

АНАЛИЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА НА МАШИНЫ ПОСТОЯННОГО ТОКА СПЕЦИАЛЬНОГО НАЗНАЧЕНИЯ

Виконано аналіз ефективності використання різних статистичних моделей для прогнозування попиту на машини постійного струму спеціального призначення, що випускаються ПАТ "Електромашина" (м. Харків).

Выполнен анализ эффективности использования различных статистических моделей для прогнозирования спроса на машины постоянного тока специального назначения, выпускаемые ПАО «Электромашина» (г. Харьков).

The analysis of the using efficiency of different statistical models for the special DC-machines, produced by PSC "Electromashina" (Kharkov), demand forecasting is executed.

Введение

Электромашиностроительное предприятие, как и любое другое, обязано прогнозировать спрос (выпуск) своей продукции, иначе оно будет иметь низкую эффективность хозяйственной деятельности и может потерпеть финансовый крах.

Естественно, что, имея прогноз на выпуск электрических машин, предприятие может использовать информацию о необходимых финансовых и материальных ресурсах (требуемая для производства номенклатура материалов и комплектующих изделий). Однако не менее важным преимуществом является возможность оценки необходимости модернизации и дальнейшего развития определенных типов выпускаемых электрических машин.

Существующая практика показывает, что большинство украинских предприятий в лучшем случае использует «интуитивную модель», когда считают, что спрос на будущий плановый период будет на том же уровне, что и в текущем периоде.

Сложившаяся ситуация объясняется отсутствием на предприятиях специалистов, которые владеют специальным аналитическим и математическим аппаратом прогнозирования спроса, не говоря уже о том, чтобы использовать специализированное программное обеспечение типа SPSS или Statistica [1].

Харьковское АО «Электромашина» является одним из ведущих производителей машин постоянного тока (МПТ) в Украине. Номенклатуру выпускаемых им машин составляют МПТ как общепромышленного, так и специального назначения.

В электроприводах специального назначения до сих пор доминируют МПТ. К таким приводам относятся и используемые на железнодорожном транспорте, при этом сами электрические машины зачастую называют «железнодорожными».

В настоящее время и в Украине, и в России проводятся работы по модернизации и обновлению подвижного состава железных дорог. Это, в свою очередь, предъявляет дополнительные требования к предприятиям, поставляющим МПТ для его комплектации.

В частности, предприятиям необходимо обеспечить будущий спрос, т.е. сформировать пакет заказов и выбрать типы МПТ, которые нуждаются в модернизации и имеют перспективу развития.

Целью данной работы является проведение анализа различных моделей статистического прогнозирования спроса на МПТ специального назначения, выпускаемые ПАО «Электромашина».

Исходные данные для анализа

Для проведения расчетов будем использовать данные по заказам «железнодорожных» МПТ на ПАО «Электромашина».

В силу специфики номенклатуры МПТ, выпускаемых ПАО «Электромашина», рассмотрим только вспомогательные МПТ, предназначенные для тепловозов, электрово-

зов и путеукладчиков, исключая тяговые двигатели. В исследуемую группу входят МПТ следующих типов: П2КМ, 2П2КМ, 5ПСГМ, 4ПНЖ200S, 4ПНЖ200М и 4ПНГУК315М. Внешний вид этих МПТ показан на рис.1.

Ретроспектива представляет собой данные по заказам за период с января 2007 г. по сентябрь 2010 г. включительно, с месячной динамикой.

Данные о заказах в штучном выражении представлены в табл. 1 и на рис. 2 (кривая 1) зависимостью $Y(t)$.

1. Количество заказанных МПТ за период с января 2007 г. по сентябрь 2010 г.

Месяц	Количество заказанных МПТ, шт (по годам)			
	2007	2008	2009	2010
Январь	23	25	23	45
Февраль	24	50	21	91
Март	27	40	19	85
Апрель	9	84	60	71
Май	11	48	59	72
Июнь	28	23	46	38
Июль	56	30	38	75
Август	56	36	46	72
Сентябрь	44	47	47	101
Октябрь	24	63	67	-
Ноябрь	22	12	57	-
Декабрь	46	25	31	-

Критерии оценки эффективности моделей прогнозирования спроса

Оценивать эффективность моделей предлагается с помощью следующих показателей:

1. *MAD* (Mean Absolute Derivation) – среднее абсолютное отклонение, его использование наиболее полезно в тех случаях, когда необходимо измерить ошибку прогноза в тех же единицах, что и исходный ряд. Вычисляется с помощью уравнения

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \tilde{Y}_t|, \quad (1)$$

где n – количество членов временного ряда; Y_t, \tilde{Y}_t – фактическое и прогнозируемое значения исследуемой величины в момент времени t .

2. *MSE* (Mean Squared Error) – среднеквадратическая ошибка. Поскольку каждое значение отклонения возводится в квадрат, этот показатель подчеркивает большие ошибки прогноза. Данная особенность очень важна, так как метод прогнозирования, постоянно дающий средние по величине ошибки, в некоторых случаях может быть предпочтительнее другого метода, который обычно дает малые ошибки, но временами может давать очень большие. Вычисляется по уравнению

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \tilde{Y}_t)^2. \quad (2)$$



Рис. 1. «Железнодорожные» МПТ на паковочном участке ПАО «Электромашина»

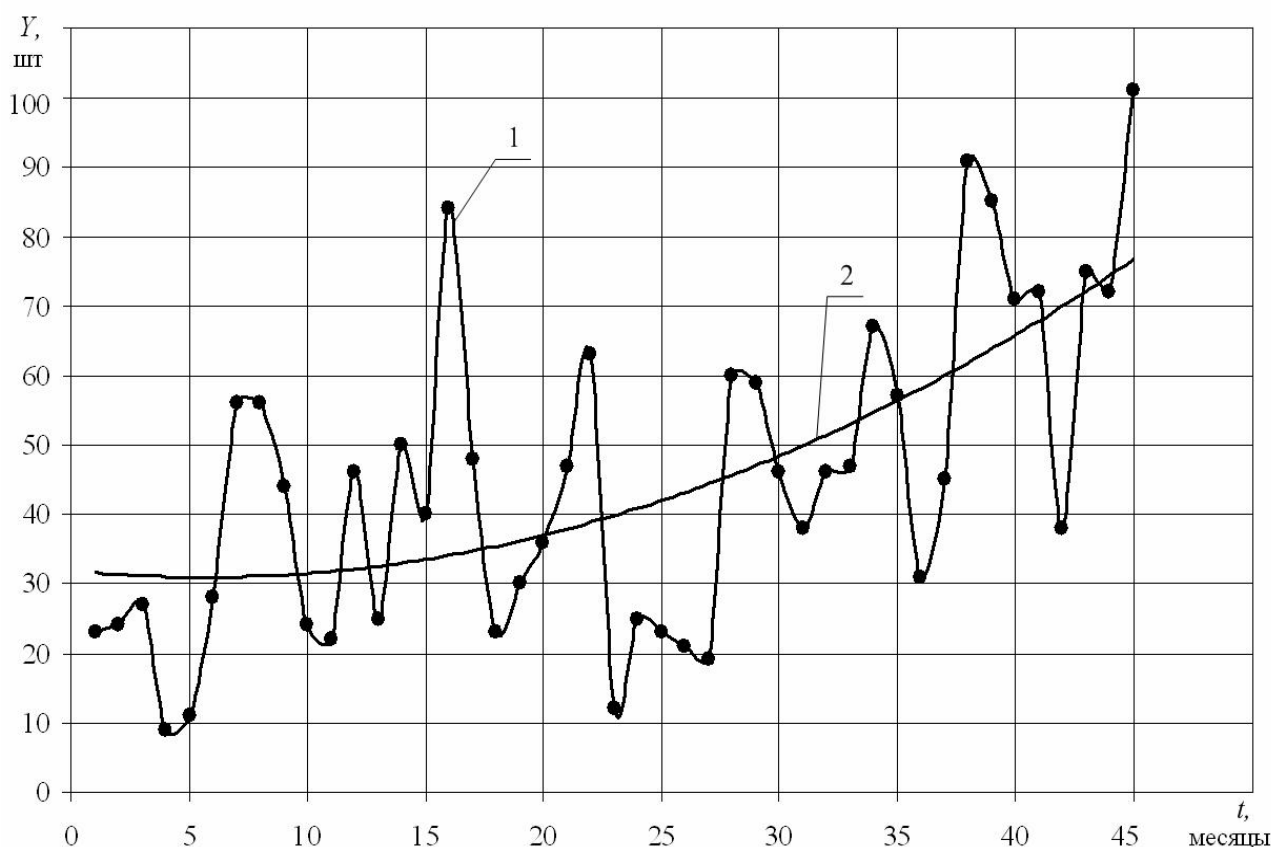


Рис. 2. График помесячного спроса и тренд на «железнодорожные» МПТ производства АО «Электромашина»

3. *MAPE* (Mean Absolute Percentage Error) – средняя относительная ошибка по модулю, широко используемая оценка для сравнения точности прогнозов. Этот показатель подчеркивает, насколько велики ошибки прогноза в сравнении с действительными значениями ряда. Данный метод в особенности хорош тогда, когда значения ряда велики. Вычисляется так:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \tilde{Y}_t}{Y_t} \right| \cdot 100\% . \quad (3)$$

4. *MPE* (Mean Percentage Error) – средняя процентная ошибка, используется для определения того, является ли метод прогнозирования смещенным (полученный прогноз постоянно оказывается заниженным или завышенным). Если метод прогнозирования является несмещенным, уравнение будет давать процентное значение, близкое к нулю. Если в результате получается большое отрицательное процентное значение, то метод прогнозирования является последовательно переоценивающим. Если получено большое положительное процентное значение, то ме-

тод прогнозирования является последовательно недооценивающим. Вычисляется с помощью уравнения

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(Y_t - \tilde{Y}_t)}{Y_t} . \quad (4)$$

Выбор моделей и их анализ

Как уже было замечено ранее, большинство предприятий осуществляет прогнозирование спроса, используя «наивную» модель. Попробуем оценить эффективность данной модели, а также рассмотрим альтернативные, ненамного более сложные, модели для прогнозирования спроса. В качестве альтернативных моделей используем модель экспоненциального сглаживания и несложную многослойную искусственную нейросеть.

Перед рассмотрением вышеупомянутых моделей проведем предварительный анализ данных.

Проверим наличие трендовой и сезонной компонент, для этого построим коррелограмму [2] по первым 36-и значениям ряда. Коррелограмма показана на рис.3, ее коэффициенты:

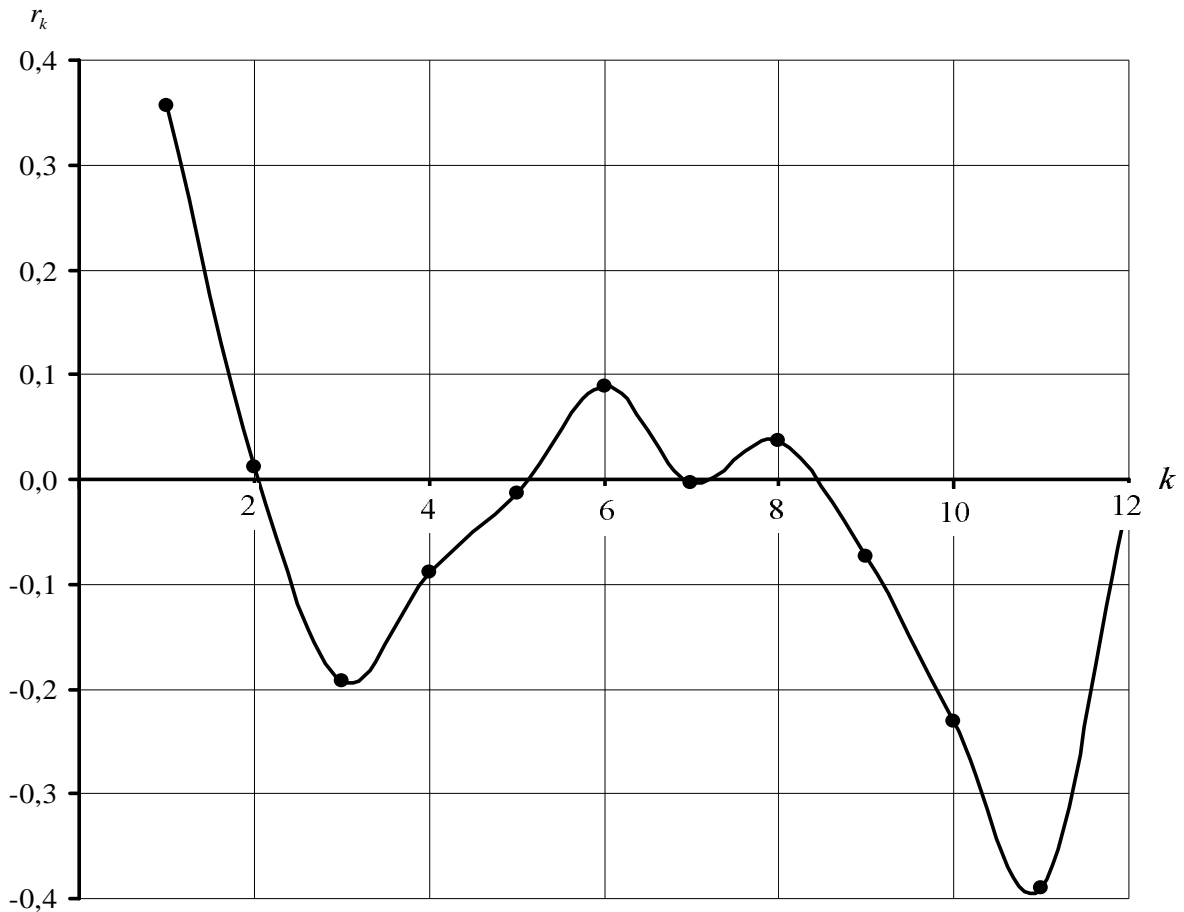


Рис. 3. Коррелограмма процесса поступления заявок на производство МПТ

$r_k = \{0,356013; 0,0119869; -0,19215;$
 $- 0,0888321; - 0,0126687; 0,0888138;$
 $- 0,00347743; 0,0375142; - 0,0744218;$
 $- 0,231367; - 0,38976; - 0,0154095\}, k = \overline{1,12}.$

Судя по коррелограмме, нельзя сказать, что ряд данных случаен. Также заметно, что в числовом ряду отсутствует сезонная компонента. Будем это учитывать при исследовании моделей.

Эти результаты по исходным данным подтверждает также Q -тест Льюнга-Бокса [5]. Однако следует все же учесть, что при расчете со значением ошибки первого рода в 5 % значимым является только коэффициент корреляции с запаздыванием на один период. Именно по этой причине не рассматриваются авторегрессионные модели.

Для расчетов по «наивной» модели будем использовать следующую формулу:

$$\tilde{Y}_{t+1} = Y_t. \quad (5)$$

В качестве примера метода экспоненциального сглаживания рассмотрим модель Хольта [3]:

$$Y(t + \tau) = a_1(t) + a_2(t)\tau;$$

$$a_1(t) = \alpha_1 Y(t) + (1 - \alpha_1)(a_1(t-1) + a_2(t-1)); \quad (6)$$

$$a_2(t) = \alpha_2 (a_1(t) - a_1(t-1)) + (1 - \alpha_2)a_2(t-1),$$

где $Y(t + \tau)$ – прогнозируемое значение исследуемой величины в момент времени $t + \tau$; τ – горизонт упреждения; $a_1(t), a_2(t)$ – параметры модели; α_1, α_2 – параметры адаптации.

Искусственная нейросеть представлена 3х-слойной сетью прямого распространения. [4]. В качестве обучающей процедуры применен метод обратного распространения ошибки. Обучение проводилось на первых 36-и значениях исследуемого числового ряда, оценки эффективности рассчитывались по прогнозным значениям оставшихся 9-и членов числового ряда.

Значения показателей эффективности рассмотренных моделей приведены в табл. 2

2. Значения показателей эффективности для исследуемых моделей

Показатели эффективности	«Наивная» модель	Модель Хольта	Искусственная нейросеть
<i>MAD</i>	20,4444	17,2339	15,3333
<i>MSE</i>	657,778	551,232	305,778
<i>MAPE</i>	31,2792	25,4335	22,2792
<i>MPE</i>	0,045198	0,041581	-0,065509

Выводы

1. Работы по модернизации и обновлению подвижного состава железных дорог в Украине и России приводят к увеличению заказов на «железнодорожные» МПТ, что подтверждается линией тренда – кривая 2 на рис.2.

2. Исходя из значений показателей эффективности, можно сделать вывод, что с одной стороны, применение простых моделей при стечении некоторых обстоятельств может давать определенный положительный эффект. Однако также следует учитывать, что использование более сложных моделей повышает точность прогнозирования от долей до десятков процентов. В нашем случае переход от «наивной» модели к модели Хольта позволил уменьшить среднюю относительную ошибку по модулю на 15,7 %, а использование искусственной нейросети – уменьшить этот же показатель на 28,77 %.

3. Представленные методы обработки информации не претендуют на полноту, однако могут представлять интерес для электромашиностроительных предприятий, в частности, ПАО «Электромашина».

Список использованной литературы

1. Боровиков В.П. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере: [учеб. пособие] / В.П. Боровиков, Г.И. Ивченко. – М.: Финансы и статистика, 2000. – 384 с.

2. Дуброва Т.А. Статистические методы прогнозирования: [учеб. пособие для вузов] /

Дуброва Т.А. – М.: Юнити-Дана, 2003. – 206 с.

3. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: [учеб. пособие] / Лукашин Ю.П. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 415 с.

4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Осовский С.; [пер. с польского И.Д. Рудинского]. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

5. Ханк Д.Э. Бизнес-прогнозирование / Ханк Д.Э., Райтс А.Дж., Уичерн Д.У. – [7-е изд.]; пер. с англ. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2003. – 656 с.

Получено 07.10.2010



Дубинина
Оксана Николаевна
канд. техн. наук,
доц. каф. компьютерной
математики и математического
моделирования,
Нац.техн.ун-та «ХПИ»
тел. (0572) 70-76-558



Шайда
Виктор Петрович
канд. техн. наук,
доц. каф. электр. машин,
Нац.техн.ун-та «ХПИ»
E-mail:
vito@kpi.kharkov.ua



Дубинин
Владимир Алексеевич
бакалавр, студент кафедр
автоматизированных
систем управления
НТУ «ХПИ»