

## МОДЕЛИ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ НАГРУЗОК ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ

**Васильев Д. А.<sup>1</sup>, Колоколов М. В.<sup>2</sup>**

*(Саратовский государственный технический  
университет, Саратов)*

**Иващенко В. А.<sup>3</sup>**

*(Учреждение Российской академии наук  
Институт проблем точной механики и управления РАН,  
Саратов)*

*Предложены модели автоматизированного прогнозирования электрических нагрузок промышленных предприятий, обеспечивающие повышение надежности и экономичности электроснабжения потребителей электрической энергией.*

Ключевые слова: автоматизация, прогнозирование, фильтр Брауна, искусственные нейронные сети, лингвистические переменные, гибридная модель.

### **1. Введение**

Существенное место в управлении электроэнергетикой промышленных предприятий занимает прогнозирование электрических нагрузок, которое является важным как для производителя, так и для потребителя электрической энергии [4].

---

<sup>1</sup> Дмитрий Анатольевич Васильев, кандидат технических наук, доцент (vda230373@yandex.ru).

<sup>2</sup> Максим Владимирович Колоколов, студент (killgreen@rambler.ru).

<sup>3</sup> Владимир Андреевич Иващенко, доктор технических наук, старший научный сотрудник (irtmuran@san.ru).

Для производителя электроэнергии прогноз нагрузок значим с точки зрения оптимизации поставки и резервирования электроэнергии, удобства проведения профилактических работ и обеспечения безопасности функционирования электроэнергетической системы (ЭЭС). Потребителю прогноз необходим для минимизации издержек, связанных с уплатой штрафов при превышении лимитов по мощности и с переплатой за заявленные, но не использованные мощности, а также с простым технологического оборудования в случае дефицита мощности в ЭЭС.

## **2. Анализ объекта прогнозирования**

Рассматриваемые модели прогнозирования активных нагрузок ориентированы на промышленных потребителей электроэнергии (абонентов) с присоединенной мощностью (нагрузкой) 750 кВА и выше, которые оплачивают электропотребление по двухставочному тарифу, включающему плату:

- за заявленную мощность (основная ставка);
- за фактически потребленную электрическую энергию (дополнительная ставка).

Заявленная мощность представляет собой максимальную активную мощность, отпускаемую абонентам в часы максимума нагрузки ЭЭС.

Графики изменения активных нагрузок промышленных предприятий малой и средней энергоемкости (от 2 до 18 МВт) имеет явно выраженные максимумы, первый из которых совпадает с часами утреннего максимума (с 9 до 12 часов), а второй (послеобеденный) несколько смещен относительно вечернего максимума (с 15 ч. 30 мин. до 17 ч.) нагрузки ЭЭС. На рис. 1 представлен фрагмент графика активной нагрузки для типичного промышленного предприятия средней энергоемкости.

Оперативный прогноз нагрузки выполняется в часы максимума энергосистемы с периодичностью сбора информации в системе, равной  $\Delta t = 5$  минутам. Интервал упреждения определяется компромиссом между точностью прогнозирования и возможностью реализации энергодиспетчером управляющих воз-

действий по снижению нагрузки с целью исключения превышения заявленной предприятием мощности (или установленного энергосистемой более жесткого ограничения) и составляет  $t^* = 2\Delta t = 10$  минут.

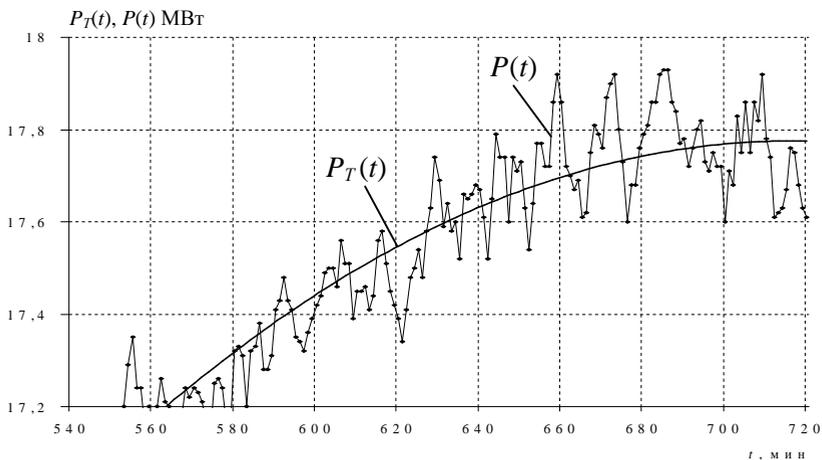


Рис. 1. Графики изменения активной нагрузки предприятия  $P(t)$  и ее тренда  $P_T(t)$

Качественный прогноз в часы максимума ЭЭС особенно важен для предприятий, поскольку за превышение заявленной ими мощности на этом отрезке времени они платят штраф (оплачивают превышение по повышенному тарифу) или подвергаются принудительному отключению (отключаются один или несколько вводов электроэнергии в предприятие).

Современные подходы к прогнозированию электропотребления предприятий представлены в работах в [1-6].

### 3. Фильтры Брауна

Для прогнозирования активной нагрузки предприятия используется полиномиальная модель вида

$$P(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2,$$

где  $a_0, a_1, a_2$  – параметры модели, определяемые с помощью метода экспоненциального сглаживания [8];  $t$  – текущее время.

При этом прогнозное значение нагрузки  $P(t)$  выражается рядом Тейлора

$$P(t + \Delta t) = P(t)_t + \frac{dP(t)}{dt} \Delta t + \frac{1}{2!} \frac{d^2 P(t)}{dt^2} \Delta t^2 + \dots + \frac{1}{n!} \frac{d^n P(t)}{dt^n} \Delta t^n,$$

члены которого связаны рекуррентной формулой

$$S_t^n (P(t)) = \alpha S_t^{n-1} (P(t)) + (1 - \alpha) S_{t-1}^n (P(t)),$$

определяющей экспоненциальную среднюю  $n$ -го порядка для ряда. Параметр сглаживания  $\alpha \in [0, 1]$  учитывает влияние исходного ряда наблюдений на результаты прогнозирования.

В качестве начального условия используется соотношение

$$S_0^1 (P(t)) = \dots = S_0^n (P(t)) = P(t_0),$$

где  $P(t_0)$  – значение нагрузки, соответствующее моменту времени  $t_0$ , с которого начинается прогноз.

Для фильтра Брауна второго порядка:

$$P(t) = a_0 = 3 S_t (P(t)) - 3 S_t^2 (P(t)) + S_t^3 (P(t));$$

$$\frac{dP(t)}{dt} = a_1 = \frac{\alpha^2}{2(1-\alpha)^2} ((6-5\alpha) S_t (P(t)) - 2(5-4\alpha) S_t^2 (P(t)) + (4-3\alpha) S_t^3 (P(t)));$$

$$\frac{d^2 P(t)}{dt^2} = a_2 = \frac{\alpha^2}{(1-\alpha)^2} (S_t (P(t)) - 2S_t^2 (P(t)) + S_t^3 (P(t)));$$

$$S_0^1 (P(t)) = S_0^2 (P(t)) = S_0^3 (P(t)) = P(t_0).$$

Качество прогнозирования оценивается максимальной относительной ошибкой прогноза (абсолютной ошибкой прогноза, отнесенной к фактическому значению прогнозируемой нагрузки)  $\delta_{\max}$ . Оно существенно зависит от выбора значений параметров модели – параметра сглаживания  $\alpha$  и объема предыстории  $k$ , по которой выполняется прогноз.

Путем статистического анализа определены значения этих параметров, позволяющие выполнять прогнозирование с минимумом ошибки:  $\alpha = 0,1-0,3$ ;  $k = 4-6$  при прогнозе на  $t^* = \Delta t = 5$  минут и  $\alpha = 0,1-0,2$ ;  $k = 4-9$  при прогнозе на  $t^* = 2\Delta t = 10$  минут.

Реализация управляющих воздействий при глубоком регулировании активной нагрузки приводит к существенному изменению ее статистических характеристик. Поэтому при прогнозировании в данных условиях используется процедура коррекции.

При этом прогнозируемый процесс на отрезке коррекции  $[t - k \Delta t; t]$  представляется в виде

$$P'(t') = P(t) + P_{\Sigma}(t),$$

где  $P'(t')$  – откорректированный процесс,  $t' \in [t - k \Delta t; t]$ ;

$$P_{\Sigma}(t) = \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^{I_j} P_{ij}(t) \beta_{ij} - \text{суммарная нагрузка потребителей элек-}$$

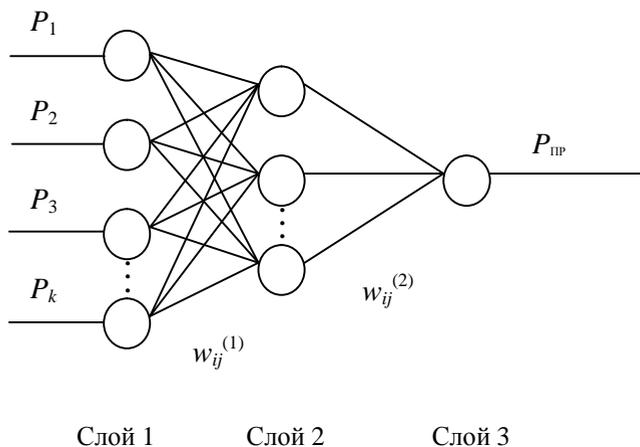
троэнергии, режим работы которых изменялся на отрезке коррекции;  $P_{ij}(t)$  – нагрузка  $i$ -го потребителя, используемого для регулирования активной нагрузки (потребителя-регулятора)  $j$ -го уровня электрической сети, изменившего режим работы;  $\beta_{ij} = \{-1, +1\}$  – признак, характеризующий изменения режима работы  $i$ -го потребителя-регулятора  $j$ -го уровня сети:  $-1$  – означает, что потребитель-регулятор отключен;  $+1$  – ПР подключен.

Исследования данной модели для графиков электрических нагрузок ОАО «Саратовское электроагрегатное производственное объединение», ОАО «Саратовстройстекло» и ОАО «Трансмаш» (г. Энгельс) показали, что для  $\alpha = 0,15$  и  $k = 5$   $\delta_{\max} \leq 1,18\%$  при прогнозировании на  $t^* = \Delta t = 5$  минут и  $\delta_{\max} \leq 1,5\%$  – на  $t^* = 2\Delta t = 10$  минут.

#### 4. Искусственные нейронные сети

Наряду со статистическими методами для прогнозирования нагрузок использовались искусственные нейронные сети (ИНС) типа «многослойный персептрон» с полным набором связей архитектуры  $r_1 - r_2 - 1$ , где  $r_1$ ,  $r_2$ , и  $1$  – количество элементов в

первом (входном), втором (скрытом) и третьем (выходном) слоях сети (см. рис. 2).



$P_1, \dots, P_k$  – входные и  $P_{\text{ПР}}$  – выходной сигналы сети;  
 $w_{ij}^{(1)}$  и  $w_{ij}^{(2)}$  – весовые коэффициенты связей между элементами  
первого и второго, второго и третьего слоев сети;  
 $i, j$  – номера элементов в слоях сети

Рис. 2. Структура искусственной нейронной сети

При анализе ИНС данной архитектуры установлено, что для обеспечения требуемой точности прогноза достаточно одного скрытого слоя с числом нейронов, равным  $r_2 = \lceil (r_1 + 1) / 2 \rceil$ , где  $\lceil \cdot \rceil$  – оператор округления до ближайшего целого числа, большего  $r_2$ .

Анализ работы ИНС при различном характере изменений электрических нагрузок, типичных для предприятий малой и средней энергоемкости, показали, что для обеспечения требуемой точности и времени обучения сети приемлемыми являются персептроны архитектур: 5–3–1 для прогноза на  $t^* = \Delta t = 5$  минут и 13–7–1 для прогноза на  $t^* = 2\Delta t = 10$  минут.

В связи с изменением условий потребления предприятием электроэнергии параметры модели прогнозирования требуют

периодической адаптации, которая осуществляется по истечении каждых суток и сопровождается процедурой переобучения ИНС на новых данных.

Обучение сети осуществляется с помощью комбинированного метода, построенного на основе использования алгоритма обратного распространения ошибки и стохастического алгоритма Коши, позволяющего выходить из локальных минимумов функции ошибок.

Для сетей структуры 5–3–1 при 500 – 700 итерациях обучения прогнозирование нагрузки на  $t^* = \Delta t = 5$  минут обеспечивается с  $\delta_{\max} \leq 0,99\%$  (на 0,2% меньше, чем при использовании фильтра Брауна), а на  $t^* = 2\Delta t = 10$  минут – с  $\delta_{\max} \leq 1,19\%$  (на 0,49% меньше, чем при использовании фильтра Брауна).

Дальнейшее повышение точности оперативного прогнозирования активной нагрузки промышленных предприятий требует использования адаптивных моделей.

Трудно провести четкую грань между адаптивными и неадаптивными моделями. Так, рассмотренные в [6] регрессионные модели содержат некоторый элемент адаптации, заключающийся в пересчете параметров модели при получении нового значения прогнозируемого процесса. Такая степень адаптации весьма незначительна. К тому же с течением времени она уменьшается в связи с увеличением общего количества наблюдений [7].

Фильтры Брауна, адаптируемые за счет вариации параметра сглаживания и придания различной значимости наблюдениям ретроспективной выборки, обладают недостатком, связанным с запаздыванием прогнозных значений. Недостатком же ИНС является плохое реагирование на изменения характера прогнозируемых процессов на интервалах между обучениями, которые существенны при использовании моделей в режиме реального времени.

Исходя из этого, предлагается гибридная модель адаптации, исключаяющая вышеотмеченные недостатки.

### 5. Гибридная модель

Предлагается адаптируемая в режиме реального времени гибридная модель, составляющими которой являются рассмотренные выше модели – фильтр Брауна и ИНС (рис. 3).

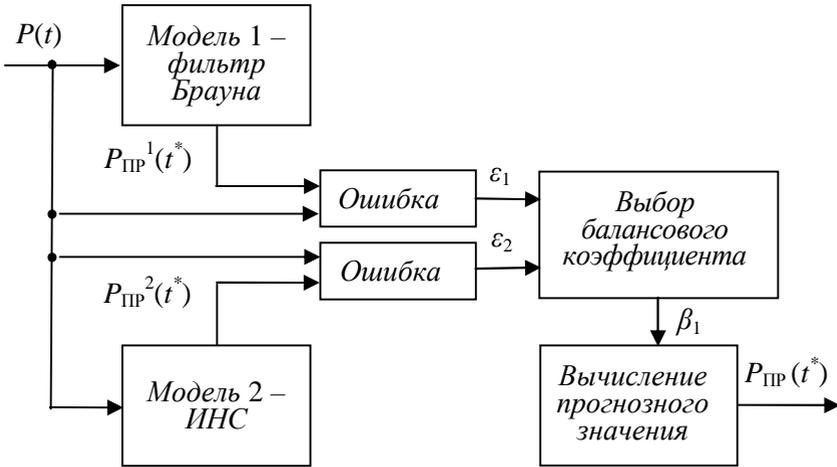


Рис. 3. Структура гибридной модели

Получаемое на ее основе прогнозное значение

$$P_{\text{ПР}}(t^*) = \sum_{i=1}^2 b_i P_{\text{ПР}}^i(t^*)$$

и ошибка прогноза

$$\varepsilon_{\text{ПР}}(t^*) = \sum_{i=1}^2 b_i \varepsilon_{\text{ПР}}^i(t^*),$$

где  $P_{\text{ПР}}^i(t^*)$ ,  $\varepsilon_{\text{ПР}}^i(t^*)$  – результаты и ошибки прогнозирования входящих в состав гибридной модели фильтра Брауна ( $i = 1$ ) и ИНС ( $i = 2$ );  $\beta_1$ ,  $\beta_2 = (1 - \beta_1)$  – коэффициенты, определяющие их долевое участие в результате прогноза.

Для вычисления значений коэффициентов  $\beta_1$ ,  $\beta_2$ , обеспечивающих минимум ошибки прогноза, предлагается использовать систему нечеткого вывода. Для этого определяются две входные

лингвистические переменные (ЛП) «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ », «Ошибка прогноза  $\varepsilon_2$ » и одна выходная – «Коэффициент  $\beta_1$ ». Термы этих ЛП определены значениями «малое», «среднее», «большое» и представлены в виде треугольных и трапециевидных функций. Функции принадлежности для ЛП имеют вид, представленный на рис. 4, 5.

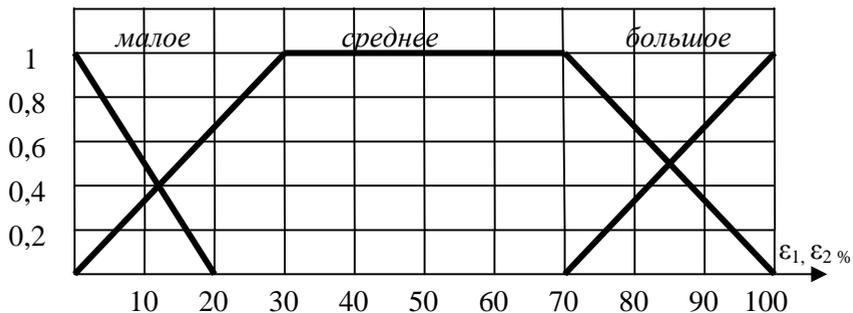


Рис. 4. Функции принадлежности для входных лингвистических переменных

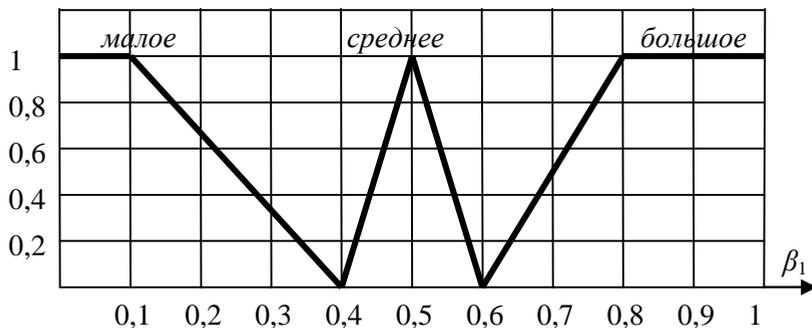


Рис. 5. Функции принадлежности для выходной лингвистической переменной

Определение текущих значений коэффициентов гибридной модели осуществляется на основе базы продукционных правил:

1. Если «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «малое» И «Ошибка прогноза  $\varepsilon_2$ » – «большое» ТО «Коэффициент  $\beta_1$ » – «большое».

2. Если «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «большое» И «Ошибка прогноза  $\varepsilon_2$ » – «малое» ТО «Коэффициент  $\beta_1$ » – «малое».

3. Если «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «большое» И «Ошибка прогноза  $\varepsilon_2$ » – «большое» ТО «Коэффициент  $\beta_1$ » – «среднее».

4. Если «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «малое» И «Ошибка прогноза  $\varepsilon_2$ » – «малое» ТО «Коэффициент  $\beta_1$ » – «среднее».

5. Если «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «среднее» И «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «среднее» ТО «Коэффициент  $\beta_1$ » – «среднее».

6. Если «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «среднее» И «Ошибка прогноза  $\varepsilon_2$ » – «большое» ТО «Коэффициент  $\beta_1$ » – «большое».

7. Если «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «большое» И «Ошибка прогноза  $\varepsilon_2$ » – «среднее» ТО «Коэффициент  $\beta_1$ » – «малое».

8. Если «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «среднее» И «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «малое» ТО «Коэффициент  $\beta_1$ » – «малое».

9. Если «Ошибка прогноза  $\varepsilon_1$ » – «малое» И «Ошибка прогноза  $\varepsilon_2$ » – «среднее» ТО «Коэффициент  $\beta_1$ » – «большое».

В основу выбора коэффициента  $\beta_1$  положен алгоритм Мамдани.

Апробирование гибридной модели на ряде промышленных предприятий г. Саратова показало, что она обеспечивает более точный прогноз, чем входящие в ее состав модели. При прогнозировании на один интервал упреждения, равный 5 минутам, максимальная относительная ошибка не превышает 0,89%, что на 0,29% меньше, чем для фильтра Брауна, и на 0,1%, чем для перцептрона, а при прогнозировании на два интервала (10 минут) – 0,91%, что на 0,59% меньше, чем для фильтра Брауна, и на 0,28%, чем для перцептрона (рис. 6).

На рис. 6 жирными линиями представлены прогнозные, а тонкими – фактические значения нагрузок.



*a*



*б*



*в*

*Рис. 6. Результаты прогнозирования активной нагрузки:  
а – с помощью фильтра Брауна, б – с помощью ИНС,  
в – с помощью гибридной модели*

## 6. Заключение

1. Исследование характера изменения электрических нагрузок промышленных предприятий показало возможность их прогнозирования с помощью фильтра Брауна второго порядка и трехслойного персептрона. Определены параметры фильтра и персептрона, обеспечивающие минимум ошибки прогноза.

2. Предложена гибридная модель прогнозирования, обладающая более высокой точностью прогноза за счет адаптации к характеру изменения электрических нагрузок в режиме реального времени.

## Литература

1. БОЛЬШОВ Л.А., КАНЕВСКИЙ М.Ф., САВЕЛЬЕВА Е.А., ТИМОНИН В.А., ЧЕРНОВ С.Ю. *Прогнозирование электропотребления: современные подходы и пример исследования* // Известия академии наук. Энергетика. 2004. № 6. С. 74 – 93.
2. ВАСИЛЬЕВ Д.А., ИВАЩЕНКО В.А., ЛУКЬЯНОВ Д.В. *Прогнозирование активных нагрузок промышленных предприятий на основе распознавания образов* // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. 2011. № 3-4. С. 122 – 126.
3. ИВАЩЕНКО В.А., КОЛОКОЛОВ М.В., ВАСИЛЬЕВ Д.А. *Прогнозирование электропотребления промышленных предприятий на основе статистических методов и искусственных нейронных сетей* // Вестник Саратовского государственного технического университета. 2010. № 2 (45). С. 110 – 115.
4. ИВАЩЕНКО В.А., РЕЗЧИКОВ А.Ф. *Автоматизированное управление электропотреблением промышленных предприятий: концепция и основные задачи* // Мехатроника, автоматизация, управление. 2006. № 3. С. 52 – 56.
5. ИВАЩЕНКО В.А., ВАСИЛЬЕВ Д.А., РЕЗЧИКОВ А.Ф. *Методы прогнозирования электрических нагрузок в условиях АСУ электропотреблением промышленных предприятий* // Мехатроника, автоматизация, управление. 2006. № 7. С. 52 – 55.

6. КАМАЕВ В.А., ЩЕРБАКОВ М.В., ПАНЧЕНКО Д.П., ЩЕРБАКОВА Н.Л. *Применение коннективистских систем для прогнозирования потребления электроэнергии в торговых центрах // Управление большими системами. 2010. Вып. 31. С. 92 – 107.*
7. ЛУКАШИН Ю.П. *Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учеб. пособ. М.: Финансы и статистика. 2003.*
8. *Теория прогнозирования / под. ред. С.А. Саркисяна. М.: Высш. шк., 1977.*

## **MODELS FOR AUTOMATED ELECTRIC LOADS FORECASTING ON INDUSTRIAL ENTERPRISES**

**Dmitry Vasiliev**, Saratov State Technical University, Saratov, Cand. Sc., assistant professor (vda230373@yandex.ru).

**Maxim Kolokolov**, Saratov State Technical University, Saratov, student (killgreen@rambler.ru).

**Vladimir Ivaschenko**, Establishment of the Russian Academy of Sciences Institute of problems of Precision Mechanics and Control of RAS, Saratov, Doctor of Science, Senior Researcher (iptmuran@san.ru).

*Abstract: We suggest models of automated electric loads forecast for industrial enterprises. These models help to save energy and to increase reliability of consumers' power supply.*

**Keywords:** automation, forecasting, Brown's filter, artificial neural networks, linguistic variables, hybrid model.

*Статья представлена к публикации  
членом редакционной коллегии Д.А. Новиковым*