

И. К. Будникова, Е. В. Приймак

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОВРЕМЕННОГО РЫНКА ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ

Ключевые слова: метод экспоненциального сглаживания, метод АРПСС с интервенцией, инструменты прогнозирования, индекс качества модели.

В работе приводятся результаты прогнозирования, выполненные разными методами в программе Statistica, анализируется качество полученных моделей, даются рекомендации по практическому применению полученных результатов.

Keywords: method of exponential smoothing, method ARIMA with intervention, forecasting tools, the quality index model.

The work presents the results of a prediction made by different methods in the Statistica analyses the quality of models, provides guidance on the practical application of the results.

В условиях либерализации оптового рынка электроэнергии (ОРЭ), наиболее актуальной для энергетических компаний становится задача разработки новых подходов к прогнозированию объемов продаж электроэнергии по разным секторам ОРЭ, так как результаты прогнозирования объемов купли-продажи электроэнергии являются информационной основой для процессов планирования оптимальных режимов генерации электроэнергии.

Основной задачей оптового рынка является обеспечение баланса производства и потребления электроэнергии в объеме фактического спроса в каждый момент времени.

По данным на 2014 год [1] доля секторов оптового рынка имеет следующее соотношение (рис. 1).

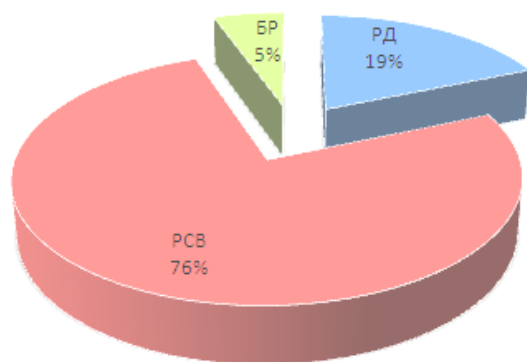


Рис. 1 – Доля секторов на оптовом рынке

Продажа электроэнергии на ОРЭ осуществляется по трем секторам:

- Регулируемые договоры (РД);
- Рынок на сутки вперед (РСВ);
- Балансирующий рынок (БР).

В настоящее время продажа электроэнергии по регулируемым договорам осуществляется только для населения. Основной объем продаж приходится на сектор – рынок на сутки вперед, который формируется в результате конкурентного отбора ценовых заявок поставщиков и покупателей за сутки до реальной поставки.

В секторе РСВ торговля электроэнергией происходит по цене, которая устанавливается под влиянием спроса и предложения.

Балансирующий рынок представляет собой рынок отклонений фактического почасового производства и потребления электроэнергии от планового торгового графика и предназначен для обеспечения баланса производства и потребления в реальном времени.

Отклонения фактического потребления от заявленных значений больше определенного процента приводит к покупке электроэнергии с балансирующего рынка по большей цене.

Задача прогнозирования состоит в том, чтобы по значениям наблюдений, собранных в данный момент времени, определить значения в следующий момент.

Прогнозирование распространяется на такие процессы, управление которыми и тем более планирование их развития возможно в весьма малом диапазоне, либо совсем невозможно, исходя из современного уровня знаний или наличия инструментов управления.

Процесс прогнозирования строится из следующих этапов.

Сбор данных (создание базы данных), которые будут использоваться в ходе прогнозирования.

Предварительная обработка данных – сокращение размерности задачи, обработка данных с целью сглаживания, заполнение пропусков и т.д.

Описательный и визуальный анализ – делаются первые предположения о существующих данных.

Построение прогностических моделей – строятся модели прогноза.

Оценка точности и анализ адекватности моделей – определяются исходя из построенной прогностической модели.

Формирование прогноза – в случае если полученная модель адекватна.

Рекомендуется строить прогнозы различными способами, сопоставлять результаты и только после этого выбирать ту наилучшую модель, которая наиболее правдоподобно прогнозирует ряд. Выбор метода прогнозирования и его эффективность зависят от многих условий, и в

частности от требуемой длины или времени прогнозирования [2].

По времени прогнозирования различают краткосрочный, среднесрочный и долгосрочный прогнозы

Краткосрочный прогноз характеризует собой прогноз «на завтра», то есть прогноз на несколько шагов вперед. Для него применяют практически все известные методы: экспоненциальное сглаживание, авторегрессионное проинтегрированное скользящее среднее (АРПСС) и нейронные сети.

Среднесрочный прогноз – это обычно прогноз на один или на половину сезонного цикла. Для него используют АРПСС и экспоненциальное сглаживание, которые позволяют отслеживать качество прогноза в зависимости от срока прогноза.

При построении долгосрочного прогноза стандартные статистические методы практически не используют, и требуется использование комплексных подходов. Например, использование нейронных сетей или регрессионных моделей.

После построения любой модели важно проверять, насколько адекватно она построена. Для этого можно, во-первых, провести визуальный анализ со сдвигом прогноза на несколько шагов назад. А во-вторых, воспользоваться анализом остатков – стандартным методом проверки адекватности любой построенной статистической модели.

С математической точки зрения, динамика изменения объемов продажи электроэнергии представляет собой временной ряд.

Анализ временных рядов предполагает, что данные содержат систематическую составляющую, которая может включать в себя несколько компонент и случайную составляющую или случайный шум, которая затрудняет определение регулярной компоненты (рис. 2).

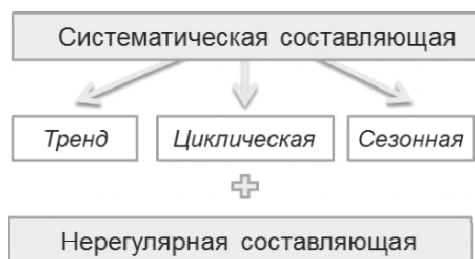


Рис. 2 – Компоненты временного ряда

Большинство методов исследования временных рядов включает различные способы фильтрации шума, позволяющие увидеть регулярную составляющую более отчетливо.

Регулярная составляющая может включать несколько компонент, таких как тренд, циклическая, сезонная. Тренд – это в основном рост или спад во временном ряду. Циклическая составляющая – это циклы длиной более года, т.е. это какая-то более глобальная изменчивость, чем сезонные изменения. Сезонная составляющая – это периодически повторяющаяся компонента которая обычно

присутствует в квартальных, месячных или недельных данных.

Выбор аппарата прогнозирования зависит от категории исследуемых данных

Основным положением, на котором базируется использование временных рядов при прогнозировании, является то, что факторы, влияющие на полученные данные, воздействовали некоторым образом на наблюдаемый процесс в прошлом и настоящем, и предполагается, что это воздействие сохранится и в недалеком будущем. Поэтому основной целью анализа является разложение ряда на составные компоненты, так называемая декомпозиция, с целью прогноза дальнейшего поведения системы и выработки рациональных управленческих решений.

Двумя простейшими моделями разложения ряда на составляющие являются аддитивная модель и мультипликативная. В аддитивной модели ряд представляет собой сумму перечисленных компонент, т.е. цикла, сезонной составляющей, а в мультипликативной – их произведения.

Если модель носит аддитивный характер, то амплитуда колебания относительного среднего значения ряда остается одинаковой на протяжении всего ряда, в случае если модель носит мультипликативный характер – амплитуда возрастает с увеличением ряда.

В ходе проведения исследования была отработана и апробирована методика прогнозирования временных рядов в пакете *Statistica* [3] методами АРПСС, АРПСС с интервенцией и экспоненциального сглаживания. С помощью этих методов на основе данных продажи электроэнергии за период январь 2009г. по июнь 2013г. были разработаны модели прогнозирования оптового рынка электроэнергии.

В процессе выполнения работы были выполнены следующие задачи:

- проведен анализ динамики развития структуры ОРЭ по данным ОАО «Генерирующая компания» за период 2009-2013 г.;

- разработаны адекватные статистические модели прогнозирования с помощью методов АРПСС, АРПСС с интервенцией и экспоненциального сглаживания;

- полученными моделями выполнен прогноз продаж электроэнергии ОАО «Генерирующей компанией» на июль – декабрь 2013 г. по секторам оптового рынка: РД, РСВ и БР.

В работе использовался алгоритм кросс-проверки [4], который представляет собой процедуру оценки точности прогнозирования с помощью данных из специальной тестовой выборки путем сравнения точности прогноза с той, что достигается на обучающей выборке, то есть на выборке, по которой собственно строилась модель.

Существует множество различных способов подсчета ошибок. Среднеквадратическая ошибка более чувствительная к выбросам, чем остальные, абсолютная ошибка, как правило, дает более адекватные показания, чем средняя ошибка, потому что здесь разности могут иметь различные знаки, т.е. могут быть как положительными, так и

отрицательными и при суммировании взаимно уничтожаться. Так средняя абсолютная относительная ошибка более объективная, чем остальные, так как позволяет увидеть насколько велика ошибка относительно прогноза по сравнению с фактическими данными.

В работе за индекс качества был принят показатель средней абсолютной относительной ошибки, который является относительным показателем точности прогноза, выражается в процентах и на практике используется для сравнения точности прогнозов полученных как по различным моделям, так и по различным объектам.

Сравнительный анализ результатов прогноза разработанными моделями показал, что индексы качества во всех случаях не превышают 20%, что свидетельствует о проведении качественного прогноза (таблица). В условиях оптового рынка электроэнергии трудно предсказать

точные объемы будущих продаж по тем или иным секторам рынка, так как они зависят от множества внешних факторов, которые в данной работе не рассматривались.

В целом анализ индексов качества для полученных моделей показывает небольшие отклонения в значениях, следовательно, имеет место применение всех трех методов в разработке моделей прогнозирования. Однако индексы качества, полученные при прогнозировании каждой из разработанных моделей метода экспоненциального сглаживания, являются наиболее оптимальными с точки зрения минимума ошибок. Здесь индексы качества при прогнозировании продаж по РСВ показали значение равное 3,3%, при прогнозировании РД – 11,7%, а при БР – 13,5%. Кроме того экспоненциальное сглаживание является одним из наиболее надежных и широко применяемых методов в практике прогнозирования.

Таблица 1 – Сравнительный анализ результатов прогнозирования

Тип договора	Период прогноза 2013 г.	Фактические данные, %	Результаты прогнозирования по моделям, %					
			АРПСС	Ошибка, %	АРПСС с интервенцией	Ошибка, %	Экспон. сглаж.	Ошибка, %
	Июль	78,15	75,15	3,8	75,15	3,8	76,28	2,4
	Август	78,57	75,49	3,9	75,49	3,9	75,32	4,1
РСВ	Сентябрь	71,79	77,43	8,3	77,43	8,3	74,37	3,6
	Октябрь	76,24	81,19	6,5	81,19	6,5	73,42	3,7
	Ноябрь	69,45	77,74	1,9	77,74	1,9	72,47	4,3
	Декабрь	70,25	72,33	3,0	72,33	3,0	71,52	1,8
Средняя абсолютная относительная ошибка 6,2% 6,2% 3,3%								
	Июль	16,45	20,28	23,3	18,51	12,5	18,35	11,6
	Август	15,47	17,11	10,6	17,05	10,2	19,36	25,2
РД	Сентябрь	18,39	17,84	3,0	16,62	9,6	20,38	10,8
	Октябрь	17,59	15,40	12,4	15,26	13,2	21,39	21,6
	Ноябрь	22,35	16,23	27,4	19,08	14,6	22,41	0,2
	Декабрь	23,64	20,41	13,7	21,27	10,0	23,42	0,9
Средняя абсолютная относительная ошибка 15,1% 11,7% 11,7%								
	Июль	5,40	5,96	10,4	-	-	6,01	11,3
	Август	5,97	6,79	13,7	-	-	6,68	11,9
БР	Сентябрь	9,83	8,62	12,3	-	-	8,14	17,2
	Октябрь	6,17	7,48	21,2	-	-	7,02	13,9
	Ноябрь	8,21	9,65	17,5	-	-	8,70	5,9
	декабрь	8,11	7,17	17,3	-	-	7,37	20,6
Средняя абсолютная относительная ошибка 15,4% - 13,5%								

Таким образом, модели методов АРПСС, АРПСС с интервенцией и экспоненциального сглаживания, полученные в результате компьютерного моделирования, могут быть использованы для формирования прогнозов и управления процессом сбыта электроэнергии для дальнейшего расчета возможных рисков, с целью оптимизации процесса производства и распределения электроэнергии.

Программа *Statistica* является комплексным аналитическим инструментом, предназначенным для построения точных прогнозов в любых областях.

Литература

1. ОАО «Генерирующая компания» Казань, 2014. [Электронный ресурс] - Режим доступа: <http://www.tatgencom.ru/operations/realization>
2. И.К. Будникова, Е.В. Приймак *Вестник Казанского технологического университета*, 17, 15, 247–249 (2014).
3. И.К. Будникова, Е.В. Приймак, *Вестник Казанского технологического университета*, 17, 2, 319–321 (2014).
4. В.П. Боровиков. *Популярное введение в современный анализ данных в системе STATISTICA*. - М.: Финансы и статистика, 2012

© И. К. Будникова – канд. техн. наук, доцент каф. инженерная кибернетика КГЭУ, ikbudnikova@yandex.ru; Е. В. Приймак – канд. хим. наук, доцент кафедры АХСМК КНИТУ, Lenaprima@yandex.ru.

© I. K. Budnikova – kand. tekhn. Sciences, associate professor of department engineering cybernetics of the KSPEU, ikbudnikova@yandex.ru; E.V. Priymak – Cand. Sci. (Chemical), Assoc. Prof., KNRTU, lenaprima@yandex.ru.