

---

---

## **СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ**

---

---

Рассмотрим характер тренда процесса авторегрессии, начиная с нулевого момента времени. Изменение начальных условий моделирования, приводящих к видоизменению начального участка тренда в процессах авторегрессии, будем имитировать путем задания различных начальных условий. Как показывает анализ, характер поведения трендов процессов авторегрессии близок к выходным имитационным процессам.

Таким образом, можно сделать следующий вывод: характер автоковариационных функций и тренда типовых выходных процессов имитации и соответствующие характеристики процессов авторегрессии близки друг к другу. Это позволяет при исследовании поисковых алгоритмов генерировать временные ряды с помощью моделей авторегрессии, заменяя ими громоздкие имитационные модели.

С целью определения класса функций выходных процессов имитации проведено имитационное моделирование типовых структур СeMO, а именно, разомкнутых одно- и многофазных СМО с различными дисциплинами обслуживания и замкнутых одно- и многофазных СМО с источниками различной населенности и дисциплинами обслуживания. При этом анализировался характер поведения тренда и вид автокорреляционной функции. В результате показано, что автокорреляционная функция имеет апериодический характер и в случае многофазных СМО «затянута» в начале координат (имеет точку изгиба).

Вследствие влияния начальных условий моделирования тренд имеет характер апериодической функции, асимптотически сходящейся к некоторому стационарному значению. Проведена классификация трендов на инерционные, безынерционные, монотонные, с запаздыванием и без запаздывания.

Для предложенной автокорреляционной функции стационарного выходного процесса получено аналитическое выражение дисперсии среднеинтегральной оценки. Показано, что на дисперсию оказывают существенное влияние параметры автокорреляционной функции, а также степень ее «затянутости».

УДК 004.032.26 + 621.311.001.57+004.89

### **МЕТОДИКА ВЫЯВЛЕНИЯ ПОТЕНЦИАЛА ЭНЕРГОСБЕРЕЖЕНИЯ НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ<sup>1</sup>**

***М.В. Щербаков, Т.А. Яновский,  
А. Бребельс, Н.Л. Щербакова***

*В статье рассматривается вопрос выявления потенциала энергосбережения в коммерческих зданиях с точки зрения интеллектуальной обработки информации. Решение такой проблемы целесообразно на этапе планирования работ по повышению энергетической эффективности. В качестве решения предлагается методика расчета потенциала энергосбережения на основе построения прогнозных моделей. Методика включает 5 основных шагов. Показана апробация методики на ряде коммерческих зданий, приведены выводы и рекомендации по ее использованию.*

**Ключевые слова:** *энергосбережение, потенциал энергосбережения, интеллектуальный анализ данных, извлечение знаний из данных, нейронные сети, предварительный анализ данных, редукция данных, выявление аномалий, оценка качества.*

---

<sup>1</sup> Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 10-07-97008-р\_поволжье\_а).

*Key words: energy saving, potential of energy saving, data mining, knowledge database discovery, neural networks, preprocessing data handling, data reduction, anomalies detection, quality estimation.*

Проблема энергосбережения для различных стран становится все актуальнее с каждым годом. В процессе эксплуатации устаревает оборудование, что приводит к дополнительным потерям, вырастают тарифы на электроэнергию. Кроме этого стоимость электроэнергии для удаленных потребителей во многом складывается из тарифов ее доставки. Вопрос энергосбережения как уменьшения оперативных издержек является актуальным для всех сфер хозяйственной деятельности [2]. Решение задачи экономии электроэнергии начинается с учета текущих расходов для последующего анализа и оптимизации. Поэтому повышается необходимость в разработке и внедрении систем учета потребления электроэнергии (систем АСКУЭ), что позволит улучшить меры по обеспечению энергетической эффективности при заданном уровне комфорта и/или производства.

Оперативный учет и анализ накопленных данных позволяет решать спектр различных задач: прогнозирование потребления электроэнергии, определение качества данных, выявление потенциала энергосбережения. Под потенциалом энергосбережения будем понимать отклонение текущего потребления электроэнергии в большую сторону от минимального прогнозного потребления электроэнергии с учетом внешних параметров, влияющих на потребление. Отклонение от такого нижнего порога говорит о нецелесообразном использовании энергии и является элементами информационного оповещения в процессе поддержки принятия решений. Для выявления потенциала энергосбережения необходимо: 1) выполнить анализ факторов, влияющих на потребление и доступных для сбора; 2) выполнить задачу оценки качества данных и определения числа моделей; 3) выполнить синтез многопараметрических моделей идентификации процесса потребления электроэнергии; 4) оценить точность и устойчивость моделей; 5) выполнить расчет потенциала энергосбережения на основе прогнозных и измеренных значений.

Методика, предлагаемая для расчета потенциала энергосбережения, основана на следующих научных направлениях: 1) на основе теоретических положений разработки интеллектуальных систем, основанных на принципе функционирования биологических объектов [3]; 2) на основе интеллектуальной обработки данных (дата майнинг) и извлечения знаний из данных (KDD, CRISP-DM, Data Mining Project Cycle) [7–9]; 3) элементах теории эволюционных коннективистских систем (ЭКС) и предлагаемой авторами методики прогнозирования потребления электроэнергии на основе ЭКС [1]. Отметим, что данная методика ограничена применением на объектах со следующей спецификой: 1) существует график работы производства, от которого зависит потребление; 2) данные о потреблении электроэнергии собираются и передаются на сервер сбора данных (в частности, для настоящих исследований использовалась система EcoSCADA, Порты Капена) каждые 15 минут; 3) при сборе и передаче данных могут возникать сбои в работе оборудования, приводящие к наличию выбросов в данных; 4) в течение года может меняться поведение потребителей.

**Методика.** Предлагаемая методика включает в себя следующие основные шаги.

1. Формирование цели создания модели прогнозирования или определение функции потерь для определения ошибки прогнозирования.

2. Анализ потребителей электроэнергии и выявление прямых и косвенных признаков, влияющих на потребление [5].

3. Предварительный анализ данных. Данный шаг содержит 3 основных процедуры.

3.1. Сбор и редукция данных. Цель состоит в получении корректных и структурированных статистических данных, очищенных от выбросов и наблюдений, не имеющих отношения к рассматриваемой задаче. Этап включает: 1) структуризацию данных для выполне-

---

---

## СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

---

---

ния статистического анализа энергопотребления по сезонам, месяцам, неделям и отдельным дням недели; 2) выявление на основе информации о работе объекта описательных статистик и графиков энергопотребления: выходных дней; отдельных нерабочих дней из рабочей недели, связанных с праздниками, перебоями в снабжении, ремонтными работами и т.д.; рабочих дней с существенными отличиями профиля энергопотребления; 3) статистическая идентификация внутрисдневных выбросов<sup>2</sup>, анализ их причин и обработку.

3.2 Статистический анализ сходств и различий энергопотребления. Цель этого этапа – получение статистически обоснованных выводов относительно разделения изучаемого временного интервала на множество циклически повторяющихся в некотором порядке временных отрезков, каждый из которых характеризуется определенным, допускающим адекватное описание локальной моделью профилем энергопотребления. Этап включает: 1) предварительный графический анализ энергопотребления в различные дни недели для различных сезонов года и формирование набора предположений о характере разделения отрезка времени годовой продолжительности, как и соответствующего ему временного ряда энергопотребления; 2) основанный на предположениях и призванный осуществить их проверку, уточнение или корректировку статистический анализ сходств/различий:

- временных рядов энергопотребления в конкретный день недели, соответствующих разным неделям конкретного сезона;
- временных рядов энергопотребления, соответствующих различным дням недели в рамках конкретного сезона;
- временных рядов энергопотребления для определенного дня недели, соответствующих разным сезонам;

3) формирование выводов о разделии изучаемого временного отрезка годовой продолжительности на меньшие отрезки, профили энергопотребления которых могут быть адекватно описаны локальными моделями.

3.3 Исключение аномалий, восстановление пропусков в данных, кодирование категориальных переменных и нормализация. Здесь следует ввести понятие выброса (аномалии), под которым будем понимать отклонение потребления электроэнергии в текущий момент времени от среднего на  $N$  кВт·ч в течении  $T$  дискретных временных отсчетов. Значения  $N$  и  $T$  устанавливаются управляющим в процессе наблюдения за потреблением электроэнергии.

4. Построение, настройка и определение качества моделей прогнозирования.

4.1. Выполнить построение и настройку многопараметрической модели прогнозирования потребления электроэнергии.

1) Выделить  $K$  выборки данных на основе сезонного анализа с одинаковыми статистическими характеристиками (см. п. 3.1–3.2).

2) Провести автокорреляционный анализ для выявления величины лага ( $\bar{\lambda}$ ) и число переменных  $N$ .

3) Сформировать  $K$  моделей (на основе коннективистских моделей).

4) Для сенсора  $i$  провести подбор входных переменных: определить значение  $N$  точек временного ряда для включения в модель и  $\bar{\lambda}$  число дискретных отсчетов между точками ( $\lambda \neq \text{const}$ ).

5) Изменить вектор входных данных и выполнить формирование и параметрическую оптимизацию модели (моделей).

6) Вычислить среднюю ошибку  $E_i$  (или показатель интегральной точности IA) для рассматриваемых объектов [6].

---

<sup>2</sup> ГОСТ Р ИСО 5725-2-2002. «Точность (правильность и прецизионность) методов и результатов измерений. Ч. 2. Основной метод определения повторяемости и воспроизводимости стандартного метода измерений», п. 7.3.3 и 7.3.4.

7) Если выполняется условие  $E_i < E_{i-1}$  (ошибка снижается), то перейти на шаг 4. В противном случае исключить добавленный сенсор  $i$  из входного вектора.

4.2 Данный шаг связан с определением качества модели и принятием решения о качестве модели в соответствии с целями прогнозирования (функции потерь). Выделим следующие классические оценки определения точности модели: среднеквадратичное отклонение  $RMSE$ :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_m(i) - y_p(i))^2}{n}}, \quad (1)$$

где  $y_m$  – измеренное значение энергопотребления,  $y_p$  – прогнозное значение,  $n$  – горизонт прогнозирования ( $n = 96$ ), средняя абсолютная процентная ошибка ( $MAPE$ ):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_m(i) - y_p(i)}{y_m(i)} \right|. \quad (2)$$

5. Расчет потенциала энергосбережения. При ошибке прогнозирования  $E(\mu, \sigma^2)$  на заданном интервале наблюдения, если на горизонте прогнозирования  $\alpha$  измеренное (реальное) значение  $y_m$  превышает величину  $y_p + E(\mu, \sigma^2)$  на  $\Delta E$ , то величину  $\Delta E$  будем называть потенциалом энергосбережения данного объекта.

Апробация методики. Данная методика была апробирована на решении задачи выявления потенциала энергосбережения для коммерческих зданий типа торговых центров (Бельгия, Голландия). Для апробации была разработана система Ems Efas. Ниже приведены результаты выполнения методики для ряда зданий.

1. В качестве целевой функции использовалась ошибка  $MAPE$  (2).

2. Выделение параметров, влияющих на потребление. В качестве основного признака выступает потребление электроэнергии в прошлом. Кроме этого, можно выделить следующие параметры: 1) признак работы (0 – закрыто, 1 – открыто); 2) температура воздуха снаружи ( $^{\circ}C$ ) и 3) скорость ветра (м/с). Остальные параметры расцениваются как возмущения. Предположим, что доля таких возмущений не превосходит 10 %.

3. Предварительный анализ данных. На основании этапов 3.1–3.2 установлено, что целесообразно формировать отдельную локальную модель для каждой группы дней: 1) понедельника; 2) вторника, среды и пятницы; 3) четверга; 4) субботы и воскресенья в каждом сезоне, т.е. 16 моделей.

4. На основании п. 2–3 были сформирован спектр моделей прогнозирования: линейные регрессионные (ЛР) модели, ЛР-модели на основе нелинейной комбинации параметров, нейросетевые модели [1]. Наиболее точным из рассмотренных методов прогнозирования является модель искусственных нейронных сетей.

5. Для рассматриваемых объектов в заданных горизонтах прогнозирования ошибка прогнозирования  $E(\mu, \sigma^2)$  составила от 5 до 11 %. Были выделены интервалы наблюдения (как правило в течении рабочего дня, в которых наблюдались потребление ближе к максимальному) на которых реальные измеренные значения превышали прогнозные на величину  $E(\mu, \sigma^2)$ . В ряде случаев потенциал в момент времени составил от 5 до 30 кВт·ч.

Обсуждение результатов. Разработана методика выявления потенциала энергосбережения на основе интеллектуального анализа данных. Методика включает 5 основных шагов, для каждого из которых можно сформировать автоматизируемую функцию. Таким образом, данный подход направлен и на интеллектуализацию процесса автоматизации управления энергосбережением.

Методика апробирована на ряде коммерческих зданий (торговые центры), размещенных в Бельгии и Голландии. Показаны результаты по набору параметров, влияющих на потребление электроэнергии. Отображена специфика и результаты разделения выборки дан-

---

---

## СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

---

---

ных на подвыборки в соответствии со статистическими критериями. Построены различные модели на основе коннективистских моделей и выбрана наилучшая в соответствии с целевыми функциями (1, 2). Рассчитан потенциал энергосбережения для фиксированных моментов времени.

Данную методику целесообразно применять на начальном этапе планирования мероприятий по повышению энергетической эффективности предприятия. Методика достаточно универсальна и инвариантна к объектам потребления электроэнергии.

### Библиографический список

1. **Камаев В. А.** Применение коннективистских систем для прогнозирования потребления электроэнергии в торговых центрах / В. А. Камаев, М. В. Щербаков, Д. П. Панченко, Н. Л. Щербакова, А. Бребельс // Управление большими системами. – М. : ИПУ РАН, 2010. – Вып. 31. – С. 92–109.
2. **Макоклюев Б. И.** Анализ и планирование электропотребления / Б. И. Макоклюев. – М. : Энергоатомиздат, 2008. – 296 с.
3. **Методы** классической и современной теории автоматического управления : в 5 т. – М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. – Т. 5: Методы современной теории автоматического управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупов. – 784 с.
4. **Щербаков М. В.** Методика выбора значимых параметров для краткосрочного прогнозирования энергопотребления / М. В. Щербаков, Н. Л. Щербакова, А. Бребельс // Изв. ВолгГТУ : межвуз. сб. науч. ст. / ВолгГТУ. – Волгоград, 2010. – № 11, вып. 9. – С. 68–71. – (Сер. Актуальные проблемы управления, вычислительной техники и информатики в технических системах).
5. **Щербаков М. В.** Специфика применения интеллектуальных моделей анализа данных для повышения энергетической эффективности / М. В. Щербаков, Н. Л. Щербакова, Д. П. Панченко, А. Бребельс, А. П. Тюков, М. А. Аль-Гунаид // Изв. ВолгГТУ : межвуз. сб. науч. ст. / ВолгГТУ. – Волгоград, 2010. – № 11, вып. 9. – С. 72–76. – (Сер. Актуальные проблемы управления, вычислительной техники и информатики в технических системах).
6. **Brebels A.** Mathematical and statistical framework for comparison of neural network models with other algorithms for prediction of Energy consumption in shopping centres / A. Brebels, M. V. Shcherbakov, V. A. Kamaev et al // Proceedings of the 37 Int. Conf. Information Technology in Science Education Telecommunication and Business. – Yalta – Gursuf, 2010. – P. 96–97.
7. **Frawley W. J.** Knowledge discovery in databases: an overview / W. J. Frawley, G. Patetsky-Shapiro, and C. J. Mathews. – Cambridge : AAAI/MIT Press, 1991.
8. **Larose D. T.** Discovering knowledge in data: an introduction to data mining / Daniel T. Larose. – N.Y. : John Wiley & Sons Inc., 2005.
9. **Zhao H. T.** Data Mining with SQL Server 2005 / ZhaoHui Tang, Jamie MacLennan. – N.Y. : Wiley Publishing Inc., 2005.

УДК 539.194: 541.183.12

### МОДЕЛИРОВАНИЕ КОЛЕБАТЕЛЬНЫХ СОСТОЯНИЙ ГИДРОКСИЗАМЕЩЕННЫХ ФЕНОЛА

**М.Д. Элькин, А.Р. Гайсина, Е.А. Джалмухамбетова,  
О.Н. Гречухина, И.И. Гордеев**

*Построены структурно-динамические модели моно- и дигидроксизамещенных фенола с учетом ангармонических эффектов. В рамках гибридного метода функционала плотности DFT/B3LYP с базисами 6-311G\*\* и 6-311++G\*\* выполнены модельные расчеты геометрической структуры и колебательных спектров исследуемых молекул. Описана мето-*