

цесса ТОР. Применение цифровой съемки процесса технического обслуживания позволяет провести дополнительную оценку в режиме оффлайн.

4. Данная методика позволяет в дальнейшем при проведении более масштабного эксперимента может привести к получению корректирующих коэффициентов норм времени при проведении ТОР автомобилей, с целью внедрения их на производстве.

#### **СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Малышев А.И. Экономика автомобильного транспорта, Учебник для вузов. [Текст] /А.И.Малышев/ – М.: Транспорт, 1983. – 336 с.
2. Пятов С.Г. Автоматизация оценки надежности непараметрическими методами статистики». Материалы региональной НТК «Инновации и эффективность производства». [Текст] /С.Г. Пятов/- ТюмГНГУ. – Сургут, 2006.

3. Пятов С.Г. Разработка норм времени при проведении технического обслуживания автотранспортных и технологических машин. [Текст] /С.Г.Пятов/ /Материалы Всероссийской НПК «Модернизация экономики и общества: региональный аспект», г. Белокуриха, 20-21 октября. Барнаул: Изд-во АлтГТУ, 2011. – С. 37-38.

Статья подготовлена при выполнении государственного контракта №16.523.11.3009, финансируемого Министерством образования и науки РФ.

*д.Т.н., д. Э. н. Осипов Ю.М. – академик Международной академии информатизации, академик Академии навигации и управления движением, заведующий отделением кафедры ЮНЕСКО «Новые материалы и технологии» Томского университета систем управления и радиоэлектроники.*

*Пятов С. Г., аспирант Отделения кафедры ЮНЕСКО «Новые материалы и технологии» Томского университета систем управления и радиоэлектроники*

УДК 681.3.062

## **АЛГОРИТМ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИЗМЕНЕНИЯ БЫСТРОИЗМЕНЯЮЩЕЙСЯ ВЕЛИЧИНЫ И ЕГО МОДЕЛЬ**

С.И. Клевцов

Предложена модель и алгоритм краткосрочного прогнозирования изменения быстроизменяющейся физической величины, характеризующей состояние технического объекта. Модель основана на использовании сглаживающих временных рядов. Определены особенности настройки и использования модели. Приведенные соотношения и алгоритм краткосрочного прогнозирования ориентированы на выполнение обработки данных в микроконтроллере микропроцессорного модуля в реальном времени. Моделирование показало эффективность предлагаемого подхода к прогнозированию изменения параметров объекта.

**Ключевые слова:** прогнозирование, алгоритм, временной ряд, сглаживание

#### **Введение**

Необходимость опережающего мониторинга состояния технического объекта для предотвращения и управления протеканием нештатных ситуаций в целях их ликвидации с минимальными последствиями делает постановку и выполнение задачи определения прогнозируемых значений параметров, а также прогнозируемой оценки состояния отдельных параметров технического объекта или их совокупности в реальном времени актуальной и своевременной. Современное развитие микропроцессорной техники позволяет реализовать эту задачу с использованием микропроцессорных модулей (ММ) в составе информационных систем сложных технических объектов, таких как системы активной безопасности и инерциальной навигации автомобиля. Оценки, реализуемые в ММ,

обеспечивают высокую динамику реакции на ситуации. Для выполнения прогнозной оценки значений параметров технического объекта с помощью ММ целесообразно использовать простые модели, позволяющие получить результат в режиме реального времени без существенной нагрузки на микроконтроллер модуля, например, модели, в основе которых лежат методы анализа и прогнозирования временных рядов [1, 2].

В настоящей статье рассмотрены модель и алгоритм прогнозирования значений быстропеременной физической величины на основе использования многократного экспоненциального сглаживания ее временного ряда. Эффективность модели и алгоритма оценивается на основе обработки данных об изменении значений проекций вектора ускорения автомобиля, измеренных с помощью

трехосевого акселерометра в реальных условиях движения.

**Моделирование процесса прогнозирования изменения параметра технического объекта**

При построении алгоритма прогнозирования на основе модели многократного экспоненциального сглаживания временного ряда предполагалось, что шаг дискретизации при съеме данных можно установить небольшим, таким, что изменение параметра в течение нескольких последовательных шагов будет незначительным. Это позволит повысить точность прогнозирования.

Пусть значения контролируемого параметра технического объекта  $y(t)$  измеряются микроконтроллерным модулем в дискретные моменты времени с постоянным шагом  $h$ . В результате получим массив  $Y = \{y_i\}_{i=0}^n$  измеренных значений параметра  $y_i = y(t_i)$  в точках  $t_0, t_1, \dots, t_n$ ;  $t_i = t_{i-1} + h$ . Необходимо определить значение параметра  $y$  в точках  $T + kh$ ,  $k = 1, K$ , где  $T$  – текущее значение времени относительно которого делается прогноз на  $k$  - шагов или на промежуток времени  $\tau = kh$ , называемый временем упреждения [1], а  $K$  – число, определяющее диапазон прогнозирования.

В качестве прогнозирующего ряда использовалась модель сглаживающего временного ряда первой степени вида [1, 3],

$$\dot{y}(t) = a_1 + a_2 t, \quad (1)$$

характеризующаяся низкой сложностью и обладающая хорошими адаптивными свойствами.

Тогда прогнозное значение  $y$  в точках  $T + \tau$ :

$$\hat{y}(T + \tau) = (2 + \frac{\alpha}{\beta} \tau) S_T - (1 + \frac{\alpha}{\beta} \tau) S_T^{[2]}, \quad (2)$$

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

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

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

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

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

Здесь  $\bar{a}_{1,0}$  и  $\bar{a}_{2,0}$  – начальные оценки коэффициентов  $a_1$  и  $a_2$  в (1).

Исследование возможности использования модели адаптивного временного ряда для прогнозирования параметра технического объекта проводилось на основе данных, снимаемых с акселерометра, установленного на автомобиле. Зависимость ускорения от времени представляет собой быстроизменяющуюся знакопеременную функцию с существенным разбросом значений. Шаг съема данных составлял  $h = 0,015625$  сек.

В [3] показано, что процедура прогнозирования непрерывной функции с использованием сглаживающего временного ряда имеет период адаптации, который зависит от точности задания начальных оценок коэффициентов аппроксимации  $\bar{a}_{1,0}$  и  $\bar{a}_{2,0}$  в выражении (1). При этом характерно, что неточное задание начального приближения коэффициентов  $a_1$  и  $a_2$  влияет только на длительность участка адаптации и форму прогнозирующей зависимости  $\hat{y}(t)$  на этом участке и практически не влияет на погрешность прогнозирования за его пределами.

Исследования показали, что в рамках выбранной модели временного ряда погрешность прогнозирования за пределами участка адаптации в значительной степени определяется выбором постоянной сглаживания.

На рисунке 1 представлены результаты прогнозирования на время упреждения  $h$  экспериментального временного ряда, характеризующего изменение ускорения во времени, при различных значениях постоянной сглаживания  $\alpha$ .

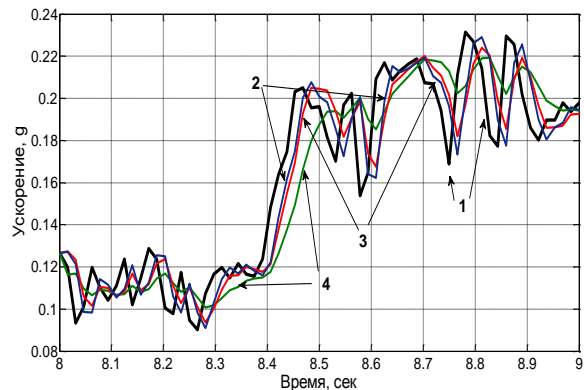
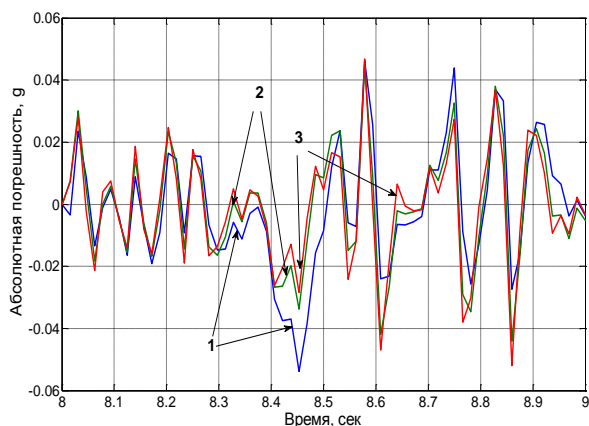


Рисунок 1 – Результаты прогнозирования при различных значениях  $\alpha$ : график 1 – экспериментальная зависимость ускорения от времени; график 2 – прогноз при  $\alpha = 0,55$ ; график 3 - при  $\alpha=0,35$ ; график 4 - при  $\alpha=0,15$

Анализ графиков показывает, что при увеличении  $\alpha$  прогнозирующая кривая точнее воспроизводит форму экспериментальной зависимости. Однако для каждой зависимости существует определенное значение  $\alpha$ , определяющее границу возможностей модели в части точности прогнозирования. Погрешности, соответствующие вышеприведенным результатам и иллюстрирующие указанный вывод, представлены на рисунке 2.

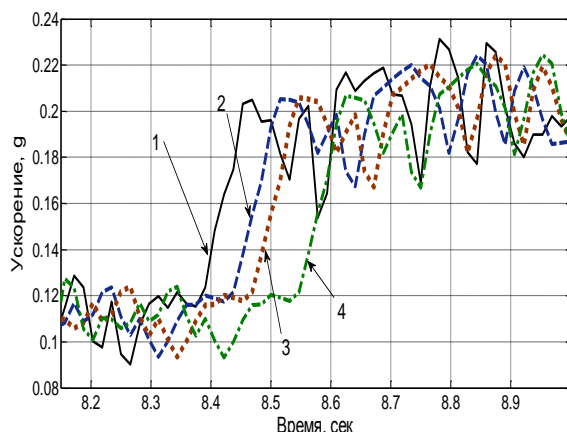


*Рисунок 2 – Погрешности прогнозирования при различных значениях  $\alpha$ : график 1 – погрешность при  $\alpha = 0,15$ ; график 2 - при  $\alpha=0,35$ ; график 3 - при  $\alpha=0,55$*

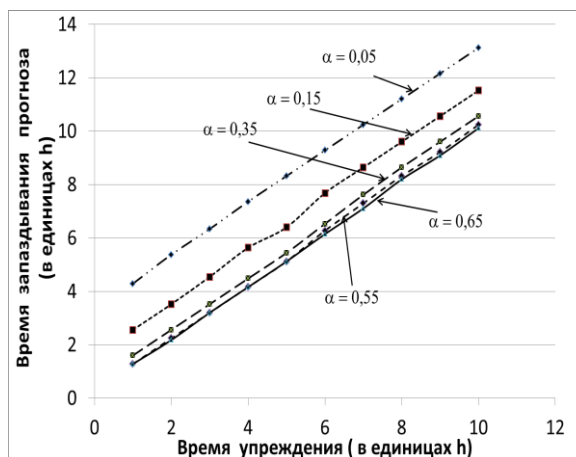
Результаты моделирования показывают, что на участках с резким ростом контролируемого параметра (рисунок 1, временной интервал от 8,4 до 8,5 сек.) меньшую погрешность прогнозирования дает модель с высоким значением постоянной сглаживания и, наоборот, в случае небольших колебаний параметра снижение погрешности прогнозирования связано с уменьшением постоянной сглаживания (например, участок от 8,0 до 8,4 сек., рисунок 1).

С помощью модели можно осуществлять прогнозирование на время упреждения  $\tau = kh > h$ . Результаты прогнозирования для различных  $\tau$  при постоянной сглаживания  $\alpha=0,35$  представлены на рисунке 3.

Анализ результатов моделирования показал, что графики прогноза для различных значений времени упреждения в целом повторяют форму экспериментальной кривой с запаздыванием, которое тем больше, чем больше значение времени упреждения. Для участков с длительным по времени (более 4-5h) ростом или уменьшением ускорения, например, для участка, определяемого временным интервалом от 8,4 до 8,5 сек. (рисунок 1), время запаздывания прогноза пропорционально времени упреждения (рисунок 4).



*Рисунок 3 – Результаты прогнозирования при  $\alpha=0,35$  и различных значениях  $\tau$ : график 1 – экспериментальная зависимость ускорения от времени; график 2 – прогноз для  $\tau = 3h$ ; график 3 – для  $\tau = 5h$ ; график 4 - для  $\tau = 10h$*



*Рисунок 4 – Зависимость времени запаздывания прогноза от времени упреждения в единицах  $h$  при различных значениях постоянной сглаживания*

Погрешности прогнозирования на участках с длительным по времени ростом или уменьшением ускорения максимальны для графика, соответствующего  $\tau = 10h$ , а на участках с незначительно меняющимся трендом погрешности прогнозирования для того же графика в целом меньше по сравнению с другими прогнозирующими кривыми, соответствующими  $\tau < 10h$  (рисунок 5).

Следует отметить, что время запаздывания прогноза уменьшается с увеличением постоянной сглаживания  $\alpha$ . Однако, использование  $\alpha > 0,5 - 0,55$  для снижения времени запаздывания не эффективно (рисунок 6).

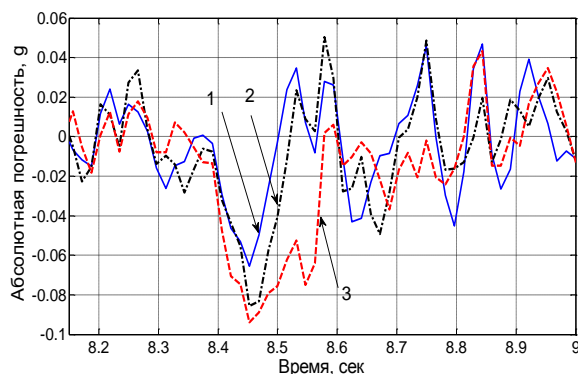


Рисунок 5 – Погрешности прогнозирования при  $\alpha=0,35$  и различных значениях  $\tau$ : график 1 – прогноз для  $\tau = 3h$ ; график 2 – прогноз для  $\tau = 5h$ ; график 3 – прогноз для  $\tau = 10h$

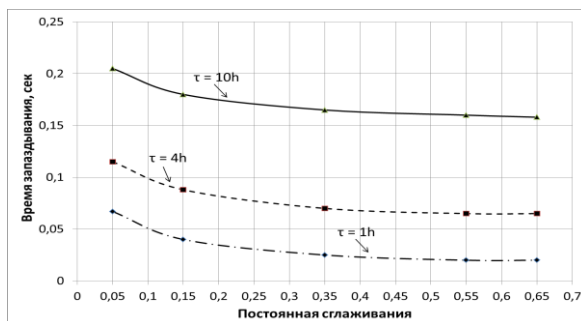


Рисунок 6 – Зависимость времени запаздывания прогноза от постоянной сглаживания при различных значениях времени упреждения

### Алгоритм реализации процесса прогнозирования изменения параметра технического объекта

Исследование особенностей модели позволили синтезировать обобщенный алгоритм ее настройки и выполнения прогнозирования:

1. В соответствии с соотношением (1) определяются начальные оценки  $\bar{a}_{1,0}$  и  $\bar{a}_{2,0}$  значений коэффициентов  $a_1$  и  $a_2$ . Для этого используются значения параметра  $y_0(t_0)$  и  $y_1(t_1)$ , зафиксированные на начальном этапе настройки модели прогнозирования.
2. Устанавливается начальное значение постоянной сглаживания из диапазона  $[0,15...0,25]$ . Величина  $\alpha$ , выбранная из указанного диапазона, может служить точкой отсчета для подбора наиболее подходящего значения  $\alpha$  с точки зрения дальнейшей минимизации погрешности прогнозирования контролируемого параметра  $y$  в процессе настройки модели.

3. После определения  $\alpha$ ,  $\bar{a}_{1,0}$  и  $\bar{a}_{2,0}$  вычисляются  $S_0$  и  $S_0^{[2]}$  по формуле (4).

4. Для каждого  $T \in [t_2, t_3, \dots, t_n]$  при фиксированном  $\alpha$  выполняется прогнозирование на время упреждения  $\tau$ , т.е. прогнозирование на момент времени  $T + \tau$ . Прогнозное значение  $\hat{y}(T + \tau)$  вычисляется по формулам (3) и (2) соответственно. В процессе прогнозирования выделяется участок адаптации, когда прогнозные значения  $\hat{y}(T + \tau)$  значительно отличаются от измеряемых значений  $y(T + \tau)$ . Участок прогнозирования и, соответственно, окончание участка адаптации, можно определить по поведению прогнозирующей кривой, которая на этом участке стремится приблизиться к зависимости  $y(T + \tau)$ . При этом погрешности прогнозирования в среднем практически не меняются или меняются достаточно медленно по сравнению с динамикой, фиксируемой на участке адаптации.

5. После определения участка прогнозирования необходимо минимизировать погрешности прогнозирования с помощью изменения параметра сглаживания  $\alpha$ . Увеличивая или уменьшая  $\alpha$ , в зависимости от предполагаемой динамики изменения зависимости  $y(T)$ , определим минимальное (ориентировочно) значение погрешности на участке прогнозирования. Параметр сглаживания  $\alpha$  необходимо уменьшать, если прогнозируется медленно меняющаяся зависимость и увеличивать в противном случае. Полученное значение  $\alpha$  может быть использовано для дальнейшего прогнозирования значений  $y(T)$  с помощью модели сглаживающего временного ряда  $\hat{y}(T)$ .

### Выводы

Таким образом, разработана модель и алгоритм краткосрочного прогнозирования изменения быстроизменяющейся физической величины, характеризующей состояние технического объекта. Определены особенности настройки и использования модели, в частности, для обеспечения хорошей точности прогнозирования необходимо выбрать постоянную сглаживания, соответствующую динамике прогнозируемого процесса, для устранения или максимального сокращения участка адаптации временного ряда и расширения участка прогнозирования следует точно задавать начальные значения коэффициентов аппроксимации исходной зависимости. Также определены ограничения модели.

Приведенные соотношения и схема краткосрочного прогнозирования ориентированы на выполнение обработки данных в микроконтроллере микропроцессорного модуля в реальном времени. Моделирование показало эффективность предлагаемого подхода к прогнозированию изменения параметров объекта. Результаты работы могут быть полезны при разработке программно-алгоритмических средств систем мониторинга и обеспечения безопасности технических, например, систем активной безопасности и инерциальной навигации автомобиля.

Результаты исследований изложенные в данной статье получены при финансовой поддержке Минобрнауки РФ в рамках реализации проекта "Создание высокотехнологичного производства по изготовлению информационно-телекоммуникационных комплексов спутниковой навигации ГЛОНАСС/GPS/

Galileo" по постановлению правительства №218 от 09.04.2010

#### **СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. [Текст] /Ю.П. Лукашин/ – М.: Финансы и статистика, 2003. –416с.
2. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов, прогноз и управление. [Текст] /Дж.Бокс, Г. Дженкинс/ – М.: Мир, 1974. – 197с.
3. Клевцов С.И. Особенности выбора параметров настройки модели сглаживающего временного ряда для осуществления краткосрочного прогнозирования изменения физической величины. [Текст] /С.И. Клевцов// Известия ЮФУ. Технические науки. 2011. №5(118). – С. 133-138.

*Доцент Клевцов С.И. тел. 8-8634-32-80-25, sergkmps@mail.ru - каф. микропроцессорных систем Технологического института Южного федерального университета в г.Таганрог*

**УДК 536.51: 621.791.923; 621.762.5**

## **ИССЛЕДОВАНИЕ И МОДЕЛИРОВАНИЕ ТЕМПЕРАТУРНЫХ ПОЛЕЙ НА ФАЗОВЫХ ГРАНИЦАХ В ПОРОШКОВЫХ СМЕСЯХ, ПРЕТЕРПЕВАЮЩИХ ПЛАВЛЕНИЕ И ХИМИЧЕСКОЕ ПРЕВРАЩЕНИЕ**

**В.В. Иванайский, А.В. Ишков, К.В. Селиверстов, С.Ф. Дмитриев**

В статье описаны комплексные исследования по измерению и моделированию температур на границах фаз в сложных плавящихся и терморреагирующих порошковых смесях. Для регистрации температуры в процессе индукционной наплавки предложено использовать ХА-микротермопарный метод и метод термоиндикации при помощи СВС-составов. Методом численного расчета нестационарного уравнения теплопроводности смоделирован профиль температур при электростимулированном СВС композиционного контактного материала.

**Ключевые слова:** порошковый материал, термометрия, индукционная наплавка, микротермопара, термоиндикатор, СВС, моделирование.

#### **Введение**

Современные исследования многокомпонентных порошковых смесей, при нагревании которых происходит плавление отдельных компонентов, образование сплавов и покрытий, химические реакции и синтез новых веществ, невозможны без знания величин температуры и ее распределения на границах фаз. Такая информация необходима для управления процессами индукционной наплавки (ИН), сварки, самораспространяющегося высокотемпературного синтеза (СВС) и многими другими технологиями.

Важной составляющей процесса упрочнения деталей методом индукционной

наплавки является нагрев частиц твердого сплава и флюса в наплавочной шихте [1]. В то же время регистрация с приемлемой точностью температуры в процессе ИН имеет определенные технические и методические трудности. Во-первых, толщина покрытий, формируемых методом ИН колеблется в пределах 1-3 мм, поэтому использование для этого обыкновенных промышленных и исследовательских термопар становится невозможным. Во-вторых, в процессе индукционного нагрева поверхность основного металла излучает большее количество энергии (как в виде теплоты, так и лучистым способом) чем формируемое покрытие, поэтому пирометри-

*ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК № 3/2, 2012*