

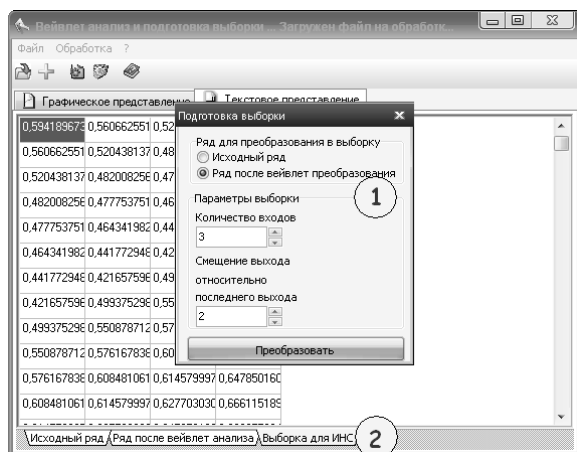


Рис. 2. Внешний вид программной реализации вейвлет-преобразования: 1 – настройка параметров подготавливаемой выборки для ИНС; 2 – выбор отображения исходного ряда, ряда после вейвлет-анализа или готовой выборкой для обучения ИНС

На основании вышеизложенного были подготовлены обучающие выборки для ИНС путем изменения допустимых значений порядка вейвлета и глубины

разложения. Подготовка обучающих выборок для обучения ИНС реализована путем многократного использования в качестве полей значения исходного временного ряда со смещением [4]. Для всех выборок были созданы и обучены ИНС.

В ходе проделанной работы было выявлено, что применение вейвлет-преобразования в качестве предварительной обработки данных при прогнозировании временных рядов с помощью аппарата ИНС имеет значительный результат.

ЛИТЕРАТУРА

1. Новиков Л.В. Основы вейвлет-анализа сигналов: учебное пособие. М., 1999. 152 с.: ил.
2. Астафьева Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения // Успехи физических наук. 1996. Т. 166. № 11. С. 1145–1170.
3. Дремин И.М., Иванов О.В., Нечитайло В.А. Вейвлеты и их использование // Успехи физических наук. 2001. Т. 171. № 5. С. 465–501.
4. Козадаев А.С., Арзамасцев А.А. Прогнозирование временных рядов с помощью аппарата искусственных нейронных сетей. Краткосрочный прогноз температуры воздуха // Вестн. Тамб. ун-та. Сер. Естеств. и техн. науки. Тамбов, 2006. Т. 11. Вып. 3. С. 299–304.

Поступила в редакцию 23 декабря 2007 г.

ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ ДЛЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

© А.С. Козадаев

В задачах прогнозирования временных рядов (ВР), в отличие от анализа случайных выборок, данные рассматриваются как последовательность измерений, упорядоченных в неслучайные моменты времени. Это отчасти позволяет идентифицировать и, более или менее, формально описать модель ряда, а соответственно, использовать для задач анализа ВР методы математической статистики [1, 2].

При моделировании реальных систем формальное описание не всегда возможно по причине, как правило, большой размерности реальных систем, зашумленности и нелинейности. По этой причине приходится искать альтернативные методы прогноза ВР. Такой альтернативой традиционным методам стало прогнозирование ВР с помощью аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС), потому что нелинейная структура ИНС позволяет строить модели, которые в достаточной точности описывают реальные процессы [3, 4]. И хотя ИНС на сегодняшний день являются одним из наиболее популярных подходов для решения задач прогнозирования, все же есть ряд нерешенных вопросов. Например, при прогнозировании ВР с помощью аппарата ИНС затруднение вызывает формирование обучающей выборки (ОВ), т. к. стандартные методы не всегда подходят для распознавания образов, меняющихся во времени.

Говоря о качестве ОВ, необходимо заметить, что качество ОВ – показатель, характеризующий степень схожести ситуаций, описываемых наборами ОВ.

Для оценки качества ОВ необходимы показатели, численно отображающие сходство образов внутри классов ОВ и сходство образов в разных классах ОВ. В работе Р.А. Тарасенко и В.А. Крисилова введены понятия повторяемость ОВ и противоречивость ОВ, где повторяемостью ОВ называется показатель, характеризующий количество одинаковых образов в классах, а противоречивостью ОВ – показатель, характеризующий количество одинаковых образов, принадлежащих разным классам [5].

В данном случае автор рассматривает вариант расчета средних суммарных показателей (ССП) повторяемости и противоречивости ОВ.

Количественно СПП повторяемости ОВ

$$R = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k r_i, \quad (1)$$

где n – общее количество наборов в ОВ, k – количество классов ОВ, r_i – повторяемость i -го класса (количество наборов, описывающих одинаковые ситуации и принадлежащие одному классу).

Для расчета ССП противоречивости и повторяемости ОВ необходимо ввести понятие повторяемость входных векторов r_{input} , которое равно количеству дублируемых строк в наборе входных векторов, тогда ССП противоречивости ОВ

$$D = \frac{r_{input} - R}{n}. \quad (2)$$

На основании формул (1) и (2) была написана программа для оценки качества ОВ, результатом которой является вывод о качестве ОВ, строящийся на сочетании ССП повторяемости и противоречивости ОВ.

Исходными данными для проведения вычислительного эксперимента служили специально подготовленные выборки с заведомо известными показателями повторяемости и противоречивости.

Для проверки прогностических способностей ИНС, обученных на этих выборках, также была написана программа – эмулятор нейронной сети с использованием библиотеки компонентов NeuralBase Copyright © 2000 BaseGroup Lab (адрес <http://www.basegroup.ru>). Критериями для оценки качества ОВ служили скорость обучения ИНС с различными значениями ССП противоречивости и повторяемости при одинаковых остальных параметрах и прогностическая способность обученной сети.

Обе программы написаны в Borland® Turbo Delphi® for Microsoft® Windows™ Copyright © 2005 Borland® Software Corporation. All Rights Reserved.

При формировании ОВ для вычислительного эксперимента была выбрана следующая стратегия. Первоначально ВР был задан функцией. Для получения явных закономерностей, без нарушения исходных данных, обучающие выборки были представлены многократным использованием в качестве полей значения исходного временного ряда со смещением [6], с даль-

нейшим изменением повторяемости и противоречивости.

Изменение показателя повторяемости осуществлялось введением дополнительных векторов, являющихся дубликатами уже имеющихся в выборке. Изменение показателя противоречивости осуществлялось путем введения дополнительных векторов, полностью дублирующих входные поля с измененными целевыми полями путем прибавления незначительно малой случайной величины.

Результатом проделанной работы является введение понятий ССП повторяемости и противоречивости, позволяющих адекватно и однозначно судить о качестве ОВ, вне зависимости от количества классов ее составляющих. Предложенный вариант расчета показателей позволяет точно характеризовать процентное соотношение количества одинаковых образов в одних и тех же (повторяемость) и различных (противоречивость) классах.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. М.: Мир, 1974.
2. Бриллиндер Д. Временные ряды. М.: Мир, 1980.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / пер. на рус. яз., Ю.А. Зуева, В.А. Точенова. М., 1992.
4. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польского И.Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002.
5. Тарасенко Р.А., Крислов В.А. Предварительная оценка качества обучающей выборки для нейронных сетей в задачах прогнозирования временных рядов // Тр. Одесского политехнического ун-та. 2001. Вып.1 (13). С. 90–93.
6. Козадаев А.С., Арзамасцев А.А. Прогнозирование временных рядов с помощью аппарата искусственных нейронных сетей. Краткосрочный прогноз температуры воздуха // Вестн. Тамб. ун-та. Сер. Естеств. и техн. науки. Тамбов, 2006. Т. 11, Вып. 3. С. 299–304.

Поступила в редакцию 24 декабря 2007 г.

СИСТЕМНОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ОБЪЕКТОВ ГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ КАК ТЕХНОГЕННО ОПАСНЫХ

© О.В. Кондраков

Согласно В.В. Кафарову [1], всякая система состоит из взаимосвязанных и взаимодействующих между собой и внешней средой частей и в определенном смысле представляет собой замкнутое целое.

Под системой газовой промышленности понимается совокупность взаимосвязанных объектов, предназначенных для добычи, хранения и транспортировки газа.

Газ является токсичным горючим легковоспламеняющимся взрывоопасным веществом, следовательно, объекты газовой промышленности являются техногенно опасными, к которым относятся:

- газовая скважина;
- газонапорные станции (ГНС) и газонапорные пункты (ГНП);
- газораспределительные станции (ГРС);
- трубопроводы;

– газорегуляторные пункты (ГРП) и шкафные регуляторные пункты (ШРП);

– газовые хранилища (рис. 1).

В процессе эксплуатации на объект газовой промышленности оказывают воздействие различные факторы, влияющие на его техническое состояние: технологические параметры (давление, температура, агрессивность рабочей среды, расход газа); параметры окружающей внешней среды (перепады температур, коррозионная активность грунта, оползни, подвижка грунта, землетрясения); неблагоприятные метеоусловия (шторм, ураган, ливень); внешние механические воздействия способствуют развитию дефектов изготовления и монтажа, охрупчиванию металла и сокращают срок службы объектов [3].

Основными причинами техногенных аварий являются:
– изношенность и старение оборудования;