

19. Pashaev A.M., Gasanov A.R., Iskenderov I.A., Agaev E.A. Beskontaktnyy metod opredeleniya stepeni zagruzhennosti i tsentrovki vozdushnykh sudov [Non-contact method for determining the degree of congestion and alignment of aircraft]. Patent-Dis. AR. Gos. Com. By Stand, Meter. and Patent, Baku, 2016.
20. Cummins J. , Bering A., Adams D., Sterkenburg R. Automated Estimation of an Aircraft's Center of Gravity Using Static and Dynamic Measurements. Available at: <https://sem.org/automated-estimation-of-an-aircrafts-center-of-gravity-using-static-and-dynamic-measurements-10-pages/>.
21. Airbus A319. Aircraft characteristics, Airport and maintenance planning. AIRBUS S.A.S.Customer Serv. Tech. Data Supp. and Serv. 31707 Blagnac Cedex.FRANCE. 2012, 542 p.

Статью рекомендовал к опубликованию академик Т.А. Алиев.

Пашаев Ариф МирДжалал оглы – Национальная Академия Авиации (НАА) Азербайджанской Республики (АР), г. Баку; e-mail: dzhanakhmedov@yahoo.com; Азербайджанская Республика, AZ-1045, г. Баку, Бина, 25-й км; академик НАН АР; д.ф.-м.н.; профессор.

Гасанов Афиг Рашид оглы – e-mail: hasanov@naa.edu.az; кафедра радиоэлектроники; зав. кафедрой; член. корр. НАН АР; д.т.н.; профессор.

Набиев Расим Наби оглы – e-mail: nabiyevrasim@gmail.com; нач. отдела «Авиационная электроника»; д.т.н.; профессор.

Искендеров Ислам Асад оглы – e-mail: islam.nus@mail.ru; кафедра авионики; к.ф.-м.н.; доцент.

Pashaev Arif Mir Jalal oglu – National Academy of Aviation (NAA) of the Republic of Azerbaijan, Baku; e-mail: dzhanakhmedov@yahoo.com; Azerbaijan Republic, AZ-1045, Baku, Bina, 25 km; academician of the National Academy of Sciences of Azerbaijan; dr. of ph.-math. sc.; professor.

Hasanov Afif Rashid oglu – e-mail: hasanov@naa.edu.az; the department of radioelectronics; head the department; member of corr. NAS of Azerbaijan; dr. of eng. sc.; professor.

Nabiyev Rasim Nabi oglu – e-mail: nabiyevrasim@gmail.com; head of Aviation Electronics Department; dr. of eng. sc.; professor.

Isgandarov Islam Asad oglu – e-mail: islam.nus@mail.ru; the department of avionics; cand. of ph.-math. sc.; associate professor.

УДК 681.3.062

DOI 10.23683/2311-3103-2018-3-167-177

С.И. Клевцов, А.Б. Клевцова

ВЛИЯНИЕ ПАРАМЕТРОВ МОДЕЛИ НА ПЕРИОД АДАПТАЦИИ СГЛАЖИВАЮЩЕГО ВРЕМЕННОГО РЯДА ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ИЗМЕНЕНИЙ МЕДЛЕННО МЕНЯЮЩЕЙСЯ ФИЗИЧЕСКОЙ ВЕЛИЧИНЫ

При использовании временного ряда для прогнозирования значений параметров технических объектов и физических переменных необходимо учитывать особенности съема данных для прогнозирования, связанные с цифровой обработкой сигналов. Шаг дискретизации при съеме данных можно установить небольшим. Если изменение параметра в течение нескольких последовательных шагов будет незначительным, то в качестве базовой модели временного ряда можно использовать ряды на основе многократного экспоненциального сглаживания. Для выполнения прогнозирования в микроконтроллере в фоновом режиме был выбран ряд с простым алгоритмом реализации, но позволяющий получить результат с приемлемой погрешностью. Однако, при прогнозировании медленно меняющихся физических величин, ряд имеет период адаптации. Ряд в рамках периода адаптации характеризуется высокой погрешностью и не пригоден для прогнозирования. Задача заключается в сокращении периода адаптации. Эта задача может быть решена с помощью настройки параметров временного ряда. В работе приведены результаты исследований

влияния параметров настройки на длительность и форму периода адаптации. В качестве параметров рассматривались сглаживающий коэффициент, коэффициенты начального представления ряда, а также шаг прогнозирования. Оценено влияние параметров настройки ряда на длительность периода адаптации. На основе выявленных закономерностей определены рекомендации по выбору параметров настройки ряда, которые позволят снизить длительность периода адаптации. В частности, определено, что изменение сглаживающего коэффициента не оказывает существенного влияния на погрешность прогнозирования на начальном участке. Проведенный 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 задать начальные значения коэффициентов аппроксимации исходной функции.

Временной ряд; модель; прогнозирование; технический параметр; период адаптации; микропроцессор; реальное время.

S.I. Klevtsov, A.B. Klevtsova

INFLUENCE OF MODEL PARAMETERS ON THE ADAPTATION PERIOD OF A SMOOTHING TIME SERIES IN PREDICTING CHANGES IN A SLOWLY VARYING PHYSICAL QUANTITY

When using a time series to predict the values of technical object parameters and physical variables, it is necessary to take into account the features of data extraction for forecasting associated with digital signal processing. The sampling step at data capture can be set to small. If the parameter change is insignificant for several consecutive steps, then we can use rows based on multiple exponential smoothing as the base model of the time series. To perform the prediction in the microcontroller in the background, a series with a simple implementation algorithm was chosen, but allows obtaining the result with an acceptable error. However, when predicting slowly varying physical quantities, the series has an adaptation period. The series within the adaptation period is characterized by a high error and is not suitable for forecasting. The task is to shorten the period of adaptation. This task can be solved with the help of setting the time series parameters. The paper presents the results of studies on the influence of tuning parameters on the duration and shape of the adaptation period. As parameters, the smoothing coefficient, the coefficients of the initial representation of the series, and the prediction step were considered. The effect of the series settings on the duration of the adaptation period is estimated. Based on the identified regularities, recommendations on the choice of parameters for setting the series have been determined, which will allow reducing the duration of the adaptation period. In particular, it is determined that the change in the smoothing coefficient does not significantly affect the prediction error at the initial segment. The analysis shows that in order to ensure good accuracy of forecasting with time series, it is necessary to choose a smoothing constant corresponding to the dynamics of the predicted process. To eliminate or reduce the time series adaptation and extend the prediction section, it is necessary to specify the initial values of the approximation coefficients of the original function.

Time series; model; forecasting; technical parameter; adaptation period; microprocessor; real time.

Введение. Внешние и внутренние физические факторы, такие как температура, давление и другие влияют на технический объект в процессе его эксплуатации. Результатом этого воздействия является изменения параметров объекта. Изменения параметров могут быть недопустимыми и привести к опасной ситуации или аварии [1–5]. Для предотвращения опасной ситуации осуществляется контроль и прогнозирование изменения параметров [4, 6–10]. Контроль и прогнозирование параметров должен осуществляться в режиме реального времени [7, 11]. Управление объектом осуществляет локальная или распределенная микроконтроллерная система, в состав которой входят датчики физических величин, с помощью которых

снимаются значения параметров объекта в реальном времени [7, 11–13]. Эти данные можно использовать для выполнения прогнозирования. В данной работе в качестве инструмента для прогнозирования изменения параметра рассматривается временной ряд [14–18]. Прогнозирование позволяет определить возможность опасного изменения параметра раньше того момента времени, когда это изменение произойдет. Контролирующая система в этом случае имеет больше времени, чтобы предотвратить опасную ситуацию. Поскольку задачи управления являются приоритетными для микроконтроллерной системы, важно выбрать для прогнозирования простой временной ряд. В этом случае алгоритм реализации прогнозирования будет простым и будет выполняться в микроконтроллере системы в фоновом режиме [19, 20].

Прогнозирование медленно меняющихся параметров с использованием некоторых моделей временных рядов характеризуется периодом адаптации, когда наблюдается существенное возрастание погрешности, а ряд не может рассматриваться как прогнозирующий [21]. На длительность периода адаптации ряда влияют его характеристики, которые необходимо настраивать [21]. Важно также определить закономерности, используя которые можно с помощью подстройки характеристик ряда управлять длительностью периода адаптации так, чтобы его длительность не превышала заданную, а погрешность прогнозирования была в установленных пределах, определенных конкретной задачей мониторинга объекта.

Постановка задачи. Значения контролируемого параметра технического объекта $y = f(t)$, измеряются в дискретные моменты времени с постоянным шагом h . В итоге имеется массив измеренных значений параметра $y_i = f(t_i)$ в точках t_0, t_1, \dots, t_n ; $t_n = T$; $t_i = t_{i-1} + h$. Прогнозирование заключается в определении значения параметра y в точках за пределами времени последнего измерения, то есть в точках $\tau = T + kh$, $k = 1, K$, где K – число, определяющее диапазон прогнозирования.

В работе рассматривается модель сглаживающего временного ряда первой степени, который обладает хорошими адаптивными свойствами [22, 23]. Алгоритм реализации ряда проще, чем у адаптивной модели временного ряда второй степени. Поэтому он может выполняться в микроконтроллере в фоновом режиме и практически не мешать реализации функций управления техническим объектом.

Таким образом, используется полином 1-ой степени вида [22]:

$$X(t) = a_1 + a_2 t. \quad (1)$$

Тогда прогнозное значение y в точках τ будет определяться по формуле

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

где S_T и $S_T^{[2]}$ – экспоненциальные средние, α – постоянная сглаживания, которую необходимо подбирать, $\beta = 1 - \alpha$.

В качестве медленно меняющейся физической переменной была использована функция $f=A*\sin(t)$. Адаптивные модели временного ряда характеризуются рядом параметров настройки, которые существенно влияют на результаты прогнозирования. Это – сглаживающий коэффициент α , коэффициенты a_1 и a_2 начального представления (1) исходной функции и шаг прогнозирования h .

Исходные данные для моделирования:

- ◆ интервал моделирования $0 \leq t \leq \pi$;

- ◆ шаг моделирования (интервал дискретности) $h_m = \pi/400$;
- ◆ амплитуда синусоидального сигнала $A = 1$.

Периодом адаптации T_a будем считать временной интервал на начальном этапе при запуске процесса прогнозирования, на котором погрешность значительно превышает среднюю погрешность прогнозирования, фиксируемую на основном этапе. На возникновение и длительность периода адаптации могут влиять коэффициенты a_1 и a_2 начального представления (1) и сглаживающий коэффициент α .

Поведение модели на начальном участке прогнозирования. Рассмотрим поведение адаптивной модели временного ряда первой степени при шаге прогнозирования $h = h_m$.

Рассмотрим влияние сглаживающего коэффициента α на результаты прогнозирования. Известно, что чем меньше α , тем меньше дисперсия экспоненциальной средней и, следовательно, в большей степени фильтруются колебания исходного ряда. Это актуально для прогнозирования медленно меняющегося параметра, значения которого снимаются с объекта с помощью датчика и обрабатываются в микроконтроллере. С другой стороны, при увеличении α возрастает скорость реакции ряда на изменения прогнозируемого параметра.

Таким образом, для увеличения веса свежих данных следует увеличивать значение α , с другой стороны, для сглаживания случайных отклонений значение α нужно уменьшать. Р. Браун [24] в качестве компромиссного варианта рекомендует устанавливать α в диапазоне от 0,1 до 0,3. Ряд авторов считает, что подобные ограничения некорректны [22]. Необходимо определить варианты компромиссного решения задачи.

Кроме того, коэффициенты a_1 и a_2 также могут существенно влиять 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 оценки возможности использования линейной аппроксимации для определения коэффициентов a_1 и a_2 установим на начальном этапе прогнозирования их начальные значения равными: $a_1 = 0.0$; $a_2 = 1.0$. Модель (1) в этом случае повторяет с высокой точностью исходную функцию в начальной стадии прогнозирования и при таких данных можно предположить, что период адаптации будет отсутствовать.

Для оценки влияния сглаживающего коэффициента на результаты прогнозирования рассмотрим несколько версий значений α . Установим $\alpha = 0,09$. Это значение, согласно [21], целесообразно использовать для достаточно медленно меняющихся процессов. Также рассмотрим варианты с установкой сглаживающего коэффициента α , равным 0, 2 и 0,3, что приемлемо для процессов с немного более быстрой динамикой изменения значений и соответствует рекомендациям Р. Брауна [24]. Для более полного анализа также будем рассматривать версии для $\alpha = 0,5$, $\alpha = 0,7$ и $\alpha = 0,9$.

Результат прогнозирования представлен на рис. 1 и 2.

Несмотря на высказанные ранее предположения, полученные результаты показывают наличие периода адаптации при всех значениях α , хотя начальные значения a_1 и a_2 были выбраны так, чтобы модель (1) повторяла форму исходной функции в начале процесса прогнозирования. Исключение составляет версия для $\alpha = 0,9$, однако при этом значении α временной ряд не осуществляет сглаживание случайных колебаний, что негативно сказывается на прогнозировании в случае обработки реального сигнала и, как правило, такая версия не используется. Полученный для $\alpha = 0,9$ можно объяснить тем, что в этом случае имеет место так называемая наивная модель, согласно которой прогноз равен текущему фиксируемому значению снимаемого сигнала [22].

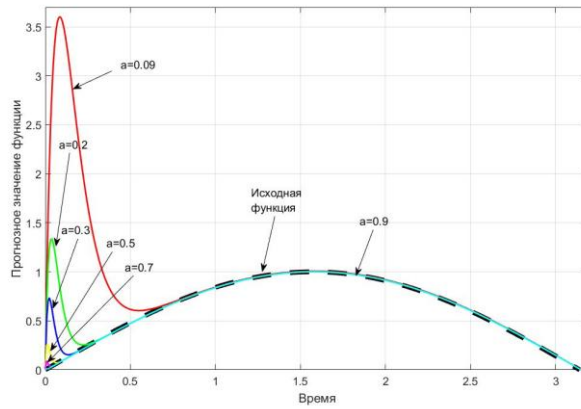


Рис. 1. Значения исходной функции и прогнозирующего временного ряда при следующих исходных данных: $a_1 = 0.0$; $a_2 = 1$; $\alpha = 0.09$, $\alpha = 0.2$, $\alpha = 0.3$, $\alpha = 0.5$, $\alpha = 0.7$ и $\alpha = 0.9$; временная шкала $0 \leq t \leq 2\pi$

Также можно отметить достаточно высокую точность прогноза исходной функции за пределами периода адаптации. Приведенная погрешность $\delta\mathcal{E}_{pr}$ представлена на рис. 2 и за пределами периода адаптации не превышает 0,005 или 0,5 % для всех α за исключением $\alpha = 0,09$, при котором верхняя граница погрешности равна $\delta\mathcal{E}_{pr} = 1,1$ %. Следует отметить, что на большей части диапазона прогнозирования при выборе $\alpha = 0,09$ приведенная погрешность выше, чем при выборе больших значений сглаживающего коэффициента.

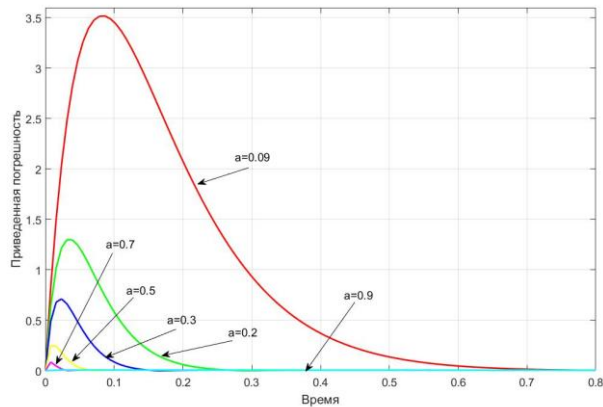


Рис. 2. Значения приведенной погрешности аппроксимации временным рядом при следующих исходных данных: $a_1 = 0.0$; $a_2 = 1$; $\alpha = 0.09$, $\alpha = 0.2$, $\alpha = 0.3$, $\alpha = 0.5$, $\alpha = 0.7$ и $\alpha = 0.9$; временная шкала $0 \leq t \leq 0.8$

Анализ погрешностей показывает, что изменение сглаживающего коэффициента α не оказывает существенного влияния на погрешность прогнозирования за пределами периода адаптации, за исключением версии для $\alpha = 0,09$. Погрешность прогнозирования в этом случае немного выше остальных версий модели. С увеличением α снижает-

ся максимальное значение приведенной погрешности в зоне адаптации с $\delta\mathcal{E}_{pr} = 3,5$ для $\alpha = 0,09$ до 0,085 для $\alpha = 0,7$. Также с увеличением α сокращается длительность периода адаптации с $T_a = 0,8$ для $\alpha = 0,09$ до $T_a = 0,032$ для $\alpha = 0,7$.

Таким образом, период адаптации формируется при любых практически используемых значениях сглаживающего коэффициента α даже при определении начальных условий для $a1$ и $a2$, исходя из точного совпадения с функцией на начальном этапе прогнозирования.

Рассмотрим влияние коэффициентов $a1$ и $a2$ начального представления (1) исходной функции на появление и длительность периода адаптации и погрешность прогнозирования при других подходах к их определению.

Если при определении этих коэффициентов использовать линейную аппроксимацию на интервале, большем $\pi/400$, то коэффициенты будут отличаться от ранее определенных.

Рассматривая варианты определения значений $a1$ и $a2$ с помощью использования модели (1), когда одно из значений функции равно 0, а другое выбирается из значений на интервале $0 \leq t \leq 2\pi$, можно сделать вывод, что уменьшение $a2$ приводит к снижению приведенной погрешности $\delta\mathcal{E}_{pr}$, но при этом длительность периода адаптации существенно не изменяется.

Моделирование показывает, что установка значения $a1 \neq 0$ вносит дополнительную погрешность и влияет на распределение погрешности в рамках периода адаптации, существенно не влияя на его длительность.

В предельном случае при значениях $a1 = 0,0$ и $a2 = 0,0$ длительность периода адаптации наименьшая для всех α (рис. 3). Для $\alpha = 0,09$ величина уменьшается до $T_a = 0,35$, для $\alpha = 0,2$ – до $T_a = 0,25$, для $\alpha = 0,3$ – до $T_a = 0,15$ и так далее. Соответственно снижается максимальная приведенная погрешность на этапе адаптации, например, для $\alpha = 0,09$ величина уменьшается до $\delta\mathcal{E}_{pr} = 0,036$, для $\alpha = 0,2$ – до $\delta\mathcal{E}_{pr} = 0,018$, для $\alpha = 0,3$ – до $\delta\mathcal{E}_{pr} = 0,014$. Любые другие значения, отличные от $a1 = 0,0$ и $a2 = 0,0$ не приводят к положительному изменению ситуации.

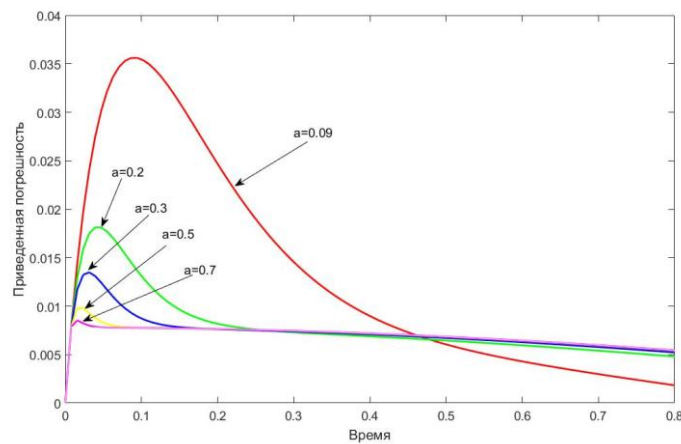


Рис. 3. Значения приведенной погрешности аппроксимации временным рядом при следующих исходных данных: $a1 = 0$; $a2 = 0$; $\alpha = 0,09$, $\alpha = 0,2$, $\alpha = 0,3$, $\alpha = 0,5$ и $\alpha = 0,7$; временная шкала $0 \leq t \leq 0,8$

Для определения работоспособной версии прогнозирующей модели временного ряда (2) с учетом особенностей сбора и обработки данных о изменении параметра, снимаемых с датчика, введем небольшую случайную помеху в исходную зависимость (не более 0.1 % от текущего значения). Полученный результат показывает, что большинство версий успешно справляются с помехой (рис. 4). Однако, если выбирать вариант, который дает небольшой период адаптации, среднюю среди вариантов во всем диапазоне приведенную погрешность и приемлемую способность сглаживать случайные отклонения, то можно остановиться на выборе варианта модели (2) с $\alpha = 0.3$.

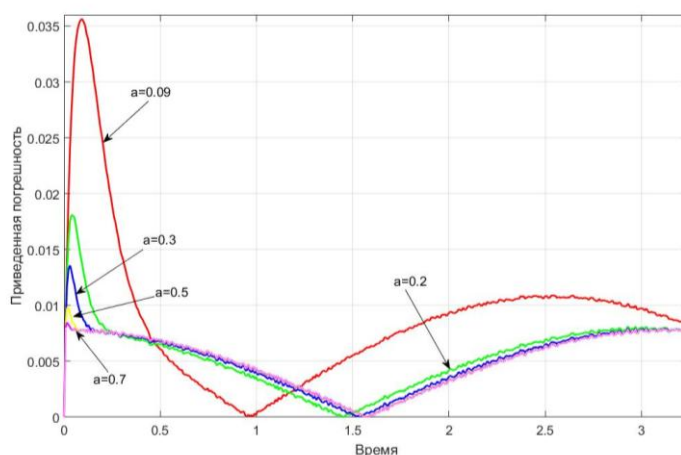


Рис. 4. Значения приведенной погрешности аппроксимации временным рядом при следующих исходных данных: $a_1 = 0$; $a_2 = 0$; $\alpha = 0.09$, $\alpha = 0.2$, $\alpha = 0.3$, $\alpha = 0.5$ и $\alpha = 0.7$; временная шкала $0 \leq t \leq 2\pi$; помеха не более 0,1% от текущего значения функции

Выводы. Анализ результатов моделирования показывает, что на форму начального периода прогнозирования с помощью временного ряда влияет выбор конкретных значений параметров модели (2): сглаживающего коэффициента α и коэффициентов a_1 и a_2 начального представления (1) прогнозирующей функции.

Полученные в процессе моделирования результаты показывают наличие периода адаптации при всех значениях α и при любых начальных значениях a_1 и a_2 . Исключение составляют версии для $\alpha \geq 0,9$, однако при таких значениях сглаживающего коэффициента временной ряд (2) не осуществляет сглаживание случайных колебаний. В случае обработки реального сигнала это негативно сказывается на прогнозировании. Полученный для $\alpha = 0,9$ результат можно объяснить тем, что в этом случае имеет место схема моделирования, когда прогнозное значение равно текущему фиксируемому значению снимаемого сигнала с датчика.

Изменение сглаживающего коэффициента не оказывает существенного влияния на погрешность прогнозирования за пределами периода адаптации. Можно отметить, что с увеличением сглаживающего коэффициента снижается максимальное значение приведенной погрешности в зоне адаптации и одновременно сокращается длительность периода адаптации.

Погрешность прогноза медленно меняющейся функции за пределами периода адаптации для версий со значением сглаживающего коэффициента $\alpha > 0.1$ низкая и в рассматриваемом случае составляет величину $\delta \varepsilon_{pr} \leq 0,005 \div 0,011$.

Наименьшие значения длительности периода адаптации и максимальной приведенной погрешности были получены при использовании значений коэффициентов начального представления (1) функции, равных $a1 = 0,0$ и $a2 = 0,0$.

Наиболее подходящей для реализации процесса прогнозирования в реальных условиях незначительных случайных помех можно считать варианта модели (2) с $\alpha = 0,3$, который характеризуется небольшим периодом адаптации, средней среди вариантов во всем диапазоне приведенной погрешностью и приемлемыми возможностями по сглаживанию случайные отклонения.

Заключение. Таким образом, анализ показывает, что для обеспечения хорошей точности прогнозирования с помощью временных рядов вида (1) на всем диапазоне изменения медленно меняющегося параметра необходимо выбрать сглаживающий коэффициент в диапазоне $0,2 \div 0,4$. Для максимального сокращения участка настройки адаптации временного ряда и расширения участка прогнозирования следует задать нулевые начальные значения коэффициентов начального представления прогнозирующей функции.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЕ ССЫЛКИ

1. Клевцова А.Б. Параметрическая зонная оценка состояния технического объекта с использованием режимной карты // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 5 (106). – С. 107-111.
2. Matuszewski J. Application of clustering methods for recognition of technical objects // Modern Problems of Radio Engineering // Telecommunications and Computer Science (TCSET), 2010 International Conference. – 2010. – P. 39-40.
3. Клевцова А.Б., Клевцов Г.С. Модели параметрической экспресс-оценки состояния технического объекта // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2008. – № 11 (88). – С. 15-19.
4. Detlev W. Gross "Partial Discharge Measurement and Monitoring on Rotating Machines" // IEEE Int. Sym. On Elect. Insul, Boston MAUSA, April 7-10, 2002. – P. 33-41.
5. Ярошенко И.В. Математическая модель и метод классификации технического состояния высоковольтных мехатронных модулей // Инженерный вестник Дона. – 2014. – № 2. – URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n2y2014/2330.
6. Евтихийев Н.Н., Карп В.П., Пудова Н.В. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений и оптимизации управления в сложно организованных динамических объектах. // Приборы и системы управления. – 1996, – № 3. – С. 35-40.
7. Lihua Sun, Yingjun Guo, Haichao Ran. A New Method of Early Real-Time Fault Diagnosis for Technical Process // Electrical and Control Engineering (ICECE), 2010 International Conference, 2010. Wuhan, China. – P. 4912-4915.
8. Vovk S.P., Ginis L.A. Modelling and forecasting of transitions between levels of hierarchies in Difficult formalized systems // European Researcher. – 2012. – Vol. (20), No. 5-1. – P. 541-545.
9. Клевцов С.И., Клевцова А.Б., Буринов С.В. Модель параметрической качественной иерархической оценки состояния технической системы // Инженерный вестник Дона. – 2015. – № 3. – URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2015/3088.
10. Клевцов С.И. Моделирование алгоритма краткосрочного прогнозирования изменения быстроменяющейся физической величины в реальном времени // Инженерный вестник Дона. – 2012. – № 3 (21). – С. 199-205.
11. Клевцов С.И. Отслеживание изменения состояния динамического объекта в реальном времени с использованием микропроцессорного модуля // Всероссийская научно-техническая конференция «Проблемы разработки перспективных микро- и нанoeлектронных систем (МЭС)»: Сб. трудов. – 2012. – № 1. – С. 684-687.
12. Клевцов С.И. Предварительная оценка состояния совокупности параметров технического объекта с использованием интеллектуального микропроцессорного модуля // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 5 (106). – С. 43-48.
13. Клевцов С.И. Прогнозирование изменений физической величины в реальном времени с использованием линейного адаптивного фильтра // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 5 (142). – С. 180-185.
14. Peter J. Brockwell, Richard A. Davis ITSM: An Interactive Time Series Modelling Package for the PC. – Springer New York, 1991. – 105 p.

15. Сидоров С.Г., Никологорская А.В. Анализ временных рядов как метод построения прогноза потребления электроэнергии // Вестник ИГЭУ. – 2010. – Вып. 3. – С. 1-3.
16. Klevtsov S.I. Identification of the State of Technical Objects Based on Analyzing a Limited Set of Parameters // 2016 International Siberian Conference on Control and Communications, SIBCON 2016 - Proceedings. – 2016. – P. 749-752.
17. Darkhovsky B., Piratinska A. Novel Methodology for Segmentation of Time Series Generated by Different Mechanisms // Proceedings of International work-conference on Time Series (ITISE-2014). Iss. 1. Granada: Copicentro Granada S.L., 2014. – P. 273-285.
18. Darkhovsky B., Brodsky B. Asymptotically Optimal Methods of Early Change-point Detection // Sequential Analysis. – 2013. – No. 32. – P. 158-181.
19. Серуенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. – СПб.: Питер, 2002. – 608 с.
20. Boyle C. Mastering Statistics with your Microcomputer. – Macmillan Master Series. Macmillan Education UK .1986. – 155 p.
21. Клевцов С.И. Особенности выбора параметров настройки модели сглаживающего временного ряда для осуществления краткосрочного прогнозирования изменения физической величины // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 5 (118). – С. 133-138.
22. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
23. Бриллинджер Д.П. Временные ряды. Обработка данных и теория: монография / под ред. А.Н. Колмогорова: пер. с англ. – М., 1980. – 536 с.
24. George E.P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel. Time series analysis: forecasting and control. – 4th ed. – A JOHN WILEY & SONS, INC., PUBLICATION, 2015. – 712 p.

REFERENCES

1. Klevtsova A.B. Parametricheskaya zonnaya otsenka sostoyaniya tekhnicheskogo ob"ekta s ispol'zovaniem rezhimnoy karty [Parametric conditioning assessment of the condition of a technical object with the use of a modal map], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2010, No. 5 (106), pp. 107-111.
2. Matuszewski J. Application of clustering methods for recognition of technical objects// Modern Problems of Radio Engineering, *Telecommunications and Computer Science (TCSET), 2010 International Conference*, 2010, pp. 39-40.
3. Klevtsova A.B., Klevtsov G.S. Modeli parametricheskoy ekspress-otsenki sostoyaniya tekhnicheskogo ob"ekta [Models of parametric rapid assessment of the state of a technical object], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2008, No. 11 (88), pp. 15-19.
4. Detlev W. Gross "Partial Discharge Measurement and Monitoring on Rotating Machines", *IEEE Int. Sym. On Elect. Insul, Boston MAUSA, April 7-10, 2002*, pp. 33-41.
5. Yaroshenko I.V. Matematicheskaya model' i metod klassifikatsii tekhnicheskogo sostoyaniya vysokovol'tnykh mekhatronnykh moduley [Mathematical model and method of classification of technical condition of high-voltage mechatronic modules], *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering journal of Don], 2014, No. 2. Available at: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n2y2014/2330.
6. Evtikhiev N.N., Karp V.P., Pudova N.V. Intellekтуальные системы поддержки принятия решений и оптимизации управления в сложных организованных динамических объектах [Intelligent decision support and management optimization systems in complex dynamic objects], *Pribory i sistemy upravleniya* [Devices and control systems], 1996, No. 3, pp. 35-40.
7. Lihua Sun, Yingjun Guo, Haichao Ran. A New Method of Early Real-Time Fault Diagnosis for Technical Process, Electrical and Control Engineering (ICECE), *2010 International Conference, 2010. Wuhan, China*, pp. 4912-4915.
8. Vovk S.P., Giniis L.A. Modelling and forecasting of transitions between levels of hierarchies in Difficult formalized systems, *European Researcher*, 2012, Vol. (20), No. 5-1, pp. 541-545.
9. Klevtsov S.I., Klevtsova A.B., Burinov S.V. Model' parametricheskoy kachestvennoy ierarkhicheskoy otsenki sostoyaniya tekhnicheskoy sistemy [A parametric hierarchical model for quality assessment technical systems], *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering journal of Don], 2015, No. 3. Available at: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2015/3088.

10. Klevtsov S.I. Modelirovanie algoritma kratkosrochnogo prognozirovaniya izmeneniya bystromenyayushcheysya fizicheskoy velichiny v real'nom vremeni [Modeling of short-term forecasting algorithm of changes in the rapidly changing physical quantity in real time], *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering journal of Don], 2012, No. 3 (21), pp. 199-205.
11. Klevtsov S.I. Otslezhivanie izmeneniya sostoyaniya dinamicheskogo ob"ekta v real'nom vremeni s ispol'zovaniem mikroprotsessornogo modulya [Monitoring of changes in the state of a dynamic object in real time using a microprocessor module], *Vserossiyskaya nauchno-tekhnicheskaya konferentsiya «Problemy razrabotki perspektivnykh mikro- i nanoelektronnykh sistem (MES)»: Sb. trudov* [all-Russian scientific and technical conference "Problems of development of advanced micro- and nanoelectronic systems (MES)": proceedings], 2012, No. 1, pp. 684-687.
12. Klevtsov S.I. Predvaritel'naya otsenka sostoyaniya sovokupnosti parametrov tekhnicheskogo ob"ekta s ispol'zovaniem intellektual'nogo mikroprotsessornogo modulya [Preliminary assessment of the state of a set of parameters of a technical object using an intelligent microprocessor module], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2010, No. 5 (106), pp. 43-48.
13. Klevtsov S.I. Prognozirovaniye izmeneniy fizicheskoy velichiny v real'nom vremeni s ispol'zovaniem lineynogo adaptivnogo fil'tra [The prediction of changes of physical quantities in real time using a linear adaptive filter], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 5 (142), pp. 180-185.
14. Peter J. Brockwell, Richard A. Davis ITSM: An Interactive Time Series Modelling Package for the PC. Springer New York, 1991, 105 p.
15. Sidorov S.G., Nikologorskaya A.V. Analiz vremennykh ryadov kak metod postroeniya prognoza potrebleniya elektroenergii [Analysis of time series as a method of forecasting electricity consumption], *Vestnik IGEU* [Vestnik IGEU], 2010, Issue 3, pp. 1-3.
16. Klevtsov S.I. Identification of the State of Technical Objects Based on Analyzing a Limited Set of Parameters, *2016 International Siberian Conference on Control and Communications, SIBCON 2016 – Proceedings*, 2016, pp. 749-752.
17. Darkhovsky B., Piratinska A. Novel Methodology for Segmentation of Time Series Generated by Different Mechanisms, *Proceedings of International work-conference on Time Series (ITISE-2014). Iss. 1. Granada: Copicentro Granada S.L., 2014*, pp. 273-285.
18. Darkhovsky B., Brodsky B. Asymptotically Optimal Methods of Early Change-point Detection, *Sequential Analysis*, 2013, No. 32, pp. 158-181.
19. Sergienko A.B. Tsifrovaya obrabotka signalov [Digital signal processing]. Saint Petersburg: Piter, 2002, 608 p.
20. Boyle C. Mastering Statistics with your Microcomputer. Macmillan Master Series. Macmillan Education UK .1986, 155 p.
21. Klevtsov S.I. Osobennosti vybora parametrov nastroyki modeli sglazhivayushchego vremennogo ryada dlya osushchestvleniya kratkosrochnogo prognozirovaniya izmeneniya fizicheskoy velichiny [Features of choice of parameters of adjustment of model of the smoothing time series for implementation of short-term forecasting of change of physical quantity], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2011, No. 5 (118), pp. 133-138.
22. Lukashin Yu.P. Adaptivnye metody kratkosrochnogo prognozirovaniya vremennykh ryadov [Adaptive methods of short-term time series forecasting]. Moscow: Finansy i statistika, 2003, 416 p.
23. Brillindzher D.R. Vremennyye ryady. Obrabotka dannykh i teoriya: monografiya [Time series. Data processing and theory: monograph], ed. by A.N. Kolmogorova: translation from English. Moscow, 1980, 536.
24. George E.P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel. Time series analysis: forecasting and control. 4th ed. A JOHN WILEY & SONS, INC., PUBLICATION, 2015, 712 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.В. Тютиков.

Клевцов Сергей Иванович – Южный федеральный университет; e-mail: sergkmps@mail.ru; 347900, г. Таганрог, ул. Петровская, 81; тел.: 88634328025; к.т.н.; доцент.

Клевцова Алла Борисовна – e-mail: alla-klevcova@mail.ru; старший преподаватель.

Klevtsov Sergey Ivanovich – Southern Federal University; e-mail: sergkmps@mail.ru; 81, Petrovsky street, Taganrog, 347900, Russia; phone: 88634328025; cand. of eng. sc.; associate professor.

Klevtsova Alla Borisovna – e-mail: alla-klevcova@mail.ru; the senior lecturer.

УДК 004.896

**В.В. Игнатьев, Д.А. Белоглазов, В.М. Курейчик, О.Б. Спиридонов,
А.С. Игнатьева**

**РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ АВТОМАТИЗАЦИИ
ПРОЦЕССА ГЕНЕРАЦИИ УПРАВЛЯЮЩИХ ПРАВИЛ СИСТЕМ
С НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКОЙ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ КЛАССИЧЕСКИХ ПИ,
ПИД РЕГУЛЯТОРОВ***

*Предложен способ, позволяющий улучшить качество управления техническими объектами, задача автоматизации которых была решена с применением классической теории управления, таких регуляторов как ПИ, ПД, ПИД. Основная идея метода заключается в поэтапном замещении указанных регуляторов их гибридными аналогами, реализованными с применением аппарата нечеткой логики (нечеткий – ПИ, нечеткий – ПИД и т.д.). На первом этапе осуществляется сбор статистической информации о входах-выходах используемого регулятора (величина ошибки системы θ , интеграл ошибки $\int \theta dt$, величина выработанного управляющего воздействия U). Этап считается законченным, когда для автоматизируемого объекта будет создан набор данных, описывающих работу регулятора для всех режимов его эксплуатации. Следующий этап предполагает использование полученных статистических данных для синтеза базы управляющих правил гибридного(ых) регулятора(ов). Решение указанной задачи вручную возможно, однако процесс отличается значительной трудоёмкостью, сопряжен с существенным риском возникновения ошибок, выражающихся в создании дублирующихся или, что более критично противоречащих друг другу управляющих правил. Выявление указанных ошибок может потребовать от разработчика больших усилий и не гарантирует получения успешного результата. В связи с этим становится актуальной задача разработки и применения специализированного программного обеспечения, что и было сделано в данной работе. В результате длительность временных затрат разработчика снизилась на 98%, а риск ошибок сведен к нулю. Для удобства использования результат применения предлагаемого программного обеспечения представляется в виде *.fis файла, который может быть открыт и проанализирован в Fuzzy Logic Toolbox. В дальнейшем рассматриваемое программное приложение может быть перенесено из среды моделирования MATLAB на любой другой язык программирования.*

Автоматизация; управление; гибридный регулятор; программное приложение; MATLAB; классическая модель; нечеткая модель; база нечетких правил.

* Материалы статьи подготовлены при поддержке гранта Российского фонда фундаментальных исследований (№18-38-00711\18) в Южном федеральном университете.