

Семенычев Е.В., Куркин Е.И., Семенычев В.К.

МУЛЬТИМОДЕЛЬНАЯ ОЦЕНКА ЭВОЛЮЦИИ ЖИЗНЕННОГО ЦИКЛА ПРИ ДОБЫЧЕ НЕВОЗОБНОВЛЯЕМЫХ РЕСУРСОВ

Представлена методика оценки эволюции моделей жизненного цикла с использованием нескольких моделей цикла. Рассмотрено ее применение на примерах добычи нефти в штате Вайоминг, в районе Фортисес, на отдельном месторождении ОАО НК Роснефть, а также - добычи газа в Румынии и угля в Германии.

Феноменологические модели находят широкое применение для описания добычи углеводородов в масштабах страны [1] или промышленного региона [2] – в случаях, когда из-за сложности геологических данных практически не возможно использование фильтрационных моделей. В рамках микроэкономики нефтедобывающих компаний актуальным является вопрос использования феноменологических моделей для описания добычи на отдельных месторождениях. Опыт описания авторами добычи нефти на месторождениях НК «Роснефть» показал, что известные в макроэкономике колоколообразные модели вида Хабберта не могут успешно применяться на микроуровне без оглядки на стадию жизненного цикла добычи.

Сравнивая графики добычи нефти на месторождении Роснефти (рис. 1а) и в штате Техас (рис. 1б) можно заметить, что случай добычи углеводородов на отдельном месторождении характерен наличием пологого участка, на котором, с помощью различных технологических усилий, добыча поддерживается на минимальном экономически обоснованном уровне в стремлении максимально долго использовать существующую инфраструктуру месторождения и сохранить занятость использованных при разработке месторождения сотрудников. В масштабах государства или региона добычи имеется множество скважин, которые совместно используют транспортную инфраструктуру и мощности переработки и при этом начинают разрабатываться и закрываются в разное время, поэтому такого пологого ярко выраженного участка не наблюдается.

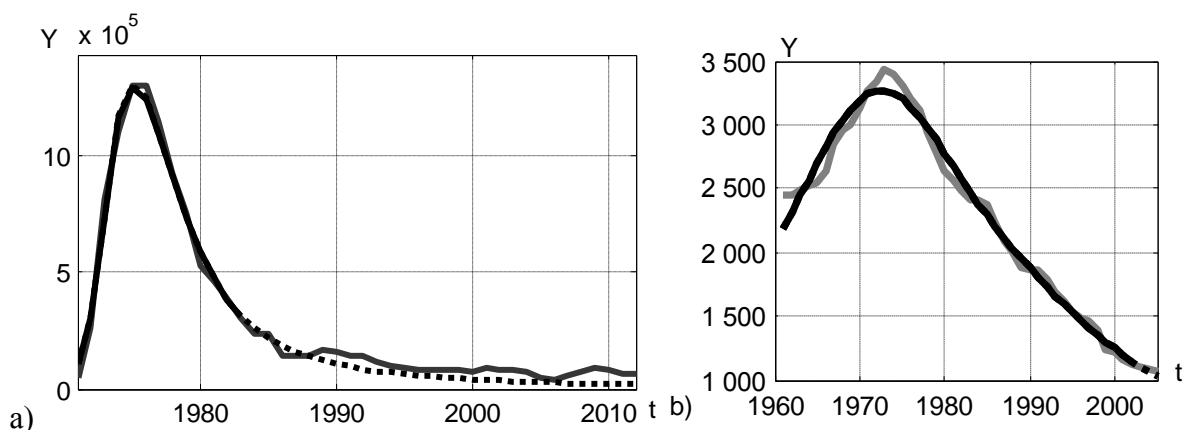


Рис. 1. Добыча нефти на месторождении Роснефти (а) и в штате Техас (б)

Моделирование и прогнозирование моделей жизненного цикла продукта (например, продажи или динамика спроса на товары, или товарные группы, добычи нефти, газа, угля и других невозобновляемых ресурсов [1, 2]) обычно основано на выборе соответствующих моделей, а также на предположении о неизменности параметров и вида моделей на всей имеющейся выборке.

В случае использования единой модели добычи нефти в масштабах месторождения такой подход приводит к ошибкам на завершающем участке, когда модели

колоколообразного вида продолжают показывать спад добычи до нуля, в то время когда в реальности добыча снижается более плавно, оставаясь практически на постоянном уровне.

Адаптацию феноменологического подхода к задачам микроуровня можно провести с помощью метода оценки мультимодельной эволюции при добыче невозобновляемых ресурсов [1]. Для описания различных стадий жизненного цикла добычи рассмотрим два основных типа феноменологических моделей добычи – модели колоколообразного вида и модели экспоненциального спада.

Модели колоколообразного вида используют для описания добычи нефти с 1950-х годов [3, 4], кроме того известно их распространение для моделирования жизненного цикла и других невозобновляемых ресурсов, а также товаров, товарных групп, брендов и т.д. [5].

Наиболее известна модель Хабберта моделирования добычи нефти [6, 7]:

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

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

В качестве второй модели возьмем известный из теории вероятностей закон распределения Лоренца (Коши) [1, 5, 8]:

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

В качестве третьей - модель Гаусса (закон «нормального» распределения из теории вероятностей) которую использовали в своих исследованиях Бартлет [9], Брандт [10] и Лиу [11]:

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

Получила распространение и модель SNPP, предложенная Маккеем [12, 13], а также Ченом и Вангом [14, 15]

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

где n, α - параметры модели.

Известно и применение модели логнормального распределения [16, 17]:

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

Второй тип моделей – модели экспоненциального спада, широко применяются при описании добычи углеводородов после прохождения пика добычи. Применение такого типа моделей для описания добычи сланцевого газа [1], когда пик добычи практически совпадает с началом разработки месторождений, позволяет предположить, что модели экспоненциального спада могут использоваться для описания заключительной стадии разработки месторождений.

Учитывая, что на завершающей стадии разработки месторождения добыча обычно стремится не к нулю, а к некоторому минимальному значению запишем модель экспоненциального спада с ненулевой асимптотой, которую зададим в виде:

$$Y(t) = (Y_{\max} - Y_{\min}) e^{-\sigma t} + Y_{\min} + \varepsilon(t). \quad (6)$$

Отметим также, что если для идентификации параметров модели колоколообразного вида будем использовать все известные до начала прогнозирования

значения, то для корректной работы модели (6) определим параметры этой модели по десяти последним до момента начала прогнозирования значениям добычи.

Экономическая практика показала, что модель жизненного цикла продукта зачастую имеет асимметричный характер. Так, например, Брандт [4, 10] использовал для моделирования модель (3), но с изменяемым по логистическому закону Верхульста уровнем параметра $\sigma(t)$, что позволило на выборках добычи 67 месторождений нефти, пик добычи в которых уже наступил, убедительно показать несимметричность кривой жизненного цикла – большую длительность этапа спада.

Такая асимметрия может быть объяснена принимаемыми обычно разного рода решениями (например, технологическими) по поддержанию добычи на максимально возможном уровне после прохождения пика. Подобный асимметричный характер моделей можно ожидать и для других кривых жизненного цикла продукта.

Можно, для моделирования асимметрии колоколообразных моделей, применить и другие логистические законы динамики параметра $\sigma(t)$, например, модель Ричардса [18, 19]:

$$\sigma(t) = \sigma_1 + \frac{\sigma_2 - \sigma_1}{\left[1 + e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_{T1}}} \right]^{1/\sigma_{T1}}}$$

($\sigma_1, \sigma_2, \sigma_{T1}$ - параметры модели), и другие виды логистических моделей для $\sigma(t)$ [2].

Сравнивая использование описанных выше моделей на различных стадиях добычи (рис. 2) можно сделать вывод о преимуществах учета эволюции типа моделей – на этапе быстрого спада после прохождения пика лучше всего себя показала колоколообразная модель, тогда как на последнем участке добычи преимущество имеет модель экспоненциального спада.

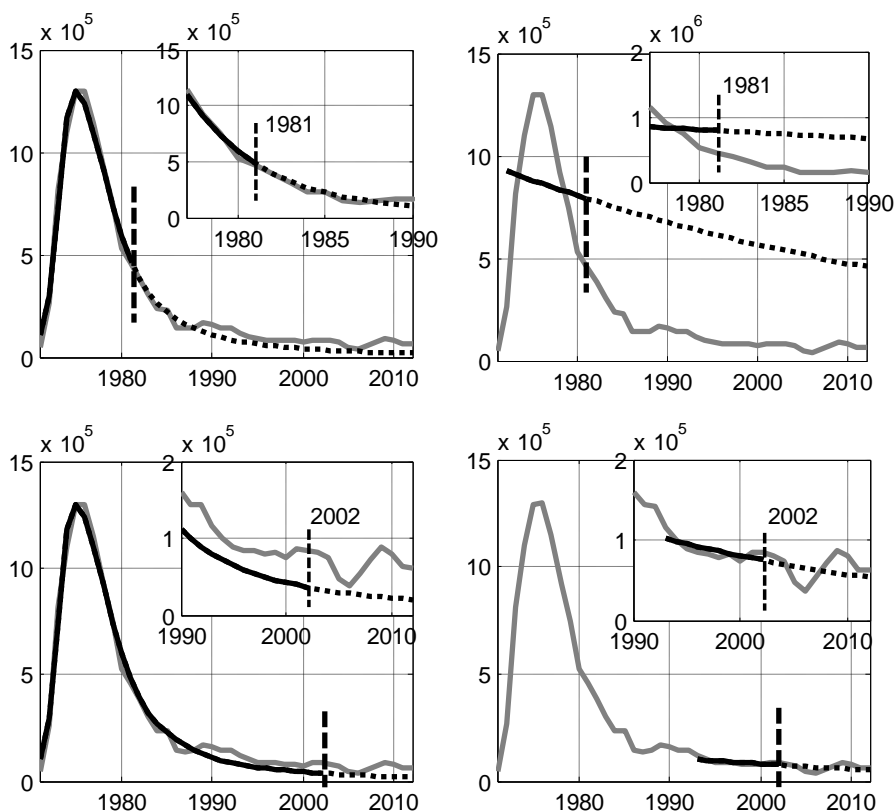


Рис. 2. Сравнение использования модели (2) с асимметрией Ричардса (а, в) и модели (6) с асимметрией Ричардса (б, г) на различных этапах жизненного цикла (в тыс. барр./сут)

Для решения вопроса необходимо ли для каждого временного ряда использовать эволюционный подход, и для определения времени переключения моделей рассмотрим использование методики оценки мультимодельной эволюции более подробно. Принимаемый для реализации подход по сути можно отнести к адаптивным методам, выбирающим в процессе эволюции ту модель, которая в большей мере соответствует текущему этапу жизненного цикла.

Анализ смены этапов жизненного цикла проведем выделением из известного временного ряда объема добычи рабочую и контрольную части (рис. 3). Рабочая часть выборки состоит из данных от начала временного ряда до исследуемого момента жизненного цикла – границы «моделирования/прогнозирования». Контрольная часть начинается от границы «моделирования/прогнозирования» и содержит число элементов, соответствующее оцениваемому горизонту прогноза.

Точку разделения данных на «рабочую» и «контрольную» части будем смещать в процессе анализа по оси времени (рис. 3). Так, приведенные на рис. 2 примеры позволяют, используя принятые меры точности и перемещаясь вдоль оси времени, рассмотреть вопрос о выборе наиболее точных моделях из комплекса возможных, привязав каждую из них к различным этапам жизненного цикла добычи.

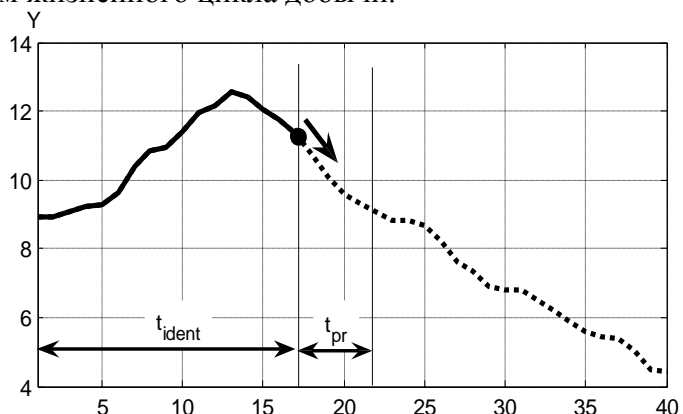


Рис. 3. Разделение временного ряда на рабочую и контрольную выборки и смещение границы моделирования/прогнозирования

Точность моделирования оценим, как это обычно и делается, используя коэффициент детерминации. При вычислении коэффициента детерминации необходимо учитывать, что модели (1) – (5) описывают всю рабочую часть выборки, тогда как модель (6) лишь последние 10 наблюдений рабочей части. Для корректного сравнения этих моделей будем рассчитывать коэффициент детерминации по пересекающемуся объему описанных данных – т.е. по последним 10 годам рабочей части (или по всей рабочей части, если она состоит меньше, чем из 10 значений)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=n-10}^n (Y_k - Y_k^{Mod})^2}{\sum_{k=n-10}^n \left(Y_k - \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n Y_r \right)^2},$$

где Y_k^{Mod} - моделируемые значения кривой жизненного цикла, Y_k - наблюдаемые значения временного ряда, n – объем рабочей части выборки.

Точность прогноза 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, 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. Здесь l - объем контрольной части выборки с учетом исследуемого горизонта прогноза.

Для каждого расположения границы моделирования/прогнозирования рассчитаем таблицу 1 (оценок коэффициента детерминации) и таблицу 2 (оценок погрешности прогноза). Столбцы таблиц обозначают номера моделей тренда. В таблице 2 строки (значения коэффициента Тейла) соответствуют горизонтам прогнозирования.

Таблица 1. Оценка точности моделирования для добычи нефти по данным до 1988 года

Номер модели	1	2	3	4	5	6
R ²	0,9826	0,9654	0,9761	0,9840	0,9792	0,9811

Видим, что точность моделирования для каждой из моделей является высокой, практически не позволяя отдать очевидного предпочтение какой-то из них.

Тогда следует большее внимание уделить, видимо, анализу точности прогнозирования, тем более, что именно она является обычно конечной целью моделирования и обладает главной практической ценностью.

Таблица 2. Оценка погрешности прогноза T₂ (в процентах) добычи нефти по данным до 1998 года

Горизонт прогноза (годы)	Номер модели					
	1	2	3	4	5	6
1	24,5	48,9	46,8	33,0	44,2	41,8
2	26,4	52,9	50,8	36,5	48,0	45,2
3	27,3	55,8	53,8	39,0	50,8	47,6
4	29,3	59,2	57,4	42,6	54,3	50,8
5	29,4	61,0	59,3	44,3	56,1	52,2
6	29,3	62,3	60,8	45,6	57,5	53,3
7	29,0	63,4	62,0	46,7	58,7	54,1
8	29,0	64,6	63,3	48,0	60,0	55,0
9	29,2	65,7	64,6	49,5	61,3	56,1
10	29,5	66,8	65,9	50,9	62,6	57,1
...
15	33,7	72,5	72,1	58,9	69,3	63,1
...
20	35,5	74,9	74,7	62,5	72,1	65,8

В таблице 2 виден значительный разброс точности прогнозирования для разных моделей при, естественно, общей тенденции увеличения погрешности с ростом горизонта прогноза.

Сравнение результатов, соответствующих различным горизонтам прогнозирования, удобно проводить, используя некоторый скалярный критерий, ставящий в соответствие каждой модели одно число, определяющее качество модели по точности прогнозирования. Поэтому используем свертку таблицы для получения одного усредненного с теми или другими весами значения ошибки прогноза используемой моделью тренда для каждого момента начала прогнозирования [].

Рассчитаем следующую весовую сумму

$$(\bar{T}_2)_{k,j} = 0,3(T_2)_{1,j}^k + 0,2(T_2)_{2,j}^k + 0,1(T_2)_{3,j}^k + 0,1(T_2)_{5,j}^k + 0,1(T_2)_{7,j}^k + 0,1(T_2)_{10,j}^k + 0,1(T_2)_{end,j}^k,$$

где k – индекс, обозначающий момент времени границы моделирования и прогнозирования, которому соответствует таблица $(T_2)^k$, первый индекс которой соответствует горизонту прогноза (в шагах), в то время как второй j – номеру модели тренда. Индекс “end” обозначает последнюю строку таблицы.

Коэффициенты в формуле свертки заданы из следующих соображений []:

- для сохранения уровня ошибки прогноза при свертке сумма коэффициентов равна единице,
- большая практическая значимость краткосрочного прогноза является причиной выбора наибольших весовых коэффициентов соответствующих величинам ошибок прогноза до трех лет (в сумме 60%). Причем вес ошибки однолетнего прогноза больше веса ошибки двухлетнего прогноза ошибки, а вес ошибки двухлетнего прогноза больше веса ошибки трехлетнего прогноза. Поэтому заданы следующие коэффициенты: 0,3 - для однолетнего прогноза, 0,2 – для двухлетнего и 0,1 - для трехлетнего,
- важна возможность использования метода для среднесрочного (5-7 лет) и долгосрочного (10 и более лет) прогнозирования. Среднесрочный прогноз предлагается оценивать при этом суммой $0,1(T_2)_{5,j}^k + 0,1(T_2)_{7,j}^k$, долгосрочный $0,1(T_2)_{10,j}^k + 0,1(T_2)_{end,j}^k$.

Если для заданного значения k таблица $(T_2)^k$ имеет меньше 11 строк, то могут применяться более короткие формулы свертки, основанные на известных строках таблицы и построенные таким образом, чтобы сумма коэффициентов слагаемых оставалась равной единице.

В результате, для каждого момента времени границы моделирования и прогнозирования k и для каждого номера модели j можно составить значения критерия

$$K_{k,j} = R_{k,j}^2 - \left(\frac{\bar{T}_2}{100\%} \right)_{k,j},$$

позволяющего оценивать совместно характеристики точности моделирования и ошибку прогноза.

Значения этого критерия представлены в таблице 3, где по строкам даны значения по различным точкам границы моделирования/прогнозирования, а по столбцам – номера моделей, а также на рис. 4.

Таблица 3. Значения критерия $K_{k,j}$ при описании добычи нефти

Граница мод/ прогноз	k	Номер модели (j)					
		1	2	3	4	5	6
1978	1	0,894	0,912	0,859	0,866	0,860	-0,335
1979	2	0,868	0,855	0,795	0,856	0,796	-0,467
1980	3	0,925	0,761	0,634	0,750	0,631	-0,522
1981	4	0,928	0,677	0,629	0,703	0,657	-0,545
1982	5	0,899	0,682	0,744	0,619	0,745	0,052
1983	6	0,879	0,681	0,716	0,840	0,718	0,462
1984	7	0,865	0,615	0,652	0,807	0,652	0,729
1985	8	0,799	0,705	0,727	0,767	0,728	0,757
1986	9	0,829	0,577	0,621	0,739	0,581	0,691

1987	10	0,806	0,475	0,507	0,619	0,528	0,576
1988	11	0,701	0,389	0,416	0,565	0,448	0,485
1989	12	0,649	0,427	0,482	0,856	0,490	0,540
1990	13	0,613	0,511	0,519	0,698	0,538	0,511
1991	14	0,495	0,461	0,515	0,749	0,413	0,504
1992	15	0,217	0,229	0,392	0,649	0,339	0,589
1993	16	-0,310	-0,158	0,049	0,480	0,178	0,479
1994	17	-0,669	-0,245	0,069	0,406	0,226	0,377
1995	18	-2,024	-1,091	-0,662	0,038	-0,657	0,315
1996	19	-1,137	-0,049	0,222	0,472	0,171	0,554
1997	20	-0,833	0,281	0,472	0,533	0,565	0,720
1998	21	-0,815	0,428	0,555	0,625	0,526	0,747
1999	22	-1,130	0,439	0,592	0,598	0,597	0,697
2000	23	-1,515	-12,988	0,545	0,558	0,553	0,621
2001	24	-2,645	0,327	0,488	0,447	0,464	0,515
2002	25	-8,336	-0,193	0,343	0,021	0,340	0,421
2003	26	-27,505	-2,378	-0,806	-1,630	-1,033	0,171
2004	27	-64,412	-5,245	-2,949	-4,483	-2,685	-0,063
2005	28	-10,464	-48,078	-0,030	-0,132	-0,029	0,018
2006	29	-4,449	0,236	0,302	0,292	-20,866	0,290
2007	30	-4,291	0,169	0,250	0,230	0,229	0,220
2008	31	-4,997	-0,027	0,077	0,014	0,079	0,065
2009	32	-5,592	-17,295	-0,115	-0,251	-0,111	-0,075
2010	33	-6,021	-0,206	-0,091	-0,262	-0,121	0,003
2011	34	-6,630	-0,266	-0,178	-0,348	-0,121	-0,052

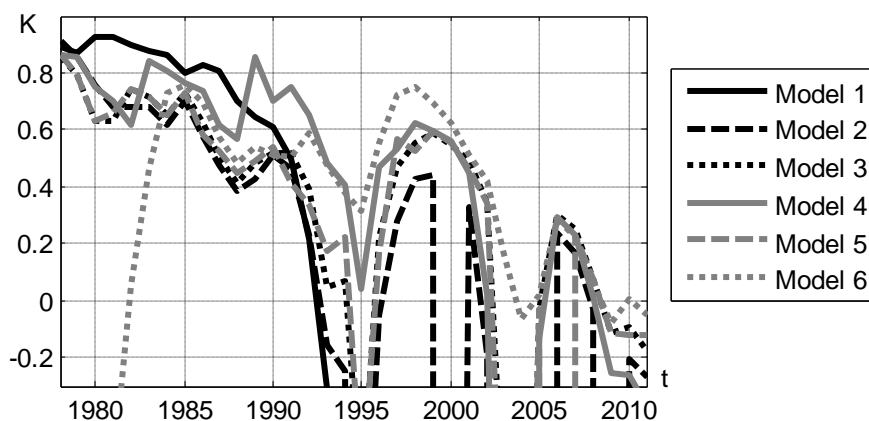


Рис. 4. Значение критерия выбора наилучшей функции для различного времени границы моделирования/прогнозирования

Из рисунка 4 видно, что даже для шести моделей тренда затруднена объективная оценка наличия эволюции между ними. Так, между 2005 и 2007 годами модели (3), (4) и (6) описывают добычу нефти с точностью, близкой к наилучшей.

Механическое переключение с одной модели на другую в это время может привести к ошибке первого рода – ложному переключению моделей, там, где эволюции на самом деле не наблюдается. Устранение описанной ошибки требует задания дополнительного ограничения на переключение моделей. Таким ограничением, к примеру, может быть минимальный уровень разницы критериев K , соответствующих двум моделям, необходимый для их переключения. Однако, задание такого уровня – субъективно и может сильно отличаться в зависимости от характера решаемой задачи.

Предложим другой подход - априори зададимся количеством моделей, с помощью которых будем описывать временной ряд. Когда это количество равно единице – находится одна модель, в среднем удовлетворяющая всем границам моделирования/прогнозирования. Если это количество больше единицы - находится соответствующее число моделей, между которыми допускается переключение, а их набор наилучшим образом описывает исследуемый временной ряд. В дальнейшем, выбирая

различное значение априори задаваемого количества моделей, можно оценить их необходимое количество для каждой решаемой задачи. Для выбора одной лучшей функции усредним значения в таблице 3 по строкам (таблица 4)

$$\bar{K}_j = \frac{1}{N_{time}} \sum_{k=1}^{N_{time}} K_{k,j}.$$

Таблица 4. Усредненные по времени значения критерия \bar{K}_j при описании добычи нефти одной функцией

Номер модели (j)	1	2	3	4	5	6
\bar{K}_j	-4,188	-2,276	0,245	0,256	-0,370	0,296

Затем выберем значение максимального среднего критерия, которое будет равно

$$\max_j \bar{K}_j = \bar{K}_1 = 0,296$$

и соответствует, в данном случае, модели (6) – функции экспоненциального спада.

Для выбора двух лучших функций построим трехмерную матрицу. Для каждого момента времени границы моделирования/прогнозирования выберем некоторый k элемент $K_{i,j,k}$, который равен максимальному значению между критериями для i и j функций $K_{k,i}$ и $K_{k,j}$:

$$K_{i,j,k} = \max(K_{k,i}, K_{k,j}).$$

Такая формула построения матрицы $K_{i,j,k}$ соответствует сравнению в каждый момент времени k двух моделей i и j и записи наилучшего критерия при моделировании жизненного цикла этой парой.

Повторяя усреднение по времени для случая использования двух моделей (трехмерная матрица критериев) получим двумерную матрицу усредненных значений критериев для пар моделей i, j (таблица 5)

$$\bar{K}_{i,j} = \frac{1}{N_k} \sum_{k=1}^{N_k} K_{i,j,k}.$$

где N_k - максимальное значение индекса k.

Таблица 5. Усредненные по времени значения критерия $\bar{K}_{i,j}$ при описании добычи нефти в штате Вайоминг парой функций (i) и (j)

$\bar{K}_{i,j}$		Номера моделей					
(i)	(j)	1	2	3	4	5	6
1	1	-4,188	-0,416	0,315	0,293	0,183	0,523
2	2	-0,416	-2,276	0,254	0,263	0,260	0,470
3	3	0,315	0,254	0,245	0,359	0,270	0,466
4	4	0,293	0,263	0,359	0,256	0,360	0,504
5	5	0,183	0,260	0,270	0,360	-0,370	0,467
6	6	0,523	0,470	0,466	0,504	0,467	0,296

Определим затем максимальный элемент таблицы 5. Он будет равен $\max_{i,j} \bar{K}_{i,j} = \bar{K}_{1,6} = 0,5226$, т.е. соответствует выбору моделей (1) и (6), которые в сумме лучше моделируют кривую добычи нефти, чем одна функция (6).

Повторяя предложенную методику для трех и четырех функций, получим, что лучшая тройка моделей – (1), (2) и (4). Максимальное значение критерия при этом будет равно

$$\max_{i,j,m} \bar{K}_{i,j,m,k} = \bar{K}_{1,2,4} = 0,5414.$$

Лучшая четверка функций (1), (2), (3) и (4). Максимальное значение критерия при этом будет равно

$$\max_{i,j,m,n} \bar{K}_{i,j,m,n,k} = \bar{K}_{1,2,3,4} = 0,5427.$$

В результате учета эволюции модели удается существенно снизить ошибку прогнозирования (в данном случае с 56% до 33,6%, рис. 5).

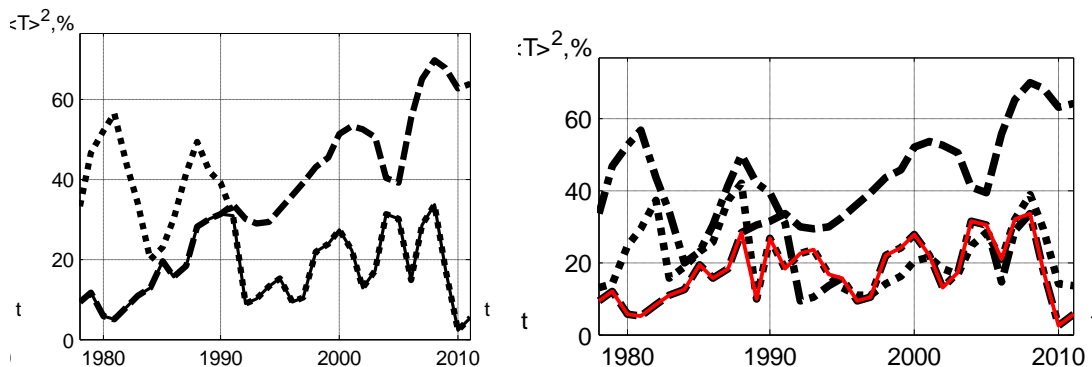


Рис. 5. Значения ошибки прогноза Тейла при моделировании различными сочетаниями функций

Отообразим наибольшие средние значения критерия \bar{K} в зависимости от количества используемых функций на рис. 6.

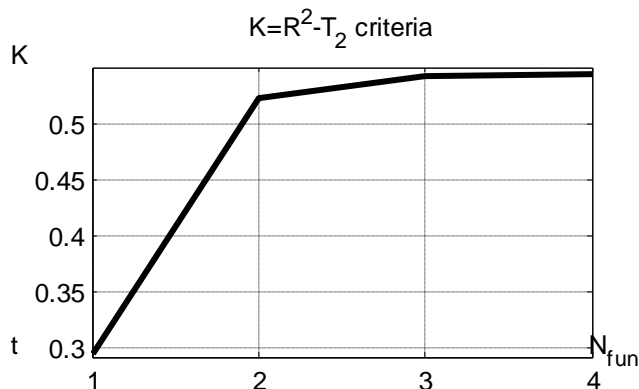


Рис. 6. Значения лучшего критерия в зависимости от числа моделей

Видим, что добавление второй модели приводит к заметному увеличению значения критерия качества моделирования и прогнозирования. Дальнейшее же увеличение числа моделей не столь продуктивно. Стадии использования моделей при учете эволюции моделей приведены на рис. 7.

Число моделей	Номер моделей	
1	(1)	
2	(2)	
	(4)	
3	(1)	
	(2)	
	(4)	
4	(1)	
	(2)	
	(3)	
	(4)	
Граница модел/прогн		1990 1991 1992 1993 1994 1995 1996 1997 1998 1999 2000 2001 2002 2003 2004 2005 2006 2007 2008 2009

Рис. 7 - Стадии использования функций при учете эволюции моделей

Рассмотрим вопрос мультимодельной оценки эволюции жизненного цикла добычи нефти и других невозобновляемых ресурсов на основе предложенных выше моделей тренда, дополнив колоколообразные модели (1) - (5), кроме указанной выше модели асимметрии Ричардса, логистическими моделями

- Верхульста [10, 20]
$$\sigma = \sigma_1 + \frac{\sigma_2 - \sigma_1}{1 + e^{\frac{t-t_0}{\sigma_T}}};$$

- Рамсея [21], которую с учетом более удобной формы представления [2], запишем в виде:

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

при $t \geq t_0^*$ и $\sigma = \sigma_1$ при $t \leq t_0^*$ (где $t^* = t_0 - 1.678\sigma_T$),

- Гомперца [22]
$$\sigma = \sigma_1 + (\sigma_2 - \sigma_1) e^{-0.7e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_T}}},$$

- Гомперца с правой асимметрией («правого Гомперца») [23],

$$\sigma = \sigma_2 + (\sigma_1 - \sigma_2) e^{-0.7e^{\frac{t-t_0}{\sigma_T}}},$$

а также рассматривая исходный, «симметричный» вариант моделей (1) - (5) при $\sigma = \sigma_1$.

В итоге, анализ добычи проведем с помощью 31 модели, являющихся сочетаниями пяти моделей колоколообразной динамики добычи с шестью вариантами организации их асимметрии и дополненной одной моделью экспоненциального спада.

На рисунках 8, 9 представлен результат исследования эволюции модели на месторождениях Роснефти 171 и 505.

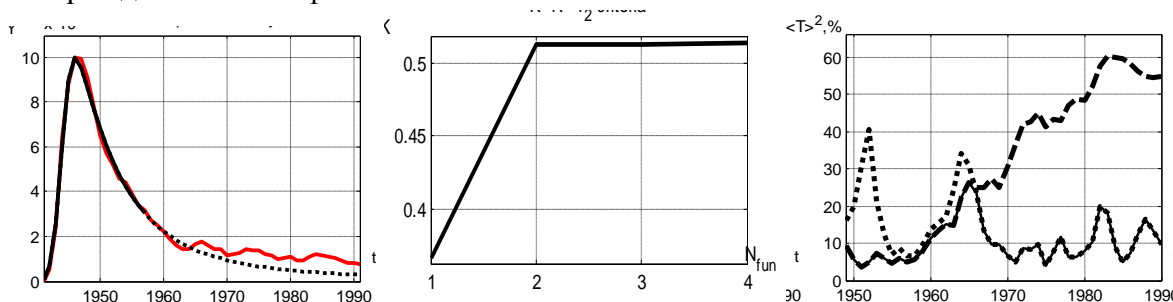


Рис. 8. Добыча нефти на месторождении ОАО НК Роснефть 171 а) история добычи (тыс. барр. в сут.), б) \bar{K} в зависимости от числа моделей, в) T_2 при моделировании различными сочетаниями функций

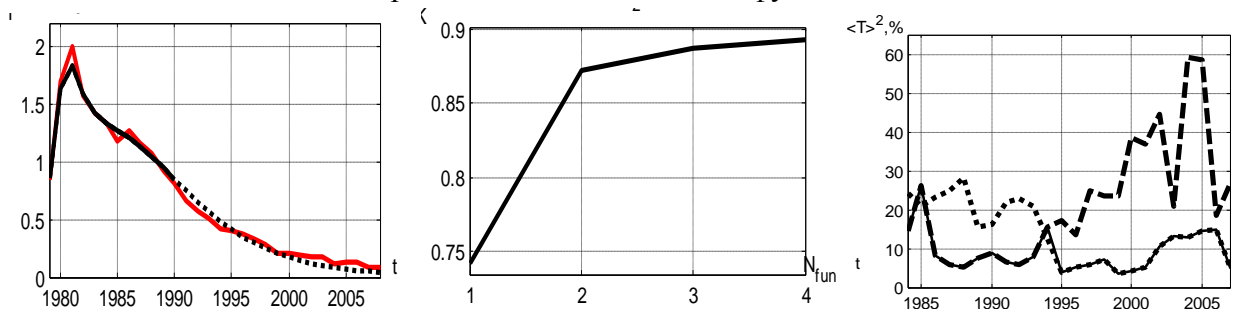


Рис. 9. Добыча нефти на месторождении ОАО НК Роснефть 505 а) история добычи (тыс. барр. в сут.) б) \bar{K} в зависимости от числа моделей, в) T_2 при моделировании различными сочетаниями функций

Для описанных примеров добычи нефти на месторождениях Роснефти переключение на модель экспоненциального спада происходит на уровне от 15% до 22,5% от максимального уровня добычи, что можно оценивать как первое приближение диапазона области применения рассмотренных типов моделей.

Модели колоколообразного вида можно рекомендовать применять пока объем добычи не упадет до уровня 22,5% от пика добычи, а модели экспоненциального спада – при падении добычи менее 15% от пиковых значений. Между 15% и 22,5% наблюдается использование обеих типов моделей. Диапазон применимости может быть уточнен в дальнейшем применением описанной методики для большего числа временных рядов добычи.

Описанная методика оценки эволюции моделей добычи невозобновляемых ресурсов может найти и сферы применения при рассмотрении макроэкономических примеров. Так, рассматривая добычу нефти в штате Техас (рис. 10) и на Западном побережье США (рис. 11), а также добычу газа в Италии (рис. 12) и Румынии (рис. 13) была отмечена закономерность, что модели с настраиваемой асимметрией плохо ведут себя при описании добычи вблизи пика, где лучше показали себя модели с постоянным во времени параметром наклона σ .

Предположительно, такое поведение вызвано недостаточным объемом данных после прохождения пика, необходимых для устойчивого прогнозирования параметра σ_2 в моделях управления асимметрией.

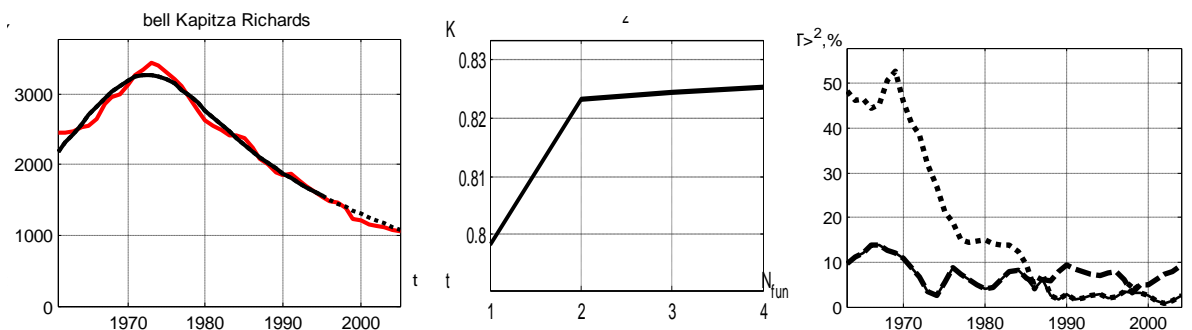


Рис. 10. Добыча нефти в штате Техас а) история добычи (тыс. барр. в сут.) б) \bar{K} в зависимости от числа моделей, в) T_2 при моделировании различными сочетаниями функций

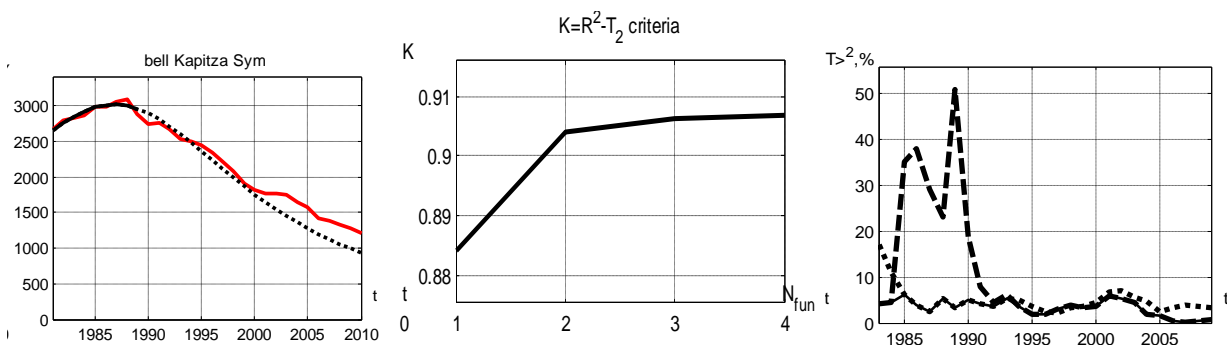


Рис.11. Добыча нефти на Западном побережье США: а) история добычи (тыс. барр. в сут.), б) \bar{K} в зависимости от числа моделей, в) T_2 при моделировании различными сочетаниями функций

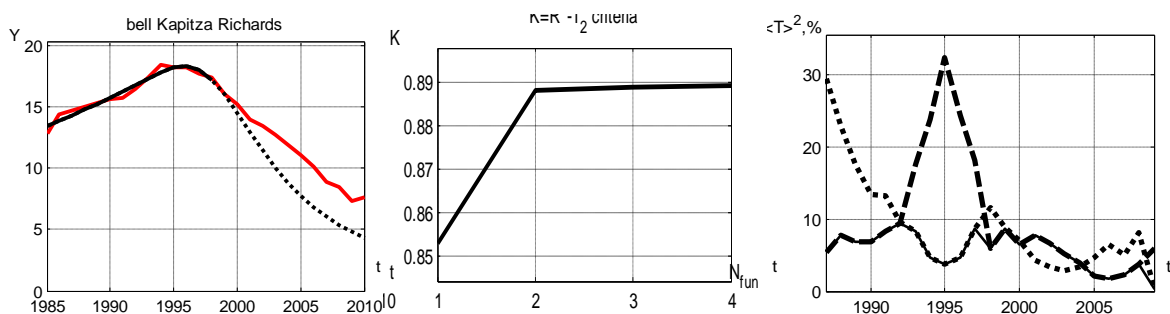


Рис. 12. Добыча газа в Италии: а) история добычи (млрд. куб. м в год), б) \bar{K} в зависимости от числа моделей, в) T_2 при моделировании различными сочетаниями функций

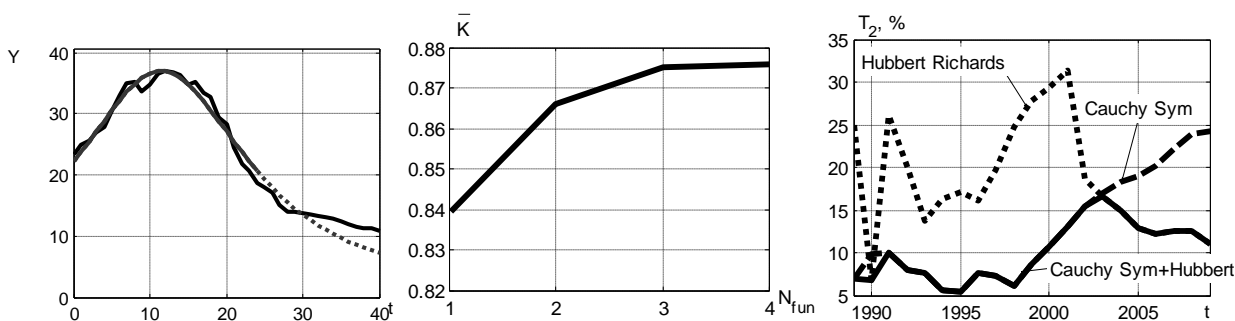


Рис. 13. Добыча газа в Румынии а) история добычи (млрд. куб. м в год) и симметричная модель Коши, б) \bar{K} в зависимости от числа моделей, в) T_2 при моделировании различными сочетаниями функций

Третье приложение методики оценки эволюции модели является оценка эволюции моделей колебательной компоненты.

Так, если при описании добычи нефти в США тренд заданный моделью Хабберта с асимметрией Верхулста добавить колебательной компонентой одного из шести представленных в работе [1] видов, можно обнаружить, что применение методики оценки эволюции позволяет снизить ошибку прогноза в два раза (с 4,5% до 2,2%), определяя переключение между двумя моделями колебательной компоненты переменной частоты вида:

$$Y_k = T_k + S_k^{\Omega_i} + \varepsilon_k, \text{ где}$$

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

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

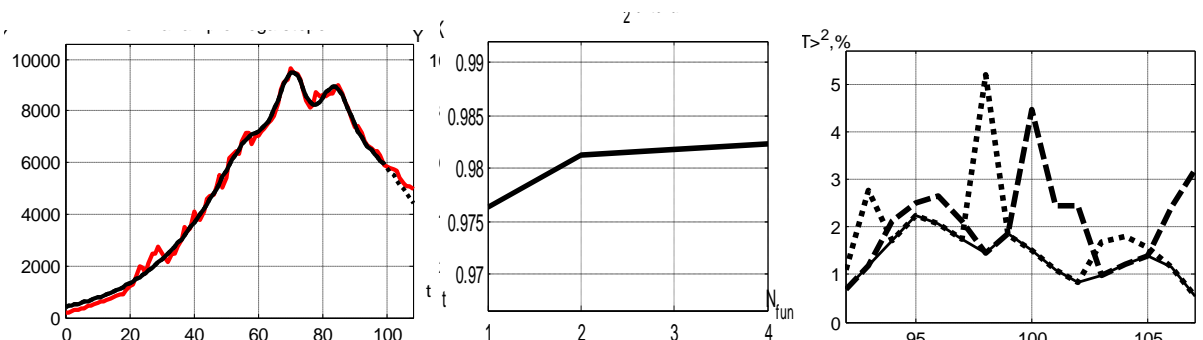


Рис. 14. Добыча нефти в США а) история добычи (тыс. барр. в сут.) б) \bar{K} в зависимости от числа моделей, в) T_2 при моделировании различными сочетаниями функций колебательной компоненты

Обобщая представленные примеры можно сделать вывод, что рассмотренная методика оценки эволюции модели позволила объективно сочетать использование колоколообразных моделей и модели экспоненциального спада для описания добычи нефти на отдельных месторождениях, что является необходимым требованием адекватного прогнозирования добычи нефти на заключительном этапе разработки месторождения.

Кроме этого методика оценки эволюции моделей нашла ряд применений и в задачах макроуровня. Так, с ее помощью было замечено трудности прогнозирования добычи невозобновляемых ресурсов вблизи пика с помощью феноменологических моделей с настраиваемой асимметрией. Кроме того, использование описанной методики для задачи определения колебательной компоненты кривых позволило двукратно снизить ошибку прогнозирования при описании добычи нефти в США.

Литература

1. Семенычев Е.В., Куркин Е.И., Молостова П.А. Выбор модели колоколообразной формы для жизненного цикла добычи нефти и газа // Проблемы экономики и управления нефтегазовым комплексом. №8. 2012. - С. 28-34.
2. Семенычев В.К., Семенычев Е.В. Параметрическая идентификация рядов динамики: структуры, модели, эволюция. Самара: Изд-во «СамНЦ РАН», 2011. - 364 с.
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. Brandt A.R. Review of mathematical models of future oil supply: Historical overview and synthesizing critique // Energy 35 (2010) P. 3958 - 3974.
5. Deffeyes K.S. Hubbert's Peak. 2001. Princeton Univ. Press. – 208p.
5. Hubbert M.K. 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.
7. Laherrere, J.H., 2000. Learn strengths, weaknesses to understand Hubbert curve. Oil & Gas J. 98(16): 63-73.
8. Хасанов М., Карачурин Н., Тяжев Е. - Оценка извлекаемых запасов нефти на основе феноменологических моделей. - Вестник инженерингового центра ЮКОС. №2, 2001 - С.3-7.
9. Bartlett, A. A. (2000). "An analysis of US and world oil production patterns using Hubbert-style curves." Mathematical Geology 32(1): 1-17.
10. Brandt, A. R. (2007). "Testing Hubbert." Energy Policy 35(5): 3074-3088.
11. 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.
12. 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.
13. 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.

14. Chen, Y.Q., 1996. Derivation and Application of Generalized Weng's Model// *Natural Gas Industry*, 16(2), 22–26.
15. Wang J. Feng L. Zhao L. Snowden S. China's natural gas: Resources, production and its impacts//*Energy Policy* 55 (2013) 690–698
16. Chen, Y.Q., Yuan, Z.X., 1997. The Foundation and Application of Long-Normal-Distribution Predicting Model// *Acta Petrolei Sinica*, 18(2), 84–88.
17. 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
18. Richards F.J. 1959. A flexible growth function for empirical use. *Journal of Empirical Botany*. V.10, pp. 290-300.
19. 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. - Pp. 459-467. 1999.
20. Verhulst P.F. Notice sur la loi que la population poursuit dans son accroissement. *Correspondance mathématique et physique* 1838; 10: 113–121
21. Ramsay JO. A Comparative Study of Several Robust Estimates of Slope, Intercept and Scale in Linear Regression. *Journal of the American Statistical Association* 1977; 72(359): 608-615.
22. 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* 1824; 115: 513–580.
23. Кожухова В.Н., Куркин Е.И., Семенычев В.К. Предложение модели Гомперца с правой асимметрией для предсказания добычи нефти. *Вестник Самарского муниципального института управления*, 2013(2): 28 -33.