

Рассматривая бетонное изделие ($\alpha=0.765 \cdot 10^{-6}$ м²/сек) толщиной 200 мм, после разбивки на 4, слой берется равным 50 мм, интервал времени Δt получает значение:

$$\Delta \tau = \Delta x^2 / 2\alpha = \frac{0.05^2}{2 \cdot 0.765 \cdot 10^{-6}} = 2700 \text{ сек.}$$

Получили время прогрева одного слоя, после сложения времен прогрева всех слоев получаем 10800 сек, или 3 часа (время прогрева всего изделия).

На основании полученных уравнений выявляется задача постановки экспериментов. Они должны включать в себя выявление температурного поля внутри исследуемого образца с различными источниками ИК-излучения, влияние длины волны и длительности процесса тепловлажностной обработки на прочностные характеристики получаемых изделий.

Список литературы

1. Гинзбург А. С. Основы теории и техники сушки пищевых продуктов / А. С. Гинзбург // Пищевая промышленность. – 1973. – № 8. – С. 14–16.
2. Жучков П. А. Теплообмен на сушильных цилиндрах БАМ / П. А. Жучков // Труды ЛТИ ЦБП. – 1962. – № 10. – С. 24–36.
3. Красников В. В. Контактная комбинированная сушка капиллярно-пористых материалов / В. В. Красников // МТИПП. – 1958. – С. 118–121.

References

1. Ginzburg A. S. Osnovy teorii i tekhniki sushki pishhevykh produktov / A. S. Ginzburg // Pishhevaya promyshlennost'. – 1973. – № 8. – S. 14–16.
2. Zhuchkov P. A. Teploobmen na sushil'nykh tsilindrakh BAM / P. A. Zhuchkov // Trudy LTI TSBP. – 1962. – № 10. – S. 24–36.
3. Krasnikov V. V. Kontaktnaya kombinirovannaya sushka kapillyarno-poristykh materialov / V. V. Krasnikov // MTIPP. – 1958. – S. 118–121.

УДК 004.032.26 + 338.27

ПРИМЕНЕНИЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ КОННЕКТИВИСТСКИХ МОДЕЛЕЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ СОСТОЯНИЙ ДИНАМИКИ СИСТЕМ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ В АВТОМАТИЧЕСКОМ РЕЖИМЕ*

Щербаков Максим Владимирович, кандидат технических наук, Волгоградский государственный технический университет, 400131, Россия, Волгоград, пр. Ленина, 28, e-mail: maxim.shcherbakov@gmail.com.

Козлов Илья Петрович, магистрант, Волгоградский государственный технический университет, 400131, Россия, Волгоград, пр. Ленина, 28, e-mail: benkyo.nanodesu@gmail.com.

Щербакова Наталия Львовна, кандидат технических наук, Волгоградский государственный технический университет, 400131, Россия, Волгоград, пр. Ленина, 28, e-mail: snl@gebeus.ru.

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 10-07-97008-р_поволжье_а).

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

В статье рассматривается решение проблемы прогнозирования потребления электроэнергии. Зачастую нет возможности своевременного формирования прогноза потребления электроэнергии экспертом в связи с большим количеством анализируемых объектов. В этом случае актуальной задачей является разработка адекватных и точных механизмов прогнозирования потребления в автоматическом режиме. В статье рассматривается применение оригинального метода прогнозирования, основанного на анализе динамики объекта на коротких интервалах наблюдений. Метод использует свойства цикличности анализируемых объектов и основан на классификации состояния динамики объекта на коротком интервале наблюдения. Выделяется два основных этапа: синтеза и настройки моделей и этапа прогнозирования и верификации. На первом этапе строится модель классификации и прогнозирования состояния динамики системы на коротком интервале наблюдения и модели прогнозирования потребления электроэнергии для каждого класса. Предлагается также формировать ансамбль моделей для каждого класса. Для оценки эффективности метода были решены задачи прогнозирования потребления электроэнергии в коммерческом здании. Сравнивались результаты применения различных подходов, и при применении предлагаемого метода показано снижение ошибки прогнозирования в 1,4–3,1 раза.

Ключевые слова: *прогнозирование потребления электроэнергии, эволюционные неконнективистские системы, гибридные модели, идентификация динамики.*

EVOLUTIONAL CONNECTIONISTS MODELS FOR IDENTIFICATION OF SYSTEMS DYNAMICS: IMPLEMENTING IN AUTOMATION ENERGY FORECASTING

Shcherbakov Maxim V., Cand. in Technics, Volgograd State Technical University, 28 Lenin avenue, Volgograd, 400131, Russia, e-mail: maxim.shcherbakov@gmail.com.

Kozlov Ilya P., Master, Volgograd State Technical University, 28 Lenin avenue, Volgograd, 400131, Russia, e-mail: benkyo.nanodesu@gmail.com.

Shcherbakova Natalia L., Cand. in Technics, Volgograd State Technical University, 28 Lenin avenue, Volgograd, 400131, Russia, e-mail: snl@gebeus.ru.

The article considers the problem of energy consumption forecasting. Often there is no possibility to create energy consumption forecast in time by expert. The main reason is large number of objects to be analyzed. In this case, the urgent issue develops adequate and accurate predictive techniques able to work in automatic mode. The original method base on classifying of object's dynamics within short interval of observation has been applied. The method uses the cyclical property of the objects, classifies and predicts their behavior within short interval of observation. There are two main phases: the phase of synthesis and adjusting the models and the prediction or verification phase. At the first phase the behavior classifying and forecasting models and forecasting models for each class are created. Also the ensemble of the models could be created. To demonstrate the effectiveness of the method, the cases of commercial buildings energy consumption forecasting were performed. The results of the different methods were compared. The forecast error decreased in 1,4–3,1 times for the suggested method.

Key words: *energy consumption forecasting, evolutional connectionists systems, hybrid models, behavior identification.*

Несмотря на интенсивное развитие таких направлений, как вычислительный интеллект и интеллектуальный анализ данных для решения задачи прогнозирования, можно выделить две ключевые проблемы, характеризующие необходимость формирования новых

подходов. Первая связана с изменением свойств анализируемых систем в процессе времени в зависимости от ряда внутренних и внешних факторов. В частности: добавление нового информационного канала, фиксирующего значения новых параметров, влияющих на состояние системы; изменение режима функционирования под влиянием внешних воздействий или других систем. Такие системы будем называть эволюционными. Вторая связана с потребностью в обработке большого количества систем в автоматическом режиме и спецификой существующих технологий обработки данных, требующих участие эксперта в процессе интеллектуального анализа данных [1, 2]. В частности при рассмотрении задачи прогнозирования потребления электроэнергии возникает проблема, когда потребитель имеет различные режимы энергопотребления, связанные со спецификой и циклом производства. Современные системы учета накапливают информацию о таком большом числе потребителей, что приводит к усложнению экспертного анализа данных и формирования прогноза.

В статье рассматривается применение оригинальной методики прогнозирования потребления электроэнергии в автоматическом режиме, включающей методы классификации и прогнозирования динамики объекта на коротком интервале наблюдения и прогнозирования состояния в зависимости от прогнозного значения класса состояния динамики.

МЕТОД

В основу предлагаемого метода легло свойство цикличности изучаемых объектов: потребителей электроэнергии [4, 5]. Так можно выделить один цикл равный одним суткам. Если потребление электроэнергии $y(t)$ измеряется один раз в 15 минут, то весь цикл может быть разделен на N временных рядов продолжительностью $T = 96$ (с 00:00 по 23:45). Следовательно, N – число суток или число *коротких интервалов наблюдения* (КИН). Как правило, на коротком интервале наблюдения объект имеет свою динамику изменения энергопотребления. При анализе объектов выяснилось, что можно определить множество S , состоящее из конечного числа элементов, характеризующих все варианты состояния динамики на КИН, т.е. существует отображение

$$\gamma : \{y(t_k), y(t_{k+1}), \dots, y(t_{k+T})\} \rightarrow s_j, s_j \in S \quad (1)$$

где k – индекс первого элемента в некотором q -м КИН. Можно предположить, что если синтезировать и настраивать отдельную модель прогнозирования для каждого класса состояния динамики потребления на КИН и выбирать модель для прогнозирования, основываясь на прогнозе состояния динамики, то точность прогнозирования увеличится.

Предлагаемая методика включает в себя два основных этапа: 1) этап синтеза и настройки моделей прогнозирования и 2) этап прогнозирования или верификации моделей. Для этого необходимо разделить выборку данных на 2 выборки: обучающую (~75 % от общего числа) и верификационную. Этап синтеза модели включает следующие шаги.

1. Задать T – величину короткого интервала наблюдения и ошибки обучения модели.

2. Задать h – число классов, на которые будут разделены состояния динамики объекта на КИН.

3. Выполнить кластеризацию состояний объекта на КИН и разделить обучающую выборку на h выборок.

4. Построить нелинейную AR – модель M_1 для прогнозирования состояния динамики $\hat{s}(N+1)$ на следующем интервале наблюдения:

$$\hat{s}(N+1) = f_c(s(N), s(N-1), \dots, s(N-p_s), \mathbf{w}_s), \quad (2)$$

где p_s – параметр порядка модели, \mathbf{w}_s – настраиваемые параметры модели. В качестве значений элементов множеств S могут использоваться: 1) номер класса, 2) центры класса.

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

5. Для каждой i -й выборки из h построить модель $M_{2,i}$ для определения потребления электроэнергии $\hat{y}_i(t)$ в дискретные отсчеты времени на интервале упреждения ($t > N \cdot T$)

$$\hat{y}_i(t) = f_{y,i} \left(y(t-q), y(t-2 \cdot q), \dots, s(t-p_{y,i} \cdot q), \mathbf{w}_{y,i} \right), \quad (3)$$

где $p_{y,i}$ – параметр порядка i -й модели, q – параметр лага, $\mathbf{w}_{y,i}$ – настраиваемые параметры i -й модели.

6. Настроить модель M_1 посредством нахождения такого вектора параметров \mathbf{w}_s^* , при котором функционал ошибки $J(\hat{s}, s, \mathbf{w}_s^*)$ стремился бы к минимуму.

7. Настроить модель $M_{2,i}$ посредством нахождения такого вектора параметров $\mathbf{w}_{y,i}^*$, при котором функционал ошибки $J(\hat{y}, y, \mathbf{w}_{y,i}^*)$ стремился бы к минимуму. Отметим, что для каждого кластера можно сформировать ансамбль из T однотипных моделей, каждая из которых прогнозирует значение энергопотребления в один из временных отсчетов (например, модель $M_{2,i, 00:15}$ – прогнозирует потребление в момент времени 00:15).

Этап верификации включает шаги:

1. Выполнить прогноз состояния динамики на упреждающем КИН $\hat{s}_j(N+1)$, используя модель M_1 .
2. Выбрать модель $M_{2,j}$ в соответствии с индексом $\hat{s}_j(N+1)$.
3. Найти прогнозные значения прогнозирования, используя модель $M_{2,j}$ и предыдущие значения прогнозирования.

ПРИМЕНЕНИЕ

Данный метод был применен для решения задачи прогнозирования электроэнергии. Выборка данных была разделена на обучающую ($N = 240$) и тестовую ($N = 31$). В качестве моделей прогнозирования использовались M_0 – эволюционная коннективистская нейросетевая модель (НС) без предварительной кластеризации [4], M_1 – модель экспоненциального сглаживания после предварительной кластеризации, M_2 – прогнозирование предложенным методом, M_3 – прогнозирование предложенным методом с ансамблем сетей. Параметры порядка моделей и лагов постоянны и $p_s = 6$, $p_{y,i} = 4$ (для всех i), $q = 672$ (значение потребления в момент времени t максимально коррелирует со значением в этот же момент времени одну неделю назад. Для оценки качества прогнозирования использовались средняя абсолютная процентная ошибка (E , %) и показатель z – число дней, в которых наблюдается минимальная ошибка прогнозирования. Результаты вычислений представлены в таблице (для тестовой выборки).

Из результатов можно сделать следующие выводы. Кластеризация позволяет снизить ошибку прогнозирования даже при применении достаточно простой модели прогнозирования, например, экспоненциального сглаживания. Следовательно, разбиение обучающей выборки эффективнее, нежели ввод параметра типа дня и состояния здания (открыто/закрыто).

Таблица

Результаты прогнозирования для двух экспериментов

№ эксперимента	h	Метод прогнозирования							
		$M0$		$M1$		$M2$		$M3$	
		E_0	z_0	E_1	z_1	E_2	z_2	E_3	z_3
1	3	13,9	5	12,8	7	30,5	3	9,8	15
	4		3	12,9	4	32,3	8	10,3	15
	5		6	12,8	5	35,3	9	12,9	10
	6		3	12,1	5	10,5	13	11,1	9
2	3	25,6	9	10,7	5	53,0	3	8,2	14
	4		5	10,5	9	17,7	8	12,2	9
	5		8	10,2	7	18,2	7	11,4	9
	6		6	10,6	7	12,5	11	10,1	7

Применение предложенной методики с ансамблем моделей M_2 дает гарантированное снижение ошибки (в первом случае на 2,8–4,1 %, во втором – на 14,9–17,4 %). Однако для этого требуется большое число наблюдений в обучающей выборке, а увеличение числа кластеров приводит к ухудшению результата. Применение одной модели в предложенной методике для каждого класса, значительно улучшает качество прогнозирования с увеличением числа кластеров. Ошибки 30–35 % в первом случае и 53 % во втором соответствуют неверному прогнозированию класса состояния динамики на КИН моделью M_1 . Это, в первую очередь, связано с незапланированным изменением графика работы (например, закрытие магазина в рабочий день).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассмотрен метод решения задачи прогнозирования потребления электроэнергии на основе классификации и прогнозирования состояния динамики систем на коротких интервалах наблюдения. Для этого формируются модель прогнозирования состояния динамики и модели прогнозирования энергопотребления или ансамбль прогнозных моделей для каждого класса состояния динамики объекта. В качестве модели прогнозирования используются эволюционные коннективистские нейронные сети.

Рассматривается решение задачи прогнозирования электроэнергии в коммерческом здании. Применение метода позволило снизить ошибку прогнозирования в среднем в 1,4–3,2 раза по сравнению с другими общеизвестными подходами. Отметим, что использование эволюционных моделей позволяет включить в процесс прогнозирования процедуру дообучения сети, т.о. перейти от статической к динамической системе прогнозирования. Используемая структура модели и алгоритм настройки позволяют сохранять «знания» о предыдущих режимах функционирования объекта. Кроме этого, время настройки эволюционных коннективистских моделей соразмерно с временем реализации метода экспоненциального сглаживания. Это позволяет комбинировать различные варианты реализации предложенной методики.

Список литературы

1. Заболева-Зотова А. В. Развитие системы автоматизированного определения эмоций и возможные сферы применения / А. В. Заболева-Зотова, Ю. А. Орлова, В. Л. Розалиев, А. С. Бобков // Открытое образование. – 2011. – № 2. – С. 59–62.
2. Камаев В. А. Интеллектуальные системы автоматизации управления энергосбережением / В. А. Камаев, М. В. Щербаков, А. Бребельс // Открытое образование. – 2011. – № 2. – С. 227–231.
3. 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.

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

4. Щербаков М. В. Методика выявления потенциала энергосбережения на основе интеллектуального анализа данных / М. В. Щербаков, Т. А. Яновский, А. Бребельс, Н. Л. Щербакова // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2011. – № 2. – С. 51–55.

5. Kasabov N. Evolving connectionists systems. The Knowledge Engineering Approach / N. Kasabov // Originally published in the Series: Perspectives in Neural Computing. – 2nd ed. – XXII. – 451 p.

References

1. Zaboleeva-Zotova A. V. Razvitie sistemy avtomatizirovannogo opredelenija jemocij i vozmozhnye sfery primeneniya / A. V. Zaboleeva-Zotova, Ju. A. Orlova, V. L. Rozaliev, A. S. Bobkov // Otkrytoe obrazovanie. – 2011. – № 2. – С. 59–62.

2. Kamaev V. A. Intellectual'nye sistemy avtomatizacii upravlenija jenergosberezheniem / V. A. Kamaev, M. V. Shcherbakov, A. Brebels // Otkrytoe obrazovanie. – 2011. – № 2. – С. 227–231

3. Kamaev V. A. Primenenie konnektivistskih sistem dlja prognozirovaniya potrebleniya jelektrojenergii v torgovyh centrakh / V. A. Kamaev, M. V. Shcherbakov, D. P. Panchenko, N. L. Shcherbakova, A. Brebel's // Upravlenie bol'shimi sistemami. – М. : IPU RAN, 2010. – Вып. 31. – С. 92–109.

4. Shcherbakov M. V. Metodika vyjavlenija potentsiala jenergosberezhenija na osnove intellektual'nogo analiza dannyh / M. V. Shcherbakov, T. A. Janovskij, A. Brebels, N. L. Shcherbakova // Prikaspijskij zhurnal: upravlenie i vysokie tehnologii. – 2011. – № 2. – С. 51–55.

5. Kasabov N. Evolving connectionists systems. The Knowledge Engineering Approach // Originally published in the Series: Perspectives in Neural Computing 2nd ed. – XXII. – 451 p.

УДК 539.193/.194; 535/.33/34

МОДЕЛИРОВАНИЕ АДИАБАТИЧЕСКИХ ПОТЕНЦИАЛОВ ПОЛИХЛОРИРОВАННЫХ ДИБЕНЗОЦИКЛОВ. ТЕТРАХЛОРДИБЕНЗОФУРАН

Элькин Михаил Давыдович, доктор физико-математических наук, профессор, Астраханский государственный университет, 414056, Россия, Астрахань, Татищева, 20 а, e-mail: elkinmd@mail.ru.

Смирнов Александр Петрович, старший преподаватель, Астраханский государственный университет, 414056, Россия, Астрахань, Татищева, 20 а, e-mail: apsmir@yandex.ru.

Джалмухамбетова Елена Азатуллаевна, кандидат физико-математических наук, Астраханский государственный университет, 414056, Россия, Астрахань, Татищева, 20 а, e-mail: alenna@list.ru.

Гайсина Альфия Рафаиловна, ассистент, Астраханский государственный университет, 414056, Россия, Астрахань, Татищева, 20 а, e-mail: gaisinaalfiya@mail.ru

Алыкова Ольга Михайловна, кандидат педагогических наук, Астраханский государственный университет, 414056, Россия, Астрахань, Татищева, 20 а, e-mail: kof@aspu.ru

Данная работа посвящена построению структурно-динамических моделей полихлорзамещенных дибензогетероциклических соединений. Для тетрахлордибензофурана определены геометрические параметры молекул, такие, как длины валентных связей и величины углов между ними. Описана методика оценки ангармонического смещения полос в колебательных спектрах полициклических соединений, на основании результатов неэмпирических квантовых расчетов параметров адиабатического потенциала – кубических и квартичных силовых постоянных. Получены частоты колебательных состояний и величины их интегральных интенсивностей. Моделирование геометрии молекул и ангармонических колебательных состояний осуществлялась в предположении плоской конфигурации соединений. Расчет проводился квантовым