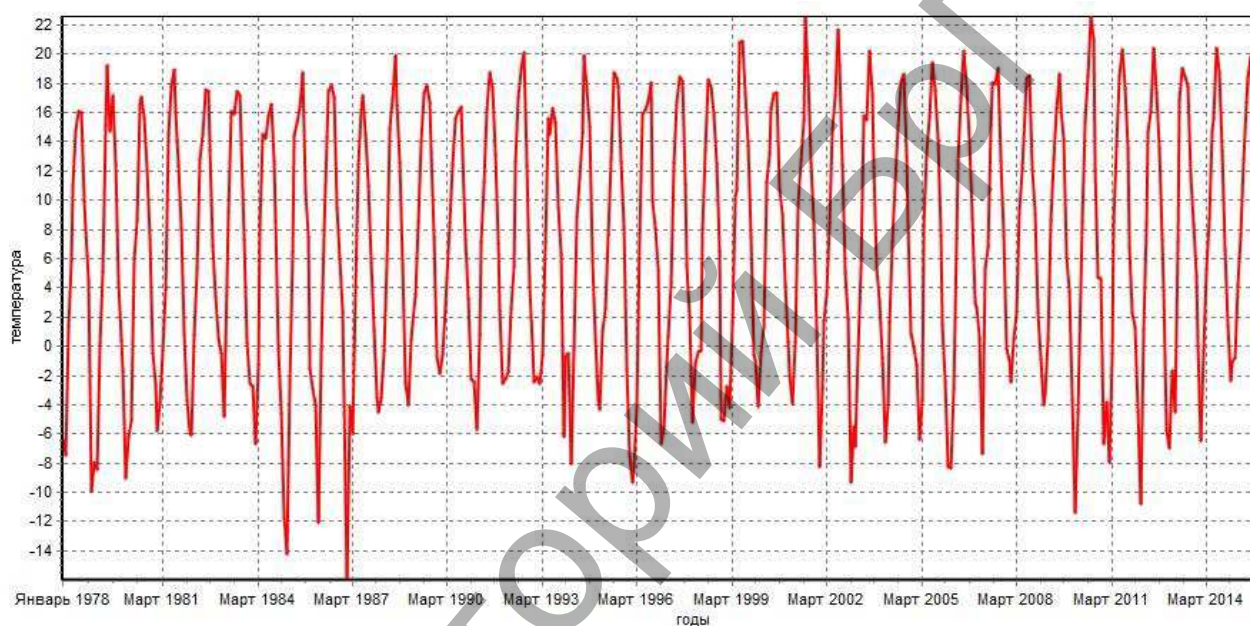


Рисунок 1 – Изменение температуры воздуха в Беларуси (1978 – 2017 гг.)

В качестве эмулятора нейронной сети использовалась программа DeductorAcademic 5.3. Для получения закономерностей временного ряда, в случае его прогнозирования, обучающая выборка может быть представлена многократным использованием в качестве входных полей одного временного ряда со смещением [2]. Для этого в программе Deductor выполнена трансформация данных к скользящему окну с глубиной погружения, равной 12.

Первый этап прогнозирования данных заключался в преобразовании временного ряда температур к таблице данных, как показано в таблице 1 ($l=12, m=1$).

Таблица 1 – Входные и выходные поля

Вход 1	Вход 2	...	Вход l	Выход
T_1	T_2	...	T_l	T_{l+m}
T_2	T_3	...	T_{l+1}	T_{l+m+1}
...
T_n	T_{n+1}	...	T_{l+n-1}	$T_{l+m+n-1}$

В программе Deductor в основе обработчика «Нейросеть» лежит многослойный персептрон с двумя алгоритмами обучения – классическим BackProp и его модификацией

RProp. В данной работе использован метод Resilent Propagation (RProp) – эластичное распространение. Алгоритм использует так называемое «обучение по эпохам», когда коррекция весов происходит после предъявления сети всех примеров из обучающей выборки. Преимущество данного метода заключается в том, что он обеспечивает сходимость, а следовательно, и обучение сети в 4-5 раз быстрее, чем алгоритм обратного распространения.

Начальная конфигурация ИНС: число входов (количество входных нейронов) – 12, количество скрытых слоев – 1, число выходов – 1. В результате обучения ИНС получены значения коэффициентов детерминации и ошибок на тестовой выборке (таблица 2).

Таблица 2 – Результаты обучения ИНС

Количество нейронов в скрытом слое	Значение ошибки на тестовой выборке	Коэффициент детерминации	Количество нейронов в скрытом слое	Значение ошибки на тестовой выборке	Коэффициент детерминации
1	0,0051	0,905	6	0,0042	0,945
2	0,0049	0,928	7	0,0022	0,966
3	0,0031	0,947	8	0,0040	0,969
4	0,0040	0,946	9	0,0045	0,960
5	0,0077	0,956	10	0,0076	0,975

Для продолжения вычислительного эксперимента было взято количество искусственных нейронов, соответствующее минимальной ошибке (таблица 2) – 7, и добавлен слой с одним нейроном. Однако средние ошибки в случае использования двух слоев увеличились. Следовательно, будем считать, что оптимальная архитектура нейронной сети для решения конкретной задачи – 1 слой, 7 нейронов.

На рисунках 2 и 3 представлены графы нейросети с 12 входными нейронами, 7 нейронами в скрытом слое и прогноз температуры воздуха по этой сети на 2017-2018 гг.

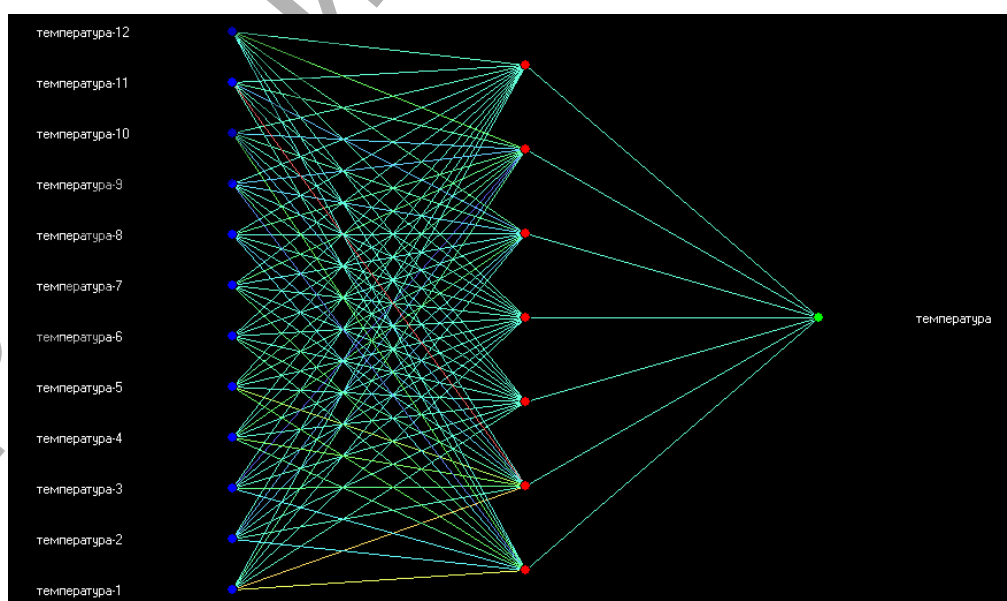


Рисунок 2 – Граф нейросети с 12 входными нейронами

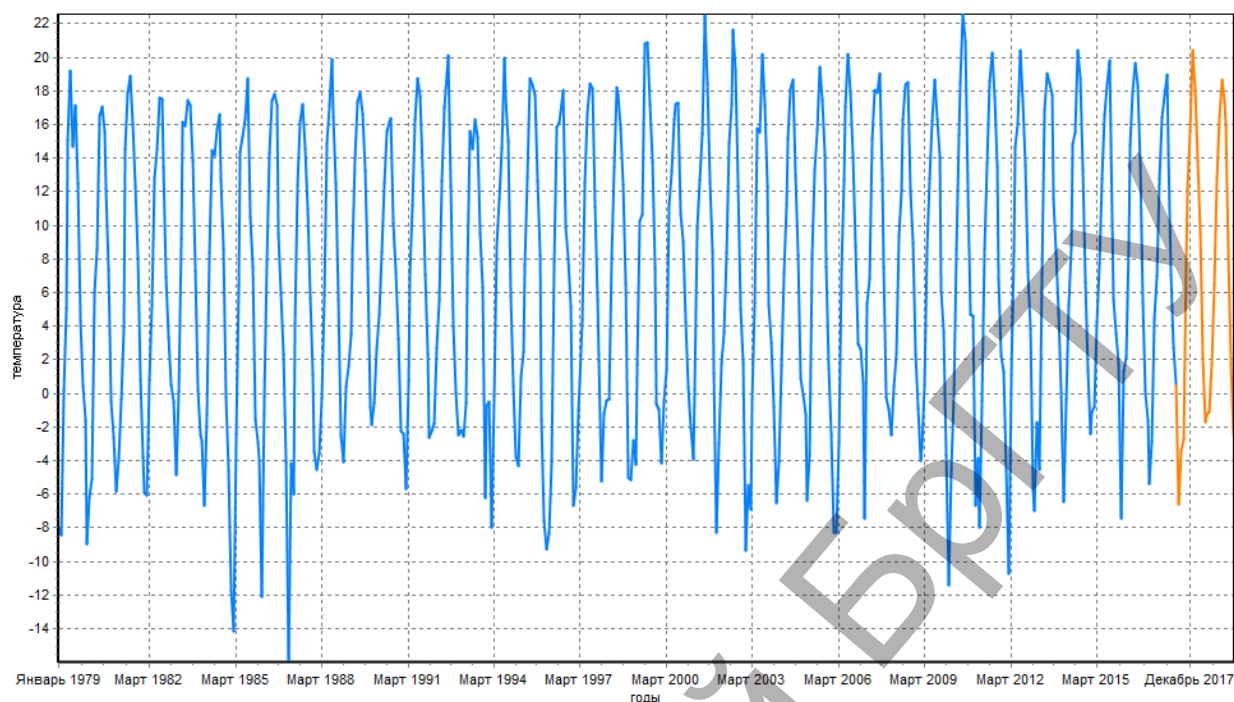


Рисунок 3 – Прогнозирование температуры воздуха на 2 года вперед

Учитывая данные таблицы 2, можем сделать вывод о том, что программа Deductor может быть успешно применена при прогнозировании гидрометеорологических рядов данных методом искусственных нейронных сетей.

Список цитированных источников

1. Бокс, Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М.: Мир, 1974.
2. Козадаев, А.С. Прогнозирование временных рядов с помощью аппарата искусственных нейронных сетей. Краткосрочный прогноз температуры воздуха / А.С. Козадаев, А.А. Арзамасцев // Вестн. Тамб. ун-та. Сер: Естеств. и техн. науки. – Тамбов, 2006. – Т. 11, Вып. 3. С. 299-304.

УДК 681.3

О ПОСТРОЕНИИ СИСТЕМЫ СРЕДСТВ ДЛЯ ЦЕЛЕЙ ОБУЧЕНИЯ КОНСТРУИРОВАНИЮ ДИНАМИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ

Слинко Е. В., Скарубо А. О.

*Брестский государственный технический университет, г. Брест, Беларусь
Научный руководитель: Муравьев Г. Л., канд. техн. наук, доцент*

Для анализа разнообразных объектов широко используются описания систем динамического уровня. Универсальным средством их реализации служат имитационные модели, отличающиеся потенциально высокой адекватностью, точностью воспроизведения характеристик, универсальностью в экспериментах.

Формально они представляют собой наборы взаимодействующих случайных процессов, в частном случае – детерминированных. Это требует теоретических знаний и