

В. К. Семёнычев, Е. И. Куркин, Е. В. Семёнычев, А. А. Данилова

Инструментарий моделирования колебательной компоненты в колоколообразных кривых жизненного цикла продукта

Предложен инструментарий, состоящий из сочетаний моделей колоколообразных трендов жизненного цикла продукта (ЖЦП), пяти различных структур моделей колебательной компоненты, а также методов их идентификации на основе генетического алгоритма и моделей авторегрессии — скользящего среднего (ARMA-моделей). Приведены примеры достижения данным инструментарием высокой точности моделирования и прогнозирования траектории ЖЦП на реальных выборках добычи нефти, газа и угля.

Ключевые слова: жизненный цикл продукта; нефть; газ; уголь; колоколообразный тренд; колебательные компоненты; генетический алгоритм; ARMA-модель.

JEL classification: C22; L71; D91.

1. Введение

Жизненный цикл продукта (ЖЦП), а также товара, услуги, бренда, организации и др., характеризует динамику натуральных единиц или получаемого дохода от момента вывода продукта на рынок до его ухода с рынка. Анализ ЖЦП осуществляется для принятия решений по продлению более прибыльных этапов жизненного цикла, включает в себя моделирование траектории и прогноз динамики ее уровней (Семёнычев, 2012).

В качестве актуальных примеров ЖЦП будем рассматривать динамику добычи нефти, газа и угля, т. к. она оказывает существенное влияние на бюджеты добывающих стран. При математическом моделировании процессов добычи продукта можно применять дедуктивный подход, заключающийся в расчете фильтрационных течений в реальном пласте на основе численного решения общих уравнений движения жидкостей и газов в пористой среде и т. п. (Хасанов и др., 2001). Данный подход, однако, имеет ограниченное применение вследствие обычно имеющего место недостатка детальной информации о геологическом строении пласта, также он не учитывает особенности эксплуатации месторождений владельцем, динамику аварий, влияние сезонных ограничений и человеческого фактора, с трудом допускает распространение на большие территории добычи.

Альтернативой является построение феноменологических моделей, под которыми понимают эмпирически устанавливаемые закономерности. Такие модели применяют, опираясь на статистику данных в случаях, когда детальная картина явления сложна, а задачи моделирования и, главное, прогнозирования добычи продукта актуальны. Известно, что большое число феноменологических моделей для трендов объемов добычи продукта для отдельных месторождений, регионов и стран имеют колоколообразную форму (Хасанов и др., 2001; Мирзаджанзаде и др., 2004).

Одной из первых и широко используемых до настоящего времени феноменологических моделей является симметричная относительно t_0 формула Хабберта (Hubbert, 1956; Bardi, Yaxley, 2005; Бажанов, Выхребенцев, 2007):

$$Y(t) = \frac{T_{\max} \cdot 2}{1 + \operatorname{ch}(\sigma(t - t_0))} + \varepsilon(t), \quad (1)$$

где $\operatorname{ch}(\cdot)$ — гиперболический косинус, t_0 — абсцисса ЖЦП, соответствующая максимуму тренда T_{\max} траектории ЖЦП, $\varepsilon(t)$ — стохастическая компонента наблюдений ЖЦП, а параметр σ определяет наклоны кривой роста и падения добычи.

Симметричная формула С. П. Капицы (Капица, 1999) была предложена впервые для моделирования динамики численности народонаселения Земли, а более поздние исследования (Хасанова и др., 2001) показали, что она успешно моделирует динамику ЖЦП месторождений добычи нефти, газа, угля и других невозобновляемых ресурсов:

$$Y(t) = \frac{T_{\max} \cdot \sigma^2}{(t - t_0)^2 + \sigma^2} + \varepsilon(t). \quad (2)$$

В качестве третьей, также симметричной кривой ЖЦП примем модель Гаусса (Bartlett, 2000; Brandt, 2007):

$$Y(t) = T_{\max} e^{-(t-t_0)^2/\sigma^2} + \varepsilon(t).$$

Известна и несимметричная модель Хаммонда и Маккея (Hammond, Maskau, 1993):

$$Y(t) = \frac{T_{\max}}{Norm} t^{\sigma(t)t_0} e^{-\sigma(t)t} + \varepsilon(t),$$

где $Norm = t_0^{\sigma(t)t_0} e^{-\sigma(t)t_0}$.

Применение известных моделей к динамике тренда продукта отдельных месторождений, регионов и стран показало, что в большинстве случаев колоколообразные траектории трендов несимметричны: длительность этапа спада ЖЦП дольше длительности этапа роста (Bartlett, 2000; Brandt, 2007; Hammond, Maskau, 1993; Мирзаджанзаде и др., 2004). При этом известным приемом трансформации симметричных моделей в несимметричные является задание параметра σ в моделях Хабберта и Гаусса в виде логистической функции Ферхюльста $\sigma(t) = \sigma_1 + (\sigma_2 - \sigma_1) / (1 + e^{-(t-t_0)/\sigma_T})$, изменяющейся во времени от значения σ_1 на этапе роста ($t < t_0$) до значения σ_2 на этапе падения ЖЦП ($t > t_0$) (Brandt, 2009).

Предложенное расширение законов изменения $\sigma(t)$ на функцию Гомпертца $\sigma = \sigma_1 + (\sigma_2 - \sigma_1) \exp\{-0.7e^{-(t-t_0)/\sigma_T}\}$, Ричардса $\sigma = \sigma_1 + (\sigma_2 - \sigma_1) (1 + e^{-(t-t_0)/\sigma_T})^{-\sigma_T}$ (в нее дополнительно заложена возможность регулировки скорости изменения наклона логистических моделей при помощи параметра σ_T), а также Рамсея $\sigma = \sigma_1 + (\sigma_2 - \sigma_1) [1 + (1 + (t - t_0) / \sigma_T) e^{-(t-t_0)/\sigma_T}]$ для $t \geq t_0^*$ и $\sigma = \sigma_1$ при $t \leq t_0^*$ (где $t_0^* = t_0 - 1.678\sigma_T$), приведенное в (Семёнычев и др., 2012а, 2012б), показало, что большое число моделирований трендов можно с высокой точностью реализовать на таких моделях при соответствующем выборе логистической функции, обеспечивающей асимметрию.

Вместе с тем, анализ известных данных по траекториям ЖЦП показал, что во многих случаях при довольно высокой точности моделирования трендов не обеспечивается удовлетворительная точность прогнозирования при наличии в наблюдениях выборки колебательной компоненты, к которой отнесены сезонное и циклическое колебания траектории ЖЦП вокруг уровней тренда, меньшие тренда по амплитуде, но более динамичные.

Системного подхода к решению данной проблемы, отражающего многообразие возможных структур взаимодействия колебательной компоненты с трендом, в отечественной и зарубежной литературе авторам обнаружить не удалось.

2. Модели взаимодействия колебательной компоненты с трендом

Моделирование взаимодействия колебательной компоненты с трендом будем осуществлять на основе параметрического подхода, который в большей мере ориентирован на задачу прогнозирования и обычно требует для своей реализации меньшего объема выборок (Айвазян, 2001), чем непараметрический, подробно описанный в работах (Berndstrup, Hylleberg, 2002; Семёнычев, Семёнычев, 2011).

Наиболее просто считать колебательную компоненту не взаимодействующей с трендом (независимой) и входящей *аддитивно в структуру ряда динамики* имеющихся на практике наблюдений

$$Y_k = T_k + S_k^A + \varepsilon_k, \quad (3)$$

где Y_k — уровни определяемого параметра ЖЦП, T_k — уровни тренда, S_k^A — уровни аддитивной колебательной компоненты, ε_k — уровни стохастической компоненты, $k = 1, \dots, n$ — номера наблюдений ряда динамики при шаге опроса Δ , n — объем выборки.

На практике зачастую имеет место и более сложное взаимодействие колебательной компоненты с трендом ЖЦП.

Например, встречаются случаи *пропорционально-мультипликативного взаимодействия*, когда колебательная компонента ряда пропорциональна уровням тренда (Семёнычев, Семёнычев, 2011):

$$Y_k = T_k (1 + S_k^M) + \varepsilon_k = T_k + T_k S_k^M + \varepsilon_k, \quad (4)$$

где $T_k S_k^M$ — мультипликативная колебательная компонента (при условии $|S_k^M| \leq 1$).

Более общим случаем является присутствие в структуре ряда одновременно *аддитивной и пропорционально-мультипликативной* колебательных компонент:

$$Y_k = T_k (1 + S_k^M) + S_k^A + \varepsilon_k. \quad (5)$$

Для модели (5) известен алгоритм идентификации параметров (Семёнычев и др., 2010а) лишь в случае представления тренда в виде полинома (степени N_T) с линейными параметрами D_i : $T_k = \sum_{i=0}^{N_T} D_{i+1} (k\Delta)^{N_T-i}$, а колебательных компонент, как это обычно делается (Pollock, 1993) — рядами гармоник с частотами ω_q и Ω_r :

$$S_k^M = \sum_{q=1}^{N_M} [A_q \sin(\omega_q k \Delta) + B_q \cos(\omega_q k \Delta)], \quad S_k^A = \sum_{r=1}^{N_A} [E_r \sin(\Omega_r k \Delta) + F_r \cos(\Omega_r k \Delta)].$$

Для колоколообразных моделей трендов ЖЦП целесообразно предложить и взвешенную по амплитуде аддитивно-мультипликативную модель колебательной компоненты вида:

$$Y_k = T_k + S_k^{AM} + \varepsilon_k, \quad \text{где } S_k^{AM} = \sum_{i=1}^N A_i \cdot \left(1 - \gamma_i + \gamma_i \frac{T_k}{T_{\max}}\right) \cdot \sin(\omega_i k \Delta + \varphi_i). \quad (6)$$

Веса γ_i в модели (6) соответствуют частотам ω_i колебательной компоненты, а параметр $T_{\max} = \max\{T_k, k = 1, \dots, n\}$ обеспечивает нормировку для возможности сравнения амплитуд аддитивной и мультипликативной колебательных компонент в одном диапазоне значений. Модель (6) обобщает структуры (3) (при $\gamma_i = 0$) и (4) (при $\gamma_i = 1$). Каждая гармоника (с частотой ω_i) в этой модели будет суммой мультипликативной $S_k^M = A_i \frac{T_k}{T_{\max}} \sin(\omega_i k \Delta + \varphi_i)$ и ад-

дитивной $S_k^A = A_i \sin(\omega_i k \Delta + \varphi_i)$ составляющих, взятых с весами γ_i и $1 - \gamma_i$.

Наглядная графическая иллюстрация наложения аддитивной модели (3), пропорционально-мультипликативной модели (4) и взвешенной по амплитуде аддитивно-мультипликативной модели (6) колебательных компонент на колоколообразный тренд ЖЦП с произвольно выбранными параметрами приведена на рис. 1.

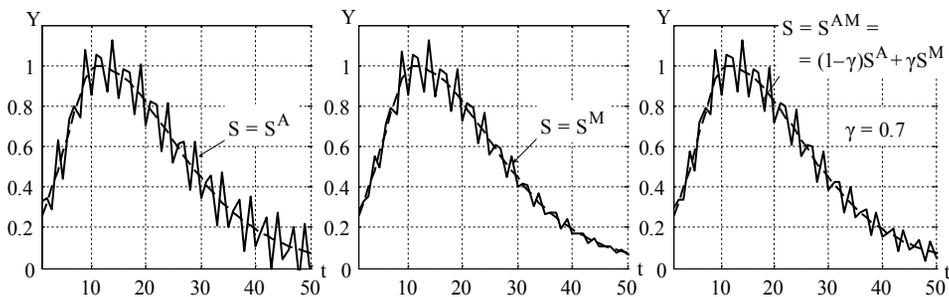


Рис. 1. Демонстрация взвешенной по амплитуде аддитивно-мультипликативной колебательной компоненты

В модели (4) при значениях уровня тренда T_k , близких к нулю, пропорционально-мультипликативная колебательная компонента $T_k (1 + S_k^M)$ также будет близка к нулю, становясь соизмеримой с текущими значениями стохастической компоненты ε_k , что может существенно снизить точность идентификации параметров S_k^M . Модели (5) и (6) избавлены от этого недостатка, поэтому их можно интерпретировать как метод повышения точности (вычислительной устойчивости) идентификации компоненты S_k^M для прогнозирования на этапе спада ЖЦП. Значения γ_i определяют «вес» мультипликативного вхождения каждой частоты ω_i независимо от других частот, что приводит к более наглядному разделению амплитуд, частот и фаз.

Логично предположить, что тренд в ЖЦП, как и во многих социально-экономических системах, «отражает инерционные свойства»: при больших уровнях тренда траектория колебательной компоненты более устойчива по частоте, и изменения частоты будут меньше,

чем при малых значениях тренда. Именно такой характер изменения частоты колебательной компоненты наблюдался в некоторых реальных выборках ЖЦП.

Для моделирования таких случаев введем параметр θ в формулу для мгновенной частоты:

$$\omega_k = \omega \left(\frac{T_k}{T_{\max}} \right)^{-\theta}, \tag{7}$$

где параметр θ может быть как положительным в случае уменьшения частоты колебаний с ростом тренда, так и отрицательным в случае уменьшения частоты колебаний при уменьшении значений тренда.

Тогда фаза колебаний переменной частоты колебательной компоненты определится как интеграл от мгновенной частоты (Сергиенко, 2002):

$$\Phi_k = \int_{t_0}^{t_k} \omega(s) ds + \varphi_0 = \omega \int_{t_0}^{t_k} \left(\frac{T(s)}{T_{\max}} \right)^{-\theta} ds + \varphi_0, \tag{8}$$

где $T(s)$, $\omega(s)$ — значения тренда и частоты в момент времени s , t_k — момент времени, соответствующий фазе Φ_k .

Учитывая выражения (7), (8) и (6), можно в данном случае говорить о *взвешенной по частоте колебательной компоненте*:

$$S^{\Omega_1} = \sum_{i=1}^{N_{\Omega}} A_i \left[1 + \gamma_i \left(\frac{T_k}{T_{\max}} - 1 \right) \right] \sin \left(\omega_i \int_{t_0}^{t_k} \left[\frac{T(s)}{T_{\max}} \right]^{-\theta_i} ds + \varphi_i \right), \tag{9}$$

$$S^{\Omega_2} = \sum_{i=1}^{N_{\Omega}} A_i \left(\frac{T_k}{T_{\max}} \right)^{\gamma_i} \sin \left(\omega_i \int_{t_0}^{t_k} \left[\frac{T(s)}{T_{\max}} \right]^{-\theta_i} ds + \varphi_i \right). \tag{10}$$

Частота и амплитуда в (9) и (10) могут быть не зависимыми от тренда (при $\gamma = 0$, $\theta = 0$), а могут и зависеть от него (рис. 2).

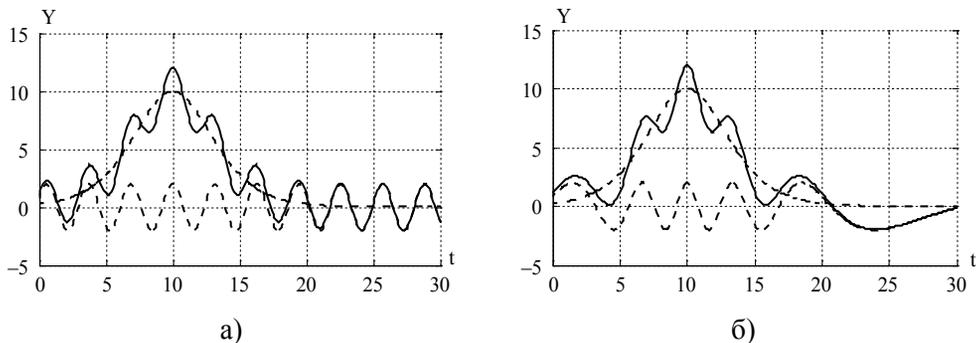


Рис. 2. Вид колебательной компоненты:
 а) с постоянной частотой $\theta = 0$; б) с переменной частотой $\theta = -0.3$
 (пунктир — тренд и колебательная компонента,
 сплошная линия — общий вид модели)

В. К. Семёнычев, Е. И. Куркин, Е. В. Семёнычев, А. А. Данилова

В предложенных моделях взвешенной по частоте колебательной компоненты целесообразно совмещать момент начала интегрирования мгновенной частоты и точку времени достижения пика ЖЦП. В силу этого в обозначениях моделей тренда и колебательной компоненты будем использовать один и тот же параметр t_0 . Тогда начальная фаза колебаний φ_i будет соответствовать фазе колебаний добычи на пике добычи нефти, где она может быть определена наиболее точно. В противном случае погрешность в определении закона изменения частоты (параметра θ) может существенно влиять на значение фазы колебательной компоненты при пике добычи, что может снизить точность метода идентификации модели и затруднить экономическую интерпретацию полученных результатов.

3. Идентификация параметров моделей

Для идентификации параметров рассматриваемых сложных многопараметрических и нелинейных моделей используется генетический алгоритм, в котором осуществляется поиск решения путем подбора, комбинирования и вариации искоемых параметров методом, напоминающим биологическую эволюцию. Такой алгоритм впервые был предложен в (Holland, 1975) и получил в последние годы существенное распространение (Хасанов и др., 2001), в том числе и на задачи идентификации параметров моделей временных рядов (Ursu, Turkman, 2012). Генетический алгоритм для данных моделей состоит из следующих основных стадий реализации:

1) случайным образом генерируется конечный набор пробных решений — первое поколение параметров модели;

2) производится оценка приспособленности решений текущего поколения (селекция), исходя из заданного критерия минимума невязки, рассчитываемой как сумма квадратов отклонений модельной функции от исходного набора данных;

3) осуществляется выход из алгоритма, если рассчитываемая для текущего поколения минимальная величина невязки существенно (предел задается априори) не уменьшается при следующих генерациях, а также если достигнуто максимальное число поколений;

4) в случае продолжения алгоритма генерируется новое поколение параметров посредством операторов скрещивания и мутаций, затем осуществляется переход к п. 2 генетического алгоритма.

В процессе селекции отбирают несколько лучших пробных решений на основании принятого критерия точности, а остальные решения не используют. Скрещивание пары решений создает другую пару, коэффициенты которой вычисляются на основании коэффициентов исходной пары с помощью какого-либо оператора (в данном случае — нахождения среднего). В результате серии скрещиваний размер прореженной популяции увеличивается до размера исходной. Мутация случайным образом изменяет коэффициенты решений, выводя алгоритм из состояния нахождения лишь локальных экстремумов.

Для идентификации моделей, содержащих тренд и колебательные компоненты моделей (3), (4), (6), (9) и (10), оправданно воспользоваться методом параметрической итеративной декомпозиции рядов с колебательной компонентой (Семёнычев и др., 2010б). Согласно этому методу на первой итерации генетическим алгоритмом находят параметрическую модель тренда (Хасанов и др., 2011). Затем после детрендрования ряда идентифицируют колебательную компоненту, затем осуществляют десезонализацию, вновь идентифицируют тренд и т. д. На реальных выборках обычно достаточно трех-четырех итераций.

Для идентификации параметров сезонной компоненты в моделях вида (3) и (4) целесообразно использовать метод обобщенных параметрических ARMA-моделей ряда динамики (Семёнычев, Семёнычев, 2011). При этом сначала находят оценки частот ω_i как параметров соответствующих ARMA-моделей. Затем определяют фазы φ_i путем представления гармоники в виде $A_i \sin(\omega_i t + \varphi_i) = B_i \sin(\omega_i t) + C_i \cos(\omega_i t)$, где $B_i = A_i \cos \varphi_i$, $C_i = A_i \sin \varphi_i$. После этого идентифицируют B_i и C_i , рассчитывают параметр $\varphi_i = \arctg \frac{C_i}{B_i}$, определяют амплитуду A_i и параметр γ_i . Одновременное нахождение амплитуд, частот, фаз всех гармоник колебательных компонент, а также весовых параметров в моделях (6), (7), (9), (10) требует решения задачи идентификации параметров в три (для моделей (3), (4)), четыре (для модели (6)) и пять (для моделей (9), (10)) раз большей размерности, чем число определяемых гармоник. Последовательное определение параметров колебательной компоненты позволяет в два–три раза сократить размерность задачи идентификации колебательной компоненты, что особенно актуально при идентификации моделей колебаний со многими частотами. Использование ARMA-моделей для идентификации частот колебательных компонент оправданно и при идентификации параметров модели (6), если предположить, что частоты ω_i взвешенной колебательной компоненты можно определить, считая ее аддитивной:

$$S^{AM} \approx S^A = \sum_{i=1}^N A_i \sin(\omega_i k \Delta + \varphi_i).$$

Достоинством примененных ARMA-моделей, в сравнении с известными методами максимального правдоподобия или нелинейным МНК (Айвазян, 2001), является возможность применения этих моделей на относительно коротких выборках при малом числе (до трех–четырех) итераций. Используемые методы идентификации рассматриваемых колоколообразных моделей ЖЦП с колебательными компонентами реализованы авторами в «Программе моделирования и прогнозирования уровней добычи нефти и газа “Oil_Ident”» (Семёнычев и др., 2012в).

4. Методика оценки точности моделирования и прогнозирования траектории ЖЦП

В работе рассматривается решение задачи прогнозирования уровней ЖЦП после того, как точка пика ЖЦП была пройдена. Разделим исходную выборку на «рабочую часть» наблюдений, по которой строится модель ЖЦП, и на известную «контрольную часть» наблюдений, по которой будем оценивать точность полученного прогноза (рис. 3). Границу окончания рабочей части наблюдений выберем на расстоянии t_{ident} от времени начала выборки и исследуем точность при различной глубине прогноза t_{pr} .

Выбор t_{ident} может осуществляться достаточно произвольно. Однако имеет смысл изучать выборки после прохождения пика добычи, например, с наблюдения $t_{\text{peak}} + 3 < t_{\text{ident}} < t_{\text{max}} - 1$, т. е. выбором t_{ident} из следующего диапазона: от трех лет после прохождения пика добычи нефти и до года перед окончанием известной выборки. Точку разделения данных на «рабочую» и «контрольную» части будем в процессе анализа смещать по оси времени для оценки достигаемой точности моделирования и прогнозирования.

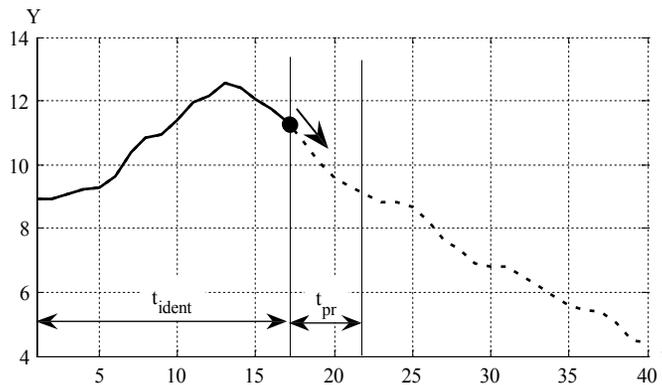


Рис. 3. Демонстрация методики оценки точности прогноза

Затем проведем усреднение оценок параметров по всем выборкам, начинавшимся с различных t_{ident} (усредняя значения критериев по всем t_{ident} с одинаковым t_{pr}). В дальнейшем для каждого временного ряда будем сравнивать усредненные критерии точности прогноза с разным горизонтом t_{pr} .

В качестве критерия точности моделирования траектории принят коэффициент детерминации $R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{N_{ident}} (Y_k - Y_k^{Mod})^2}{\sum_{k=1}^{N_{ident}} (Y_k - \bar{Y}_k)^2}$, а точность прогнозирования оценена с помощью второго коэффициента Тейла

$$T_2 = \sqrt{\frac{\sum_{k=N_{ident}+1}^{N_{pr}} (Y_k - Y_k^{Mod})^2}{\left(\sum_{k=N_{ident}+1}^{N_{pr}} Y_k^2 + \sum_{k=N_{ident}+1}^{N_{pr}} (Y_k^{Mod})^2 \right)}} \cdot 100\%$$

который близок по своим значениям к известной MAPE-оценке прогнозирования (Айвазян, 2001), но обладает большей устойчивостью при значениях уровня ЖЦП, стремящихся к нулю (на стадии падения уровней добычи). В описании критериев N_{ident} и N_{pr} — номера последних значений уровней ЖЦП, используемых для построения модели и оценки точности прогноза соответственно.

5. Результаты моделирования и прогнозирования колебательной компоненты ЖЦП на реальных выборках

В рамках настоящего исследования были проанализированы десятки реальных выборок ЖЦП добычи нефти, газа и угля. Для каждой из них выбиралась модель тренда с большим значением R^2 . На них показана возможность повышения точности прогнозирования с присутствием колебательной компоненты в траектории ЖЦП.

Иногда учет в модели ЖЦП колебательной компоненты не изменял заметно значения критериев точности. Вместе с тем зафиксировано много случаев заметного улучшения точности моделирования и, главное, прогнозирования, при наличии в модели колебательной компоненты.

На рисунке 4 представлен результат, в соответствии с которым наиболее точной моделью тренда добычи нефти в Норвегии (по критерию коэффициента детерминации R_T^2) оказалась модель в виде тренда Хабберта с асимметрией Рамсея, а большую точность R_{T+S}^2 дает учет двух гармоник аддитивных колебаний модели (3). Однако главный итог исследований заключается, пожалуй, в существенном снижении погрешности прогноза по критерию Тейла T_2 (рис. 4в). К примеру, при горизонте прогноза пять лет дополнение модели тренда колебательной компонентой уменьшило ошибку прогноза добычи нефти в Норвегии с 7.5% до 2% (рис. 4в).

На рисунках 4–10 представлены: серой пунктирной линией — исходные данные, черной линией — построенная модель (сплошная для точек, по которым проводится идентификация параметров, пунктир — для точек оценки прогноза).

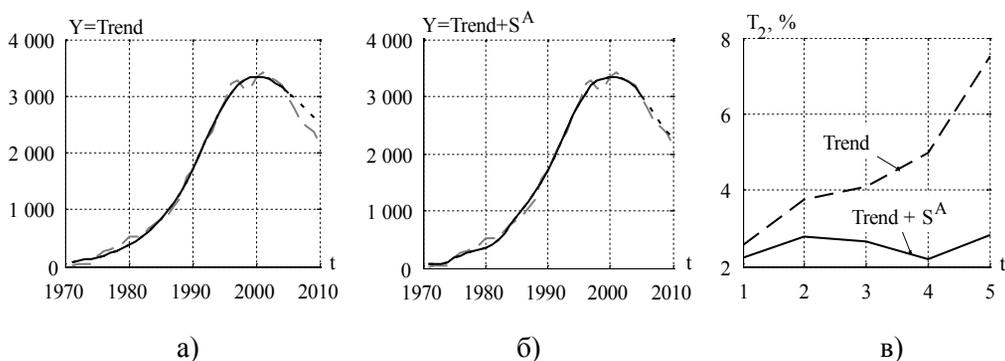


Рис. 4. Добыча нефти в Норвегии (тыс. барр. в день):

- а) модель Хабберта с асимметрией Рамсея;
- б) модель тренда, дополненная моделью колебаний (3) с двумя гармониками;
- в) оценка точности прогноза по критерию Тейла, $R_T^2 = 0.9955$, $R_{T+S}^2 = 0.9960$

На рисунке 5 представлены результаты, относящиеся к добыче газа в Евросоюзе. Они получены на основе модели Хабберта с асимметрией Рамсея и демонстрируют учет аддитивного взаимодействия двух моделей трендов $Trend_1$ и $Trend_2$, а также аддитивной колебательной компоненты (3) с тремя гармониками. В данном примере решена задача моделирования тренда ЖЦП, состоящего из суммы двух несимметричных колоколообразных моделей Хабберта с асимметрией Рамсея (ранее было проведено моделирование лишь для суммы симметричных моделей Хабберта (Patzek, Croft, 2010)), а дополнительный учет трех колебательных компонент привел к существенному повышению точности прогнозирования.

На рисунке 6 показано, что более точную модель добычи нефти для стран Организации экономического сотрудничества и развития (OECD) R_T^2 дает тренд из суммы трех моделей Капицы с асимметрией Гомперца ($Trend_1$, $Trend_2$ и $Trend_3$) и дополнительный учет колебательной компоненты пропорционально-мультипликативной модели (4) с двумя гармониками.

При этом добавление в модель ЖЦП двух гармоник пропорционально-мультипликативных колебаний модели (4) не позволило существенно увеличить точность моделирования коэффициента R_{T+S}^2 , но улучшило точность прогнозирования, снизив максимальные значения критерия T_2 при горизонте прогноза до шести лет с 3 до 1.3%.

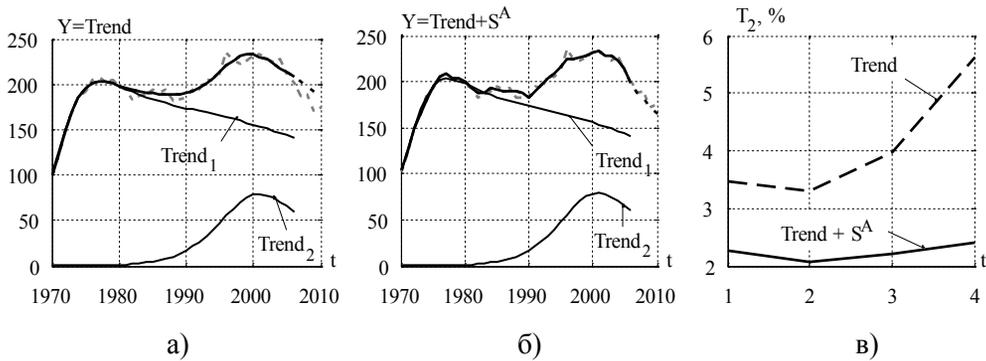


Рис. 5. Добыча газа в Евросоюзе (млрд куб. м в год):

- а) модель Хабберта с асимметрией Рамсея;
- б) модель тренда, дополненная аддитивной моделью колебаний (3) с тремя гармониками;
- в) оценка точности прогноза по критерию Тейла, $R_T^2 = 0.9661$, $R_{T+S}^2 = 0.9814$

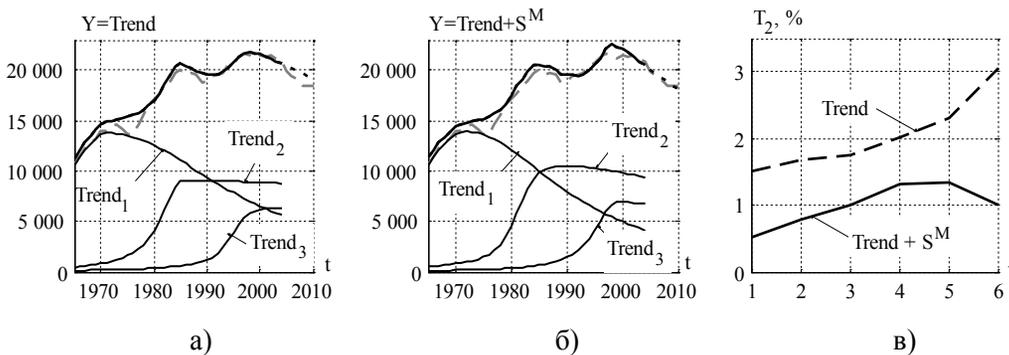


Рис. 6. Добыча нефти в странах ОЭСР (тыс. барр. в день):

- а) модель Капицы с асимметрией Гомперца;
- б) модель тренда, дополненная моделью колебаний (4) с двумя гармониками;
- в) оценка точности прогноза по критерию Тейла, $R_T^2 = 0.9679$, $R_{T+S}^2 = 0.9685$

Описание динамики добычи тренда нефти в США моделью Хабберта с асимметрией Гомперца при колебательной компоненте с зависимыми от тренда частотой и амплитудой по модели (10) с одной гармоникой незначительно повысило точность моделирования, но существенно повысило точность прогнозирования (рис. 7).

Рисунок 8 иллюстрирует точностные характеристики моделирования и прогнозирования добычи газа в Великобритании трендом из суммы двух моделей Хабберта с асимметрией Гомперца ($Trend_1$ и $Trend_2$) и с взвешенной по амплитуде колебательной модели (6) с тремя гармониками.

Существенный выигрыш в точности получен и для добычи твердого угля в Германии (рис. 9). Здесь использована уже модель Капицы с асимметрией Ричардса и одна гармоника колебательной компоненты взвешенной по частоте модели (9).

На рисунке 10 приведен пример моделирования и прогнозирования для отдельного месторождения ОАО «НК «Роснефть». Дополнение тренда моделью колебаний (10) приводит к улучшению точности прогноза в 1.5–2 раза и повышает коэффициент детерминации, оценивающий точность моделирования, с 0.81 до 0.97.

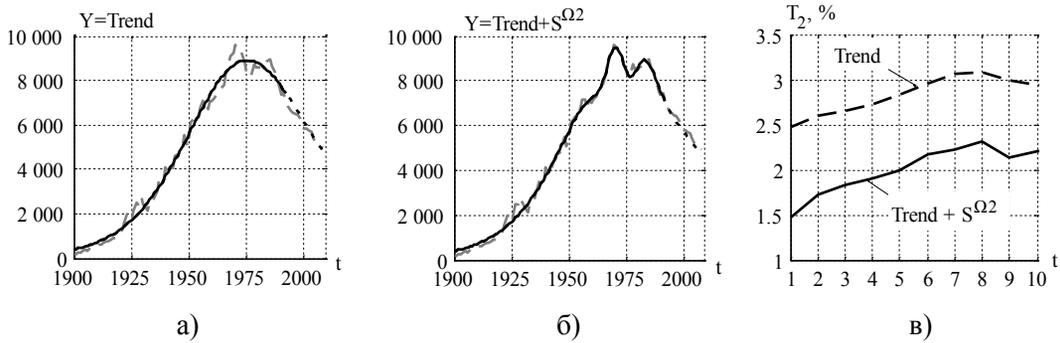


Рис. 7. Добыча нефти в США (тыс. барр. в день):

- а) модель Хабберта с асимметрией Гомперца;
- б) модель тренда, дополненная моделью колебаний (10) с одной гармоникой;
- в) оценка точности прогноза по критерию Тейла, $R_T^2 = 0.9892$, $R_{T+S}^2 = 0.9949$

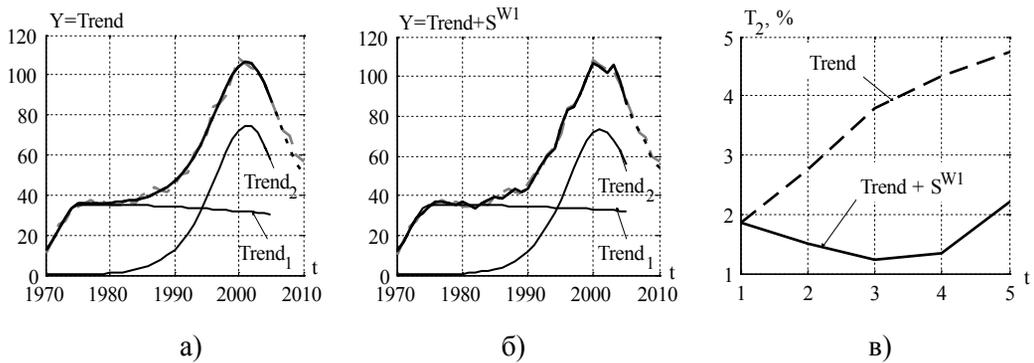


Рис. 8. Добыча газа в Великобритании (млрд куб. м в год):

- а) модель Хабберта с асимметрией Гомперца;
- б) модель тренда, дополненная моделью колебаний (6) с тремя гармониками;
- в) оценка точности прогноза по критерию Тейла, $R_T^2 = 0.9954$, $R_{T+S}^2 = 0.9960$

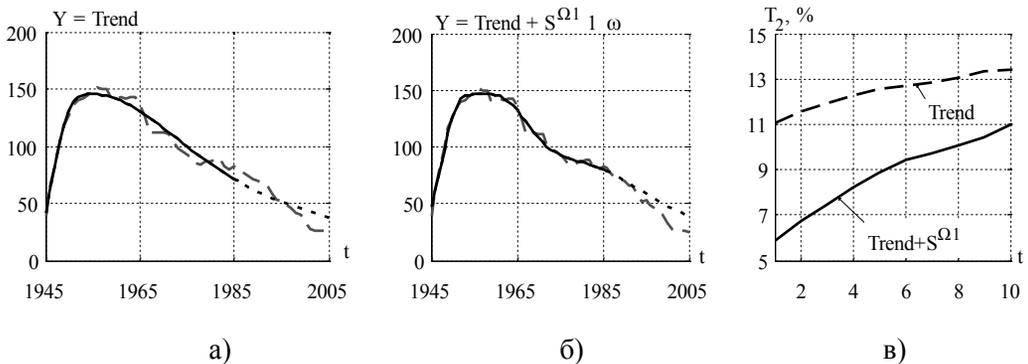


Рис. 9. Добыча твердого угля в Германии (млн т в год):

- а) модель Капицы с асимметрией Ричардса;
- б) модель тренда, дополненная моделью колебательной компонентой (9) одной гармоникой;
- в) оценка точности прогноза по критерию Тейла, $R_T^2 = 0.9679$, $R_{T+S}^2 = 0.9883$

В. К. Семёнычев, Е. И. Куркин, Е. В. Семёнычев, А. А. Данилова

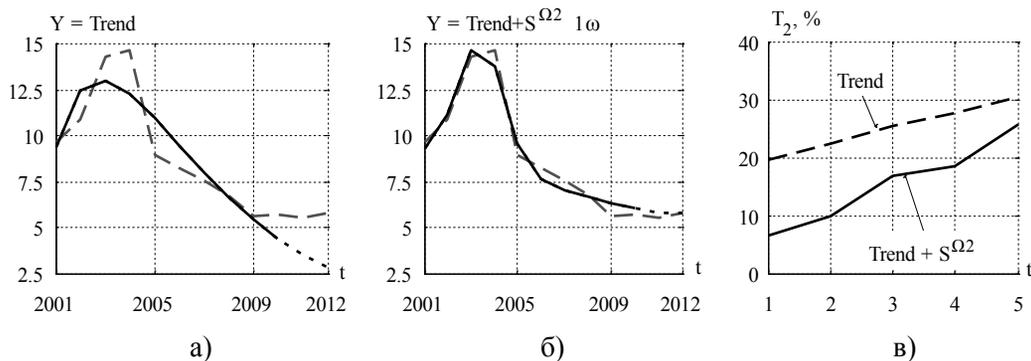


Рис. 10. Добыча нефти на месторождении ОАО «НК «Роснефть» (тыс. барр. в день):
 а) модель Хаммонда–Маккея без дополнительной асимметрии;
 б) модель тренда, дополненная моделью колебаний (10) с одной гармоникой;
 в) оценка точности прогноза по критерию Тейла, $R_T^2 = 0.8107$, $R_{T+S}^2 = 0.9707$

6. Заключение

В работе предложено сочетание моделей колоколообразных трендов (с «настраиваемыми» асимметриями) и моделей колебательной компоненты различной структуры, а также методы идентификации их параметров, обеспечившие высокую точность прогнозирования (с горизонтом от 1 года до 10 лет) динамики уровней добычи нефти, газа и угля. Представлены примеры описания динамики добычи на разных уровнях агрегирования: в масштабе одной страны, для группы стран и на отдельном месторождении. Методы показали хорошую точность, в том числе и на коротких выборках в 10–15 наблюдений. В ряде случаев учет колебательной компоненты не только повысил точность моделирования модели, но и существенно повысил точность прогнозирования.

Список литературы

- Айвазян С. А. (2001). *Прикладная статистика. Основы эконометрики*. М.: ЮНИТИ–ДАНА.
- Бажанов А. В., Выскребенцев А. С. (2007). Адекватность кривых Хабберта для прогнозирования темпов добычи нефти. *MPRA Paper* 15117.
- Капица С. П. (1999). *Сколько людей жило, живет и будет жить на Земле. Очерк теории роста человечества*. М.: Международная программа образования.
- Мирзаджанзаде А. Х., Хасанов М. М., Бахтизин Р. Н. (2004). *Моделирование процессов нефтегазодобычи. Нелинейность, неравновесность, неопределенность*. Москва–Ижевск: Институт компьютерных исследований.
- Семёнычев В. К., Семёнычев Е. В., Куркин Е. И. (2010а). Моделирование рядов экономической динамики полиномиальным трендом и одновременным вхождением аддитивной и мультипликативной колебательных компонент. *Вестник Самарского муниципального института управления*, 3 (14), 7–20.
- Семёнычев В. К., Семёнычев Е. В., Коробецкая А. А. (2010б). Метод параметрической итерационной декомпозиции тренд-сезонных рядов аддитивной структуры. *Вестник Самарского муниципального института управления*, 1 (12), 36–45.

Семёнычев В. К., Семёнычев Е. В. (2011). *Параметрическая идентификация рядов динамики: структуры, модели, эволюция*. Самара: Изд-во «СамНЦ РАН».

Семёнычев Е. В. (2012). *Эконометрическое моделирование жизненного цикла продукта*. Самара, САГМУ.

Семёнычев Е. В., Куркин Е. И., Молостова П. А. (2012а). Выбор модели колоколообразной формы для жизненного цикла добычи нефти и газа. *Проблемы экономики и управления нефтегазовым комплексом*, 8, 28–34.

Семёнычев В. К., Куркин Е. И., Семёнычев Е. В. (2012б). Идентификация параметров импульсной модели нефти и газа с помощью генетического алгоритма. В кн.: *Сборник докладов XV Международной конференции по мягким вычислениям и изменениям*, СПб., 264–267.

Семёнычев В. К., Куркин Е. И., Семёнычев Е. В., Рязанцев С. В., Данилова А. А. (2012в). Программа моделирования и прогнозирования уровней добычи нефти и газа «Oil_Ident». Свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ № 2012619424 от 18.10.2012.

Сергиенко А. Б. (2002). *Цифровая обработка сигналов*. СПб.: Питер.

Хасанов М., Карачурин Н., Тяжев Е. (2001). Оценка извлекаемых запасов нефти на основе феноменологических моделей. *Вестник инженерингового центра ЮКОС*, 2, 3–7.

Bardi U., Yaxley L. (2005). How general is the Hubbert curve? The case of fisheries. In: *Proceedings of the 4th International ASPO Conference*. Lisbon, Portugal. <http://europe.theoil drum.com/files/bardiyaxleyaspo2005.pdf>.

Bartlett A. A. (2000). An analysis of US and world oil production patterns using Hubbert-style curves. *Mathematical Geology*, 32 (1), 1–17.

Brandt A. R. (2007). Testing Hubbert. *Energy Policy*, 35 (5), 3074–3088.

Brandt A. (2009). Methods of forecasting future oil supply. *UKERC Review of Evidence for Global Oil Depletion, Technical Report 6*.

Berndstrup B., Hylleberg S. (2002). Seasonality in economic models. http://mit.econ.au.dk/vip_htm/monielsen/papers/seasonality.pdf.

Hammond G. P., Mackay R. M. (1993). Projections of UK oil and gas supply and demand to 2010. *Applied Energy*, 44 (2), 93–112.

Holland J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*. University of Michigan Press, Ann Arbor.

Hubbert M. K. (1956). Nuclear energy and the fossil fuels. *Amer. Petrol. Inst. Drilling & Production Practice. Proc. Spring Meeting, San Antonio, Texas, 1956*, 7–25.

Patzek T. W., Croft G. D. (2010). A global coal production forecast with multi-Hubbert cycle analysis. *Energy*, 35, 3109–3122.

Pollock D. S. G. (1993). *Lectures in time-series analysis and forecasting*. Queen Mary and Westfield College, The University of London. <http://www.le.ac.uk/users/dsgp1/courses/tseries/2cycles.pdf>.

Ursu E., Turkman K. F. (2012). Periodic autoregressive model identification using genetic algorithms. *Journal of Time Series Analysis*, 33 (3), 398–405.