



The offered and realized additive model of calculation of specific norm of consumption of scrap metal at arc electric steel-smelting furnaces has allowed to reduce considerably the error at calculation of the planned cost price of production.

В. И. ДЬЯЧЕНКО, Д. И. СОЩЕНКО, М. В. ИГНАТЬЕВ, ОАО «БМЗ»

УДК 669.

АДДИТИВНАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗА ПОТРЕБЛЕНИЯ МЕТАЛЛОЛОМА ПРИ ВЫПЛАВКЕ СТАЛИ С УЧЕТОМ СЕЗОННЫХ КОЛЕБАНИЙ

Прогнозирование (от греческого *prognosis*) в широком понимании этого слова определяется как опережающее отражение будущего. Целью прогнозирования является предсказание будущих событий. Прогнозирование направлено на определение тенденций динамики конкретного объекта или события на основе ретроспективных данных, т. е. анализа его состояния в прошлом и настоящем. Таким образом, решение задачи прогнозирования требует некоторой обучающей выборки данных.

Рассмотрим применение элементов прогнозирования при решении одного из важных вопросов планирования и организации производства – нормирование расхода материально-сырьевых ресурсов в электросталеплавильных цехах.

Модели, построенные по данным, характеризующим один объект за ряд последовательных моментов (периодов) времени, называются моделями временных рядов.

Временной ряд – это совокупность значений какого-либо показателя за несколько последовательных моментов или периодов. Каждый уровень временного ряда формируется из трендовой (T), циклической (S) и случайной (E) компонент. Модели, в которых временной ряд представлен как сумма перечисленных компонент – аддитивные модели, как произведение – мультипликативные модели. Основная задача эконометрического исследования отдельного временного ряда – выявление и придание количественного выражения каждой из перечисленных выше компонент с тем, чтобы использовать полученную информацию для прогнозирования будущих значений ряда или при построении моделей взаимосвязи двух и более временных рядов.

Аддитивная модель имеет следующий вид:

$$F = T + S + E.$$

Мультипликативная модель:

$$F = T \times S \times E.$$

Построение аддитивной и мультипликативной моделей сводится к расчету значений T , S , E для каждого уровня ряда.

Построение модели включает в себя следующие шаги.

1. Выравнивание исходного ряда методом скользящей средней.
2. Расчет значений сезонной компоненты S .
3. Устранение сезонной компоненты из исходных уровней ряда и получение выровненных данных в аддитивной ($T+E$) или в мультипликативной ($T \times E$) модели.
4. Аналитическое выравнивание уровней ($T+E$) или ($T \times E$) и расчет значений T с использованием полученного уравнения тренда.
5. Расчет полученных по модели значений ($T+S$) или ($T \times S$).
6. Расчет абсолютных или относительных ошибок.

В качестве базовой (обучающей) выборки выбраны данные по фактическому удельному расходу металлолома на электросталеплавильных печах (условно ЭП-А, Б), на основании которых с помощью средств пакета прикладных программ MS Excel построены пять моделей (трендов) прогнозирования. Уравнения регрессии (T) и кривые фактических удельных расходов показаны на рис. 1, 2.

Первым шагом в модели является определение линии тренда. Из рисунков видно, что полиномиальный тренд дает наиболее точную модель (опираясь на коэффициент детерминации, как критерий оценки всей модели в целом). Однако следует учитывать тот факт, что точность модели зависит не только от ошибок моделирования тренда, но

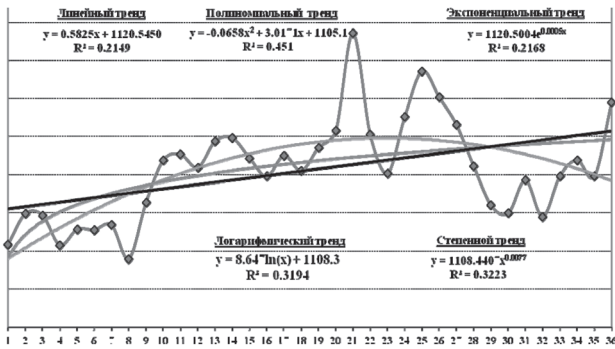


Рис. 1. Определение трендов для построения альтернативных моделей по ЭП-А

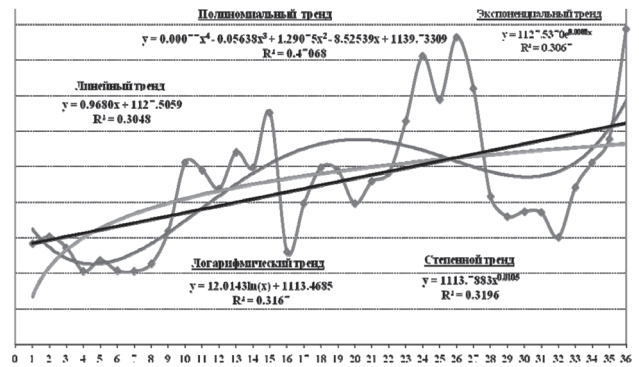


Рис. 2. Определение трендов для построения альтернативных моделей по ЭП-Б

и от ошибок моделирования сезонных колебаний. Другими словами, модель $F=T+S+E$ зависит от двух ключевых параметров T и S . Параметр E определяет доверительный интервал модели и дает возможность анализировать точность построения модели.

Выбор наиболее точной линии тренда (T) с высоким коэффициентом детерминации не является достаточным условием построения оптимальной модели. При росте коэффициента детерминации уменьшается ошибка тренда, но не модели в целом.

В процессе математического моделирования технологических явлений и объектов часто возникает необходимость оценки существующих колебательных процессов. Под сезонными колебаниями понимают более или менее устойчивую закономерность внутригодовой динамики технологических явлений (расходы МСР и ТЭР). Их причинами являются особенности зависимости от изменения климатических условий в разные временные промежутки рассматриваемого периода и качество используемого в производстве сырья. Практическое значение изучения сезонных колебаний состоит в том, что получаемые при анализе рядов внутригодовой динамики количественные характеристи-

ки отображают специфику развития изучаемых явлений по месяцам (кварталам) годового цикла.

Учет сезонных колебаний приводит к снижению ошибки при расчете плановых значений показателей деятельности организации (норм расхода МСР и ТЭР) при их прогнозировании. Использование более точных величин позволит приблизить разрабатываемую модель технологического процесса к действительности, что является одной из задач при ее создании.

Таким образом, выбирая линию тренда, характеризующую общую тенденцию развития изучаемого явления, необходимо также рассчитывать сезонную компоненту (S) и смотреть, на сколько сильно сумма средних значений S отклоняется от 0. Если эта величина близка к 0, то можно утверждать, что закупки металлолома действительно имеют сезонный характер и товар (металлолом), следовательно, можно называть *сезонным*.

Данные расчета сезонной или циклической компоненты (S) для линейной модели прогнозирования по ЭП-А приведены в табл. 1.

Итак, после определения сезонности удельного расхода металлолома (сумма значений S близка к 0) **период сезонности** рассчитывается как средняя

Таблица 1. Данные расчета сезонной компоненты для модели с линейным трендом для ЭП-А

Месяц	Базовый период 1	Базовый период 2	Базовый период 3	Среднее	Сезонная компонента
Январь	-9,4305	10,6765	22,1305	7,7922	7,7917
Февраль	-1,924	11,014	14,726	7,9387	7,9382
Март	-2,9425	5,1295	6,8475	3,0115	3,0110
Апрель	-11,366	-0,272	-4,555	-5,3977	-5,3981
Май	-7,7645	4,6385	-15,4325	-6,1862	-6,1866
Июнь	-8,492	0,008	-18,113	-8,8657	-8,8661
Июль	-7,8395	5,5475	-10,0455	-4,1125	-4,1130
Август	-17,262	9,375	-20,186	-9,3577	-9,3581
Сентябрь	-3,0245	34,3815	-10,0615	7,0985	7,0980
Октябрь	7,508	7,166	-6,472	2,7340	2,7335
Ноябрь	8,4095	-3,6235	-11,3285	-2,1808	-2,1813
Декабрь	4,392	10,669	7,533	7,5313	7,5309
Сумма				0,0057	0,0000

арифметическая между количеством отрицательных и положительных значений сезонной компоненты.

Из таблицы видно, что сезонные колебания внутри рассматриваемого периода (года) сведены к нулю, т. е. сумма значений сезонной компоненты за прогнозный период взаимопогашается.

Аналогичным образом рассчитываются сезонные (циклические) компоненты по каждой из моделей прогнозирования в части ЭП-А и ЭП-Б.

Изучив поведение сезонной компоненты, можно переходить на следующий этап моделирования –

расчет ошибок построения модели. Для расчета ошибок моделирования (E) используем формулу:

$$E_i = (T_i + S_i) - Y_i, \quad i=1, n, \quad n \in \bar{N},$$

где T – уравнение тренда; S – значение сезонной или циклической зависимости; Y – фактическое значение из базовой выборки.

Частью задачи прогнозирования должна являться задача оценки колебательных процессов, которые могут в значительной степени влиять на получаемую картину прогнозируемого состояния объекта. Для этого рассчитываем среднеквадратич-

Таблица 2. Расчет СКО моделей прогнозирования для ЭП-А

Год	Месяц	Линейный	Логарифмический	Полиномиальный	Степенной	Экспоненциальный
Базовый период 1	Январь	0,000232729	4,50419E-05	2,29584E-05	4,6605E-05	0,002038834
	Февраль	7,62186E-05	1,15613E-05	1,46524E-07	1,20861E-05	0,001483295
	Март	2,79904E-05	2,99819E-06	6,10071E-06	3,21434E-06	0,001224393
	Апрель	2,85207E-05	8,88695E-06	1,09975E-06	9,21151E-06	0,001220809
	Май	1,99444E-06	2,52961E-09	1,27859E-05	2,13957E-13	0,000950471
	Июнь	1,12559E-07	1,19777E-06	1,53107E-05	1,09604E-06	0,000834059
	Июль	1,10606E-05	9,8688E-06	1,41888E-06	1,01579E-05	0,00102358
	Август	5,01729E-05	5,43296E-05	4,0413E-05	5,49941E-05	0,001256747
	Сентябрь	7,98373E-05	9,2369E-05	9,22147E-05	9,32138E-05	0,001334501
	Октябрь	1,78806E-05	1,02257E-05	4,61843E-06	9,94289E-06	0,00055286
	Ноябрь	8,86604E-05	6,51807E-05	3,49081E-05	6,44552E-05	0,00033332
	Декабрь	7,64719E-06	1,88396E-05	5,73859E-05	1,92268E-05	0,000873304
Базовый период 2	Январь	6,44979E-06	5,163E-06	8,89278E-06	5,40584E-06	0,005941283
	Февраль	7,32273E-06	3,97226E-07	7,9133E-06	4,93802E-07	0,005909631
	Март	3,50048E-06	4,92111E-07	1,34293E-05	6,11618E-07	0,006071266
	Апрель	2,0782E-05	6,05732E-06	1,06111E-06	5,6439E-06	0,005768605
	Май	9,27113E-05	6,19898E-05	1,6085E-05	6,06061E-05	0,005083092
	Июнь	6,25374E-05	4,11579E-05	5,24022E-06	4,00122E-05	0,00533072
	Июль	7,34115E-05	5,30587E-05	8,83233E-06	5,17476E-05	0,005190717
	Август	0,000278348	0,000241721	0,000121425	0,000238858	0,004209974
	Сентябрь	0,000572907	0,000526234	0,000335455	0,000522017	0,003257888
	Октябрь	1,52217E-05	9,17643E-06	2,64656E-06	8,63394E-06	0,005740279
	Ноябрь	1,62382E-06	4,22499E-06	4,61728E-05	4,60736E-06	0,006529172
	Декабрь	7,55039E-06	4,18817E-06	7,53781E-06	3,82521E-06	0,005841991
Базовый период 3	Январь	0,000157402	7,90136E-05	5,92201E-05	7,72587E-05	0,013260901
	Февраль	3,52281E-05	1,63317E-05	6,23605E-06	1,53918E-05	0,014666745
	Март	1,13397E-05	6,15532E-06	1,71153E-06	5,5474E-06	0,015380261
	Апрель	5,55293E-07	3,21127E-07	4,91858E-09	1,90732E-07	0,016210409
	Май	6,68001E-05	6,09995E-05	5,56166E-05	6,30593E-05	0,018323192
	Июнь	6,70629E-05	5,4619E-05	3,69826E-05	5,65881E-05	0,01844989
	Июль	2,7345E-05	1,65706E-05	3,00169E-06	1,76652E-05	0,017682273
	Август	9,18463E-05	6,59025E-05	2,20124E-05	6,807E-05	0,018899711
	Сентябрь	0,000223865	0,000175968	7,74031E-05	0,000179426	0,019812624
	Октябрь	6,48547E-05	3,73012E-05	1,89693E-07	3,89162E-05	0,018318455
	Ноябрь	6,45235E-05	3,44947E-05	1,02678E-06	3,60509E-05	0,018496267
	Декабрь	3,46499E-12	5,49322E-06	0,000108992	4,89842E-06	0,016447515
Среднее		7,156E-05	5,076E-05	3,435E-05	5,083E-05	0,0078875
		Точность модели, %				
		Линейный	Логарифмический	Полиномиальный	Степенной	Экспоненциальный
		100,00	99,99	99,98	99,99	99,21

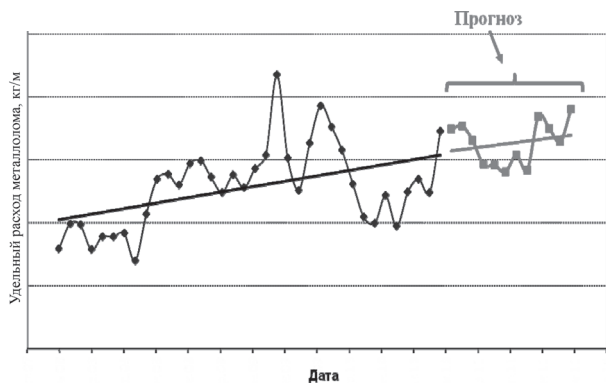


Рис. 3. Динамика изменения фактического удельного расхода металлолома по ЭП-А за базисные периоды и прогнозный удельный расход металлолома

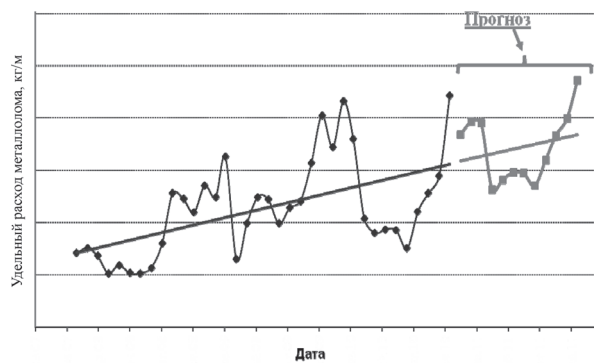


Рис. 4. Динамика изменения фактического удельного расхода металлолома по ЭП-Б за базисные периоды и прогнозный удельный расход металлолома

ные отклонения (СКО) по каждой из моделей прогнозирования и определяем точность каждой прогнозной модели.

Данные по расчету СКО моделей прогнозирования и точность модели для ЭП-А приведены в табл. 2.

Учитывая, что все необходимые компоненты уже рассчитаны, а данные таблицы указывают на то, что наиболее точной будет линейная модель прогнозирования, строим окончательный прогноз. Данные прогноза в графическом виде представлены на рис. 3, 4.

С учетом описанных выше этапов прогнозирования алгоритм должен иметь следующий вид (табл. 3).

Таблица 3. Алгоритм прогнозирования удельного потребления металлолома

№ п/п	Рассчитываемые показатели	Критерий оценки	Значение, к которому стремится критерий оценки
1		Построение модели $F=T+S+E$	
1.1	Определение трендов для построения альтернативных моделей (T_1, T_2, T_3, \dots)	Количество	Чем больше, тем правильнее будет выбор
1.2	Определение уравнений линии трендов (вид, который принимает T_1, T_2, T_3, \dots , в зависимости от величин объема закупок)	Коэффициент детерминации	1,00
1.3	Определение метода расчета сезонной компоненты (в нашем случае это расчет средней арифметической)	Наличие данных	Максимальное количество наблюдаемых периодов (минимум – 2)
1.4	Определение величин сезонной компоненты (S)	Сумма средних значений колебаний	0
1.5	Определение ошибок модели (E)	СКО для каждого периода	0
1.6	Определение точности всей модели	$[1-\text{СКО для всей модели}] \cdot 100\%$	100%
1.7	Определение доверительного интервала	$(F \cdot [1-\text{СКО}]; F \cdot [1 + \text{СКО}])$	0%
2		Построение прогноза	
2.1	Определение прогнозных значений	Фактическое значение будущего периода	Фактическое значение будущего периода (проверка будет осуществляться только по достижении периода)

Для более наглядного представления фактора сезонности, выраженного в удельном потреблении металлолома, график потребления металлолома в разрезе периода (года) по ЭП-Б приведен на рис. 5.

На сегодняшний день существует возможность оценить представленные прогнозные значения по фактически сложившейся ситуации. Для этого используем формулу относительной погрешности:

$$\Delta = \frac{x - a}{a},$$

где a – данное число, которое рассматривается как приближенное значение какой-то величины, точное значение которой равно x .

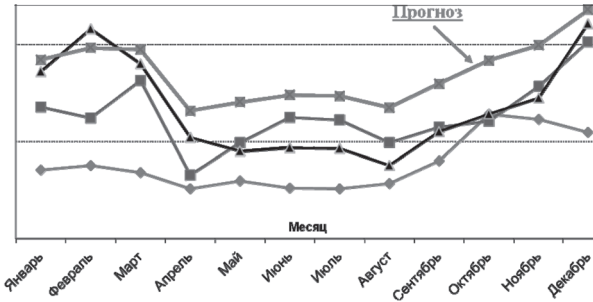


Рис. 5. Динамика удельного потребления металлолома ЭП-Б за базисные периоды и прогнозный период с учетом сезонных колебаний

Таким образом, исходя из фактических данных потребления металлолома, относительная погрешность составленного прогноза с учетом сезонных колебаний составила: ЭП-А – 0,928 %; ЭП-Б – 0,896 %.

Данный уровень погрешности составляет менее 1%, а его отрицательное значение указывает на выполнение персоналом цеха ряда мероприятий, направленных на снижение использования материально-сырьевых ресурсов.

Прогнозирование является распространенной и востребованной задачей во многих областях человеческой деятельности. В результате прогнозирования уменьшается риск принятия неверных, необоснованных или субъективных решений.

Предложенная и реализованная аддитивная модель расчета удельной нормы потребления металлолома на дуговых электросталеплавильных печах с учетом сезонных колебаний позволила значительно уменьшить погрешность при расчете плановой себестоимости продукции и более точно определить потребность сталеплавильного производства в сырье.