



International Conference on Communication, Management and Information Technology (ICCMIT 2015)

## Особенности моделирования жизненного цикла невозобновляемых ресурсов

V.K. Semenichev<sup>a,\*</sup>, E.I. Kurkin<sup>a,b</sup>, E.V. Semenichev<sup>a</sup>, A.A. Danilova<sup>a</sup>, G.A. Fisun<sup>a</sup>,  
E.I. Kasatkina<sup>a</sup>

<sup>a</sup>*Municipal budget educational establishment of higher education «Samara Academy of State and Municipal Management», 96 Stara Zagora Street, Samara 443084, Russia.*

<sup>b</sup>*Samara State Aerospace University (SSAU), 34, Moskovskoe shosse, Samara, 443086, Russia*

---

### Abstract

Рассмотрена задача моделирования и прогнозирования добычи невозобновляемых ресурсов с помощью феноменологических моделей. Основой идентификации параметров моделей является генетический алгоритм. В работе рассмотрены основные вопросы настройки генетического алгоритма для решения подобного класса задач: проводится выбор наилучшего размера начальной популяции, функций скрещивания и мутации. Обобщен опыт моделирования более 200 временных рядов добычи нефти и газа – для каждого класса задач представлен частотный анализ использования моделей, позволяющих выбирать предпочтительную модель как для описания добычи нефти, газа и сланцевого газа от уровня страны и региона до уровня отдельного месторождения.

© 2015 The Authors. Published by Elsevier B.V.

Peer-review under responsibility of Universal Society for Applied Research.

*Keywords:* феноменологическая модель, нефть, газ, ресурсы, асимметрия, прогнозирование, генетический алгоритм.

---

### 1. Introduction

В настоящее время для моделирования добычи нефти и газа широко используется как фильтрационные, так и феноменологические модели [ 1 ]. Опыт моделирования сложных объектов, включая добычу

---

\* Corresponding author. Tel.: +7-927-711-55-55; fax: +7-846-951-54-66.

E-mail address: 505tot@mail.ru

невозобновляемых природных ресурсов показывает, что фильтрационные модели могут иметь только ограниченное применение.

Феноменологические модели позволяют описать динамику добычи невозобновляемых ресурсов в случаях, когда детальная картина явления сложна, а задачи моделирования и, главное, прогнозирования добычи продукта актуальны.

Такой подход особенно востребован при описании добычи на высоких уровнях агрегирования данных – в масштабах группы стран, страны или региона добычи – когда детальная геологическая картина неизвестна или сложна для обобщения. С другой стороны, как показано в работе [2], модели жизненного цикла могут быть эффективно использованы и для описания добычи углеводородов на отдельных месторождениях.

Большинство наблюдений жизненного цикла добычи невозобновляемых ресурсов имеет колоколообразную форму. Кривая колоколообразной формы является наиболее распространенной кривой жизненного цикла многих продуктов (товаров, услуг, брендов, организации, и т.д.).

Поэтому рассматриваемая ниже задача моделирования колоколообразных кривых добычи невозобновляемых ресурсов может быть успешно распространена на вопросы описания кривых жизненного цикла других отраслей экономики.

## 2. Curve-fitting production models

### 2.1. Trend models

Под моделью жизненного цикла добычи будем понимать феноменологическую (эмпирическую) модель, описывающую закономерности между объемом добычи невозобновляемого ресурса  $Y(t)$  и временем  $t$ . Применение моделей, описывающих кривые добычи нефти, известно начиная с 1950-х годов [3, 4].

Наиболее известна [5, 6, 7, 8, 9, 10, 11] модель Хабберта  $Y(t) = \frac{Y_{\max} \cdot 2}{1 + \cosh(\sigma(t-t_0))}$ , где  $Y(t)$  – уровень

наблюдений в момент времени  $t$ ,  $Y_{\max}$  – максимальное значение (пик),  $\sigma$  – параметр модели,  $t_0$  – момент времени, при котором достигается пик,  $\cosh$  – гиперболический косинус.

В качестве второй модели возьмем известное выражение из теории вероятностей - закон распределения

$$\text{Коши [12, 13]} \quad Y(t) = \frac{Y_{\max} \cdot \sigma^2}{(t-t_0)^2 + \sigma^2}.$$

В качестве третьей - модель Гаусса (закон «нормального» распределения из теории вероятностей) [7, 14,

$$15] \quad Y(t) = Y_{\max} e^{-\frac{(t-t_0)^2}{\sigma^2}}.$$

Кроме них получила распространение и модель Skewed-normal production-profile model (SNPP), используемая, к примеру, Хаммондом и Мак Кеем [11, 16, 17, 18, 19]:  $Y(t) = \frac{Y_{\max}}{Norm} t^{\sigma t_0} e^{-\sigma t}$ , где

$Norm = t_0^{\sigma t_0} e^{-\sigma t_0}$  – параметр нормирования, вводимый для возможности сравнения видов моделей в одном диапазоне значений.

Известно [20, 21] использование и выражения логнормального распределения из теории вероятностей

$$Y(t) = Y_{\max} \frac{t_0}{t} e^{\frac{1}{2} \frac{\ln \frac{t}{t_0} \left( \ln^2 \frac{t}{t_0} - 2\sigma^2 \right)}{\sigma^2}}.$$

В рассматриваемых моделях параметры  $t_0$  и  $Y_{\max}$  обозначают абсциссу и ординату его вершины, а параметр  $\sigma$  регулирует наклоны кривой роста и падения добычи (Fig.1a).

2.2. Asymmetry functions

Экономическая практика показала, что модель жизненного цикла продукта зачастую имеет асимметричный характер.

Исследования Брандта на реальных выборках добычи на 67-ти месторождениях нефти, пик добычи в которых уже наступил, показали, что кривая уровней добычи нефти несимметрична [15].

Средняя величина падения уровня добычи (2,6%) была примерно на 5% ниже, чем средняя величина роста (7,8%) добычи до пика. Такая асимметрия может быть объяснена принимаемыми обычно разного рода решениями (например, технологическими) по поддержанию добычи максимально возможного уровня после прохождения пика. Из описанных выше моделей тренда модели (1)-(3) являются симметричными, а асимметрия моделей (4) и (5) является фиксированной и не может быть гибко настроена с учетом динамики добычи. Для учета имеющей место в практике асимметрии моделей ЖЦП предположим, что уровень наклона  $\sigma$  в моделях изменяется по нелинейному логистическому закону: от  $\sigma_1$  (на этапе роста) до  $\sigma_2$  (на этапе падения кривой жизненного цикла) Для исследования возможности повышения точности моделирования и прогнозирования реальных данных с учетом асимметрии добычи нефти можно ввести в рассматриваемые модели несколько функций (законов) изменения параметра моделей  $\sigma$  во времени [Ошибка! Закладка не определена.] по логистическим законам Верхулста, Ричардса, Гомперца и Рамсея [2] (Fig. 1b).

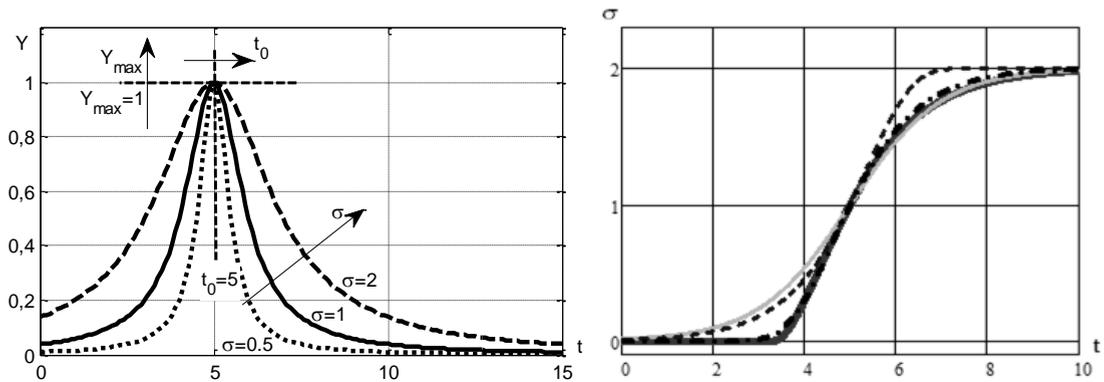


Fig. 1. (a) вид феноменологических моделей истории добычи нефти [2], (b) логистические кривые, задающие асимметрию моделей

Функция Вехулста, используемая, к примеру, Брандтом [15], имеет вид  $\sigma(t) = \sigma_1 + \frac{\sigma_2 - \sigma_1}{1 + e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_T}}}$ , где  $t_0$  –

момент времени, при котором происходит перегиб (равенство нулю второй производной) логисты кривой,  $\sigma_T$  – скорость перехода между уровнями логисты. Функция Ричардса представляет собой, при значении

параметра  $\sigma_{T1} \neq 1$ , обобщение логисты Верхулста  $\sigma(t) = \sigma_1 + \frac{\sigma_2 - \sigma_1}{\left(1 + e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_T}}\right)^{\sigma_{T1}}}$ . Логистические функции для

классического Гомперца и предложенного Гомперца с правой асимметрией имеют вид  $\sigma(t) = \sigma_1 + (\sigma_2 - \sigma_1)e^{-0.7e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_T}}}$  и  $\sigma = \sigma_2 + (\sigma_1 - \sigma_2)e^{-0.7e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_T}}}$ . Также рассмотрим логисту Рамсея

$\sigma = \sigma_1 + (\sigma_2 - \sigma_1) \left( 1 + \left[ 1 + \frac{t-t_0}{\sigma_T} \right] e^{-\frac{t-t_0}{\sigma_T}} \right)$ , для  $t \geq t_0^*$  и  $\sigma = \sigma_1$  при  $t \leq t_0^*$ , где  $t^* = t_0 - 1,678\sigma_T$ . Модели

Верхулста, Гомперца и Рамсея используют четыре параметра, а модель Ричардса дополнена пятым параметром  $\sigma_{T1}$ , регулирующим уровень асимметрии логистической кривой. Визуально достаточно сложно

найти различия между функциями, определить модель, наиболее точно описывающую исходные данные для моделирования и прогнозирования добычи. Поэтому для успешного анализа необходимо произвести идентификацию параметров моделей и оценить точность их моделирования и прогнозирования.

### 2.3. Criteria for accuracy estimation

Точность моделирования оценим по коэффициенту детерминации  $R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (Y_k^{Data} - Y_k)^2}{\sum_{k=1}^n \left( Y_k^{Data} - \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n Y_r^{Data} \right)^2}$ , где

$Y_k$  - моделируемые значения кривой жизненного цикла,  $Y_k^{Data}$  - наблюдаемые значения временного ряда,  $n$  – общий объем известной при идентификации модели выборки. Для оценки точности прогноза известную выборку разделим на «рабочую часть» наблюдений, по которой будем выбирать наиболее точную из моделей добычи. Оставшаяся часть известной выборки, размером не более трети «рабочей части» наблюдений, является «контрольной» выборкой, по которой будем оценивать точность полученного

прогноза, с помощью коэффициента  $U_1 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^l (Y_k^{Data} - Y_k)^2}{\sum_{k=1}^l Y_k^2 + \sum_{k=1}^l (Y_k^{Data})^2}} \cdot 100\%$  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.

### 3. Parameter identification of curve-fitting models using genetic algorithm

Для идентификации параметров рассматриваемых моделей, на относительно коротких выборках, оправдано использовать генетический алгоритм, в котором осуществлялся поиск решения путём подбора, комбинирования и вариации искомым параметров методом, напоминающим биологическую эволюцию. Данный алгоритм предложен впервые в работе [22], и получил в последние годы существенное распространение, в том числе и на задачи идентификации параметров моделей временных рядов [23].

В методах идентификации на основе ГА реализуются следующие стадии:

1. Случайным образом генерируется конечный набор пробных решений – первое поколение параметров модели;
2. Производится оценка приспособленности решений текущего поколения (селекция), исходя из заданного критерия (в качестве которого оправдано принять традиционный в эконометрике метод наименьших квадратов отклонений модельной функции от исходного набора данных);
3. Осуществляется выход из алгоритма, если удовлетворен принятый критерий останова;
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 (например, путем нахождения среднего). В результате серии скрещиваний размер прорезанной популяции увеличивается до размера исходной. Мутация случайным образом изменяет коэффициенты решений, выводя алгоритм из состояний определения локальных экстремумов.

Для моделирования и прогнозирования жизненного цикла добычи нефти и газа разработана программа Oil\_ident [24], в которой алгоритм идентификации параметров моделей реализован в системе MATLAB. Интерфейс программы реализован в виде диалоговой формы, позволяющей пользователю загружать исходные данные, обрабатывать их и сохранять полученные результаты.

### 3.1. Выбор наилучшего размера исходной популяции

Процессы засева, отбора, скрещивания и мутации оказывают существенное влияние на точность и быстродействие идентификации. Именно поэтому, выбрав систему и функцию программы, необходимо определиться с настройками расчетов ГА.

Пругель-Беннет, Шапиро и Ю. Цой [25] установили, что оптимальный размер исходной популяции составляет от 100 до 500 особей. Снижение и увеличение размера популяции приводит к ухудшению оценок точности моделирования и прогнозирования. Для демонстрации этого утверждения была использована модель Хабберта с асимметрией Рамсея (Таблица 1).

Таблица 1 – Влияние размера популяции на точность идентификации параметров модели Хабберта с асимметрией Рамсея

Размер популяции	10 - 50	100 - 500	1000-5000
R <sup>2</sup>	0,9953	0,9954	0,9954
Горизонт прогноза <i>l</i> , лет	U <sub>1</sub> , %		
1	2,6	2,1	2,4
2	3,8	3,1	3,6
3	4,3	3,4	3,9
4	5,3	3,7	4,5
5	9,5	5,6	7,5

В программе Oil\_ident размер исходной популяции зависит от количества искомым параметров модели и вычисляется следующим образом: PopulationSize=ga\_population\_size(1)\*nvars+ga\_population\_size(2), в которой nvars – количество неизвестных параметров для исходной модели, ga\_population\_size(1)=30, ga\_population\_size(2)=50. Таким образом, исходный размер популяции соответствует линейному закону и составляет не более 250 единиц. Оптимальные значения ga\_population\_size были установлены опытным путем и соответствуют принятым критериям размера исходной популяции.

### 3.2. Выбор функции скрещивания

В работе проводится исследование влияния выбора функции скрещивания на точности моделирования и прогнозирования из типовых функций скрещивания, используемых в системе MATLAB: Crossoverheuristic (1); Crossover scattered (2); Crossover singlepoint (3) и Crossover intermediate (4). В таблице 2 приведены результаты вычислений для модели Хабберта с асимметрией Рамсея и Капицы с асимметрией Ричардса с использованием указанных функций скрещивания:

Таблица 2 – Влияние выбора функции скрещивания на на точность идентификации параметров моделей добычи

Модель добычи	Модель Капицы с асимметрией Ричардса				Модель Хабберта с асимметрией Рамсея			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)
Функция скрещивания								
R <sup>2</sup>	0,9816	0,9816	0,9816	0,9816	0,9654	0,9702	0,9702	0,9702
Горизонт прогноза <i>l</i> , лет	U <sub>1</sub> , %							
1	1,687	1,687	1,687	1,687	7,114	3,406	3,440	3,330
2	1,616	1,616	1,616	1,616	5,989	3,764	3,696	3,681
3	1,615	1,615	1,615	1,615	7,376	4,226	4,131	4,112
4	1,687	1,687	1,687	1,687	4,403	4,409	4,416	4,404

5	1,865	1,865	1,865	1,865	4,776	4,781	4,780	4,777
---	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

Сравнивая точность моделирования и прогнозирования для функции Капицы, видим, что выбор вида скрещивания не влияет на полученные результаты. Оценивая временные затраты, наиболее предпочтительным представляется, что первый вид скрещивания, поскольку он дает выигрыш во времени от 39% до 54% в зависимости от вида скрещивания.

Для функции Хабберта более точные оценки моделирования и прогнозирования получены для 4 вида скрещивания. Однако наименьшие временные затраты получены для первого вида (на 55% быстрее по сравнению со вторым, на 60% быстрее по сравнению с третьим, на 62% быстрее по сравнению с четвертым видом). В данном случае сложно дать однозначный вывод по выбору вида функции скрещивания, поскольку отмечается зависимость полученных результатов от выбора исходной модели.

### 3.3. Выбор функции мутации

Проанализируем теперь влияние выбора функции мутации из следующих вариантов: Adaptive feasible (1) – генерирует набор направлений в зависимости от последних наиболее удачных и неудачных поколений; Gaussian (2)– добавляет небольшое случайное число (согласно распределению Гаусса) ко всем компонентам каждого вектора-особи, Uniform (3)– выбираются случайным образом компоненты векторов и вместо них записываются случайные числа из допустимого диапазона.

По итогам расчетов можно сделать вывод о том, что предпочтительнее вид мутации Adaptive feasible (1), поскольку при нем функции мутации оценки моделирования и прогнозирования лучше (таблица 3)

Таблица 3 – Влияние выбора функции мутации на точность идентификации параметров моделей добычи

Модель добычи	Модель Капицы с асимметрией Ричардса			Модель Хабберта с асимметрией Рамсея		
Функция мутации	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
R <sup>2</sup>	0,9816	0,98	0,884	0,9654	0,9585	0,9584
Горизонт прогноза $t_p$ , лет	T <sub>2</sub> , %					
1	1,687	1,746	10,295	7,114	12,064	12,074
2	1,616	2,102	12,961	5,989	12,575	12,587
3	1,615	2,759	15,810	7,376	13,169	13,179
4	1,687	3,596	16,035	4,403	13,659	13,670
5	1,865	1,865	9,032	4,776	14,227	14,227

## 4. Наиболее предпочтительные модели для различных уровней агрегирования данных

Авторами статьи было исследовано более 200 временных рядов истории добычи невозобновляемых ресурсов. В качестве критерия выбора наилучшей модели использовался критерий  $K = R^2 - \bar{U}_1 \frac{1}{100\%}$ , где  $\bar{U}_1$  – среднее значение коэффициента  $\bar{U}_1$ , усредненное по исследованным горизонтам прогноза. Процент наилучших моделей, для каждого класса задач представлен в таблице 4.

Таблица 4 – Процент использования каждой из моделей тренда и функции асимметрии для различных задач описания добычи невозобновляемых ресурсов

	Модель тренда добычи					Функция асимметрии модели					
	Hubbert	Cauchy	Gauss	SNPP	Log-normal	Const $\sigma$	Verhulst	Richards	Ramsay	Gompertz	Right' Gompertz
Oil production in countries and regions, (peak more than 300 thousand Barrels per day) [1]	60%	30%	10%	0	0	10%	0	20%	20%	10%	40%

(10 time series)											
Oil production from fields in Russia by JSC NK Rosneft [1] (155 time series)	9%	65%	2%	22%	2%	20%	4%	54%	12%	3%	7%
Oil production from fields in Texas (28 time series)	4%	89%	0	7%	0	11%	7%	64%	7%	7%	4%
Gas production fields in Texas (20 time series)	10%	60%	10%	10%	10%	20%	10%	45%	20%	5%	0
Shale gas production in the US [1] (20 time series)	5%	10%	0	0	85%	5%	45%	15%	35%	0	0

Из таблицы видно, что для описания добычи крупных объектов – стран и регионов (с ординатой пика более 300 тыс. баррелей в сутки) лучше подходит модель Хабберта, тогда как для описания добычи с отдельных месторождений нефти и газа как в России так и в США лучше подходит модель Коши. Отличной от остальных динамикой обладает история добычи сланцевого газа в США – для ее описания лучше всего подходит модель логнормального распределения. Среди функций задания асимметрии наиболее универсальной представляется функция Ричардса.

## 5. Заключение

В работе описаны феноменологические модели добычи невозобновляемых ресурсов, позволившие описать более 200 временных рядов.

Идентификация параметров моделей проводится на основе генетического алгоритма. Представленные рекомендации по настройке генетического алгоритма - величины начальной популяции, выбора функций скрещивания и мутации, позволяют наиболее эффективно организовать процесс моделирования и прогнозирования уровней добычи.

Проведенный частотный анализ использования феноменологических моделей для описания данных разного уровня агрегирования позволяет выдать рекомендации по выбору предпочтительной модели для каждого вида задач.

## References

- <sup>1</sup> Brandt AR. Review of mathematical models of future oil supply: Historical overview and synthesizing critique. *Energy* 2010; 35: 3958-3974.
- <sup>2</sup> Semenychev V.K., Kurkin E.I., Semenychev E.V. Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources// *Energy* V.75, 2014. P.244-251.
- <sup>3</sup> 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.
- <sup>4</sup> Brandt A.R. Review of mathematical models of future oil supply: Historical overview and synthesizing critique // *Energy* 35. 2010. - P. 3958 - 3974.
- <sup>5</sup> Laherrere, J.H., 2004 Oil and Natural Gas Resource Assessment: Production Growth Cycle Models// *Encyclopedia of Energy*, Volume 4, 2004, P.617-631.
- <sup>6</sup> 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. - 228 p.
- <sup>7</sup> 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.
- <sup>8</sup> Maggio G., Cacciola G. When will oil, natural gas, and coal peak?// *Fuel* 98. 2012. – P. 111–123.
- <sup>9</sup> 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.
- <sup>10</sup> Maggio G., Cacciola G. A variant of the Hubbert curve for world oil production forecasts// *Energy Policy* 37, 2009. P. 4761–4770.

- 
- <sup>11</sup> 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. P. 7616–7621.
- <sup>12</sup> Deffeyes K.S. Hubbert's Peak: The Impending World Oil Shortage//Princeton University Press, 2001. – 232 p.
- <sup>13</sup> 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.
- <sup>14</sup> Bartlett A.A. An analysis of US and world oil production patterns using Hubbert-style curves// Mathematical Geology 32(1). 2000 – P. 1-17.
- <sup>15</sup> Brandt A.R. Testing Hubbert// Energy Policy 35(5). 2007. P. 3074 - 3088.
- <sup>16</sup> Hammond G.P., Mackay R.M. Projections of UK oil and gas supply and demand to 2010// Applied Energy. V. 44, I. 2, 1993. - P. 93–112.
- <sup>17</sup> Mackay R.M., Probert S.D. Skewed-normal production-profile model and reverse-projection technique for resource and supply predictions//Applied Energy V. 49, I. 4, 1994. - P. 343–367.
- <sup>18</sup> Chen Y.Q. Derivation and Application of Generalized Weng's Model. Natural Gas Industry, 16(2). - 1996. P. 22–26.
- <sup>19</sup> Wang J. Feng L. Zhao L. Snowden S. China's natural gas: Resources, production and its impacts//Energy Policy. 55. 2013. - P. 690–698.
- <sup>20</sup> Chen Y.Q., Yuan Z.X., The Foundation and Application of Long-Normal-Distribution Predicting Model. Acta Petrolei Sinica 18(2). 1997. P. 84–88.
- <sup>21</sup> 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, P. 47-69.
- <sup>22</sup> Holland JH. Adaptation in natural and artificial systems. University of Michigan Press 1975.
- <sup>23</sup> Ursu E, Turkman KF. Periodic autoregressive model identification using genetic algorithms. Journal of Time Series Analysis 2012; 33(3): 398–405.
- <sup>24</sup> Semenychev VK, Kurkin EI, Semenychev EV, Ryazantsev SV, Danilova AA. The Program of Modeling and Forecasting the Oil and Gas Levels «Oil\_Ident». Certificate of state registration for the computer software № 2012619424 dated 18.10.2012.
- <sup>25</sup> Mitchell M. An Introduction to Genetic Algorithms. Cambridge, MA: The MIT Press, 1996.