

УДК 553.98

МОДЕЛИРОВАНИЕ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТРЕНДОВ КРИВЫХ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА ДОБЫЧИ НЕВОЗОБНОВЛЯЕМЫХ РЕСУРСОВ**В.К. Семенычев, Е.И. Куркин, Е.В. Семенычев**

АМОУ ВПО «Самарская академия государственного и муниципального управления»

Аннотация. Проведен обзор, обобщение известных моделей жизненного цикла добычи невозобновляемых ресурсов и управление их асимметрией. Даны примеры идентификации параметров моделей с помощью генетического алгоритма, оценки точности моделирования и прогнозирования в случаях добычи нефти в странах ОЭСР, ЕС, США, Норвегии, Сирии, Великобритании, отдельных месторождениях в России, газа в ЕС, Великобритании и Италии, сланцевого газа в США, угля в США, Германии, а также мировой добычи золота. Показана возможность получения высокой точности моделей в каждом случае.

Ключевые слова: нефть, газ, уголь, золото, модель жизненного цикла добычи, моделирование, прогнозирование, генетический алгоритм.

Введение

В настоящее время для моделирования добычи нефти и газа широко используется как фильтрационные (simulation), так и феноменологические (curve-fitting) модели [Brand, 2010¹]. Опыт моделирования сложных объектов, к которым относится добыча невозобновляемых природных ресурсов в отрасли, в отдельной стране, в группе стран и во всем мире показывает, что фильтрационные модели могут иметь только ограниченное применение.

При этом отмечают [Sterman, 1988²] высокую степень субъективности при интерполяции первичных геологических данных и связанную с этим систематическую погрешность фильтрационных методов. Указывают [Brand, 2010], что фильтрационные модели опираются часто на недостающие или противоречивые данные, преодоление которых также носит субъективный характер. Проблема поиска и согласования исходных геологических данных особенно остро встает при попытке анализа не отдельного месторождения, а более крупных объектов анализа - региона, страны, группы стран и всего мира. Отметим также, что фильтрационный подход не описывает особенности эксплуатации месторождений, не учитывает финансовые возможности их владельца, влияние сезонных ограничений и человеческого фактора, не привязан к динамике рынка.

В качестве альтернативы рассмотрим использование феноменологических (curve-fitting) моделей, лишенных указанных недостатков и более подходящих для анализа добычи объектов разного уровня агрегирования. Под феноменологическими моделями будем понимать закономерности между объемом добычи невозобновляемого ресурса $Y(t)$ и временем t . Обоснуем выбор применяемых на практике феноменологических моделей добычи, целесообразность их усложнения, а также инструментария для их идентификации.

Наиболее известные модели жизненного цикла добычи

Феноменологические модели (curve-fitting models) добычи известны с 1950-х годов [Hubbert, 1956³, Brand, 2010]. Большинство из них имеют вид кривой колоколообразной формы (bell-shape curve), которая содержит этапы роста и падения добычи. Они использовались первоначально для моделирования текущей добычи нефти и газа, но могут быть применены и к добычи других невозобновляемых ресурсов.

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

Деффейес [Deffeyes, 2001⁴] выделяет, прежде всего, следующие три вида кривых добычи.

1. Наиболее известна модель Хабберта [Hubbert, 1980⁵, Laherrere, 2000⁶]:

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

где $\varepsilon(t)$ - стохастическая компонента, присутствующая в наблюдениях временного ряда, $\text{ch}(\sigma(t-t_0)) = (\exp(\sigma(t-t_0)) + \exp(-\sigma(t-t_0))) / 2$ - гиперболический косинус, t_0 - время, при котором достигается максимальное значение добычи (пик) Y_{\max} , $\sigma(\)$ - параметр, определяющий ширину модели.

Модель Хабберта используется многими исследователями [Laherrere, 2004⁷, Sorrell, 2009⁸, Liu, 2012⁹, Maggio, 2012¹⁰, Sorrell, 2010¹¹, Maggio, 2009¹², Wang, 2011¹³].

2. В качестве второй модели возьмем известное выражение из теории вероятностей - закон распределения Коши (Лоренца) [Deffeyes, 2001, Семенычев Е.В, 2012¹⁴]:

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

3. В качестве третьей - модель Гаусса (закон «нормального» распределения из теории вероятностей) [Bartlet, 2000¹⁵, Brandt, 2007¹⁶, Liu, 2012]:

$$Y(t) = Y_{\max} e^{-(t-t_0)^2 / \sigma^2} + \varepsilon(t). \quad (3)$$

Кроме них получила распространение и модель Skewed-normal production-profile model (SNPP) [Hummond-Mackey, 1993¹⁷, Mackey, 1994¹⁸, Chen, 1996¹⁹, Wang, 2011, Wang, 2013²⁰]:

$$Y(t) = At^n e^{-\alpha t} + \varepsilon(t), \quad (4)$$

где n, α - параметры модели.

Известно [Chen, 1997²¹, Feng, 2013²²] использование и выражение логнормального распределения из теории вероятностей:

$$Y(t) = \frac{A}{t} e^{-\frac{[\ln(t)-b]^2}{\sigma^2}} + \varepsilon(t). \quad (5)$$

Иногда реализуют и кусочно постоянное задание моделей, например, сочетающих экспоненциальные и линейные функции [Cavallo 2002²³, Brandt, 2007]. Основной проблемой при этом является точное определение точки излома. Другой проблемой является необходимость использования больших объемов выборок после прохождения пика для точной идентификации модели спада добычи. В силу того, что это приводит к малой прогностической ценности моделей на наиболее интересном «падающем» отрезке кривой жизненного цикла кусочно постоянное задание моделей исключим из дальнейшего исследования.

Нормировка моделей для сравнения

Для сравнения моделей из рассматриваемого комплекса (1)-(5) целесообразно их нормировка по координатам пика вершины колоколообразной кривой и углу наклона. В качестве стандарта нормировки по углу наклона принята кривая распределения Гаусса, в которой параметр σ соответствует среднеквадратическому отклонению кривой от координаты ее пика.

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

Тогда модели (1)-(5) примут вид:

- Хабберта
$$Y(t) = \frac{Y_{\max} \cdot 2}{1 + \operatorname{ch}\left(\frac{\sqrt{2}(t-t_0)}{\sigma}\right)} + \varepsilon(t); \quad (6)$$

- Коши
$$Y(t) = \frac{2Y_{\max} \cdot \sigma^2}{(t-t_0)^2 + 2\sigma^2} + \varepsilon(t); \quad (7)$$

- Гаусса
$$Y(t) = Y_{\max} e^{-\frac{(t-t_0)^2}{2\sigma^2}}; \quad (8)$$

- SNPP
$$Y(t) = \frac{Y_{\max}}{Norm} t^{\frac{t_0^2}{\sigma^2}} e^{-\frac{t_0}{\sigma^2} t} + \varepsilon(t), \text{ где } Norm = \left(\frac{t_0}{e}\right)^{\frac{t_0^2}{\sigma^2}}; \quad (9)$$

- Lognormal model
$$Y(t) = Y_{\max} \frac{t_0}{t} e^{\frac{1}{2} \frac{\ln^2\left(\frac{t}{t_0}\right) - \ln\left(\frac{t}{t_0}\right) - 2\sigma^2}{\sigma^2}} + \varepsilon(t). \quad (10)$$

В сравниваемых моделях параметры t_0 и Y_{\max} означают абсциссу и ординату вершины, а параметр σ регулирует наклоны кривой роста и падения добычи (рис. 1а). Модели Хабберта и Гаусса близки по виду, но точки перегиба у них возникают в разное время: на кривой Гаусса раньше, чем на кривой Хабберта. И оценки пиковых значений разные – выше у кривой Гаусса. Кроме того, кривая Хабберта имеет более «широкую» вершину и быстрее «спадающие крылья» (рис. 1б).

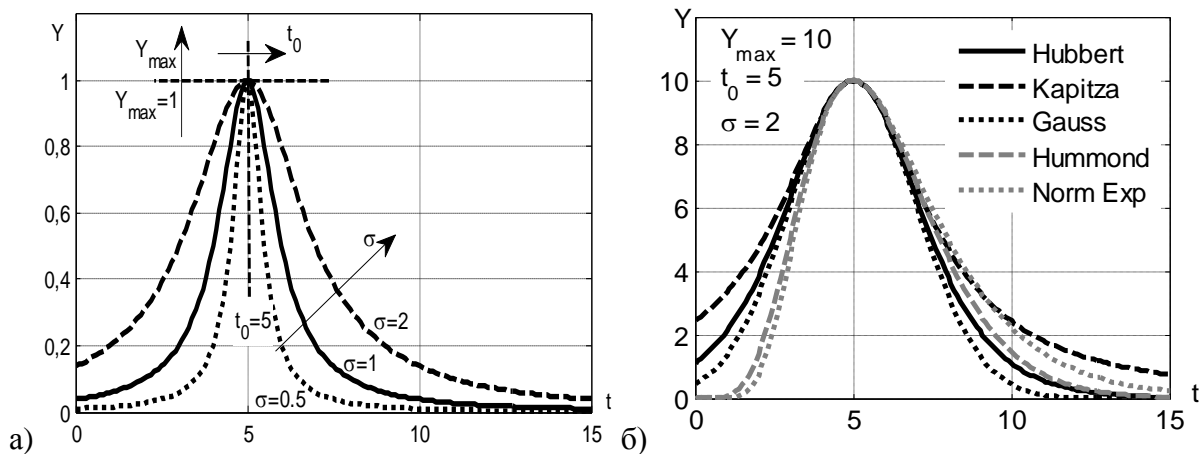


Рис. 1. Вид эмпирических моделей истории добычи нефти: а) влияние параметров, б) сравнение формы моделей (6)-(10)

Сравниваемые модели имеют существенные отличия и по асимметрии кривых жизненного цикла во времени колокола, и по силе влияния параметров, входящих в них. Так модели (6)-(8) – симметричны, а модели (9) и (10) несимметричны с постоянной мерой асимметрии.

В [Deffeyes, 2010²⁴] представлено несколько доказательств и аналогий, чтобы показать, что графики добычи нефти должны быть симметричными, а их ветви зеркально отражать друг друга. Доказательства построены на условии постоянной цены на нефть, которой в действительности нет. Если добыча достигнет пика, то дефицит предложения будет подгонять нефтяные цены вверх и правая ветвь графика (спад добычи) не будет зеркальным

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

отражением левой (роста добычи). Вместе с тем возможен сценарий, в котором правая и левая ветви графика могли бы стать зеркальным отражением друг друга. Он заключается в достижении одинаковой рентабельности технологий получения невозобновляемых ресурсов. Если бы мировая промышленность пришла к таким технологиям, а цена на нефть была бы постоянной, то график добычи мог бы быть симметричным.

До настоящего времени экономическая практика чаще демонстрирует иное. Так, например, Брандт при моделировании использовал модель Гаусса (3) только с изменяемым по логистическому закону Ферхюльста наклоном параметра σ , что позволило на выборках добычи 67 месторождений нефти, пик добычи в которых уже наступил, убедительно показать ну или иную несимметричность большинства кривых добычи нефти – большую длительность этапа спада. Асимметрия может быть объяснена принимаемыми разного рода решениями (например, технологическими) по поддержанию добычи на максимально возможном уровне после прохождения пика.

Асимметричный характер моделей можно ожидать и для других кривых добычи, что заставляет искать комплекс моделей отражения асимметрии разного характера и выбирать те, которые дадут лучшие результаты по точности моделирования и прогнозирования добычи для многообразия реальных данных.

Комплекс моделей для отражения асимметрии моделей кривых добычи

Дополним модели (6) – (10) другими функциями (законами) изменения параметра σ во времени, кроме предложенного Брандтом, и выберем те сочетания моделей жизненного цикла и функций, формирующих асимметрию, которые дадут лучшие результаты по точности.

Будем вновь предполагать, что уровень наклона σ в моделях изменяется по логистическому закону: от σ_1 на этапе роста, до σ_2 на этапе падения кривой жизненного цикла:

- при постоянной величине $\sigma = \sigma_1$ будем иметь симметричную кривую добычи; (11)

- Ферхюльста, как у Брандта [Verhulst, 1838²⁵, Brand, 2007] $\sigma = \sigma_1 + \frac{\sigma_2 - \sigma_1}{1 + e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_T}}}$; (12)

- Ричардса [Richards, 1959²⁶, Liceaga-Correa,²⁷] $\sigma = \sigma_1 + \frac{\sigma_2 - \sigma_1}{\left[1 + e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_T}}\right]^{1/\sigma_{T1}}}$; (13)

- Гомперца [Gompertz, 1824²⁸] $\sigma = \sigma_1 + (\sigma_2 - \sigma_1)e^{-0.7e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_T}}}$. (14)

-Рамсея [Ramsay, 1977²⁹], которую удобно [Семёнычев В.К., Семёнычев Е.В., 2011³⁰] записать в следующем обобщенном виде

$$\sigma = \sigma_1 + (\sigma_2 - \sigma_1) \left(1 + \left[1 + \frac{t-t_0}{\sigma_T} \right] e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_T}} \right), \quad (15)$$

для $t \geq t_0^*$ и $\sigma = \sigma_1$ при $t \leq t_0^*$ (где $t^* = t_0 - 1,678\sigma_T$).

Видим, что модели Верхульста, Гомперца и Рамсея используют четыре параметра, а модель Ричардса дополнена еще одним (пятым) параметром σ_{T1} , регулирующим уровень асимметрии по логистической кривой..

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

Известны и случаи рассмотрения моделей добычи в виде суммы нескольких (обычно до 3-5) колоколообразных циклов multi-cycle model [Laherrere, 2000³¹; Laherrere, 2004; Wang, 2011; Liu, 2012; Wang, 2012; Feng, 2010³², Wang, 2011]:

$$Y_{Multi-Cycle_k} = \sum_{i=1}^{N_{cycle}} Y_k^i,$$

где Y_k^i - модель вида (6)-(10) записанная для i цикла.

В этом случае функцию асимметрии (11)-(15) следует задавать отдельно для каждой из моделей Y_k^i , а при идентификации моделей применять последовательно итерационный метод идентификации каждого цикла. Идентификацию каждого цикла, начиная с первого, следует проводить отдельно, для этого остальные известные циклы вычитаются из значений обобщенного ряда, выделяя текущий цикл в явном виде. После нескольких итераций алгоритм позволит согласовать модели всех циклов и найти параметры обобщенной модели.

В итоге, анализ динамики добычи каждого цикла будет производиться с помощью 25 моделей, являющихся сочетаниями пяти моделей динамики добычи с пятью вариантами организации их асимметрии

Метод идентификации параметров моделей

Для идентификации параметров рассматриваемых сложных многопараметрических нелинейных моделей, причем на относительно коротких выборках, оправдано использовать генетический алгоритм, в котором осуществлялся поиск решения путём подбора, комбинирования и вариации искоемых параметров методом, напоминающим биологическую эволюцию. Данный алгоритм предложен впервые в Холландом [Holland, 1975³³] и получил в последние годы существенное распространение, в том числе и на задачи идентификации параметров моделей временных рядов [Ursu, 2012³⁴].

Генетический алгоритм 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, например, 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 противном случае генерируется новое поколение параметров посредством операторов скрещивания и мутаций, затем осуществляется переход к пункту 2 генетического алгоритма.

В процессе селекции отбирают несколько лучших пробных решений на основании принятого критерия точности, а остальные решения не используют. Скрещивание пары решений создаёт другую пару, коэффициенты которой вычисляются на основании коэффициентов исходной пары с помощью какого-либо оператора (в данном случае путем нахождения среднего).

В результате серии скрещиваний размер прореженной популяции увеличивается до размера исходной. Мутация случайным образом изменяет коэффициенты решений, выводя алгоритм из состояний определения локальных экстремумов.

Описанные методы идентификации моделей реализованы авторами в Программе моделирования и прогнозирования уровней добычи нефти и газа «Oil_Ident» [³⁵]. Одной из

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

проблем работы генетического алгоритма является низкая скорость его работы. Для ускорения расчета в программе реализована векторизация и распараллеливание вычислений.

Методика оценки точности моделирования и прогнозирования

Для оценки точности моделирования примем, как это обычно и делается,

коэффициент детерминации $R^2 = 1 - \frac{\sum (Y - Y^{Mod})^2}{\sum (Y - \bar{Y})^2}$, а точность прогнозирования оценим

с помощью второго коэффициента Тейла $T_2 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^l (Y_k - Y_k^{Mod})^2}{\sum_{k=1}^l Y_k^2 + \sum_{k=1}^l (Y_k^{Mod})^2}} \cdot 100\%$,

который близок по своим значениям к известной MAPE - оценке прогнозирования [5], но обладает большей устойчивостью при оценке точности прогноза кривых, стремящихся на стадии падения уровней добычи к нулю, что в большей мере подходит для оценки прогноза на стадии спада.

Для оценки точности прогноза известную выборку разделим на «рабочую часть» наблюдений, по которой будем выбирать более точную из 25 сочетаний колоколообразных моделей и моделей, формирующих асимметрию, модель добычи. Оставшаяся часть известной выборки, размером не более трети «рабочей части» наблюдений, является «контрольной» выборкой, по которой будем оценивать точность полученного прогноза (рис. 2). Рассмотрим несколько расположений границы между «рабочей частью» и «контрольной» выборкой. Расположение этой границы определяется значением t_{ident} - временным интервалом между началом наблюдений и концом «рабочей части». Рассмотрим также различную глубину горизонта прогноза, задавая ее значением t_{pr} .

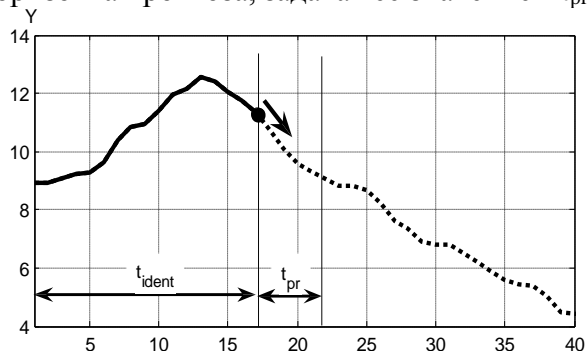


Рис. 2. Методика оценки точности прогноза

Оправдано изучать выборки после прохождения пика добычи, например, с наблюдения $t_{peak}+3 < t_{ident} < t_{max}-1$, т.е. выбирать t_{ident} из диапазона от трех интервалов дискретизации после прохождения пика добычи нефти и до одного интервала дискретизации перед окончанием известной выборки.

Будем перемещать t_{ident} по оси времени. Точку разделения данных на «рабочую» и «контрольную» части в процессе анализа будем смещать для получения средних оценок достигаемой точности моделирования и прогнозирования. Для этого проведем усреднение значений точности прогноза по всем изучаемым выборкам t_{ident} . В каждом случае

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

сравнивались прогнозы с разным горизонтом прогноза t_{pr} и усредняли значения T_2 по всем t_{ident} с одинаковым t_{pr} .

Демонстрация примеров моделирования и прогнозирования

Для оценки области применения моделей рассмотрим различные уровни агрегирования показателей добычи невозобновляемых ресурсов, например, добычу золота в мире, нефти в странах, входящих в организацию экономического сотрудничества и развития (ОЭСР), динамику добычи нефти в отдельных странах – в США, Норвегии, Сирии, Европейском союзе, а для газа – в ЕС, Великобритании и Италии, а также добыча угля-антрацита в США и твердого угля в Германии. Меньшие уровни агрегирования - добыча нефти в Восточном районе США, районы Forties и Ninian в Великобритании, а также добыча нефти в штатах Техас и Wyoming. Минимальным рассмотренным уровнем агрегирования добычи будет динамика добычи нефти из отдельного месторождения пласта Турнейского яруса в России.

Лучшие среди рассмотренных моделей для каждого набора данных, представим графиками на рис. 3, 4, 6, 8 и 10. Оценка точности моделирования и прогнозирования с помощью коэффициентов детерминации и оценок Тейла, а также параметры моделей представлена в таблице 1 приложения.

Обратим внимание на то, что в приведенных примерах реализован анализ жизненных циклов добычи нефти и газа, состоящих не только из одного, но и из нескольких пиков. Два цикла показаны в данных добычи нефти в ОЭСР, добычи газа в Великобритании и ЕС, а модель добычи нефти в странах ОЭСР содержит 3 цикла.

В случае описания десяти временных рядов (рис. 3, 4) добычи нефти в регионах мира, странах и районах добычи лучше всего себя показали модели Хабберта и Коши (по 30% решенных задач), модели Гаусса и SNPP встречаются реже (по 20% решенных задач), а модель логнормального распределения не являлось предпочтительной ни в одном случае (рис. 5а).

Для описанных выше задач в более половины случаев наилучших результатов показывает использование модели Ричардса в качестве функции асимметрии основной модели тренда (рис. 5б).

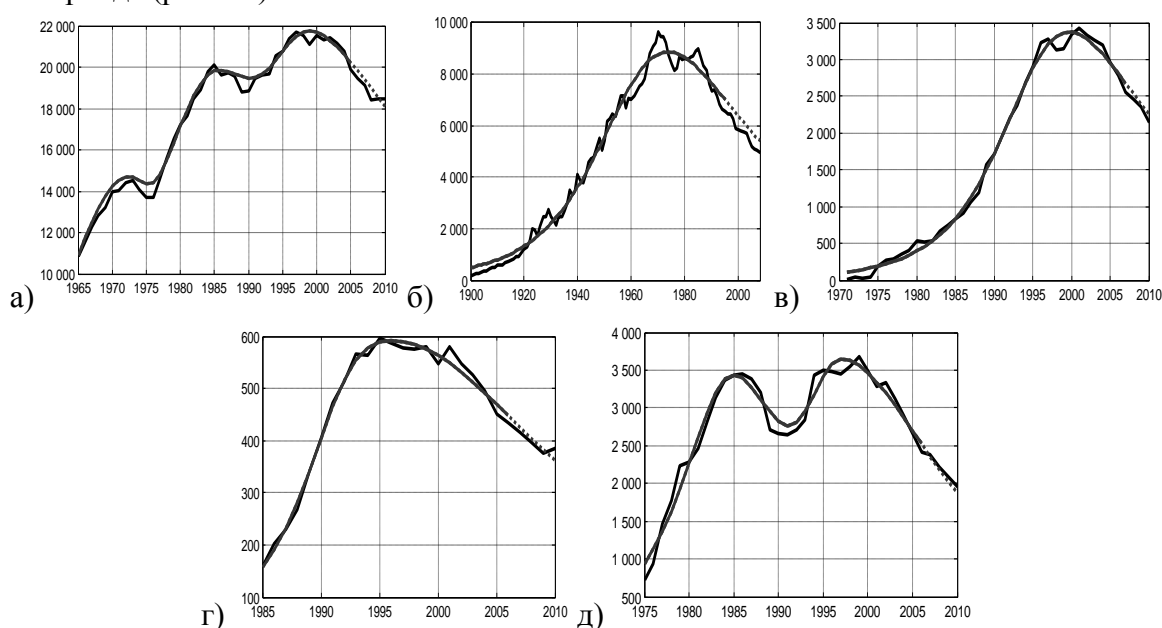


Рис. 3. Уровнь добычи нефти в а) ОЭСР, б) США, в) Норвегии, г) Сирии, д) ЕС тыс. баррелей в день

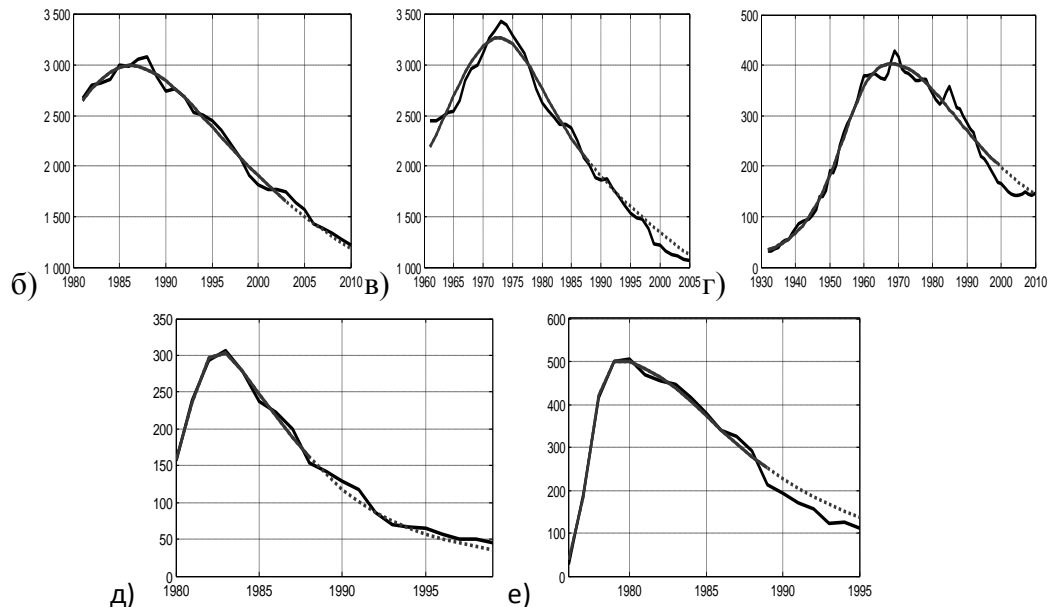


Рис. 4. Уровень добычи нефти (тыс. баррелей в день): б) Западное побережье США, в) штат Техас, г) штат Вайоминг, д) район Ниниан, е) район Фортиес

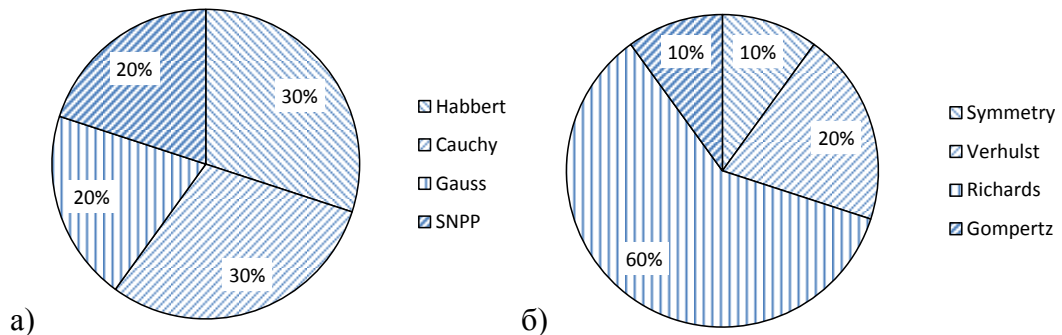


Рис. 5. Доли наилучших модели тренда (а) и функций асимметрии (б) для описания добычи нефти в регионах мира, странах и районах добычи

Представленный подход позволяет описывать не только добычу нефти на макроуровне (страны или региона добычи) но и использоваться для моделирования и прогнозирования добычи нефти на отдельном месторождении. Так, авторами были проанализированы истории добычи на 155 месторождениях ОАО «НК «Роснефть», в ходе которых было описано более 80% годовых показателей объемов добычи и построен прогноз для более 45% годовых показателей. Несмотря на более высокий уровень волатильности объемов добычи на отдельном месторождении построенные модели позволили описать с коэффициентом детерминации $R^2 > 0,9$ более 76% месторождений и для 76,4% месторождений максимальная погрешность годового прогноза не превышала 20% максимального уровня добычи.

Высокая точность построения модели и качества прогноза позволяет использовать представленный инструментарий специалистам нефтегазовой отрасли для прогнозирования участков кривой добычи нефти колоколообразной формы на месторождении и производственном объединении в целом, после прохождения пика нефтедобычи. Примеры моделирования и прогнозирования уровней добычи нефти на месторождения ОАО «НК «Роснефть» представлены на рис. 6. В 69% случаев наилучшей моделью для описания добычи на отдельных месторождениях была модель Коши, и в более половины случаев наилучшей функцией асимметрии являлась модель Ричардса (рис. 7).

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

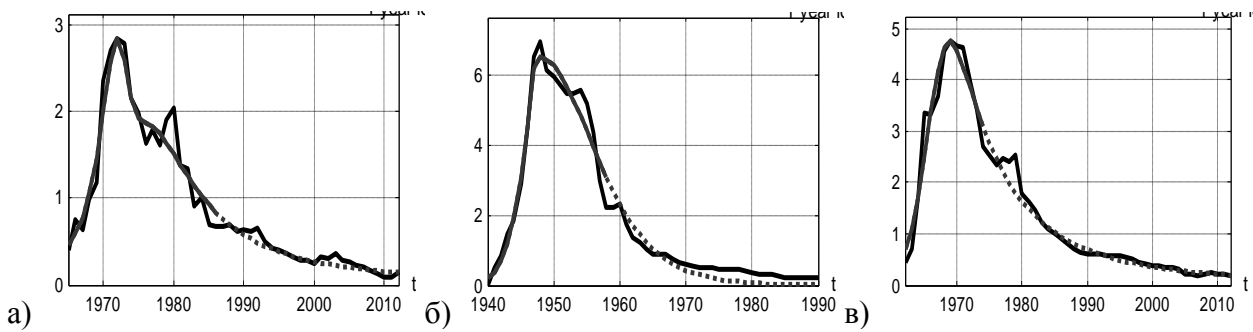


Рис. 6. Примеры описания добычи нефти на месторождениях ОАО «НК «Роснефть»
 а) модель Коши с асимметрией Ричардса, б) модель Хабберта с асимметрией Рамсея,
 в) модель Коши с асимметрией Рамсея

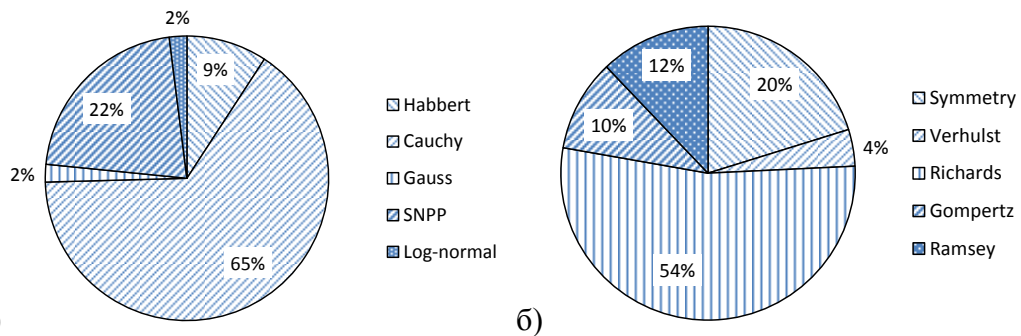


Рис. 7. Доли наилучших модели тренда (а) и функций асимметрии (б) для описания добычи нефти на отдельных месторождениях ОАО «НК «Роснефть»

Задача описания добычи газа в странах и группах стран решена для четырех временных рядов - Евросоюза, Великобритании, Италии (рис.8) и Румынии. Примерно в половине из этих случаев лучшей была модель Хабберта, в другой половине – модель Коши. В качестве функций асимметрии лучше всего себя показали модели Ричардса и Гомперца.

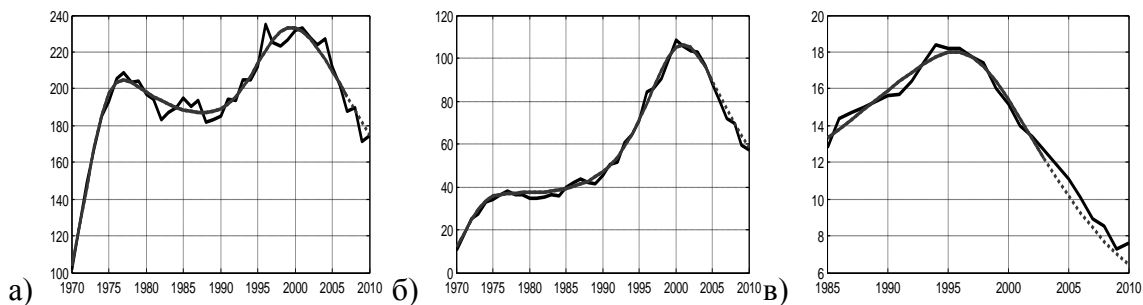


Рис. 8. Уровень добычи газа (млрд. куб. м в год): а) ЕС, б) Великобритания, в) Италия

Представленные модели жизненного цикла могут использоваться и при описании коротких жизненных циклов добычи сланцевого газа (рис. 9). Так, авторами было изучено 20 временных рядов добычи сланцевого газа в США. Отметим, что в этом случае существенно отличается выбор наилучших моделей – так в качестве модели тренда в подавляющем большинстве случаев (85%) лучшей являлась логнормальная модель тренда, а в качестве функций асимметрии хорошо зарекомендовали функции Гомперца (45%) и Рамсея (35%) (рис. 10).

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

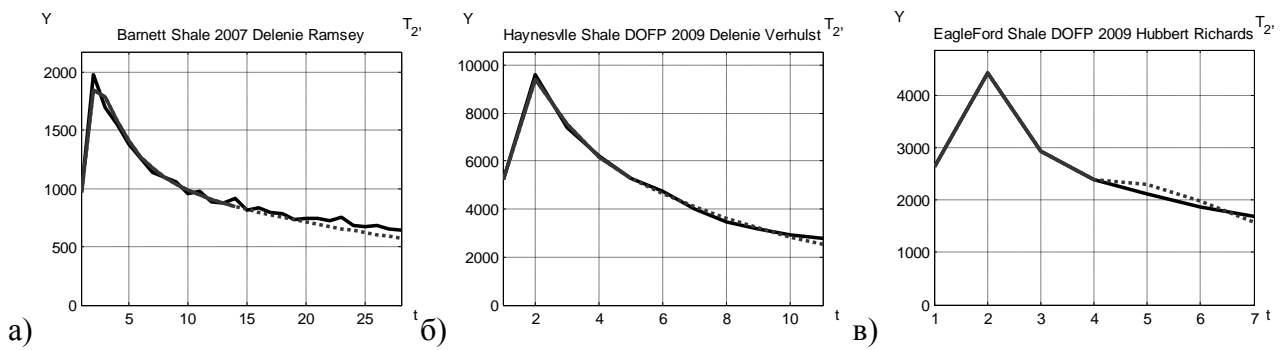


Рис. 9. Добыча сланцевого газа в США (тыс. станд. куб. футов в день по месяцам от начала добычи) по районам и годам начала добычи

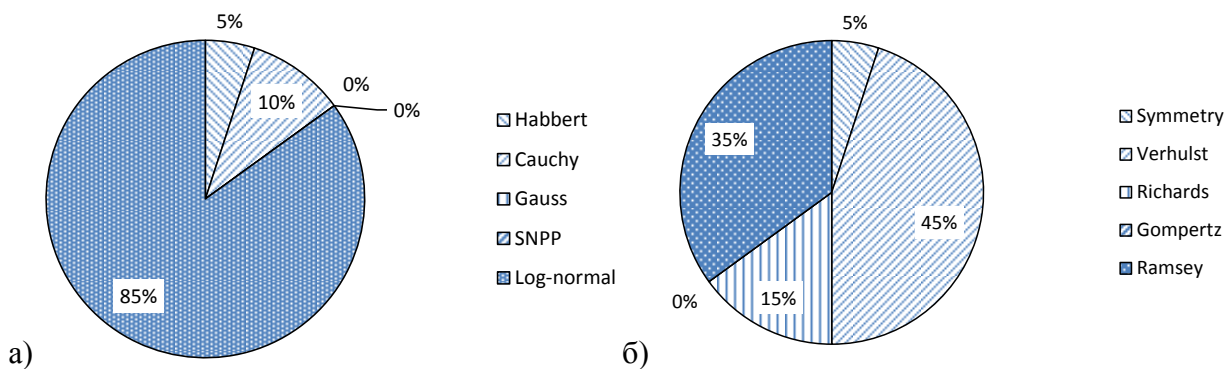


Рис. 10. Доли наилучших модели тренда (а) и функций асимметрии (б) для описания добычи сланцевого газа в США

Хотя наиболее подробное исследование представленных моделей было проведено для примеров описания объемов добычи нефти и газа, модели (6) - (10) с асимметриями (11)-(15) могут использоваться и задачах описания добычи других невозобновляемых ресурсов.

К примеру, на рис. 11. представлены примеры описания моделями добычи угля-антрацита в США и твердого угля в Германии, а на рис. 11в пример описания мировой добычи золота.

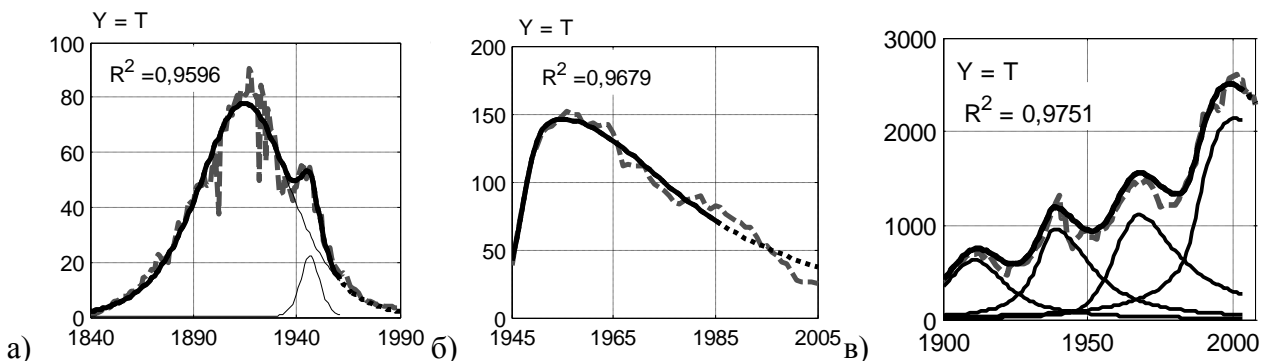


Рис. 11. Добыча угля-антрацита в США (млн. т в год), штат Пенсильвания. Симметричная модель Хабберта (а), Добыча твердого угля в Германии (млн. т в год). Модель Капицы (7) с асимметрией Ричардса (12) (б), Мировая добыча золота, (тонн в год), модель Капицы (7) с асимметрией Рамсея (15) (в)

Выводы

Феноменологические модели кривых жизненного цикла с асимметрией могут успешно применяться для описания истории добычи нефти, газа, угля, золота как в странах и группах стран, так и на отдельных месторождениях.

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

Рассмотрено пять наиболее известных на сегодня феноменологических моделей жизненного цикла невозобновляемых ресурсов – Хабберта, Коши, Гаусса, SNPP и логнормальная модель. Предложено обобщение моделей тренда четырьмя функциями логистического вида настройки их асимметрии. Исследованные модели приведены к нормализованному виду. Предложенные модели дополняют обширный список моделей добычи нефти, который был рассмотрен Брандтом [1].

В работе представлены успешные примеры использования различных колоколообразных кривых для описания добычи невозобновляемых ресурсов - нефти, газа, угля и золота. Использование моделей построения кривой добычи нефти для описания добычи угля соответствует результатам работы [36], в которой Патзек и Крофт используют модель Хабберта с несколькими циклами для анализа мировой истории добычи угля и дополняет это исследование.

Исследованный объем данных пока не позволил выявить строгую классификацию для выбора моделей. Пока можем рекомендовать определять модель для каждого случая выбором наилучшей из всех описанных вариантов. Тем не менее, опишем предварительные наблюдения, отмеченные нами по результатам исследования.

В случае описания годовой добычи невозобновляемых ресурсов (нефти, газа, угля и золота) в стране или группе стран лучше всего показывают себя модели Хабберта и Коши.

Стандартное отклонение между данными по добыче и экспоненциальными моделями снижения, рассмотренными в работе [37], в 3,1 раза больше в случае описания добычи нефти в районе Фортиес (в 1980-1995) и в 1,7 раза больше в случае добычи нефти в районе Ниниан (в 1983-1999) по сравнению с колоколообразными моделями, представленными в этой статье, что показывает преимущества использования предложенных моделей для описания добычи нефти на море.

Для описания добычи нефти на отдельном месторождении явное преимущество показала модель Коши. Для задания асимметрии в более чем половине случаев с успехом используется модель Ричардса.

Отличную от остальных задач динамику показывают графики ежемесячной добычи сланцевого газа в США. Явным преимуществом для их описания обладает модель логнормального распределения (85% решенных задач), а также модели Гомперца и Рамсея для задания асимметрии.

Приложение А. Таблица параметров моделей и оценок качества моделирования и прогнозирования

Data Name	Model		R ²	T ₂ ,%			Cycle Numb.	Parametrs					
	Trend	Asym.		1 year	3 years	5 years		Y _{max}	t ₀	S ₁	S ₂	S _T	S _{T1}
EU gas	7	12	0,9678	3,57	3,43		1	202	6,24	5,334	21,473	0,149	
							2	131	33,03	5,384	13,008	10,000	
EU oil	8	12	0,9753	2,86	4,14	6,82	1	3391	10,33	5,979	6,576	8,500	
							2	3230	24,47	1,967	12,061	6,895	
UK Forties oil	6	11	0,9939	5,02	5,35	5,81	1	5,05E+05	4,23	3,865	0,189	1,092	8,948
Italy gas	8	14	0,9852	3,43	5,00	7,28	1	18	10,42	24,117	11,659	1,314	12,000
UK Ninian oil	8	14	0,9941	6,00	6,75	7,05	1	3,03E+05	3,65	1,755	6,397	3,298	
Norway oil	7	13	0,9927	2,73	3,00	2,62	1	3354	30,57	9,481			
OECD oil	7	13	0,9894	1,33	1,85	2,30	1	13729	6,66	12,470	48,751	3,431	0,123

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

							2	7024	20,61	0,000	14,933	7,000	1,499
							3	7850	38,52	1,765	44,999	1,302	4,493
RU One plast oil	7	14	0,9766	6,27	7,07	6,44	1	445	7,65	1,830	10,139	2,058	
Romania gas	8	12	0,9716	10,67	11,27	11,41	1	37	11,44	14,700			
Syria oil	7	13	0,9913	3,03	3,43	4,60	1	593	10,92	0,247	0,109	0,890	4,485
UK gas	7	14	0,9952	1,87	2,90	1,76	1	37	6,53	0,366	0,000	4,182	
							2	70	31,10	0,292	0,284	7,793	
US WestCost oil	9	12	0,9903	2,40	3,46	3,99	1	1,09E+06	6,15	0,000	0,066	0,899	4,789
US Wyoming oil	6	12	0,9735	6,65	7,12	7,48	1	1,46E+08	38,63	0,000	0,107	7,973	8,445
US oil	7	14	0,9891	2,39	2,57	2,74	1	8899	74,90	0,065	0,044	53,500	

Литература

- ¹ Brandt A.R. Review of mathematical models of future oil supply: Historical overview and synthesizing critique // *Energy* 35 (2010) P. 3958 - 3974.:
- ² Sterman J.D., Richardson G.P., Davidsen P. Modeling the estimation of petroleum resources in the United States// *Technological forecasting and social change* 33 (1988), P. 219-249:
- ³ Hubbert M.K. Nuclear Energy and the Fossil Fuels // *Amer. Petrol. Inst. Drilling & Production Practice. Proc. Spring Meeting, San Antonio, Texas, 1956, p.7 – 25.*
- ⁴ Deffeyes K.S. *Hubbert's Peak*, 2001. Princeton Univ. Press. – 208p.
- ⁵ Hubbert MK. Techniques of prediction as applied to the production of oil and gas. In: *Symposium on oil and gas supply modeling*. Washington, D.C.: Department of Commerce, National Bureau of Standards; 1980.
- ⁶ Laherrere, J.H., 2000. Learn strengths, weaknesses to understand Hubbert curve. *Oil & Gas J.* 98(16): 63-73.
- ⁷ Laherrere, J.H., 2004 *Oil and Natural Gas Resource Assessment: Production Growth Cycle Models*// *Encyclopedia of Energy*, Volume 4, 2004, P.617-631.
- ⁸ Sorrell S. Speirs J. Bentley R. Brandt A. Miller R. An assessment of the evidence for a near-term peak in global oil production// *Technology and Policy Assessment function of the UK Energy Research Centre*, 2009, 228p.
- ⁹ Liu Zhu Wang Liu Oil production forecasts and their uncertainty analyses// *Bulletin of Canadian petroleum geology*, V.60, N.3, Sep. 2012, P.158-165.
- ¹⁰ Maggio G. , Cacciola G. When will oil, natural gas, and coal peak?// *Fuel* 98 (2012) 111–123

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

¹¹ Sorrell S., Speirs J. Hubbert Legacy: A Review of Curve-Fitting Methods to Estimate Ultimately Recoverable Resources//Natural Resources Research, Vol. 19, No. 3, September 2010. P.209-230.

¹² Maggio G., Cacciola G. A variant of the Hubbert curve for world oil production forecasts// Energy Policy 37 (2009), P.4761–4770

¹³ Wang J., Feng L., Zhao L., Snowden S. Wang X. A comparison of two typical multicyclic models used to forecast the world's conventional oil production//Energy Policy39(2011)7616–7621

¹⁴ Выбор модели колоколообразной формы для жизненного цикла добычи нефти и газа [Текст] / Е. В. Семенычев, Е. И. Куркин, П. А. Молостова // Проблемы экономики и управления нефтегазовым комплексом. - 2012. - Ст. 28-34 . - №8

¹⁵ Bartlett, A. A. (2000). "An analysis of US and world oil production patterns using Hubbert-style curves." *Mathematical Geology* 32(1): 1-17.

¹⁶ Brandt, A. R. (2007). "Testing Hubbert." *Energy Policy* 35(5): 3074-3088.

¹⁷ Hammond G.P., Mackay R.M. Projections of UK oil and gas supply and demand to 2010// Applied Energy. Volume 44, Issue 2, 1993, Pages 93–112

¹⁸ Mackay R.M., Probert S.D. Skewed-normal production-profile model and reverse-projection technique for resource and supply predictions//Applied Energy Volume 49, Issue 4, 1994, Pages 343–367

¹⁹ Chen, Y.Q., 1996. Derivation and Application of Generalized Weng's Model. *Natural Gas Industry*, 16(2), 22–26.

²⁰ Wang J. Feng L. Zhao L. Snowden S. China's natural gas: Resources, production and its impacts//Energy Policy. 55 (2013). 690–698.

²¹ Chen, Y.Q., Yuan, Z.X., The Foundation and Application of Long-Normal-Distribution Predicting Model. *Acta Petrolei Sinica*. 1997.18(2), 84–88.

²² Lianyong Feng, Yan Hu, Charles A. S. Hall, Jianliang Wang, Possible Trends of Chinese Oil Supply Through 2030. *The Chinese Oil Industry Springer Briefs in Energy* 2013, pp 47-69

²³ Cavallo AJ. Predicting the peak in world oil production. *Natur Resour Res*. 2002;11(3):187e95.

²⁴ Deffeyes, K.S., *When Oil Peaked*, New York: Hill and Wang, 2010. – 176 p.

²⁵ Verhulst, Pierre-François (1838). "Notice sur la loi que la population poursuit dans son accroissement. *Correspondance mathématique et physique* 10: 113–121.

²⁶ Richards F.J. A flexible growth function for empirical use. *Journal of Empirical Botany*. 1959. V.10, P.290-300.

V.K. Semenychev, E.I. Kurkin, & E.V. Semenychev (2014) Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. *Energy*. Vol.75. pp.244-251.

²⁷ Liceaga-Correa, M.A., Del Riego, L. Estimating Richards Function Parameters by Marquardt's Algorithm. -In: 45 Proceedings of the Forty-Fifth Annual Gulf and Caribbean Fisheries Institute.-- Charleston, South Carolina. USA. P. 459-467. 1999.

²⁸ Gompertz B. On the nature of the function expressive of the law of human mortality and on the new mode of determining the value of life contingencies, *Phil. Trans. Royal Soc. A* 115 (1824) 513–580.

²⁹ Ramsay J.O. A Comparative Study of Several Robust Estimates of Slope, Intercept and Scale in Linear Regression // *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 72, No. 359 (Sep., 1977), pp. 608-615

³⁰ Семёнычев В.К., Семёнычев Е.В. Параметрическая идентификация рядов динамики: структуры, модели, эволюция: монография. - Самара: Изд-во «СамНЦ РАН», 2011. – 364 с.

³¹ Al-Fattah S.M., Startzman R.A., Analysis of Worldwide Natural Gas Production, 1999, SPE 57463. - 14p.

³² Feng Y., Wang, J.L., Zhao. L., 2010. Construction and application of a multicyclic model in the prediction of natural gas production. *Natural Gas Industry* 30(7), P. 114–116.

³³ Holland. J. H. Adaptation in natural and artificial systems. University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975. 183 p.

³⁴ Ursu E., Turkman K.F. (2012) Periodic autoregressive model identification using genetic algorithms. *Journal of Time Series Analysis*. Volume 33, Issue 3, pages 398–405. May 2012.

³⁵ Семёнычев В.К., Семёнычев Е.В., Куркин Е.И., Данилова А.А. Идентификация модели жизненного цикла продукта с колебательной компонентой (на примере добычи нефти). // *Вестник Самарского муниципального института управления*. – Самара. Изд-во САГМУ. 2012. №3(22) - С. 99 – 104.

³⁶ Patzek TW, Croft GD A global coal production forecast with multi-Hubbert cycle analysis. *Energy* 35 (2010) 3109-3122

³⁷ Sorrell S, Speirs J, Bentley R, Miller R, Thompson E. Shaping the global oil peak: A review of the evidence on field sizes, reserve growth, decline rates and depletion rates. *Energy* 2012; 37: 709-724.