

АНАЛИЗ И МОДИФИКАЦИЯ МЕТОДА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ ЭКСТРАПОЛЯЦИИ ВЫБОРКИ МАКСИМАЛЬНОГО ПОДОБИЯ

И.М. Сунагатов

Самарский государственный технический университет
443100, г. Самара, ул. Молодогвардейская, 244

Проведен обзор метода экстраполяции выборки максимального подобия. Предложен вариант повышения точности метода путем адаптации метода авторегрессии.

Ключевые слова: *методы прогнозирования, энергопотребление, экстраполяция максимального подобия, авторегрессия, математическое моделирование.*

Цель статьи – рассмотрение методов прогнозирования энергопотребления с применением авторегрессий, экстраполяции выборки наибольшего подобия и предложение вариантов повышения точности.

Назовем выборкой отрезок временного ряда определенной длины с параметром начала и окончания, который лежит внутри исходного временного ряда. Последовательность выборок составляет исходный ряд. Предполагается, что фактические выборки могут быть подобны будущим выборкам. С учетом данного суждения аппроксимация выборки может использоваться для построения модели.

«Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального подобия» использовалась для прогнозирования Чучуевой Е.А. в кандидатской диссертации, где приводится таблица сравнения различных методов прогнозирования [1]. В этом сравнении присутствуют авторегрессионные модели и методы, которым приспосабливаются следующие характеристики:

- трудоемкость и ресурсоемкость идентификации моделей;
- невозможность моделирования нелинейностей;
- низкая адаптивность.

В работе представлены вариант решения задачи идентификации моделей, оценки подобия выборок и проанализированы результаты прогноза, которые не отстают от результатов многих представленных стран по точности (величине ошибки) прогноза. Сравнение точности методов приведены в таблице.

Модель внешне довольно проста, описывается двумя компонентами – авторегрессия $\alpha_2 Z_{k \max + M}^P$ и внешний фактор $\alpha_1 X_{T+1}^P$:

$$Z_{T+1}^P = \alpha_2 Z_{k \max + M}^P + \alpha_1 X_{T+1}^P, \quad (1)$$

где Z_{T+1}^P – прогнозные значения; M – определенная модель, соответствующая выборке максимального подобия; $Z_{k \max + M}^P$ – выборка максимального подобия; P – значение временного ряда; X_{T+1}^P – выборка прогноза внешнего фактора; α – коэффициенты; k – задержка временного ряда, соответствующая минимуму ошибки регрессии и максимуму модуля корреляции (m).

Автор указывает на важность оценки времени работы метода на вычислительной машине с определенным максимальным значением количества операций в секунду и

прилагает значения замеров вычислительных нагрузок, создаваемых методом экстраполяции максимально подобных выборок, продолжительность которых примерно равна 3,5 минутам. Указывается также положительное влияние совмещения таких методов, которые конкурируют друг с другом на разных временных участках.

Обзор работ по прогнозированию энергопотребления

№	Работа, год публикации	Временные ряды по региону	Полученная точность, %
1	[2], 2006	Шанхайская энергосистема (Shanghai Power Grid)	2.8 – 3.4 % в зависимости от модели
2	[2], 2006	Подстанции Франкфурта (Frankfurt-Substation)	2.04 %
3	[3], 2010	Обзор методов прогнозирования	1.26 – 4.81 % в зависимости от модели
4	2009	Энергосистема Виктории (Victorian Power System, Австралия)	2.64 %
5	[4], 2008	Энергосистема штата Орисса (Восточная Индия)	2.96 – 5.27 % в зависимости от алгоритма обучения модели
6	[5], 2008	Энергосистемы различных стран Европы (10 стран)	0.80 – 2.90 % для различных моделей, стран и времени упреждения
7	[6], 2010	Энергосистема Малайзии	0.99 %
8	[7], 2010	Энергосистема Костромской области	2 – 5 % в зависимости от модели
9	2009	Энергопотребление поселка Жиганск, Республика Саха (Якутия)	3 – 5 % для различных моделей
10	[8], 2011	Энергопотребление ОАО «Мордовская энергосбытовая компания»	1.43 – 2.75 % для различных дней недели
11	2007	Энергопотребление ОАО «Костромская энергосбытовая компания»	2 – 5 % для различных дней недели

Автор принимает для сравнения и модель авторегрессии распределенного лага, описываемого уравнением

$$Z(t) = \varphi_0 + \varphi_1 Z(t-l-1) + \dots + \varphi_p Z(t-l-p) + \varepsilon_1, \quad (2)$$

где $Z(t)$ – процесс, φ_0, φ_1 – коэффициенты, l – величина лага, ε_1 – значение ошибки.

Значение процесса $Z(t)$ линейно зависит от некоторого количества предыдущих значений того же процесса $Z(t-1), \dots, Z(t-p)$.

Модель (1)–(2) называется ARDLM(p, l) и чаще всего применяется для моделирования экономических процессов.

В методе экстраполяции модель с учетом лагов не используется. В статье «Выбор методики краткосрочного прогнозирования электропотребления региона» указывается на воздействие лага, уровень влияния которого нельзя получить, взяв за основу только максимально подобные аппроксимации и экстраполяцию.

Принцип подобия для задачи прогнозирования рядов с сезонностью [9] используют многие авторы [10]. Для прогноза таких рядов решается задача правильной оценки ряда и идентификации. В автореферате [11] выявление сезонных волн выполняется с помощью ортогонального сингулярного разложения.

Рассмотрев модификации авторегрессий, можно выделить достоинства, такие как относительная простота, прозрачность моделирования [12]; единообразие анализа и проектирования; множество примеров применения и также отсутствие эффекта «проклятия размерности», что положительно сказывается на быстродействии метода.

В пользу регрессионной модели можно указать то, что ресурсоемкость идентификации также относится ресурсоемкости в целом нейросетевых моделей. Этот факт, учитывая важное качество методов «прозрачность вычислений», ставит метод регрессий в более выгодное положение относительно нейросетевых.

Точность прогноза авторегрессионного метода можно повысить, устранив один из его недостатков, такой как «низкая адаптивность». Адаптировать [13] к изменениям тренда можно путем анализа на каждом шаге изменения ошибки. Анализ ошибки можно производить, вычисляя относительную величину. Отклонение ошибки от допустимого интервала можно анализировать, добавляя в модель аномальное поведение в описании дневного, недельного или другого сезонного тренда. На следующем шаге, принимая условия изменения, повышать ранг данного явления. В случае, если основной тренд не будет обеспечивать допустимую точность, его можно не брать в расчет. Некоторое количество шагов новые данные анализируется, и если они более точны, то принимается в расчет новый основной тренд (ряд с коэффициентами более высокого ранга). Данной способ напоминает базу знаний и ведет к увеличению объема вычислений, но это можно решить, производя анализ накопленных правил путем оценки корреляции их между собой. Один из двух сильно коррелирующих между собой правил по принципу меньшего среднеквадратичного отклонения относительно фактического потребления подлежит удалению из расчетов.

Данный метод можно использовать с методом экстраполяции по наибольшему правдоподобию. В этом случае будут иметься эталонные графики, относительно которых будет вычисляться регрессионная зависимость от температуры, влияние распределенных лагов, влияние сезонности, адаптированные значения регрессии. В этом случае наиболее правдоподобные графики с учетом адаптивности будут изменяться на каждом шаге, в котором алгоритм поймет, что тренд изменился.

В этих методах всегда будет видна логика, соответственно алгоритм прозрачен. В качестве дополнительного анализа нужно ввести прогнозирование значения ошибки ε_1 и параметр в виде коэффициента к значению ошибки. В этом случае прогнозная ошибка будет описывать доверительный интервал.

Заключение

В статье рассмотрен внедренный метод экстраполяции выборок максимального подобия и предложен вариант повышения его точности путем анализа ошибки и корректировки коэффициентов, т. е. вариант адаптации метода к изменениям временного ряда.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Чучуева Е.А. Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального подобия: Автореф. дисс. ... канд. техн. наук: 05.13.18. – М., 2012. – 16 с.
2. Jingfei Yang M. Sc. Power System Short-term Load Forecasting: Thesis for Ph.d degree. Germany, Darmstadt, Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universität, 2006. 139 p.
3. Bunnoon P., Chalermyanont K., Limsakul C. A Computing Model of Artificial Intelligent Approaches to Mid-term Load Forecasting: a state-of-the-art-survey for the researcher // IACSIT International Journal of Engineering and Technology. 2010, No.1. P. 94 – 100.
4. Mishra S. Short term load forecasting using computation intelligence methods: Thesis for the degree of

- Master of technology electronics and communication engineering. India, Rourkela, National Institute Of Technology, 2008. 89 p.
5. *Taylor J.W., McSharry P.E.* Short-Term Load Forecasting Methods: An Evaluation Based on European Data // IEEE Transactions on Power Systems 2008, Vol. 22. P. 2213 – 2219.
 6. *Norizan M., Maizah Hura A., Zuhaimy I.* Short Term Load Forecasting Using Double Seasonal ARIMA Model // Regional Conference on Statistical Sciences, Malaysia, Kelantan, 2010. P. 57 – 73.
 7. *Сидоров С.Г., Никологорская А.В.* Анализ временных рядов как метод построения потребления электроэнергии // Вестник ИГЭУ. – 2010. – Вып. 3. – С. 81 – 83.
 8. *Соломкин А.В.* Краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии с помощью нейросетевых методов // Электроника и информационные технологии [электронный ресурс]. 2011, № 1. 5 с. URL: http://fetmag.mrsu.ru/2009-3/pdf/Forecasting_electricity_consumption.pdf (дата обращения 28.08.2011).
 9. *Фармер Э.Д.* Метод предсказания нестационарных процессов и его применение к задаче оценки нагрузки: Труды II Международного конгресса ИФАК. – М.: Наука, 1965. – С. 416-434.
 10. *Макоклюев Б.И.* Методы и средства анализа и планирования электропотребления энергообъединений и энергосистем: Автореф. дисс. ... докт. техн. наук. – М., 2005. – 43 с.
 11. *Сухомлинова О.А.* Моделирование процесса электропотребления при краткосрочном прогнозировании методами ортогональных разложений: Автореф. дисс. ... канд. техн. наук: 05.13.18. – Ростов-на-Дону, 2005. – 20 с.
 12. Анализ временных рядов и прогнозирование: Учеб. пособие / Н.А. Садовникова, Р.А. Шмойлова. – Московский государственный университет экономики, статистики и информатики. – М., 2001. – 67 с.
 13. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: Учеб. пособие. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.: ил.
 14. Прогнозирование эконометрических временных рядов: Учеб. пособие / Е.П. Чураков. – М.: Финансы и статистика, 2008. – 208 с.: ил.
 15. *Сунагатов И.М., Чернышев С.В.* Обзор подходов и методов, применяемых в краткосрочном прогнозировании энергопотребления. Информационные, измерительные и управляющие системы (ИИУС-2012): Материалы III Международной научно-технической конференции. 29-31 мая 2012. – Самара: СамГТУ, 2012. – 356 с.
 16. *Чернышев С.В., Сунагатов И.М.* Выбор методики краткосрочного прогнозирования электропотребления региона. Математическое моделирование и краевые задачи: Труды Седьмой всероссийской научной конференции с международным участием. Ч. 4: Информационные технологии в математическом моделировании. – Самара: СамГТУ, 2010. – 208 с.: ил.

Статья поступила в редакцию 24 декабря 2012 г.

ANALYSIS AND MODIFICATION OF THE FORECASTING METHOD OF ENERGY CONSUMPTION USING THE EXTRAPOLATION OF SAMPLING THE MAXIMUM SIMILARITY

I.M. Sunagatov

Samara State Technical University
244, Molodogvardeyskaya st., Samara, 443100

A review of the extrapolation method of maximum likelihood sample. A variant of the method to improve the accuracy by adapting the method of autoregression.

Keywords: forecasting methods, energy, the extrapolation of maximum likelihood, autoregression, mathematical modeling.

Ildar M. Sunagatov, Postgraduate Student.