

Белоусов А. В., канд. техн. наук, проф.,
Кошлич Ю. А., аспирант,
Быстров А. Б., аспирант

Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова

ПЕРСПЕКТИВЫ ПРИМЕНЕНИЯ СОВРЕМЕННЫХ СТАТИСТИЧЕСКИХ И ДЕТЕРМИНИРОВАННЫХ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В СИСТЕМАХ МОНИТОРИНГА ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ

ntk@intbel.ru

Типовая система диспетчерского контроля и управления энергопотреблением осуществляет сбор технологической информации, ее визуализацию и представление оператору производственного процесса. В этом случае информационная система работает в режиме оперативной визуализации, полагаясь на оператора в вопросах прогнозирования развития ситуации. Однако в сложных ситуациях, обусловленных большим числом внешних гетерогенных факторов, специалисты не всегда находят наиболее рациональные решения. Автоматизация анализа технологического процесса требует применения сложных математических средств исследования многомерных ситуаций и прогнозирования их развития.

Среди таких средств анализа можно выделить статистические методы, основанные на выделении главных компонент временных рядов наблюдаемых переменных, такие как анализ сингулярного спектра (АСС) и получивший развитие в последние годы пространственный анализ главных компонент (Sparse Principal Component Analysis), а также подходы, основанные на обучении модели иерархической темпоральной памяти.

Ключевые слова: энергоэффективность, мониторинг, прогнозирование, идентификация систем, анализ временных рядов, метод главных компонент, сингулярный спектральный анализ.

Анализ временных рядов наблюдаемых переменных динамических систем находит всё более широкое прикладное значение в различных сферах промышленности. Современные методы анализа временных рядов применяются в области построения систем автономного адаптивного управления, прогнозировании поведения сложных технических систем и систем естественного происхождения с трудом поддающихся формализации, в том числе в сфере электроснабжения и энергообеспечения [1], фильтрации сигналов и распознавания образов в электронике и медицине.

В течение последнего десятилетия значительно продвинулась вперёд теория глобальных методов прогнозирования поведения нелинейных динамических систем на основе анализа нестационарных временных рядов наблюдаемых переменных. Развивается теория методов анализа нестационарных рядов с пропусками значений [2].

Современный этап в развитии методов прогнозирования в теории идентификации характеризуется прагматичным взглядом на имеющуюся в наличии у проектировщика априорную информацию об объекте контроля и условиях его функционирования. В сложных системах, работающих в разнообразных условиях, как сама математическая модель, так и ее параметры и действующие возмущения не только не известны с достаточной точностью, но в ряде случаев их достаточно сложно определить экспериментально заранее. К таким системам относятся и объекты электропотребления: энергосистемы, объединения, предприятия и т.п. [3]

Преодоление данной априорной неопределённости является задачей современных интеллектуальных адаптивных систем идентификации. Проблемы применения классических статистических технологий анализа и прогнозирования развития ситуации в управлении производственными процессами проявляются в неспособности алгоритмов отследить качественные, скачкообразные изменения контролируемых процессов. В свою очередь, низкая эффективность алгоритмов анализа, прогнозирования и оптимизации часто обуславливается недостаточной полнотой и оперативностью мониторинга состояния объекта управления, связанной с недостаточным быстродействием алгоритмов и используемой вычислительной техники.

В настоящее время основным и наиболее распространенным инструментом прогнозирования развития сложных ситуаций и выработки управляющих решений на производстве является эмпирический анализ. Большинство систем диспетчерского контроля работают по единой методологии: осуществляется сбор информации, ее визуализация и представление специалистам по оперативному управлению производственными процессами. В этом случае информационная система работает в режиме оперативной визуализации.

Однако в сложных, нестационарных ситуациях, обусловленных большим числом разнообразных гетерогенных факторов влияния, специалисты не всегда находят наиболее рациональные решения. Необходимость быстрой обработки

большого числа аналитических запросов в области построения систем диспетчерского контроля привела к разработке многомерного формата представления данных и созданию новых концепций хранения данных, выраженных в теоретических постулатах Б. Инмона и Е. Кодда. В этом случае оперативный анализ текущей ситуации, ее сопоставление с данными ретроспективного анализа реализуются средствами аналитической обработки в реальном времени (on-line analytical processing, OLAP).

Такой подход позволяет сократить время, затрачиваемое специалистом на анализ протекающих в наблюдаемом объекте процессов, сокращая время реакции системы. Риск ошибки со стороны оператора в этом случае сохраняется, так как не исключено влияние человеческого фактора. Данную проблему можно решить с помощью математических методов исследования многомерных ситуаций и прогнозирования их развития с использованием программно-алгоритмических средств интеллектуального анализа данных (Data Mining).

При этом необходимо учитывать, что многомерный временной ряд наблюдаемых переменных процесса имеет пропуски значений, возникающие в результате отказов оборудования и проблем с сетевой инфраструктурой, которые усложняют процесс анализа показаний при недостаточных объёмах накопленной информации

и могут привести к построению недостаточно адекватных прогнозов. Закономерно, что решению проблемы прогноза на основе временных рядов с пропусками в современной прикладной науке уделяется значительное внимание [2].

Таким образом, возникает задача создания систем распознавания и контроля состояния - программного комплекса, предназначенного для автоматического обеспечения принятия решения при оперативном, краткосрочном моделировании, прогнозировании и контроле сложной системы, работающей в условиях временных ограничений и недостатка априорной информации. К ним можно отнести системы мониторинга состояния энергопотребления объектов промышленности, одной из задач которых является накопление и хранение значений контролируемых параметров, получаемых с датчиков оборудования и электросчётчиков.

Примером такой системы является многоуровневая система мониторинга электропотребления распределённых объектов — учебных корпусов, технических зданий и сооружений БГТУ им. В.Г. Шухова (см. рис. 1) [5].

В результате работы системы мониторинга формируются базы данных показателей энергопотребления объектов. Накопленная архивная информация используется при построении отчётов, краткосрочных и долгосрочных прогнозов энергопотребления.



Рис. 1. Интерфейс системы мониторинга электропотребления БГТУ им. В.Г. Шухова

Одной из важнейших задач эффективного управления объектами энергопотребления является задача краткосрочного прогнозирования потребления энергии с целью формирования организационных и технических мероприятий по энергосбережению. Такой прогноз, непрерывно осуществляемый на основе накопленной архивной информации, в совокупности с имеющейся информацией о текущих значениях показателей потребления электрической энергии (см. рис. 2) позволяет

выявить возможный перерасход электрической энергии и может быть положен в основу методов предупреждения перерасхода и обнаружения проблем электроснабжения потребителей [6]. В простейшем случае в расчёт принимается мгновенная потребляемая мощность, получаемая с электросчётчиков. При этом показатели могут обладать значительной инерционностью, а опрос состояния может происходить реже одного раза в минуту.

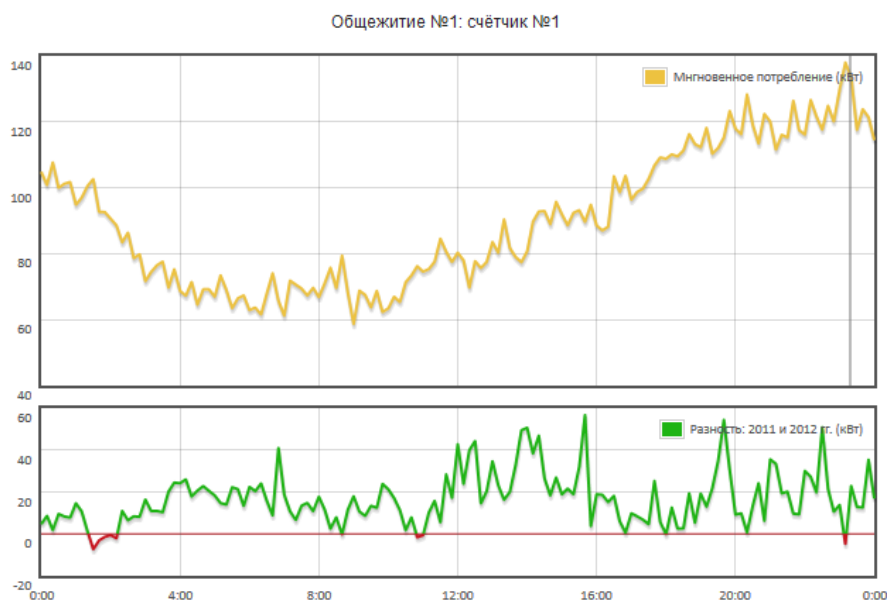


Рис. 2. График поминутного потребления электроэнергии общежитием БГТУ им. В.Г. Шухова

Анализ литературы позволяет сформировать следующую классификацию математических моделей процессов для оперативного и краткосрочного прогнозирования. Данная классификация вытекает из общих подходов к моделированию процессов и теории идентификации [3]. В зависимости от используемого математического аппарата, четко выделяются три основные группы моделей и методов моделирования процессов:

- 1) статистические (вероятностные);
- 2) детерминированные (алгебраические);
- 3) комбинированные вероятностно-детерминированные.

Статистические модели получили наиболее широкое применение в задачах моделирования, прогнозирования процессов электропотребления. Популярность моделей данного типа объясняется высокой степенью адекватности для решения целого ряда задач теории и практики радиотехники, прогнозирования процессов в энергетике и иных областях [7-10].

В последние десятилетия наметилась тенденция критического отношения к статистической постановке проблемы идентификации объектов и процессов [3], особенно в случае, когда отсутствует возможность получения представительных выборок для построения математических моделей, статистических характеристик процессов и проверки их адекватности. Кроме того, статистическая теория использует операции осреднения по множеству реализаций, что в целом ряде случаев приводит к ухудшению математической модели, особенно в условиях малых и нестационарных выборок.

В электроэнергетике есть примеры, когда вероятностные модели применяются без надлежащего обоснования, если отсутствует возмож-

ность получения представительных выборок для построения математических моделей и проверки их адекватности [8].

В этих случаях эффективно использовать детерминированный, а не статистический подход к решению проблемы идентификации.

Основные отличия детерминированного подхода:

- 1) при моделировании находятся, уточняются и используются не статистические характеристики ошибок измерений, а непосредственно сами значения ошибок в конкретном эпизоде идентификации;
- 2) уточнение параметров модели осуществляется непосредственно по невязке сигналов на выходе объекта и на выходе текущей модели.

В настоящее время находят распространение математические прогнозирующие модели, являющиеся комбинацией статистических и детерминированных моделей. Эти модели позволяют обеспечить наилучшую точность прогнозирования и адаптацию к изменениям характера электропотребления. [4]

Активно развивается теория кортикальных методов моделирования и прогноза, в основе которых лежит модель темпоральной иерархической памяти, моделирующей работу прогностической функции коры головного мозга человека. [9]

Поскольку величина мгновенной потребляемой мощности одновременно обладает явно выраженным случайным характером и возможной повторяемостью во времени, то в качестве метода моделирования, основанного на выделении главных компонент сигнала, может быть использован анализ сингулярного спектра (Singular Spectrum Analysis), относящийся к методам статистического моделирования. [6]

Основная идея метода состоит в представлении временного ряда в виде последовательно-

сти векторов достаточно большой размерности с дальнейшим анализом линейной структуры их совокупности как реализации многомерной случайной величины с помощью метода главных компонент (ГК). Такой анализ дает фактическое разложение исходной функции, порождающей временной ряд, в аналог ряда Фурье по базису, порожденному самой функцией.

Одним из достоинств метода является отсутствие требования априорного знания модели ряда, что практически не влияет на качество полученных результатов. Кроме того данный метод позволяет работать с модулированными гармониками, в отличие от методов, основанных на разложении Фурье.

Для наибольшей наглядности алгоритм метода целесообразно разбить на несколько шагов:

- развертка одномерного ряда в многомерный (вложение);
- анализ главных компонент: сингулярное разложение выборочной корреляционной матрицы; результат данного шага – сингулярное разложение матрицы.
- отбор наиболее значимых главных компонент ряда;
- восстановление одномерного ряда.

Вложение и сингулярное разложение в совокупности называются разложением. Группи-

ровка и диагональное усреднение — восстановлением. При этом, основным параметром данного алгоритма служит, так называемая, длина окна $l < L < N$. Результатом алгоритма является разбиение временного ряда на аддитивные составляющие.

В качестве исходного временного ряда процесса электропотребления рационально использовать ряд значений почасового потребления электроэнергии объектом (см. рис. 3). В этом случае возможно наиболее полное выделение повторяющихся во времени компонент процесса и определение зависимости качества прогноза (по критерию величины среднеквадратического отклонения) от длины окна, выраженной в единицах часов.

Прогноз оказывается наиболее точным при длине окна равной 24 часам, что обусловлено характерной суточной периодичностью в распределении электрической нагрузки объекта. [6]

Результаты существующих экспериментальных исследований, как показано на рис. 4, позволяют говорить о том, что метод сингулярного спектрального анализа может быть использован для моделирования и оперативного краткосрочного прогнозирования электропотребления.

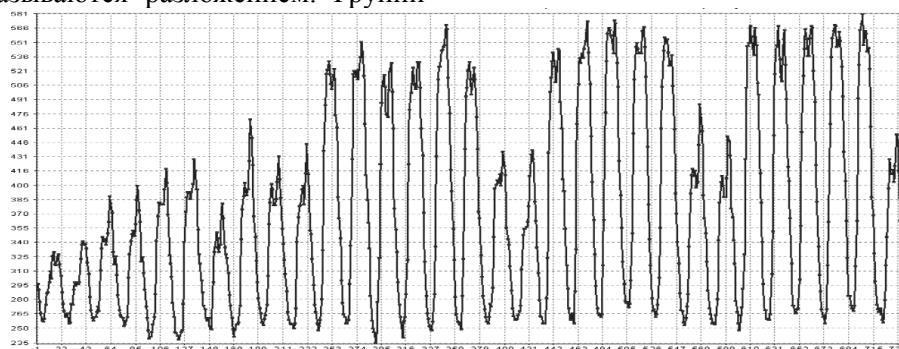


Рис. 3. График почасового электропотребления

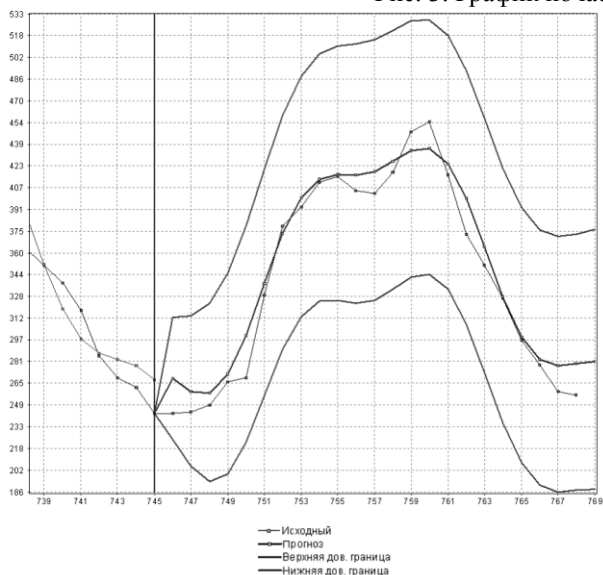


Рис. 4. Прогноз почасового электропотребления для ширины окна равной 24 (в единицах часов)

Таким образом, существующие статистические методы идентификации динамических систем, направленные на выделение и анализ главных компонент, дают возможность осуществлять прогнозирование изменений показателей энергопотребления объектов, решая задачу автоматического выявления аномалий в развитии временного ряда и своевременно обеспечивая специалистов необходимой информацией для принятия организационных и технических мер по энергосбережению. Среди таких методов можно выделить методы, основанные на анализе сингулярного спектра (АСС) и получившем развитие в последние годы пространственном анализе главных компонент (Sparse Principal Component Analysis), существенный недостаток которых заключается в высокой ресурсоёмкости операции повторного построения модели процесса с учётом новых значений временного ряда. Пер-

спективной альтернативой могут выступать подходы, основанные на разреженном пространственном представлении данных и алгоритмах обучения иерархической темпоральной памяти, разрабатываемых с учётом нейробиологических открытий последнего десятилетия.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Мирошниченко А.А. Мониторинг качества теплоснабжения, основанный на сингулярно-спектральном анализе связанного потребления энергоресурсов // Научно-технический сборник. Коммунальное хозяйство городов. 2006.
2. Голяндина Н.Э., Осипов Е.В. Метод Гусеница - SSA для анализа временных рядов с пропусками // Математические модели. Теория и приложения. 2005.
3. Теряев Е.Д., Шамриков Б.М. Цифровые системы и поэтапное адаптивное управление. Наука, 1999.
4. Седов А.В., Надтока И.И. Системы контроля, распознавания и прогнозирования электропотребления: модели, методы, алгоритмы и средства. Ростов-н/Д: Изд-во Рост. ун-та, 2002. 318 с.
5. Белоусов А.В. и др. Система визуализации и мониторинга технологических параметров распределенных объектов энергопотребления на основе web-базируемого доступа // Материалы Седьмой Всероссийской научно-практической конференции «Перспективные системы и задачи управления». Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2012. С. 85
6. Мартко Е.О., Белицын И.В. Сингулярный спектральный анализ как метод моделирования электрической нагрузки // Ползуновский вестник.–Барнаул: Изд-во АлтГТУ. 2009. № 4. С. 76–86.
7. Бэнн Д.В. и др. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки. Энергоатомиздат, 1987.
8. Беляев Л.С., Крумм Л.А. Применимость вероятностных методов в энергетических расчетах // Изв. АН СССР Энергетика и транспорт. 1983. № 2. С. 3–11.
9. Hashmi A., Lipasti M. Discovering cortical algorithms // Proceedings of the International Conference on Neural Computation (ICNC 2010). 2010.
10. Рубанов В.Г., Порхало В.А. Получение математической модели обжига клинкера с применением статистических методов // Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: История. Политология. Экономика. Информатика. 2010. Т. 7. № 14-1-1. С. 80-87.