$$N = O\left(\frac{W}{\varepsilon}\right),$$

где N – размер обучающего множества; W – количество свободных параметров сети; ε – допустимая ошибка; $O(\cdot)$ – порядок заключенной в скобки величины.

Расчеты показывают, что при величине допустимой ошибки 1 % требуемый размер обучаемого множества приблизительно составит 4500 примеров, что потребует около 1,5 месяцев для проведения измерений. Таким образом, создание неинвазивных инструментов сбора данных для построения нейросетевой модели, непосредственный сбор данных и создание модели являются перспективными исследовательскими задачами.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. StatSoft, Inc. (2001). Электронный учебник по статистике. Москва, StatSoft. WEB: http://www.statsoft.ru/home/textbook/default.htm.
2. *Хайкин, Саймон*. Нейронные сети: полный курс. – 2-е изд., испр.: Пер. с англ. – М.: 000 "И.Д. Вильяме", 2006. – 1104 с.
3. *Синютин С.А.* Структурный анализ ускорений при ходьбе человека для определения развиваемой мощности // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2008. – № 2 (79). – С. 66-76.
4. Фундаментальная и клиническая физиология / Под ред. А.Г. Камкина и А.А. Каменского. – М.: Академия, 2004. – С. 513-702.
5. *Лищук В.А.* Математическая теория кровообращения. – М.: Медицина, 1991. – С. 7-51.
6. *Владимиров Ю.А., Рощупкин Д.И., Потапенко А.Я., Деев А.И.* Биофизика: Учебник. – М.: Медицина, 1983. – С. 225-243.
7. Теоретические основы фазового анализа сердечного цикла / Под ред. М.Ю. Руденко. – Москва, Хельсинки: Изд-во ИКМ, 2007. – С. 39-58.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор А.Ф. Бабякин.

Рябоконь Александр Сергеевич
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Южный федеральный университет».
E-mail: chiptagan@mail.ru.
344006, г. Ростов-на-Дону, ул. Большая Садовая, 105/42.
Тел: +79289572080.

Ryabokon Alexander Sergeevich
Federal State-Owned Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”.
344006, Rostov-on-Don, Bolshaya Sadovaya Street, 105/42.
E-mail: chiptagan@mail.ru.
Phone: +79289572080.

УДК 621.302

С.И. Клевцов

ОСОБЕННОСТИ ВЫБОРА ПАРАМЕТРОВ НАСТРОЙКИ МОДЕЛИ СГЛАЖИВАЮЩЕГО ВРЕМЕННОГО РЯДА ДЛЯ ОСУЩЕСТВЛЕНИЯ КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИЗМЕНЕНИЯ ФИЗИЧЕСКОЙ ВЕЛИЧИНЫ

Приведена последовательность построения модели сглаживающего временного ряда первой степени для осуществления краткосрочного прогнозирования изменения физической величины. Оценено влияние параметров настройки модели временного ряда на погреш-

ность прогнозирования. Определены общие правила выбора их значений. Анализ показывает, что для обеспечения хорошей точности прогнозирования с помощью временных рядов необходимо выбрать постоянную сглаживания, соответствующую динамике прогнозируемого процесса. Для устранения или максимального сокращения участка настройки адаптации временного ряда и расширения участка прогнозирования следует точно задавать начальные значения аппроксимирующих коэффициентов для определения исходной функции.

Временной ряд; модель; прогноз; микроконтроллер; физическая величина.

S.I. Klevtsov

CHOICE OF PARAMETERS FOR ADJUSTMENT MODELS OF A SMOOTHING TIME NUMBER FOR SHORT-TERM FORECASTING OF PHYSICAL SIZE

The scheme of forecasting of physical size by means of adaptive polynomial models of a time series of the first order is developed. Influence of adjusting parameters for model of a time number on a forecasting error is estimated. The general rules of a choice of their values are defined. The analysis shows, that for maintenance of good accuracy of forecasting by means of time numbers it is necessary to choose the constant of smoothing corresponding to dynamics of predicted process. For elimination or the maximum reduction of an adjusting site for adaptation of a time number and expansion of a site for forecasting it is necessary to set precisely initial values of approximating factors for representation of initial function.

Time series; model; forecasting; microcontroller; physical quantity.

Прогнозирование значений физической величины, определяющей состояние технического объекта, позволяет повысить безопасность функционирования объекта и предотвратить возможные нештатные ситуации. Процедура прогнозирования может осуществляться в реальном времени с помощью микроконтроллерного модуля сбора и обработки информации датчиков, работающего в составе системы мониторинга, на основе использования временных рядов. Однако при ее реализации необходимо учитывать особенности съема и преобразования информации для прогнозирования, связанные с цифровой обработкой сигналов и нередко с ограниченными возможностями микроконтроллера модуля. Поскольку шаг дискретизации при съеме данных можно установить небольшим, таким, что изменение параметра в течение нескольких последовательных шагов будет незначительным, при построении модели временного ряда для усреднения можно использовать многократное экспоненциальное сглаживание [1, 2]. Это позволит повысить точность прогнозирования.

Пусть значения контролируемого параметра технического объекта $y = f(t)$ измеряются микроконтроллерным модулем в дискретные моменты времени с постоянным шагом *h*. В результате получим массив $Y = \{y_i\}_{i=0}^{n}$ измеренных значений параметра $y_i = f(t_i)$ в точках $t_0, t_1, ..., t_n$; $t_n = T$; $t_i = t_{i-1} + h$. Необходимо определить значение параметра *y* в точках $\tau = T + kh$, $k = \overline{1, K}$, где *K* – число, определяющее диапазон прогнозирования.

В качестве прогнозирующего ряда использовалась модель сглаживающего временного ряда первой степени [1]. Этот ряд обладает хорошими адаптивными свойствами, алгоритм его реализации не столь сложен, как у адаптивной модели временного ряда второй степени и поэтому может быть реализован в микроконтроллерном модуле в режиме реального времени без ущерба для выполнения функций модуля по сбору и обработке данных с датчиков физических величин.

В рамках принятой модели для аппроксимации изменения параметра y во времени будем использовать полином 1-й степени вида

$$X(t) = a_1 + a_2 t\,. \tag{1}$$

Тогда прогнозное значение $X(\tau)$ параметра y в точках τ будет равно

$$X(\tau) = (2 + \frac{\alpha}{\beta}kh)S_T - (1 + \frac{\alpha}{\beta}kh)S_T^{[2]}, \tag{2}$$

где S_T и $S_T^{[2]}$ – экспоненциальные средние, которые определяются по формулам:

$$S_T = \alpha y_T + \beta S_{T-1}\,,\ \ S_T^{[2]} = \alpha S_T + \beta S_{T-1}^{[2]}, \tag{3}$$

α – постоянная сглаживания, которую необходимо подбирать, $\beta = 1 - \alpha$.

Для того чтобы запустить процесс расчета, необходимо задать начальные значения S_0 и $S_0^{[2]}$:

$$S_0 = \bar{a}_{1,0} - \frac{\beta}{\alpha}\bar{a}_{2,0}\ ,\ \ S_0^{[2]} = \bar{a}_{1,0} - \frac{2\beta}{\alpha}\bar{a}_{2,0} \tag{4}$$

Здесь $\bar{a}_{1,0}$ и $\bar{a}_{2,0}$ – начальные оценки коэффициентов a_1 и a_2 в формуле (1). Для их определения необходима еще одна выборка значений параметра y: $Y^0 = \left\{y_1^0, y_2^0, ..., y_l^0\right\}$, где $y_l^0 = f(t_l^0)$, $l = 1,2,...,L$ и $y_L^0 = y_0$. На временном участке $\left[t_l^0, t_L^0\right]$, используя массив значений параметра $Y = \left\{y_l^0\right\}_{l=1}^{L}$, с помощью метода наименьших квадратов формируется аппроксимация $y(t) = \bar{a}_{1,0} + a_{2,0}t$ и, следовательно, определяются начальные значения коэффициентов аппроксимации $\bar{a}_{1,0}$ и $\bar{a}_{2,0}$.

После определения $\bar{a}_{1,0}$ и $\bar{a}_{2,0}$ определяем S_0 и $S_0^{[2]}$ по формуле (4). Затем в каждой точке $t_i \in [t_1, ..., t_n]$ рассчитываем реальное значение параметра $y_i = f(t_i)$, здесь функции $f(t)$ задается (вид ее представлен ниже), и рассчитываем прогнозное значение по формулам (3), т.е. сначала считаем S_t и $S_t^{[2]}$ и (2) собственно прогнозное значение $x_i(t_{i-1} + h)$.

Исследование влияния параметров настройки полиномиальной модели сглаживающего временного ряда на точность прогнозирования изменения физической величины проводилось с использованием модели исходной функции *f=A*sin(t)*.

Адаптивные модели временного ряда характеризуются рядом параметров настройки, которые существенно влияют на результаты прогнозирования. Это сглаживающий коэффициент α и коэффициенты *a1* и *a2* начального представления *F=a1+a2*t* исходной функции, в рассматриваемом случае *f=A*sin(t)*.

Исходные данные для моделирования: интервал моделирования $0 <= t <= \pi$; шаг моделирования (интервал дискретности) $h_m = \pi/400$; амплитуда синусоидального сигнала $A = 1$. Рассмотрим поведение адаптивной модели временного ряда первой степени при шаге прогнозирования $h = h_m$.

Коэффициенты *a1* и *a2* начального представления *F=a1+a2*t* исходной функции существенно влияют на длительность и амплитуду этапа адаптации модели к поведению прогнозируемой функции. Поскольку при малых углах для синуса угла справедлива аппроксимация $sin(t)\approx t$, то для снижения этого влияния установим следующие значения коэффициентов $a1 = 0,0$; $a2 = \pi/400$. Абсолютная погрешность аппроксимации начального представления функции в этом случае пренебрежимо мала (порядка 10^{-8}), относительная погрешность составляет 10^{-5} или 0,001 %.

Анализ влияния сглаживающего коэффициента α на погрешность прогнозирования показывает, что изменение α не оказывает существенного влияния на погрешность прогнозирования на начальном участке (в диапазоне 0 <= t <= 0,7). Однако с увеличением α снижается погрешность в центральной части диапазона прогнозирования (на участке 0,7<= t <= 1,8 погрешность изменяется от 0,008 при α = 0,09 до 0,0015 при α = 0,3) и имеется тенденция к небольшому увеличению погрешности на краю диапазона (от 0,014 при α = 0,09 до 0,016 при α = 0,3). Графики изменения абсолютного значения приведенной погрешности для различных значений α при «точном» задании начального представления исходной функции приведены на рис. 1.

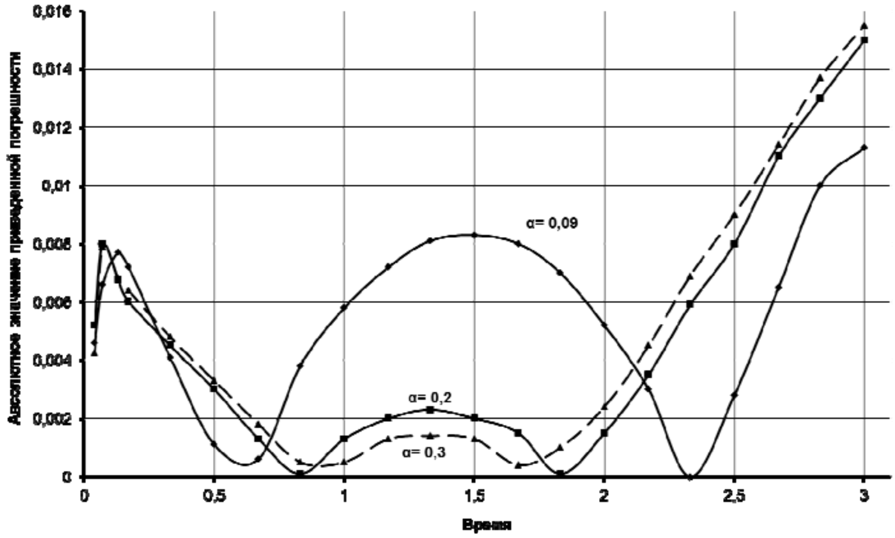

Рис. 1. Графики изменения абсолютного значения приведенной погрешности аппроксимации при «точном» задании значений начального представления исходной функции

Рассмотрим влияние коэффициентов $a1$ и $a2$ начального представления $F=a1+a2*t$ исходной функции. Если при определении этих коэффициентов использовать линейную аппроксимацию на интервале, большем $\pi/400$, то коэффициенты будут отличаться от ранее определенных. Возьмем точки $t= \pi/400$ и $t= \pi/40$. Тогда коэффициенты принимают следующие значения: $a2 = 0,99$; $a1 = 8,8E\text{-}06$. Шаг прогнозирования h прежний. Погрешность аппроксимации начального представления функции в этом случае значительно больше погрешности предыдущего представления (на 3 порядка) и составляет $3 \cdot 10^{-5}$ (максимальное значение), относительная погрешность составляет величину 0,0007 или 0,07 %. Сглаживающий коэффициент α менялся от минимального значения α = 0,09 до величины α = 0,29. На рис. 2 представлено характерное поведение временного ряда на этапе адаптации.

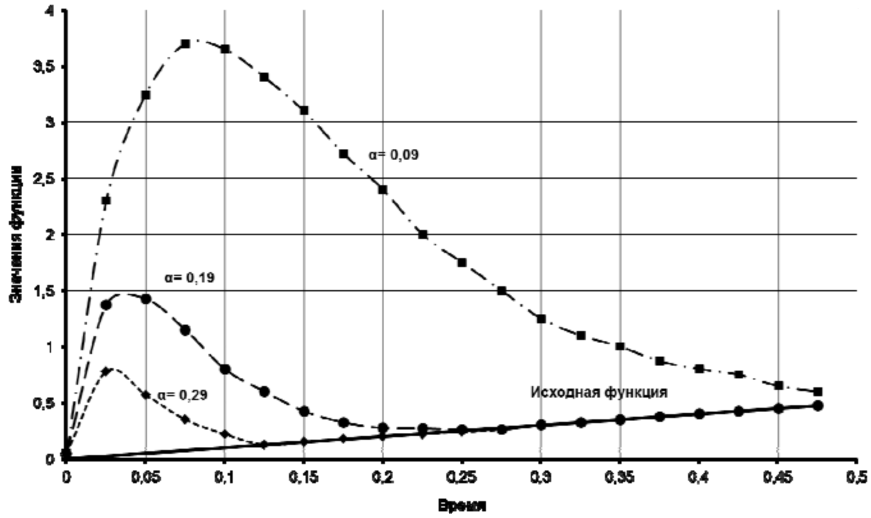

Рис. 2. График изменения функции и прогнозирующего временного ряда при неточном задании значений начального представления исходной функции

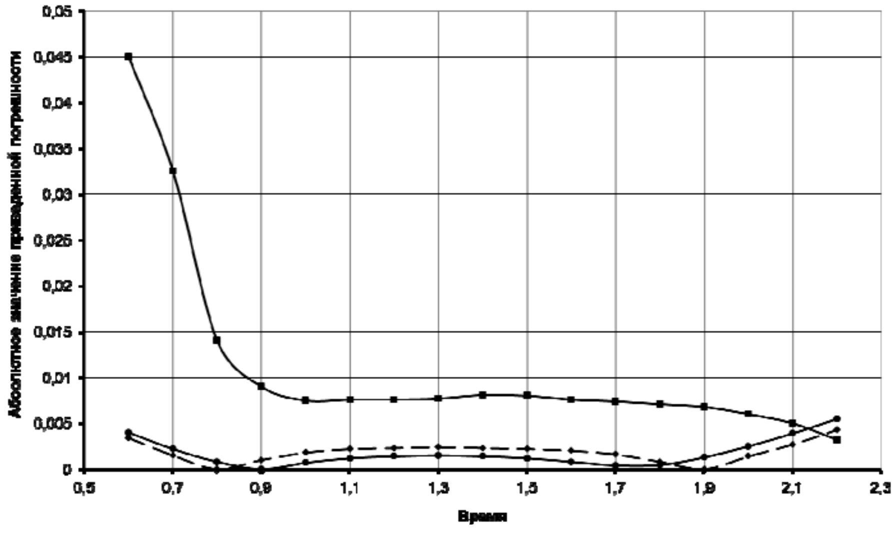

Рис. 3. Графики изменения абсолютного значения приведенной погрешности аппроксимации при неточном задании значений начального представления исходной функции

Моделирование показало, что в условиях неточного задания значений функции на начальном этапе прогнозирования период настройки адаптации временного ряда уменьшается с ростом α (от 0,6 при $\alpha = 0{,}09$ до 0,15 при $\alpha = 0{,}29$). При этом амплитуда всплеска и отношение амплитуды всплеска к значению функции также уменьшается (от 3,7 и 37 при $\alpha = 0{,}09$ до 0,8 и 27 при $\alpha = 0{,}29$ соответственно). Приведенная и относительная погрешности также уменьшаются (от 0,007 и 0,008 при $\alpha = 0{,}09$ до 0,002 и 0,002 при $\alpha = 0{,}29$ соответственно). Однако на краях диапазона прогнозирования наблюдается рост погрешностей до единиц процентов.

Графики изменения абсолютного значения приведенной погрешности на участке 0,7<t<2,6 для различных значений α при неточном задании начального представления исходной функции приведены на рис. 3.

Таким образом, анализ показывает, что для обеспечения хорошей точности прогнозирования с помощью временных рядов необходимо выбрать постоянную сглаживания, соответствующую динамике прогнозируемого процесса, а также для устранения или максимального сокращения участка настройки адаптации временного ряда и расширения участка прогнозирования следует точно задавать начальные значения коэффициентов аппроксимации исходной функции.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Лукашин Ю.П.* Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
2. *Бокс Дж., Дженкинс Г.* Анализ временных рядов, прогноз и управление. – М.: Мир, 1974. – 197 с.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор С.В. Тарарыкин.

Клевцов Сергей Иванович
Технологический институт федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Южный федеральный университет» в г. Таганроге.
E-mail: sergkmps@mail.ru.
347900, г. Таганрог, ул. Петровская, 81.
Тел.: 88634328025.

Klevtsov Sergey Ivanovich
Taganrog Institute of Technology – Federal State-Owned Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”.
E-mail: sergkmps@mail.ru.
81, Petrovsky Street, Taganrog , 347900, Russia.
Phone: +78634328025.

УДК 621.391.2

А.Ю. Матюнин

МЕТОД РАСШИРЕНИЯ МНОЖЕСТВА ПРОСТРАНСТВЕННО-ВРЕМЕННЫХ ОБРАЗОВ СИГНАЛОВ ОТ ДЕФЕКТОВ МНОГОКАНАЛЬНОЙ ДЕФЕКТОГРАММЫ МАГНИТНОГО ДЕФЕКТОСКОПА РЕЛЬСОВ

Предложен метод расширения множества пространственно-временных образов сигналов от дефектов многоканальной дефектограммы магнитного дефектоскопа рельсов, который позволяет уменьшить вероятность ошибки классификации и локализации решающего правила алгоритма распознавания. Полученные результаты исследований подтверждают эффективность разработанного метода, применяемого для расширения множества при условии однозначного разделения входящих в него подмножеств, что является важным и актуальным шагом в преодолении проблемы нерепрезентативных данных при разработке алгоритма распознавания.

Метод; пространственно-временной образ; спектральная теорема; алгоритм; дефектограмма; классификация; собственное число.