Досліджено методи оперативного управління поліграфічним виробництвом. Стани виробничих процесів описано динамічними рядами. Специфікація прогнозуючих моделей виконана відповідно до ARIMAX. Досліджені методи прогнозування застосовано для підтримки прийняття рішень оперативного управління виробництвом

Ключові слова: методи прогнозування, специфікація моделей, поліграфічне виробництво

Исследованы методы оперативного управления полиграфическим производством. Состояния производственных процессов описаны динамическими рядами. Спецификация прогнозирующих моделей выполнена применительно к ARIMAX. Исследованные методы прогнозирования применены для поддержки принятия решений оперативного управления производством

Ключевые слова: методы прогнозирования, спецификация моделей, полиграфическое производство

This article deals with methods of polygraph trade operational management. Status of trade processes are described by dynamic series. Specification of forecasting models put in to operation for example ARIMAX. Proposed forecasting method is introduced in the support systems for manufacturing process on-line control

Key words: forecasting methods, specification of models, trade process control

УДК 681.3.06

ОПЕРАТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПОЛИГРАФИЧЕСКИМ ПРОИЗВОДСТВОМ С ПРОГНОЗИРУЮЩЕЙ МОДЕЛЬЮ

В.П. Авраменко
Доктор технических наук, профессор*

В.П. Ткаченко
Профессор, заведующий кафедрой*

А.Д. Чибирев
Аспирант*
*Кафедра инженерной и компьютерной графики
Харьковский национальный университет радиоэлектроники
пр. Ленина, 14, г Харьков, Украина, 61166
Контактный тел.: (057) 702-13-78

Введение

Важной задачей оперативного управления полиграфическим производством является формирование последовательности управляющих воздействий, которая обеспечит желаемое поведение бизнес-системы. Применение традиционных методов выработки управляющих воздействий наталкивается на серьезные трудности, связанные с изменением во времени принятых исходных предпосылок и отсутствием достаточного количества информации о свойствах управляемых объектов и условиях их функционирования.

В этой ситуации актуальной становится задача оперативного управления производством с применением адаптивных методов оценивания параметров моделей и прогнозирования состояний управляемого объекта по временным рядам наблюдений за входными и выходными сигналами. Математическое описание управляемого объекта представим стохастическими моделями линейных дискретных систем, на выходе которых формируются процессы с аналогичными корреляционными свойствами из поступающего на вход некоррелированного шума.

Под состоянием системы будем подразумевать совокупность значений переменных и параметров, характеризующих технические, технологические и экономические показатели системы в конкретный момент времени. Если производственными показателями системы выступают мощность предприятия, численность работающих и наличие ресурсов, обеспечивающих выпуск продукции, то состояние системы в каждый момент времени можно описать значениями показателей и вектором состояния.

Изменение вектора состояния системы во времени будем рассматривать как фазовую траекторию системы в пространстве состояний. Начало траектории может совпадать с состоянием системы в момент принятия планового решения. На основании начального состояния системы можно найти прогнозируемые значения параметров будущих состояний и определить последовательность управляющих воздействий на систему.

Пусть производственная система состоит из объекта управления в виде «чёрного ящика» и устройства управления с прогнозирующей моделью. Величины, участвующие в исследовании «чёрного ящика», разобьем на две группы: выходные переменные, характеризующие состояние объекта управления, и входные переменные, которые подразделяются на управляющие и возмущающие воздействия. Внутренние механизмы объекта преобразуют управляющие и возмущающие воздействия в выходные сигналы, отражающие состояние объекта в конкретный момент времени.

1. Постановка задачи исследования

Прогнозирование представляет собой одни из самых востребованных направлений бизнес-аналитики. Наличие спроса даже на приближенные прогнозы объясняется тем, что, зная характер развития событий в будущем, можно более обоснованно принимать оперативные управленческие решения, эффективно распределять ресурсы и т. д.

С точки зрения анализа данных прогнозирование может рассматривать как процедуру определения некоторой неизвестной величины по набору связанных с ней значений. Поэтому прогнозирование выполняется с помощью таких задач Data Mining, как классификация, кластеризация, регрессия, авторегрессия, скользящее среднее и их комбинации.

Спрос на товары издательской деятельности, заказы, планирование, производство печатной продукции, поставка, хранение на складах, продажа изданной литературы – все это отдельные цепочки бизнес-процесса оперативного управления производством. Данные, собираемые и используемые для прогнозирования, чаше всего представляют собой временные ряды, то есть описывают развитие того или иного бизнес-процесса во времени.

Все методы прогнозирования можно разделить на три большие группы – формализованные, эвристические и комплексные.

Формализованные методы позволяют получать в качестве прогнозов количественные показатели, описывающие состояние некоторого объекта или процесса. При этом предполагается, что анализируемый объект или процесс обладает свойством инерционности, то есть в будущем он продолжит развиваться в соответствии с теми же законами, по которым развивался в прошлом и существует в настоящем. Недостатком формализованных методов является то, что для прогноза они могут использовать только исторические данные, находящиеся в пределах эволюционного цикла развития объекта или процесса. Поэтому такие методы пригодны лишь для оперативных и краткосрочных прогнозов. К формализованным методам относятся экстраполяционные и регрессионные методы, методы математической статистики, факторный анализ и др.

Эвристические методы основаны на использовании экспертных оценок. Эксперт (группа экспертов), опираясь на свои знания в предметной области и практический опыт, способен предсказать качественные изменения в поведении исследуемого объекта или процесса. Эти методы особенно полезны в тех случаях, когда поведение объектов и процессов, для которых требуется дать прогноз, характеризуется большой степенью неравномерности. Если формализованные методы в силу присущих им ограничений используются для оперативных и краткосрочных прогнозов, то эвристические методы чаще применяются для среднесрочных и перспективных прогнозов.

Комплексное прогнозирование использует комбинацию формализованного подхода с экспертными оценками, что в некоторых случаях позволяет добиться наилучшего результата.

Условия функционирования рыночной экономики делают невозможным эффективное управление бизнесом без прогнозирования. От того, насколько прогноз будет точным и своевременным, а также от его соответствия поставленным задачам будет зависеть успех деятельности предприятия.

Первые научные исследования по методам статистического моделирования и прогнозирования относятся ко временам А.М. Лежандра и К. Гаусса, которые дали научное обоснование метода наименьших квадратов и метода максимального правдоподобия. Методы статистического описания нелинейных динамических процессов, представленных временными рядами, получили свое развитие в работах Дж. Бокса и Г. Дженкинса [1].

При моделировании производственных процессов актуальной становится задача оценивания параметров и определения состояний управляемого объекта по наблюдениям за входными и выходными сигналами. Для математического описания входных и выходных сигналов часто используются стохастические модели гипотетических линейных дискретных систем, на выходе которых формируются процессы с аналогичными корреляционными свойствами из поступающего на вход некоррелированного шума [2 - 3].

Исследование временного ряда традиционно предусматривает построение трендовой, сезонной, циклической и стохастической составляющих композиционной модели производственного процесса. Трендовая составляющая отражает длительные изменения выборочного среднего или дисперсии временного ряда. Во временных рядах могут содержаться сезонные колебания, которые завершаются в течение одного года. Если период колебаний составляет несколько лет, то временной ряд содержит циклические колебания. Составляющая временного ряда, оставшаяся после вычитания из него трендовой, сезонной и циклической компонент, представляет собой стохастическую составляющую, называемую рядом остатков [4 - 5].

Стохастическая составляющая временного ряда часто описывается моделью типа «черного ящика», на выходе которой создаются стохастические процессы с корреляционными свойствами, аналогичными производственным процессам, из поступающего на вход некоррелированного шума. Различие стохастических моделей ряда остатков определяется свойствами случайных последовательностей и правилами их обработки [6 - 7].

К основным задачам оперативного управления производством относятся сбор и обработка информаци о ходе управляемого процесса, оперативное планирование работы объектов, контроль за выполнением оперативных планов, получение текущей информации о состоянии объектов, перепланирование (регулирование) процессов, если качественные характеристики последних измеренных состояний существенно отличаются от заданных плановых.

Важнейшим направлением повышения эффективности функционирования призводства является применение статистического моделирования и прогнозирования параметров процеса при выработке оперативных управленческих решений. Сущность статистического моделирования состоит в замене реального производственного процесса некоторой конструкцией, отражающей основные, наиболее существенные характеристики процесса, абстрагируясь от второстепенных, несущественных.

Искусство моделирования заключается в том, чтобы дать должное обоснование, что, когда и в какой мере может быть упрощено. Особое значение приобретают модели процессов неразрушимого и недоступного контроля, когда по косвенным измерениям одних параметров приходится делать вывод о других. Моделирование производственных процессов осуществляется с целью предвидения перспектив их дальнейшего развития и принятия оперативных управленческих решений в условиях неопределенности, позволяющих обеспечить стабильность и надежность статистических выводов [2].

2. Моделирование оперативного управления производством

Приступая к моделированию оперативного управления полиграфическим производством, представим модель производственной системы в виде «черного ящика», на вход которого поступает управляющий сигнал u(t), а на выходе наблюдается контролируемый сигнал y(t), зашумленный некоторым неконтролируемым сигналом помехи v(t). Требуется найти зависимость выходного сигнала y(t) от управляющего сигнала u(t) в виде отображения y(t) = {u(t), v(t)}.

При моделировании динамики производства часто используются стационарные линейные модели, соответствующие идеализированному описанию реально протекающих производственных процессов. Если управляющее воздействие u(t) и контролируемый сигнал y(t) относятся к дискретным моментам времени t_k = kT (k = 1, 2, ...), то динамические свойства стационарной линейной незашумленной системы определяются соотношением:

$$y(t)=\sum_{k=1}^{\infty} g(k)u(t-k)\ ,\ t = 1, 2, ..., \tag{1}$$

где g(k) – весовая функция, формирующая реакцию системы в виде выходного сигнала y(t) на скалярный входной сигнал u(t).

Если ввести оператор сдвига назад вида:

$q^{-1}u(t) = u(t-1)$, $q^{-2}u(t) = u(t-2)$, $q^{-m}u(t) = u(t-m)$,

то входно-выходное уравнение системы (1) можно записать как

$$y(t)=\sum_{k=1}^{\infty} g(k)u(t-k) = G(q)\ u(t) \tag{2}$$

или

$$y(t) = G(q)\ u(t), \tag{3}$$

где G(q) – передаточная функция по управлению, отражающая взаимосвязь между выходной {y(k)} и входной {u(k)} последовательностями вида

$$G(q)=\sum_{k=1}^{\infty} g(k)q^{-k}\ . \tag{4}$$

При наличии аддитивной помехи, приложенной к выходу управляемого объекта, динамические свойства линейной стационарной системы описываются соотношением:

$$y(t)=\sum_{k=1}^{\infty} g(k)u(t-k) + v(t) \tag{5}$$

или

$$y(t) = G(q)\ u(t) + v(t), \tag{6}$$

где v(t) – сигнал помехи в момент времени t, значение которого заранее неизвестно, однако на основании прошлого поведения системы можно сделать обоснованный вывод о его будущих значениях.

Во многих случаях имеются основания считать, что сигнал помехи v(t) представляет реакцию некоторого фильтра

$$v(t)=\sum_{k=0}^{\infty} h(k)e(t-k) = H(q)\ e(t) \tag{7}$$

или

$$v(t) = H(q)\ e(t) \tag{8}$$

где h(k) – дискретная весовая функция h(k) на входную последовательность {e(t)} взаимно независимых одинаково распределенных случайных величин с некоторой функцией плотности вероятности; H(q) – передаточная функция фильтра помехи, равная

$$H(q)=\sum_{k=0}^{\infty} h(k)q^{-k}\ . \tag{9}$$

Вместо традиционного фильтра помех с передаточной функцией H(q) и нулевым индексом суммирования (k = 0) на практике часто используется *монический фильтр помех*, у которого составляющая передаточной функции h(k) при индексе k = 0 равна единице, т.е. $h_{|k=0} = 1$, а суммирование составляющих передаточной функции начинается с индекса k = 1

$$H(q)=1+\sum_{k=1}^{\infty} h\ (k)q^{-k}\ . \tag{10}$$

Уравнение линейной стационарной динамической системы (6) с учетом сигнала аддитивного помехи (10) примет вид [2]:

$$y(t) = G(q)\ u(t) + H(q)\ e(t), \tag{11}$$

где {e(t)} – последовательность взаимно независимых случайных величин с нулевым средним и конечной дисперсией.

Соотношение (11) принято трактовать как множество структур моделей, из которых для заданной совокупности наблюдений необходимо выбрать наиболее предпочтительное структурное описание. Выбор конкретной структуры модели линейной динамической системы определяется характеристиками передаточных функций G(q), H(q) и функции плотности распределения вероятности fe(·) помехи e(t).

Предположим, что дробно-рациональные передаточные функции G(q) и H(q) описываются соотношениями:

$$G(q) = \frac{B(q)}{F(q)} \tag{12}$$

и

$$H(q) = \frac{C(q)}{D(q)}, \quad (13)$$

где B(q), C(q) и F(q), D(q) – полиномы числителя и знаменателя, равные

$$B(q) = 1 + b_1 q^{-1} + ... + b_{n_b} q^{-n_b}; \quad (14)$$

$$C(q) = 1 + c_1 q^{-1} + ... + c_{n_c} q^{-n_c}; \quad (15)$$

$$F(q) = 1 + f_1 q^{-1} + ... + a_{n_f} q^{-n_f}; \quad (16)$$

$$D(q) = 1 + d_1 q^{-1} + ... + a_{n_d} q^{-n_d}, \quad (17)$$

тогда множество структур моделей линейной стационарной динамической системы (11) для дробно-рациональных передаточных функций (12) и (13) совпадает с множеством структур моделей Бокса-Дженкинса [1]

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)} u(t) + \frac{C(q)}{D(q)} e(t) \quad (18)$$

или

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)} u(t) + e(t). \quad (19)$$

Частным случаем множества структур моделей Бокса-Дженкинса (18) для дробно-рациональных передаточных функций вида

$$G(q) = \frac{B(q)}{A(q)} \quad (20)$$

и

$$H(q) = \frac{C(q)}{A(q)}, \quad (21)$$

где A(q) – операторный полином знаменателей G(q) и H(q), равный

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + ... + a_{n_a} q^{-n_a}, \quad (22)$$

является множество структур моделей ошибки уравнения

$$y(t) = \frac{B(q)}{A(q)} u(t) + \frac{C(q)}{A(q)} e(t), \quad (23)$$

которое принято записывать в виде

$$A(q)\, y(t) = B(q)\, u(t) + C(q)\, e(t). \quad (24)$$

В качестве обобщенного множества модельных структур линейной стационарной динамической системы (23) используется уравнение

$$A(q)\, y(t) = \frac{B(q)}{F(q)} u(t) + \frac{C(q)}{D(q)} e(t), \quad (25)$$

которое позволяет реализовать 32 различных варианта структурных моделей в зависимости от того, какие из пяти многочленов A(q), B(q), C(q), D(t) и F(q) включены в модель для реализации желаемых динамических свойств модели.

Многообразие модельных структур (25) можно расширить введением запаздывания, нелинейности, нестационарности и робастности по отношению к исходным предпосылкам моделирования и проявлениям внешней среды.

3. Спецификация моделей адаптивного прогнозирования

Построение математической модели временного ряда начинается с выбора класса структур моделей-претендентов, затем осуществляется выбор предпочтительной структуры из отобранных структур и оценивание параметров модели. Задача спецификации математических моделей состоит в том, чтобы из некоторого множества моделей-претендентов выделить составляющие, допускающие самостоятельное их использование.

Существуют различные способы выбора предпочтительной структуры модели временного ряда из класса отобранных структур. Эти подходы связаны с особенностями реализации выбранного класса моделей и представления случайного процесса. При построении моделей оперативного управления производством наиболее общим классом моделей-претендентов является класс ARIMAX-моделей, компоненты которого могут самостоятельно использоваться как авторегрессионные, стационарные, нестационарные, нелинейные и робастные к различным проявлениям среды модели.

В качестве отправной точки для спецификации моделей прогнозирования состояний системы примем ARIMAX-модель операторного уравнения y(t) = G(q) u(t) + H(q) e(t) линейной разностной динамической системы с фильтром помех. Если стационарный процесс сигнала помехи v(t) = H(q) e(t), где {e(t)} – белый шум с дисперсией σ, имеет рациональную передаточную функцию H(q) = C(q)/A(q), где C(q) и A(q) – полиномы числителя и знаменателя передаточной функции H(q), равные

$$C(q) = 1 + c_1 q^{-1} + ... + c_{n_c} q^{-n_c},$$

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + ... + a_{n_a} q^{-n_a},$$

то уравнение помехи представляет собой ARMA(n_a, n_c)-модель вида:

$$v(t) + a_1 v(t-1) + ... + a_{n_a} v(t-n_a) = e(t) + c_1 e(t-1) + ... + c_{n_c} e(t-n_c).$$

1. Авторегрессионная модель n_a-го порядка AR (n_a)-модель имеет вид:

$$v(t) + a_1 v(t-1) + ... + a_{n_a} v(t-n_a) = \mu + e(t), \quad (26)$$

где v(t), v(t - 1), ..., v(t – n_a) – отсчеты, представляющие собой текущее v(t) и прошлые v(t - 1), ..., v(t – n_a) значения случайного процесса; n_a – количество отсчетов, определяющее число переменных и искомых коэффициентов модели (порядок или структуру модели); μ – константа, отражающая начальные условия; a_1, ..., a_{n_a} – коэффициенты модели.

Авторегрессионная AR(n_a)-модель (26) представляет частный случай ARMA(n_a, n_c)-модели при $n_c = 0$. Если e(t) является белым шумом, то модель (26) описывает авторегрессионный процесс na-го порядка. Текущее значение авторегрессионного AR(n_a)-процесса выражается как смещенная на μ совокупность предыдущих значений процесса v(t) и импульса e(t). AR(n_a)-модель содержит $n_a + 2$ искомых коэффициентов $\mu, a_1, a_2, ..., a_{n_a}$, σ_e^2, которые вычисляются по результатам наблюдений, где σ_e^2 – дисперсия белого шума e(t).

2. Модель скользящего среднего n_c-го порядка MA(n_c)-модель:

$$v(t) = \mu + e(t) + c_1 e(t-1) + ... + c_{n_c} e(t-n_c), \quad (27)$$

из которой следует, что текущее значение процесса v(t) является комбинацией константы μ , текущего e(t) и всех прошлых e(t - 1), ..., $e(t - n_c)$ значений случайной величины e(t), являющейся по предположению белым шумом.

Модель скользящего среднего $MA(n_c)$ представляет собой второй частный случай $ARMA(n_a, n_c)$-модели при $n_a = 0$. Если e(t) является белым шумом, то $MA(n_c)$-модель описывает процесс скользящего среднего $MA(n_c)$-процесс n_c-го порядка. Для построения $MA(n_c)$-модели необходимо определить $n_c + 2$ неизвестных коэффициента: $\mu, c_1, c_2, ..., c_{n_c}, \sigma_e^2$. Если в выражении (27) $\mu = 0$, то имеет место чистый $MA(n_c)$-процесс скользящего среднего n_c-го порядка.

Модели скользящего среднего предпочтительнее использовать в сочетании с авторегрессионными процессами. Это позволяет сосредоточить внимание на последних наблюдениях. Прогнозирование следующего наблюдения с помощью скользящего среднего основывается на оценке текущего случайного шума e(t). За пределами следующего наблюдения наилучшим прогнозом является оценка долгосрочного среднего μ, поскольку процесс скользящего среднего забывает все свое прошлое, за исключением последнего наблюдения.

3. Авторегрессионная модель со скользящим средним (n_a, n_c)-го порядка $ARMA(n_a, n_c)$-модель:

$$v(t) + a_1 v(t - 1) + ...+ a_{n_a} v(t - n_a) = \mu + \\ + e(t) + c_1 e(t - 1) + ... + c_{n_c} e(t - n_c), \qquad (28)$$

которая при $\mu = 0$ превращается в уравнение (12). Сочетание процессов авторегрессии и скользящего среднего повышает эффективность при управлении производством. Память $ARMA(n_a, n_c)$-процесса сочетает в себе память процесса авторегрессии с памятью процесса скользящего среднего. В результате получается процесс авторегрессии с улучшенной краткосрочной памятью.

Количество параметров $ARMA(n_a, n_c)$ - модели равно $n_a + n_c + 2$, из них na коэффициентов авторегрессии, n_c коэффициентов скользящего среднего и два параметра шумовой последовательности μ и σ_e^2. Варьированием значений коэффициентов $a_1, ..., a_{n_a}$ и $c_1, ..., c_{n_c}$, можно выбрать модель, которая достаточно качественно опишет любой набор данных временного ряда. Модели авторегрессии со скользящим средним позволяют достаточно хорошо описать стационарные производственные процессы.

Многие реальные процессы имеют нестационарный характер, проявляющийся в том, что средние значения и дисперсии стохастических рядов изменяются во времени. Для математического описания нестационарных процессов используются авторегрессионные интегрированные модели скользящего среднего $ARIMA(n_a, d, n_c)$, где d – порядок разностного оператора, превращающего нестационарный процесс в стационарный.

4. Авторегрессионная интегрированная модель скользящего среднего (n_a, d, n_c)-го порядка ARIMA (n_a, d, n_c)-модель:

$$v(t) - v(t - 1) = a_1 v(t - 1) + ... + a_{n_a} v(t - n_a) + \\ + \varphi [v(t - 1) - v(t - 2)] + e(t) + c_1 e(t - 1) + ... + \\ + c_{n_c} e(t - n_c), \qquad (29)$$

которая получается путем суммирования модели авторегрессии n_a -го порядка, модели скользящего среднего n_c -го порядка и модели принудительного интегрирования временного ряда, обладающего d-ым порядком гладкости.

В ARIMA-процессе содержится информация о том, где он находится, как он попал в это состояние, а также о части предыдущего шумового компонента. ARIMA-процесс может служить моделью временного ряда, который является очень гладким и медленно изменяет свое направление. ARIMA-процесс является нестационарным, поскольку его состояния получается суммированием состояний ARMA-процесса. С течением времени такой ряд удаляется все дальше от своего исходного состояния. ARIMA-модели находят свое широкое применение для математического описания поведения нестационарных временных рядов различных производственных процессов.

5. Авторегрессионная модель $ARX(n_a, n_b)$ выходного сигнала y(t) (n_a, n_b)-го порядка, расширенная управляющим u(t) и возмущающим e(t) воздействиями

$$y(t) + a_1 y(t - 1) + ...+ a_{n_a} y(t - n_a) = \\ =b_1 и(t - 1) + ... + c_{n_b} и(t - n_b) + e(t), \qquad (30)$$

в которую входит белый шум e(t) как непосредственная ошибка, часто называется моделью ошибки уравнения. В случае $n_a = 0$ выходной сигнал y(t) описывается моделью с конечной памятью. Такие модели широко применяются при обработке различного рода сигналов. Для построения $ARX(n_a, n_b)$-модели необходимо определить $n_a + n_b$ настраиваемых параметров.

6. Авторегрессионная $ARMAX(n_a, n_b, n_c)$-модель выходного сигнала y(t) со скользящим средним помехи e(t) (n_a, n_b, n_c)-го порядка

$$y(t) + a_1 y(t - 1) + ...+ a_{n_a} y(t - n_a) = \\ =b_1 и(t - 1) + ... + c_{n_b} и(t - n_b) + \\ + b_1 и(t - 1) + ... + c_{n_b} и(t - n_b) + \\ + e(t) + c_1 e(t - 1) + ... + c_{n_c} e(t - n_c) \qquad (31)$$

включает в себя авторегрессионную составляющую A(q) y(t) по выходному сигналу y(t), инкрементную (экзогенную) составляющую B(q) и(t) по управляющему воздействию и(t) и шумовую составляющую в виде скользящего среднего помехи C(q) e(t). ARMAX-модели стали неутвержденным стандартом построения моделей производственных и экономических систем. При построении ARMAX-модели необходимо оценить $n_a + nb + n_c$ настраиваемых параметров модели.

7. Авторегрессионная $ARIMAX(n_a, d, n_b, n_c)$-модель выходного сигнала y(t) с интегрированным скользящим средним помехи e(t) (n_a, d, n_b, n_c)-го порядка, обладающая d-ым порядком гладкости исходных данных.

При моделировании нестационарных по своей природе процессов авторегрессионная функция объединяется с другими методами динамического анализа: скользящей средней, трендом, сезонной волной. Обобщенными статистическими моделями также считаются интегрованные модели авторегрессии и скользящего среднего с согласованием процесса относительно уровня стационарности с помощью оператора конечних разностей. Такие модели сокращенно называются ARIMA.

AR1MA-модель объединяет модель авторегресиии p-го порядка и модель скользящей средней q-го порядка. Тренд включается в ARIMA-модель с помощью оператора конечных разностей d. Для фильтрации линейного тренда используются разности первого порядка d = 1, для фильтрации пароболикого тренда – разности второго порядка d = 2 и т. д.

Модель ARIMA порядка (p, d, q) является достаточно гибкой и описывает широкий спектр несезонных процессов. При наличии сезонных колебаний в модели учитывается их периодичность с лагом s (для квартальных данных s = 4, для месячных s = 12) с учетом содержания параметров (p, d, q).

Основными видами ARIMA-моделей являются следующие:

(p = 1, d = 0, q = 0) – авторегрессионная функция;

(p = 0, d = 0, q = 1) – скользящая средняя;

(p = 1, d = 0, q = 1) – модель авторегрессии и скользящей средней;

(p = 0, d = 1, q = 1) – экспоненциальная средняя;

(p = 1, d = 1, q = 1) – нестационарный процесс с линейным трендом.

4. Алгоритм формирования модели прогнозирования

Алгоритм адаптивного прогнозирования состояния динамических процессов может содержать следующие этапы:

1. Предварительный анализ и сглаживание уровней временных рядов производственных процессов.

1.1. Выявление и устранение аномальных значений уровней временного ряда с использованием критерия Ирвина.

1.2. Определение наличия во временном ряду тренда с использованием метода Фостера-Стьюарта и определение степени его гладкости.

1.3. Выявление наличия во временной ряду сезонных колебаний путем

проверки на случайность остаточного ряда.

1.4. Фильтрация компонент временного ряда путем выделения из исходного ряда трендовой компоненты, сезонной компоненты, циклической компоненты и случайной компоненты с использованием метода Четверикова.

2. Модели прогнозирования производственных процессов.

2.1. Трендовые модели на основе кривых роста.

2.2. Оценка адекватности и точности трендовых моделей.

2.3. Прогнозирование рядов динамики на основе трендовых моделей.

3. Адаптивные модели прогнозирования.

3.1. Модели эксрененциального сглаживания Брауна.

3.2. Модели авторегрессии типа AR(p).

3.3. Модели скользящего среднего типа MA(q).

3.4. Модели атторегрессии и скользящего среднего типа ARMA(p, q).

3.5. Модели авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего ARIMA(p, q).

4. Алгоритм построения ARMA-модели.

4.1. Проверка временного ряда на стационарность.

4.2. Построение автокорреляционных функций временных рядов.

4.3. Выбор нескольких ARMA-спецификаций, исходя из анализа автокорреляционных зависимостей, и определение наилучший из них.

4.4. После выбора наилучшей ARMA-модели применить ее для прогнозирования.

4.5. Оценить эффективность выбранной структуры адаптивной модели по критерию минимальной сложности.

Выводы

Выполненные исследования показали актуальность и важность проблемы оперативного управления производством с использованием адаптивных математических моделей. Проанализированы качественные характеристики основных типов допустимых множеств моделей, к которым относятся авторегрессионные ARX-модели с управляющими воздействиями, авторегрессионные ARMAX-модели выходного сигнала со скользящим средним помехи, авторегрессионные ARIMAX-модели выходного сигнала с интегрированным скользящим средним помехи, робастные авторегрессионные RARIMAX-модели, т.е. ARIMAX-модели, устойчивые к отклонениям исходных предпосылок.

Литература

1. Бокс, Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М.: Мир, 1974, вып. 1, 406 с., вып. 2, 197 с.
2. Льюнг, Л. Идентификация систем. Теория для пользователя / Л. Льюнг. – М.: Наука, 1991. – 432 с.
3. Вероятностно-статистические методы обработки данных в информационных системах / под общ. ред. Ю.В. Бородакого. – М.: Радио и связь, 2003. – 264 с.
4. Иванов, В.В. Анализ временных рядов и прогнозирование экономических показателей / В.В. Иванов. – Харьков: ХНУ им. В.И. Каразина, 1999. – 230 с.
5. Ханк, Дж.Э. Бизнес-прогнозирование / Дж.Э. Ханк, Д.У. Уичерн, А.Дж. Райтс. – М.: Вильямс, 2003. – 656 с.
6. Сигел, Э.Ф. Практическая бизнес-статистика / Э.Ф. Сигел. – М.: Вильямс, 2002. – 1056 с.
7. Лук'яненко, І.Г. Сучасні економетричні методи у фінансах / І.Г. Лук'яненко, Ю.О. Городніченко. – Київ: Літера, 2002. – 352 с.
8. Єрина, Ф.М. Статистичне моделювання та прогнозування / Ф.М. Єрина,. – Київ: КНЕУ, 2001. – 170 с.