

**Суанов Тимур Александрович** – Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Южный федеральный университет»; e-mail: temr.suanty@gmail.com; 347900, г. Таганрог, пер. 1-й Новый, 14/3, кв. 24; тел.: +79281571294, +79094228347; кафедра радиотехнических и телекоммуникационных систем; к.т.н.; доцент.

**Suanov Timur Alexandrovich** – Federal State-Owned Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”; e-mail: temr.suanty@gmail.com; lane 1-noviy 14/3, apt. 24, Taganrog, 347900, Russia; phones: +79281571294, +79094228347; the department of radio engineering and telecommunication systems; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 681.3.062

**С.И. Клевцов**

### **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДЕЛЕЙ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ДЛЯ КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В МИКРОКОНТРОЛЕРЕ ИЗМЕНЕНИЙ ПАРАМЕТРОВ ОБЪЕКТА**

*Рассматривается возможность использования временных рядов для прогнозирования изменений технического параметра. Для выполнения прогнозной оценки используются простые модели. В качестве базовых типов выбраны: модель на основе линейного адаптивного фильтра и модель на основе многократного экспоненциального сглаживания. Модели были модифицированы для адаптации к особенностям процесса вычислений в микроконтроллере. На их основе формируются простые алгоритмы, которые могут выполняться в микроконтроллерной системе в фоновом режиме. Они характеризуются небольшими вычислительными затратами на реализацию. В качестве исходных данных были взяты значения ускорений, снимаемых с трехосевого акселерометра, установленного на автомобиле. Данные не подвергались предварительной обработке. Прогноз осуществлялся на один шаг съема информации с датчика. Оценка моделей проводилась на одной и той же экспериментальной выборке данных. Сравнение результатов прогнозирования показало, что в целом обе модели эквивалентны, с точки зрения приведенной погрешности. Однако модель на основе многократного экспоненциального сглаживания можно использовать для оценки изменения параметра на произвольное число интервалов прогнозирования.*

*Временной ряд; модель; прогнозирование; технический параметр; микропроцессор; реальное время.*

**S.I. Klevtsov**

### **USE OF TIME NUMBERS FOR SHORT-TERM FORECASTING IN THE MICROCONTROLLER OF CHANGES IN VALUE OF PARAMETRE**

*In article possibility of use of time numbers for forecasting of changes of technical parametre is considered. For performance of a look-ahead estimation simple models are used. As base types are chosen: model on the basis of the linear adaptive filter and model on the basis of repeated smoothing after an exhibitor. Models have been modified for adaptation to features of process of calculations in the microprocessor. On their basis simple algorithms which can be carried out in microprocessor system in a background mode are formed. They are characterised by small computing expenses for realisation. As the initial data were values of the accelerations removed with three-axial accelerometer, established on the car are taken. The data was not exposed to preliminary processing. The forecast was carried out on one step eat a information from the gauge. The estimation of models was spent on the same experimental sample of the data. Comparison of results of forecasting has shown that as a whole both models are equivalent from the point of view of the resulted error. However, the model on the basis of repeated smoothing after an exhibitor can be used for an estimation of change of parametre on any number of intervals of forecasting.*

*A time number; model; forecasting; technical parameter; the microprocessor; real time.*

При использовании временных рядов для прогнозирования значений параметров технических объектов в реальном времени в микроконтроллерных системах необходимо учитывать особенности съема информации для прогнозирования, связанные с цифровой обработкой сигналов [1, 2]. 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 можно использовать линейные модели [2, 3, 4]. Кроме того, это позволит повысить точность прогнозирования и снизить погрешности без использования сложных специальных методов аппроксимации градуировочных характеристик датчиков [5].

Для выполнения прогнозной оценки значений параметров технического объекта с помощью микроконтроллерной системы целесообразно использовать простые модели, формирующие простые алгоритмы и характеризующиеся небольшими вычислительными затратами на реализацию. Прогнозная оценка изменения параметра должна осуществляться в фоновом режиме не мешая выполнению основных функций микроконтроллерной системы. В связи с этим необходимо, чтобы поступающие с датчика данные о значениях параметра не подвергались в микроконтроллере предварительной обработке, которая может потребовать дополнительных временных затрат на реализацию. Полученные в результате выполнения алгоритма значения параметров могут использоваться для предварительной оценки состояния технического объекта с помощью адаптированных к реализации в микроконтроллере моделей [6, 7].

В настоящей статье рассмотрены результаты использования линейных моделей определения прогнозируемых значений параметров, которые построены на основе сглаживающих временных рядов и адаптивных линейных фильтров.

Пусть значения контролируемого параметра технического объекта  $y(t)$  измеряются 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 или горизонтом прогнозирования [1], а  $K$  – число, определяющее диапазон прогнозирования.

Поскольку для модели линейного адаптивного фильтра [4, 9], в отличие от экспоненциального сглаживания [3, 9], горизонт прогнозирования составляет шаг съема информации, для сравнительной оценки моделей установим  $\tau = h$ .

В качестве модели на основе сглаживающих временных рядов для аппроксимации изменения параметра  $y$  во времени будем использовать полином 1-й степени вида [3, 9]:

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

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

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

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

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

$\alpha$  – постоянная сглаживания, которую необходимо подбирать,  $\beta = 1 - \alpha$ . Для того чтобы запустить процесс расчета необходимо задать начальные значения  $S_0$  и  $S_0^{[2]}$ :

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

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

В качестве платформы модели на основе линейного адаптивного фильтра рассматривается операция линейной фильтрации, заключающаяся в вычислении взвешенной суммы предыдущих данных [4, 9]:

$$S = \sum_{i=t-l+1}^t \omega_i y_i, \quad (2)$$

где  $S$  – взвешенная средняя;  $\omega_i$  – вес  $i$ -го наблюдения;  $y_i$  – значение переменной, которое снято с датчика в момент  $t$ ;  $l$  – количество наблюдений, используемое при расчете суммы  $S$ .

Прогноз следующего члена ряда может быть получен с помощью взвешенной суммы  $l$  прошлых членов ряда  $\hat{y}_i(t) = S$ .

Выражение (2) представляет собой авторегрессию порядка  $l$ .

Согласно [4] корректировка весов может осуществляться в соответствии с соотношением

$$W_{t+1} = W_t - k \cdot \nabla(\varepsilon_{t+1}^2), \quad (3)$$

где  $W_t$  – вектор весов на момент времени  $t$ ;  $W_{t+1}$  – новый вектор весов, а момент времени  $t+1$ ;  $K$  – коэффициент адаптации ( $k > 0$ );  $\varepsilon_{t+1} = y_{t+1} - \sum_{i=t-l+1}^t \omega_i y_i$  – погрешность прогноза на 1 шаг интервала дискретизации;  $\nabla(\varepsilon_{t+1}^2)$  – градиент  $\varepsilon_{t+1}^2$ , вектор.

В данном случае минимизируется квадрат погрешности прогноза [4]:

$$\varepsilon_{t+1}^2 = y_{t+1}^2 - 2 \sum_{i=t-l+1}^t \omega_i y_i y_{t+1} + \sum_{i=t-l+1}^t \omega_i \sum_{j=t-l+1}^t \omega_j y_i y_j.$$

Окончательно (3) преобразовывается в

$$\vec{W}_{t+1} = \vec{W}_t + 2k \varepsilon_{t+1} \vec{X}.$$

Исследование возможности использования моделей (1, 2) для прогнозирования изменения параметра объекта проводилось на основе данных об изменении ускорения, снимаемых с 3-осевого акселерометра (рис. 1), установленного на автомобиле [2, 3].

Как видно из графика на рис. 1, зависимость ускорения от времени характеризует существенный разброс значений. Шаг съема данных составлял  $h = 0,015625$  с. Моделирование проводилось на временном участке от 8 с до 9 с.

При исследовании модели (1) для исключения периода адаптации начальные оценки коэффициентов аппроксимации  $\bar{a}_{1,0}$  и  $\bar{a}_{2,0}$  были заданы достаточно точно [3]. Для минимизации погрешности прогнозирования был выполнен подбор параметра сглаживания  $\alpha$ , поскольку погрешность прогнозирования за пределами участка адаптации в значительной степени определяется выбором постоянной сглаживания  $\alpha$  и согласованностью между реальной зависимостью параметра от времени и выбранной моделью временного ряда [3]. Результаты моделирования представлены на рис. 2.

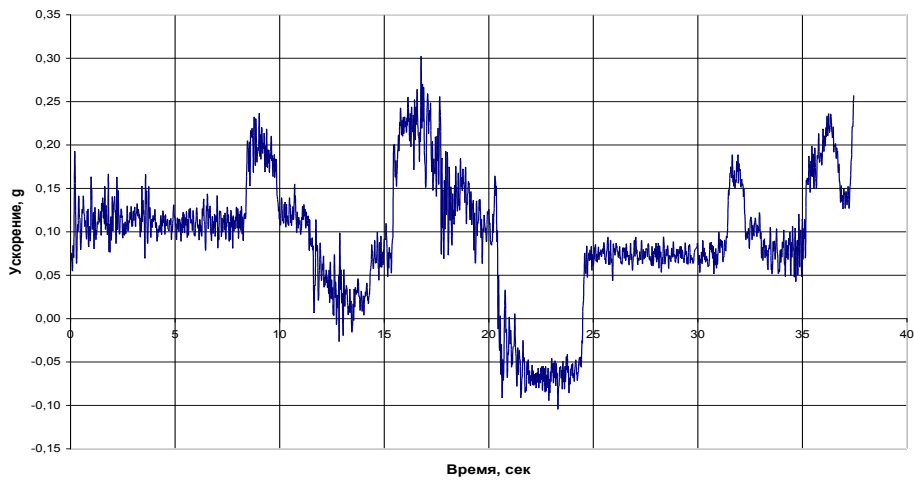


Рис. 1. График изменения продольной составляющей ускорения

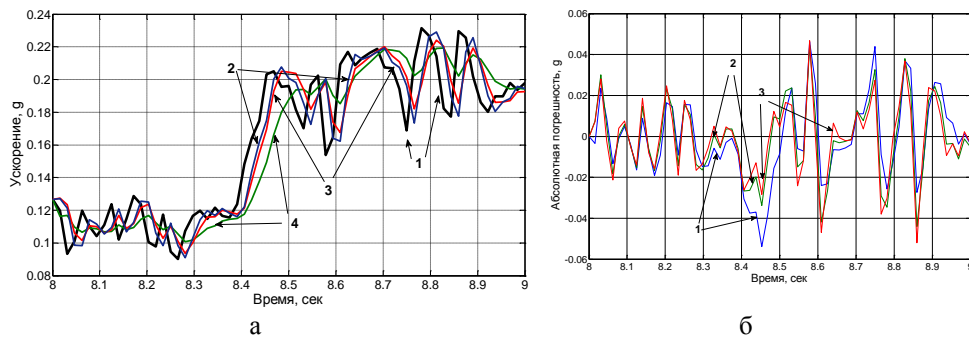


Рис. 2. Графики изменения ускорения и прогнозного значения ускорения (а) и график приведенной погрешности изменения ускорения (б) при различных значениях  $\alpha$

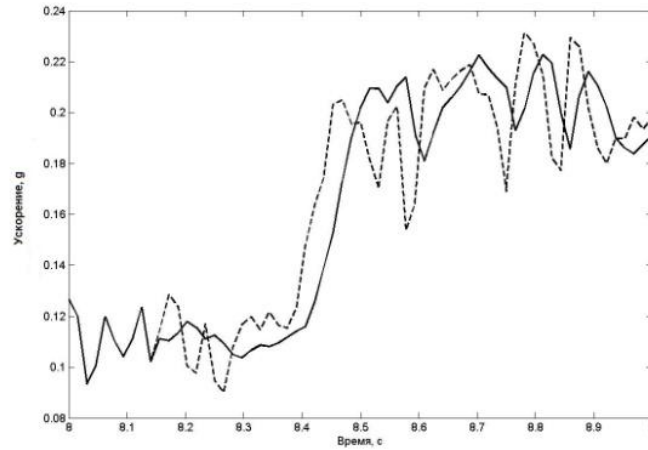
На рис. 2,а представлены результаты прогнозирования на время упреждения  $h$  экспериментального временного ряда, характеризующего изменение ускорения во времени, при различных значениях постоянной сглаживания  $\alpha$ : график 1 – экспериментальная зависимость ускорения от времени; график 2 – прогноз при  $\alpha = 0,55$ ; график 3 – при  $\alpha = 0,35$ ; график 4 – при  $\alpha = 0,15$ . На рис. 2,б представлены погрешности прогнозирования: график 1 – погрешность при  $\alpha = 0,15$ ; график 2 – при  $\alpha = 0,35$ ; график 3 – при  $\alpha = 0,55$ .

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.

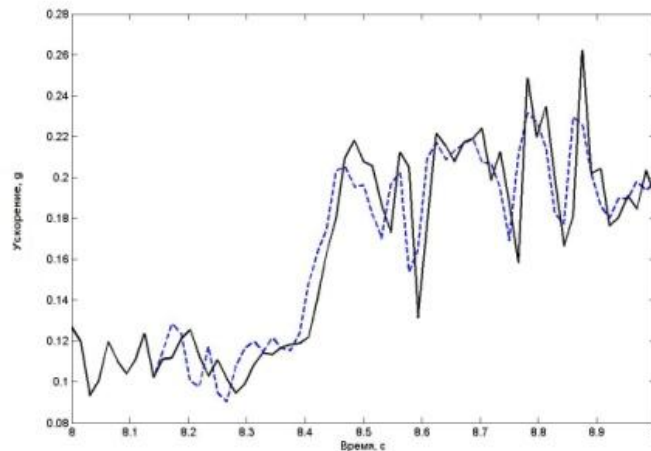
Результаты моделирования показывают, что на участках с резким ростом параметра (временной интервал от 8,4 с до 8,5 с) меньшую погрешность прогнозирования дает модель с высоким значением постоянной сглаживания  $\alpha$ , наоборот, в случае небольших колебаний параметра снижение погрешности прогнозирования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

Максимальная абсолютная погрешность составила  $\Delta y = 0,05g$ , максимальное значение приведенной погрешности равно  $\delta y = 0,217$ .

Анализ погрешностей прогнозирования также был выполнен для модели на основе линейного адаптивного фильтра (2) с использованием того же массива исходных данных, что и для модели (1). В процессе моделирования параметр адаптации  $k$  модели (2) изменялся от 0,5 до 2,0. На рис. 3 представлены графики ускорения и прогноза для  $k = 0,5$  и  $k = 2,0$ .



а



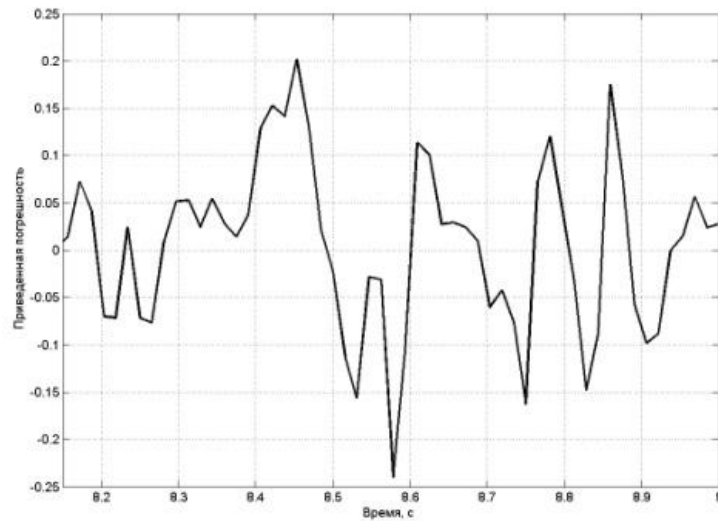
б

Рис. 3. Графики изменения ускорения (сплошная линия), прогнозного значения ускорения (штрихованная линия) при  $k = 0,5$  (а) и  $k = 2,0$  (б)

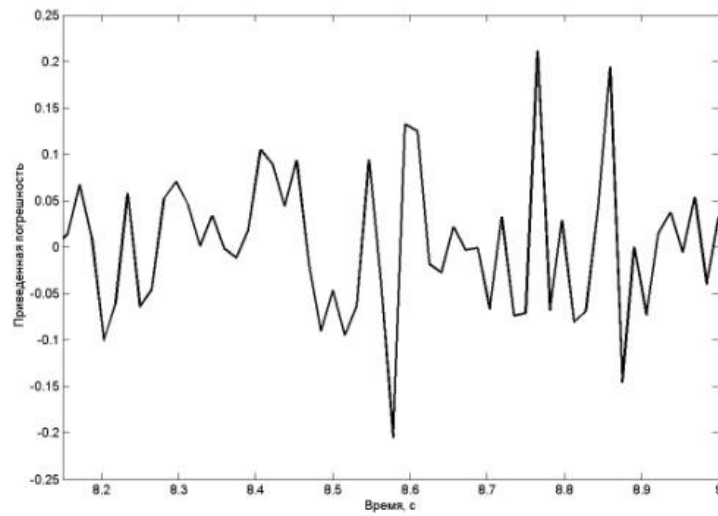
Прогнозирование проводилось на один интервал считывания значений ускорения (шаг прогнозирования  $\tau = h$ ). Исходные данные (см. рис. 1) использовались без предварительной обработки (без усреднения и обработки выбросов).

Анализ результатов моделирования показывает, что с увеличением параметра  $k$  прогнозирующая кривая более точно повторяет контур исходной зависимости на участке резкого роста с небольшим сглаживанием на остальных участках.

При этом максимальное значение приведенной погрешности прогнозирования не превышает значения  $\delta y = 0,23$  (рис. 4).



а



б

Рис. 4. Графики приведенной погрешности прогнозирования изменения ускорения при  $k = 0,5$  (а) и  $k = 2,0$  (б)

При малых значениях параметра  $k$  модель работает как сглаживающий фильтр (рис. 5). Получаемая в результате применения модели кривая, повторяя в целом контур исходной зависимости, сглаживает имеющиеся в исходной зависимости резкие всплески сигнала. Погрешность при этом в некоторых временных точках может возрасти (например, в данном случае максимальное значение приведенной погрешности составило 0,28).

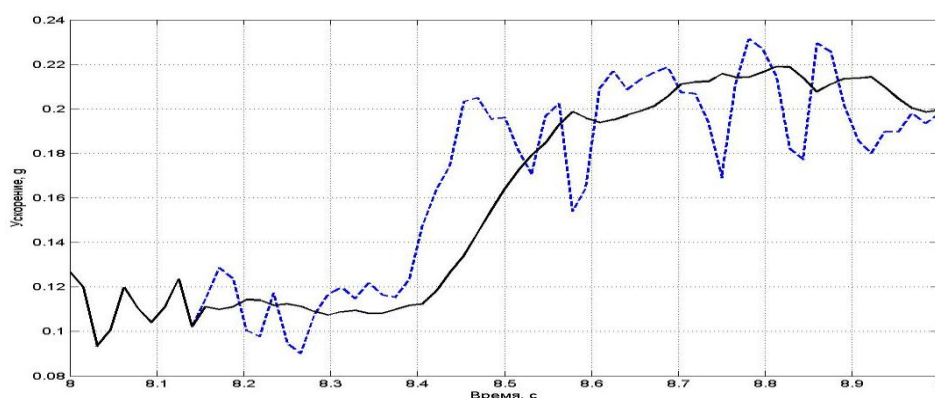


Рис. 5. Графики изменения ускорения (сплошная линия) и прогнозного значения ускорения (штрихованная линия) (а) и график приведенной погрешности изменения ускорения (б) при  $k = 0,05$

Сравнение результатов прогнозирования, проведенных на одной и той же экспериментальной выборке данных на один шаг прогнозирования с помощью данной модели и модели на основе многократного экспоненциального сглаживания, показывает, что обе модели в целом эквивалентны с позиции приведенной погрешности. В процессе моделирования максимальное значение приведенной погрешности не превышало величину 0,23, снижаясь на большинстве участков прогнозирования в 1,5–2,0 раза относительно максимального значения. С точки зрения простоты реализации, обе модели практически эквивалентны, могут быть использованы без предварительной обработки данных, поступающих с датчиков, фиксирующих значения параметров, однако модель (1) можно использовать для прогнозирования на несколько шагов прогнозирования, т.е.  $\tau = kh$ .

Представленные модели прогнозирования могут быть использованы для предварительной оценки состояния параметра технического объекта с вычислениями в микроконтроллерах микропроцессорных устройств систем мониторинга.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. – СПб.: Питер, 2002. – 608 с.
2. Клевцов С.И. Моделирование алгоритма краткосрочного прогнозирования изменения быстроменяющейся физической величины в реальном времени // Инженерный вестник Дона. – 2012. – № 3. – С. 199-205.
3. 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.
4. 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.
5. Клевцов С.И. Мультиотрезочная пространственная аппроксимация градуировочной характеристики микропроцессорного датчика // Метрология. – 2011. – № 7. – С. 26-36.
6. 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.

7. *Клевцов С.И.* Прогнозирование изменения состояния параметров технического объекта с помощью интеллектуального микропроцессорного модуля // Всероссийская научно-техническая конференция «Проблемы разработки перспективных микро- и нанозлектронных систем (МЭС)». Сборник трудов. – 2010. – № 1. – С. 619-623.
8. *Лукашин Ю.П.* Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор А.Е. Панич.

**Клевцов Сергей Иванович** – Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Южный федеральный университет»; e-mail: sergkmps@mail.ru; 347900, г. Таганрог, ул. Петровская, 81; тел.: 88634328025; к.т.н.; доцент.

**Klevtsov Sergey Ivanovich** – 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; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 621.315.2/075.8

**М.Н. Дубяго**

#### **ИССЛЕДОВАНИЕ ХАРАКТЕРИСТИК ЧАСТИЧНЫХ РАЗРЯДОВ В ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ИЗОЛЯЦИИ СИСТЕМ ЭЛЕКТРОСНАБЖЕНИЯ\***

*Показана взаимосвязь характеристик частичных разрядов (ЧР) с состоянием электрической изоляции силовых кабельных линий (СКЛ). Рассмотрены вопросы старения и разрушения изоляции ЧР СКЛ в условиях эксплуатации. Отмечено, что регистрация характеристик ЧР позволяет оценить качество изоляции и выявить местные дефекты, которые практически невозможно определить обычными испытаниями высоким напряжением или измерениями каких-либо интегральных характеристик изоляции (тангенс угла диэлектрических потерь, сопротивление изоляции и др.). Показано, что для наблюдения за характеристиками ЧР необходимо, использовать модели MATLAB Simulink, позволяющие выявить максимальный ЧР, количество частичных значений разряда, содержание частичного импульсного разряда и другие параметры. Методика расчета может быть использована для моделирования старения и отказа электрической изоляции. Показано, что исследование появления включения, процесса старения и достижения предельного состояния изоляции необходимо для диагностики и оценки остаточного ресурса изоляции систем электроснабжения.*

*Электрическая изоляция; частичные разряды; моделирование старения.*

**M.N. Dubyago**

#### **RESEARCH OF CHARACTERISTICS OF PARTIAL DISCHARGE IN ELECTRIC INSULATION OF SYSTEMS OF POWER SUPPLY**

*The relationship of partial discharge (PD) with the state of the electrical insulation of power cable lines (PCL). The problems of aging and failure insulation PD PCL in the field. It is noted that the registration of PD to evaluate the quality of insulation and identify local defects that are almost impossible to conventional high voltage tests or measurements of any integral characteristics of the insulation (the dielectric loss tangent, insulation resistance, etc.). It is shown that for monitoring the characteristics of PD is necessary to use MATLAB Simulink models help identify*

---

\* Работа поддержана грантом РФФИ №213-01.-24/2013\_96:офи\_м\_РЖД «Разработка и исследование распределенной системы интеллектуального управления процессом производства, передачи и распределения энергии».