

МЕТОДЫ АНАЛИЗА И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ПРИРОДНОГО ГАЗА

Филатова А.Ю., гр.ИУС-06м
Руководитель проф. Лаздынь С.В.

С распадом плановой экономики закончилась эпоха практически неограниченных и дешевых энергоресурсов, когда их доля в себестоимости продукции составляла всего лишь несколько процентов. Вместе с удорожанием энергоресурсов наступил экономически целесообразный предел их потребления в рамках исторически сложившихся технологий для каждого предприятия. Фактор высокой стоимости обусловил кардинальное изменение отношения к организации энергоучета в промышленности и других энергоемких отраслях (транспорт и жилищно-коммунальное хозяйство).

Актуальность прогнозирования режимов газопотребления в разрезах времени несомненна, так как обоснованные прогнозы являются эффективным инструментом перспективного планирования и управления в отрасли. Актуальность исследований проявляется в применении полученных результатов для оперативного и тактического управления. Прогнозирование потребления является основой не только для планирования закупок, но, что не менее важно, для управления энергопотреблением в муниципальном хозяйстве, особенно в отопительный период.

Проблема исследуется специалистами: Бархударян И.Г., Оганесян Л.А. [1] – математические модели потребления газа; Коваленко М.В., Махотило К.В. [2] – применение нейронных сетей для прогнозирования потребления и др.

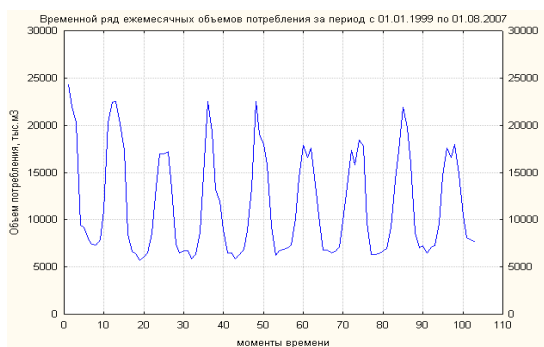
Сегодня на предприятиях активно внедряются автоматизированные системы контроля и учета энергоресурсов (АСКУЭ). Среди них можно выделить: «ГиперФлоу», «ФЛОУТЕК», «Телург», «Поток» и системы фирмы Advantech. Но часто из аналитической обработки в таких системах

предусмотрено лишь формирование пакета отчетности (программный комплекс «Система менеджмента в газовом хозяйстве», Система АИС-ТЭБ (Россия)).

Современные системы и средства анализа и обработки накопленных данных условно делятся на три категории: регламентированная отчетность; аналитическая обработка данных (OLAP); поддержка Data Mining [4,5].

Системы Data Mining представлены следующими классами: статистические пакеты (STATGRAPHICS, STADIA, STATISTICA) [6]; аналитические системы; нейронные сети (BrainMaker, NeuroShell, OWL); системы рассуждений аналогичных случаев (KATEtools (Франция), Pattern Recognition Workbench (США), КОРА (Россия)); деревья решений (IDIS, Knowledge SEEKER, See5/C5.0); эволюционное программирование (PolyAnalyst); генетические алгоритмы (GeneHunter); алгоритмы ограниченного перебора (WizWhy); системы для визуализации многомерных данных (Data Miner 3D).

Из методов прогнозирования временных рядов в области потребления энергоресурсов наиболее часто применяются статистические методы и методы эвристического прогнозирования [7,8]. Вид временных рядов ежедневного (а) и ежемесячного (б) потребления природного газа приведен на рис. 1.



а) ежемесячное потребление



б) ежедневное потребление

Рисунок 1 – Временные ряды потребления природного газа

Одним из распространенных способов прогнозирования является построение регрессионных зависимостей. Строятся типичные для прогнозирования модели - динамические, где переменной является фактор времени. Но чтобы выявить некоторые закономерности изменения во времени, недостаточно определить только тенденцию. Для этого необходимо изучить внутреннюю структуру отклонений динамического ряда от найденной тенденции, используя корреляционный метод. Только в этом случае можно в качестве прогнозирующей функции использовать модель вида:

$$y(t) = f(t) + \xi(t) + \eta; \quad (1)$$

где $f(t)$ - тенденция (детерминированная компонента); $\xi(t)$ - стохастическая компонента; η - случайная компонента.

Отличительной чертой динамических рядов является наличие корреляции между соседними членами ряда. Однако методы корреляционного анализа основываются на предположении о независимости элементов. Поэтому для установления тесноты связи между уровнями ряда определяется коэффициент автокорреляции. Наиболее часто в рядах динамики встречается полиномиальная, экспоненциальная и гармоническая составляющая тренда.

Наиболее пригодным для выделения тренда является метод скользящей средней. Пользуются двумя модификациями метода скользящей средней: 1) простое сглаживание - составление нового ряда из средних определенных промежутков времени; 2) взвешенное сглаживание - определение взвешенных средних для равных точек ряда динамики.

Как правило, значения временного ряда из недалекого прошлого лучше описывают прогноз, чем более старые значения этого же ряда. Тогда можно использовать для прогнозирования скользящее среднее:

$$Y(t+1) = \frac{1}{T+1} * [Y(t) + Y(t-1) + \dots + Y(t-T)] \quad (2)$$

Смысл его в том, что модель видит только ближайшее прошлое (на T

отсчетов времени в глубину) и, основываясь на этих данных, строит прогноз.

Довольно часто используется метод экспоненциальных средних, который постоянно адаптируется к данным за счет новых значений:

$$Y(t+1) = a * Y(t) + (1 - a) * \hat{Y}(t) \quad (3)$$

где $Y(t+1)$ – прогноз на следующий период; $Y(t)$ – реальное значение в момент t ; $\hat{Y}(t)$ – прошлый прогноз на момент t ; a – постоянная сглаживания ($0 \leq a \leq 1$).

Наряду с описанными выше методами уже достаточно долгое время для прогнозирования используются регрессионные алгоритмы. Коротко суть алгоритмов такого класса можно описать так. Существует прогнозируемая переменная Y и отобранный заранее комплект переменных, от которых она зависит - x_1, x_2, \dots, x_n . Природа независимых переменных может быть различной. Главное - уметь формализовать факторы в числовую форму. Модель множественной регрессии в общем случае описывается выражением:

$$Y = F(x_1, x_2, \dots, x_n) + \varepsilon \quad (4)$$

В более простом варианте линейная регрессионная модель имеет вид:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_N x_N + \varepsilon \quad (5)$$

Здесь $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N$ - коэффициенты регрессии, ε - компонента ошибки.

Предполагается, что все ошибки независимы и нормально распределены. Для построения моделей регрессии необходима база данных наблюдений.

Практика показывает, что для прогнозирования потребления газа не существует общего, единого метода: каждое производство содержит индивидуальные технологические циклы, которые в сумме дают уникальный временной процесс. Однако во всех производственных циклах потребления газа можно найти общее, формируя методическую базу для точного прогноза.

Существующие системы не позволяют из всего множества средств и методов автоматически выбирать наиболее подходящий путь решения, поэтому пользователь-аналитик сам принимает решение о выборе метода.

Хотя в этом можно увидеть и, своего рода, преимущество: применив разные методы, можно сделать сравнение их результатов. Третий аспект - цена внедрения системы.

Таким образом, можно сделать вывод, что работа системы будет эффективна, прогноз достоверен и точен только тогда, когда она будет создаваться под конкретный объект и задачу с применением необходимых оптимальных методов, учитывающих все влияющие параметры.

Динамичность процессов в современной экономике приводит к существенной нестационарности временных рядов. В этих условиях стандартные статистические методы начинают давать сбой.

Как показали исследования, на потребление природного газа влияет большое количество факторов, таких как: температура воздуха; потребление за предыдущий период (день, месяц, год); влияние ветра; день недели; праздничные и непраздничные дни. С помощью метода корреляции было определено, что наиболее значимыми факторами является температура воздуха, потребление предыдущего периода, скорость ветра; в случае краткосрочного прогнозирования: фактор дня недели и статуса дня (праздник или нет).

Для полного описания процесса газопотребления необходимо представить его совокупностью количественных и качественных связей, полученных эвристическим анализом, в виде системы уравнений:

$$\begin{cases} y(t) = a_i t^j + F(t) \\ \sum_{i=1}^n b_i x_i \end{cases} \quad (6)$$

где $F(t)$ - разложение в ряд Фурье.

При таком подходе к решению задачи устанавливаются количественные и качественные характеристики, отражающие специфику изучаемого процесса, на основе чего, подставляя нужные значения аргумента t , можно прогнозировать режимы и качественные изменения газопотребления.

С экономической точки зрения такой прогноз для средне- и

долгосрочных планов наиболее обоснован, так как он позволяет учесть основные тенденции изменения изучаемого процесса по его последним значениям и тем самым предсказать их на несколько периодов вперед.

Рассмотрев две модели прогноза, трудно с уверенностью утверждать о неприменимости того или иного метода, поскольку при построении модели точно неизвестен характер влияния того или иного фактора. Такие зависимости позволяют определить искусственные нейронные сети (ИНС), позволяющие приблизить любую (нелинейную) непрерывную функцию. Нелинейные свойства ИНС учитывают прямую зависимость от температуры, скорости ветра и предшествующие температуры дня в узлах сети, не учитывая взаимодействия и нелинейный отклик этих воздействий. Учебный процесс строит взаимодействие вход-выход, хорошо интерполирующееся к точно несоответствующей учебным данным ситуации.

Что касается точности предсказания, то лучшие результаты демонстрируют новые, а не традиционные подходы. Серьезная проблема, часто возникающая на практике при синтезе нейросетевой модели динамического объекта, состоит в порядке формирования набора тренировочных шаблонов по экспериментальным данным. Задача состоит в том, чтобы найти такую достаточно компактную структуру сети, которая смогла бы сначала запомнить все эти данные, а затем, на основании усвоенных ею знаний, интерполировать поведение объекта при новых сочетаниях входных сигналов.

В качестве основы для организации нейронной сети предложена нейронная сеть прямого распространения – многослойный перцептрон, в котором нейроны расположены по слоям, имеют однонаправленные связи между ними и каждый вычислительный элемент использует пороговую или сигмоидальную функцию активации. Такая сеть статическая в том смысле, что на заданные входы она вырабатывает одну совокупность выходных значений, не зависящих от предыдущего состояния сети. Многослойный перцептрон может формировать сколь угодно сложные границы принятия

решений и реализовывать произвольные булевы функции. Для обучения такой сети используется алгоритм обратного распространения.

Сама структура нейронной сети: количество нейронов во входном, скрытом и выходном слоях будет уточняться в процессе проведения дальнейших исследований и экспериментов.

Результат исследования состоит в том, что необходимо применение моделей с использованием искусственных нейронных сетей, которые позволят учитывать наиболее значимые факторы потребления природного газа в зависимости от периода прогнозирования и определять неизвестный характер взаимодействия факторов и объемов потребления. Однако, точность построенной модели будет зависеть от качества предварительного анализа и подготовки данных.

Перечень ссылок

1. Бархударян И.Г., Оганесян Л.А. Современный уровень прогнозирования режимов газопотребления и их моделирование. - Ереван, 1981
2. Коваленко М.В., Махотило К.В. "Нейросетевая модель прогнозирования потребления газа в жилищно-бытовом секторе" Вести. Нац. техн. ун-та "ХПИ", выпуск №12, 2002г.
3. Айвазян С.А. и др. Прикладная статистика: основы моделирования и первичной обработки данных. - Москва, 1983.
4. Кречетов, Иванов. Продукты для интеллектуального анализа данных //ComputerWeek № 14-15, 1997.
5. Андрей Суслов. Инструменты и технологии аналитической обработки данных. Обзор современных решений в области анализа данных. - "Сетевой журнал" №12, 2001.
6. STATISTICA, анализ данных, статистический анализ, статистический анализ данных, визуализация, прогнозирование, моделирование, сегментация, исследование, аналитические решения. URL: <http://www.statsoft.ru>
7. Библиотека средств прогнозирования URL: <http://www.forecsys.ru/>
8. Методы прогнозирования URL: <http://www.neuroproject.ru/>
9. Вороновский Г. К., «Усовершенствование практики оперативного управления крупными теплофикационными системами в новых экономических условиях»: «Харьков», 2002— 240 с. URL: www.isde.kharkiv.com/Archive/Books/part3.htm