

О. В. Нечаев, В. Н. Глинских

*Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А. А. Трофимука СО РАН
пр. Академика Коптюга, 3, Новосибирск, 630090, Россия*

oleg.v.nechaev@gmail.com, GlinskikhVN@ipgg.sbras.ru

БЫСТРЫЙ ПРЯМОЙ МЕТОД РЕШЕНИЯ ОБРАТНОЙ ЗАДАЧИ ЭЛЕКТРИЧЕСКОГО КАРОТАЖА В НЕФТЕГАЗОВЫХ СКВАЖИНАХ *

Формулируется обратная задача электрического каротажа об определении электрофизических параметров горных пород по измерениям методом бокового каротажного зондирования в нефтегазовых скважинах. Предлагается модифицированный метод покоординатного спуска, основанный на адаптивном приближении наилучшего для минимизации целевой функции направления. Эффективность предложенного метода исследуется на тестовых функциях и реалистичной модели.

Ключевые слова: прямые методы оптимизации, метод покоординатного спуска, обратная задача, электрический каротаж.

Введение

Каротаж – это исследование горных пород в области, окружающей нефтегазовую скважину, с помощью геофизических методов. Результатами геофизических исследований являются наборы измерений (каротажные диаграммы), проводимых каротажными зондами вдоль скважины. Одним из важных геофизических методов, предназначенных для изучения удельного электрического сопротивления (УЭС) горных пород, по которому определяется тип насыщения резервуара (газ, нефть или вода), является боковое каротажное зондирование (БКЗ). Принцип работы зондов БКЗ заключается в измерении разности потенциалов между двумя удаленными друг от друга измерительными электродами. Электрическое поле в геологической среде порождается постоянным током, создаваемым токовым электродом. Как правило, одновременно используются несколько зондов БКЗ, различающихся расстояниями между токовыми и измерительными электродами, что позволяет проводить исследование в околоскважинном пространстве на различной радиальной глубине от оси скважины в глубь пласта [1]. Используя данные каротажа можно сформулировать задачу определения параметров некоторой интерпретационной модели околоскважинного пространства, как минимизацию расстояния между вектором реальных измерений и вектором синтетических измерений, вычисленных при помощи рассматриваемой модели [10]. Результатом решения обратной задачи электрического каротажа является геоэлектрическая модель среды, описывающая пространственное распределение УЭС в пластах.

Одними из эффективных алгоритмов нахождения минимума функции являются алгоритмы, использующие информацию о производных целевой функции [2]. Наиболее часто при-

* Работа выполнена при поддержке РФФИ (грант № 17-45-540530).

меняются методы использующие производные первого порядка – градиент функции. Среди таких методов можно выделить два наиболее часто используемых семейства. Первое семейство методов – это квазиньютоновские методы [2], основная идея которых состоит в использовании градиента для аппроксимации Гессiana функции. Второе семейство методов – это методы нелинейных сопряженных градиентов [3], позволяющие строить последовательность направлений, вдоль которых происходит поиск минимума функции. Минимизация вдоль этих направлений, как правило, требует гораздо меньших вычислительных затрат, чем поиск решения непосредственно вдоль градиентов функции.

К сожалению, информация о производных бывает не доступна в явном виде. Например, когда решение прямой задачи представлено только в виде «черного ящика», на вход подаются параметры геофизической модели, а на выходе становятся доступны данные каротажа. В этом случае применяются прямые методы оптимизации – методы использующие только значения самой функции [4].

Далее для решения задачи определения параметров околоскважинного пространства, воспользуемся одним из вариантов метода покоординатного спуска [5]. К достоинствам можно отнести его доказанную сходимости для непрерывно дифференцируемых функций. Недостатком данного метода, является зигзагообразная траектория движения приближенного решения к минимуму функции, что ведет к повышенным вычислительным затратам. Представленная работа посвящена построению модификации данного метода, позволяющая повысить быстродействие решения обратной задачи электрического каротажа в нефтегазовых скважинах.

Постановка обратной задачи

Рассмотрим геоэлектрическую модель среды, включающую вертикальную скважину, пересекающую горизонтальную пачку из m пластов с плоскопараллельными границами. Пласты в около скважинной области могут содержать зоны с цилиндрическими границами, образованные проникновением буровой жидкости из скважины в пласт и характеризующиеся УЭС отличным от УЭС самого пласта.

Скважинный прибор метода БКЗ включает несколько зондов, состоящих из соосно размещенных одного токового электрода A и двух сближенных измерительных M и N электродов, расположенных в скважине. Использование зондов разной длины между токовым и измерительными электродами позволяет исследовать электрические свойства среды в радиальном направлении. Это обуславливает каротажное зондирование, необходимое для восстановления радиального распределения УЭС от стенки скважины вглубь пласта и последующего определения типа флюидонасыщения.

Результатом измерения зондами БКЗ является кажущееся УЭС, вычисляемое по известной формуле [1]:

$$\rho_k = k \frac{\phi_M - \phi_N}{I_0^A}, \quad (1)$$

где ρ_k – кажущееся УЭС, k – геометрический коэффициент зонда, определяемый расстояниями между электродами зонда, ϕ_M и ϕ_N – электрические потенциалы на первом и втором измерительных электродах, I_0^A – сила тока, протекающего через токовый электрод. С использованием (1) выполняется трансформация или пересчет измеренного значения нормированной разности потенциалов в значение УЭС, соответствующее однородной изотропной среде, называемое кажущимся. Для обозначения зондов БКЗ принято использовать следующее сокращение АХМУN, где X – это расстояние между токовым электродом и первым измерительным электродом, Y – расстояние между первым и вторым измерительными электродами. Например, А0.4М0.1N.

Результатом каротажных измерений методом БКЗ являются каротажные диаграммы, описываемые значениями кажущегося УЭС в зависимости от глубины по скважине разноглубинными зондами, которые обозначим вектором ρ^R .

Геоэлектрическую модель рассматриваемой среды будем описывать при помощи функции $\rho(w, x)$, задающей зависимость УЭС от пространственных координат x , где w является вектором параметров, определяющих данную модель. Этот вектор содержит значения УЭС пластов и прискважинных зон, а также значения координат границ пластов и ширины или радиусов зон. Диаметр и УЭС скважины, а также диаметр корпуса зонда будем полагать

фиксированными. В дальнейших обозначениях как один, так и оба параметра функции УЭС могут опускаться.

Под прямой задачей моделирования процесса каротажа, при помощи зонда БКЗ, будем понимать определение измеренного кажущегося УЭС по заданной функции распределения УЭС с фиксированным вектором параметров. Как следует из определения кажущегося УЭС, для нахождения его значения необходимо знать значение электрического потенциала на измерительных электродах. Распределение электрического потенциала ϕ в области моделирования описывается следующей краевой задачей:

$$-\operatorname{div} \frac{1}{\rho} \operatorname{grad} \phi = 0, \quad (2)$$

$$\phi|_{\Gamma_0} = 0, \quad (3)$$

$$\frac{1}{\rho} \frac{\partial \phi}{\partial n} |_{\Gamma_1} = 0, \quad (4)$$

$$\frac{1}{\rho} \frac{\partial \phi}{\partial n} |_{\Gamma_1^A} = j_0^A, \quad (5)$$

где ϕ – потенциал напряженности электрического поля $\vec{E} = -\operatorname{grad} \phi$, ρ – удельное электрическое сопротивление, j_0^A – плотность тока на токовом электроде, Γ_0 – внешняя граница области, на которой электрический потенциал считается близким к нулю, Γ_1 – диэлектрическая поверхность зонда, Γ_1^A – поверхность токового электрода.

Для дискретизации краевой задачи (2)–(5) будем использовать метод конечных элементов [6], а для решения полученной системы линейных алгебраических уравнений – разложение Холецкого. Решение прямой задачи позволяет нам по заданному вектору параметров геоэлектрической модели w найти значение измеренного кажущегося УЭС для интересующего нас зонда БКЗ на заданной глубине вдоль скважины. То есть, решив соответствующее количество прямых задач, мы можем получить смоделированный вектор кажущихся УЭС $\rho^M(w)$.

Сформулируем обратную задачу БКЗ, как задачу поиска вектора параметров геоэлектрической модели w , минимизирующей функцию $f(w)$ [10]:

$$f(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\rho_i^R - \rho_i^M(w)]^2 + \beta \|w^0 - w\|, \quad (6)$$

$$w^* = \arg \min_w f(w). \quad (7)$$

где n – количество измеренных кажущихся УЭС, полученных при каротаже, ρ_i^R – измеренное кажущееся УЭС, $\rho_i^M(w)$ – смоделированное кажущееся УЭС, рассчитанное для модели окколоскважинного пространства, заданной вектором параметров w , β – коэффициент регуляризации, w^0 – вектор, задающий начальную геофизическую модель, w^* – решение обратной задачи.

При такой постановке обратной задачи, для эффективного вычисления производных от минимизируемой функции, можно использовать метод сопряженных операторов [11], но для этого необходимо модифицировать программу прямого моделирования. Что, исходя из нашего предположения о «черном ящике» невозможно.

Для решения поставленной обратной задачи воспользуемся методом покоординатного спуска.

Модифицированный метод покоординатного спуска

Рассмотрим метод покоординатного спуска, одну итерацию алгоритма которого можно представить в следующем общем виде:

$$x_1^k = \arg \min_{x_1} f(x_1^{k-1}, x_2^{k-1}, \dots, x_n^{k-1}),$$

$$x_2^k = \arg \min_{x_2} f(x_1^k, x_2^{k-1}, \dots, x_n^{k-1}),$$

$$\dots$$

$$x_n^k = \arg \min_{x_n} f(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^{k-1}),$$

где x_i^k – i -я компонента вектора приближенного решения на k -й итерации. То есть, на каждом i -м шаге k -й итерации, происходит минимизация функции вдоль i -й координатной оси, при других зафиксированных значениях компонент вектора x .

Отметим, что во время практической реализации метода поиск минимума вдоль i -й оси ведется с некоторой точностью, убывающей с каждой итерацией по некоторому закону. Поиск на каждом шаге алгоритма точного минимума вспомогательной задачи не увеличивает скорость сходимости алгоритма, а может привести к увеличению вычислительных затрат.

Сформулируем конкретный вариант метода покоординатного спуска, обладающего сходимостью для непрерывно дифференцируемых функций [5]. Для этого определим следующий вспомогательный алгоритм – $d\text{Min}(f, y, d, \beta)$:

```

alpha = 0
while true do
  if  $f(y + \beta * d) < f(y) - 10^{-6} * \beta^2$  then  $\alpha = \beta, \quad \beta = \beta * 2$ 
  else return  $\alpha$ 
end while.

```

Результатом работы данного алгоритма является шаг α , на который необходимо сместиться из точки вдоль направления d , чтобы получить новое приближенное решение $y + \alpha * d$ задачи минимизации. Величина шага α выбирается так, чтобы новое приближение находилось как можно дальше от текущего, а не как обеспечивающая наибольшее уменьшение целевой функции. Тогда k -я итерация алгоритма покоординатного спуска примет следующий вид:

```

 $y_0 = x_{k-1}$ 
for  $i = 1, 2, \dots, n$  do
   $\beta = d\text{Min}(f, y_{i-1}, d_i, \alpha_i)$ 
  if  $\beta = 0$  then  $d_i = -1 * d_i, \quad \beta = d\text{Min}(f, y_{i-1}, d_i, \alpha_i)$ 
  if  $\beta = 0$  then  $\alpha_i = \alpha_i * 0.5$ 
   $y_i = y_{i-1} + \beta_i * d_i$ 
end for
 $x_k = y_n,$ 

```

где x_k – приближенное решение задачи минимизации на k -той итерации, d_i – вектор параллельный i -й оси координат, в начальный момент времени $d_i = e_i$, e_i – i -я ось координат, α_i – шаг поиска нового приближенного решения вдоль i -й оси координат.

Главным недостатком данного алгоритма является наличие зигзагообразной траектории движения приближенного решения к минимуму функции. Зигзагообразность траектории приводит к дополнительным вычислительным затратам, так как приходится производить вычисления целевой функции большее количество раз по сравнению с алгоритмом, обладающим более плавной траекторией, которая в идеальном случае была бы прямой, соединяющей начальное приближение и минимум функции.

Обозначим v_k – вектор соединяющий текущее приближенное решение x_k и минимум функции, то есть как идеальное направление для поиска минимума функции. Но на практике это направление нам неизвестно. У следующего приближенного решения x_{k+1} , будет свой вектор v_{k+1} . Поскольку мы не можем ничего сказать о практических способах построения самих этих векторов, в качестве аппроксимации будем использовать простую линейную модель – случайное блуждание:

$$v_k = v_{k-1} + \delta_k, \quad (8)$$

где δ_k – случайный вектор из некоторого случайного распределения с нулевым математическим ожиданием. Поскольку значение функции в точке x_{k+1} не больше значения функции в точке x_k , мы можем предположить, что вектор смещения из x_k в x_{k+1} является суммой вектора v_k и некоторой погрешности, следовательно:

$$x_{k+1} - x_k = v_k + \varepsilon_k, \quad (9)$$

здесь ε_k – случайный вектор из некоторого случайного распределения с нулевым математическим ожиданием. Таким образом, соотношения (8) и (9) представляют собой модель случайного блуждания вектора v_k с зашумленным наблюдением $x_{k+1} - x_k$.

Если предположить, что случайные величины, присутствующие в модели (8), (9) принадлежат нормальным распределениям и являются независимыми, то оптимальным способом оценки вектора v_k является фильтр Калмана [7]. В нашем случае линейная модель имеет

простейший вид, следовательно фильтр Калмана можно преобразовать к более простой формуле – экспоненциальной скользящей средней [8]:

$$\hat{v}_k = \hat{v}_k + \gamma * [(x_{k+1} - x_k) - \hat{v}_{k-1}], \quad (10)$$

что эквивалентно:

$$\hat{v}_k = (1 - \gamma) * \hat{v}_{k-1} + \gamma * (x_{k+1} - x_k), \quad (11)$$

где \hat{v}_k – оценка значения вектора v_k , $\gamma \in (0,1]$ – параметр фильтра, зависящий от вариаций случайных величин δ и ε [8]. Поскольку эти характеристики не известны, поэтому вопрос выбора оптимального значения этого параметра остается открытым.

Необходимо отметить, что на самом деле случайные величины в модели (8), (9) не только не являются нормальными, но и нельзя постулировать их независимость. Это в свою очередь делает неверным утверждение об оптимальности оценки (11). С другой стороны, наличие данной оценки, хоть и не оптимальной, позволяет получить некоторую аппроксимацию вектора v_k . Точность оценки \hat{v}_k зависит от дисперсий случайных величин ε_k и δ_k [7]. Дисперсия случайного блуждания δ_k оценивает, насколько сильно идеальное направление минимизации в текущей точке приближенного решения отличается от направления в предыдущей точке. Например, если движение выполняется вдоль оврага по ярко выраженной зигзагообразной траектории, то эта дисперсия будет относительно не велика. Так как следующее приближенное решение будет находиться относительно не далеко от предыдущего, то и направление вектора v_k тоже не будет сильно меняться. Следовательно, в этом случае можно ожидать достаточно точной оценки вектора v_k , в противном случае оценка этого вектора будет обладать значительной погрешностью. В свою очередь, величина дисперсии наблюдения ε_k будет зависеть от того, насколько далеко вектор смещения $x_{k+1} - x_k$ отстоит от v_k .

Имея оцененное значение вектора v_k , можно выполнить минимизацию функции из точки x_k вдоль этого направления. И если эта оценка будет иметь достаточную точность, можно получить новое приближенное решение. С другой стороны, для вычисления оценки вектора \hat{v}_k необходимо знать новое приближенное решение x_{k+1} , то есть эта оценка всегда будет на один шаг отставать от нашей потребности. Но вектор \hat{v}_k можно использовать как некоторое приближение для предсказания вектора \hat{v}_{k+1} , и выполнять минимизацию функции из точки x_{k+1} вдоль \hat{v}_k . Отметим, что выбор параметра γ как 1, приведет к алгоритму подобному алгоритму Хука-Дживса [9].

Сформулируем одну итерацию модифицированного метода покоординатного спуска, использующего оценку (11):

```

y0 = xk-1
for i = 1,2,...,n do
  β = dMin(f, yi-1, di, αi)
  if β = 0 then di = -1 * di,      β = dMin(f, yi-1, di, αi)
  if β = 0 then αi = αi * 0.5
  yi = yi-1 + βi * di
end for
 $\hat{v}_k = \hat{v}_{k-1} * (1 - \gamma) + \gamma * \frac{(y_n - y_0)}{\|(y_n - y_0)\|}$ 
β = dMin(f, yn,  $\hat{v}_k$ ,  $\hat{\alpha}$ )
if β = 0 then  $\hat{\alpha} = \hat{\alpha} * 0.5$ 
xk = yn + β *  $\hat{v}_k$ ,

```

где \hat{v}_k – аппроксимация вектора v_{k+1} , $\hat{\alpha}$ – шаг поиска нового приближенного решения вдоль направления \hat{v}_k .

Вычислительные эксперименты

Эффективность модифицированного метода покоординатного спуска исследована на двух характерных тестовых функциях. Одна из них обладает ярко выраженным оврагом, вторая напротив — им не обладает. В табл. 1 и 2 приведены зависимости количества вычислений целевой функции от размерности аргумента функции и значений параметра модифицированного алгоритма γ . Здесь столбцы соответствуют различным значениям γ , при этом столбец с $\gamma = 0$ содержит результаты для стандартного алгоритма покоординатного спуска. Столбец, обозначенный как NM, содержит результаты для модифицированного алгоритма Нелдера – Мида [12], одним из лучших прямых методов для задач маленькой размерности.

Строки соответствуют различной размерности вектора аргумента функции. Для того чтобы уменьшить влияние положения начального приближенного решения на результаты тестов, произведено 100 запусков алгоритмов из случайных точек. В таблицах приведены средние количества вычислений тестовых функций. Условием останова итерационного процесса является нахождение приближенного решения, значение функции в котором меньше 10^{-9} .

Табл. 1 содержит данные для многомерной версии функции Розенброка:

$$\sum_{i=1}^{N-1} 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2.$$

Для данной функции характерно наличие большого длинного оврага, вдоль которого необходимо двигаться для достижения минимума функции. Из-за этого траектория минимизации метода покоординатного спуска обладает ярко выраженным зигзагообразным характером, что приводит к значительным вычислительным затратам. С другой стороны, наличие ярко выраженного оврага, как отмечалось ранее, может свидетельствовать об относительно не большой дисперсии случайной величины δ_k , что позволяет более точно оценить вектор \hat{v}_k . В результате модифицированный алгоритм будет обладать большей скоростью сходимости по сравнению со стандартным алгоритмом, о чем свидетельствуют результаты расчетов, представленные в табл. 1.

Таблица 1

Количество вычислений функции Розенброка
в зависимости от размерности вектора параметров
и значений параметра модифицированного алгоритма γ

$N \setminus \gamma$	0	1	0.5	0.1	0.01	0.001	NM
2	6659	826	1659	571	1043	905	443
4	14726	3783	5287	1735	1358	1759	14502
8	34529	9080	13417	4819	2597	2370	76851
16	72174	19698	30321	11584	5238	4518	227935
32	145993	43381	60326	24443	10558	9952	1000037

Рассмотрим другую тестовую функцию – квадрат нормы в Евклидовом пространстве:

$$\sum_{i=1}^N x_i^2.$$

Процесс минимизации данной функции можно представить как отдельную минимизацию N различных функций вида x_i^2 . То есть, для данной функции алгоритм покоординатного спуска можно переформулировать как N независимых алгоритмов одномерной минимизации вдоль осей координат, при этом траектория поиска минимума не будет обладать зигзагообразной формой. Следовательно, можно ожидать большой дисперсии у δ_k , что приведет к большой погрешности в оценки вектора \hat{v}_k . Таким образом модифицированный алгоритм покоординатного спуска не будет иметь преимуществ перед стандартным алгоритмом. Более того наличие у модифицированного алгоритма дополнительных шагов будет приводить к лишним вычислительным затратам. Результаты тестирования алгоритмов при минимизации данной функции приведены в табл. 2.

Таблица 2
Количество вычислений функции квадрата Евклидовой нормы
в зависимости от размерности вектора параметров и значений
параметра модифицированного алгоритма – γ

$N \setminus \gamma$	0	1	0.5	0.1	0.01	0.001	NM
2	114	142	141	149	150	146	96
4	251	292	293	302	304	312	269
8	577	575	587	609	618	631	1012
16	1218	1179	1192	1292	1282	1347	4140
32	2620	2493	2529	2644	2670	2702	20098

Согласно табл. 2 наиболее эффективным, из рассмотренных алгоритмом минимизации квадрата нормы, является простой метод покоординатного спуска. При этом модификация алгоритма не приводит к существенному увеличению вычислительных затрат.

Эффективность предложенного модифицированного алгоритма исследована при решении обратной задачи БКЗ на тестовых данных в реалистичной модели сложнопостроенного резервуара. Рассмотрена геоэлектрическая модель геологического объекта, содержащего нефтяные пласты, характерные для месторождений Широного Приобья Западной Сибири (рис. 1а)

Как отмечалось выше, при бурении проницаемых пластов происходит фильтрация в них буровой жидкости, что приводит к оттеснению пластового флюида (водонефтяной смеси) и образованию изменённой прискважинной зоны. Изменение УЭС в зоне проникновения связано с перераспределением минерализации пластовой воды и фильтрата бурового раствора. За ней располагается неизменённая часть пласта. Это учитывается в рассмотренной модели.

Так, геоэлектрическая модель имеет следующие геоэлектрические параметры (рис. 1а). Она состоит из нескольких проницаемых нефте- и водосодержащих пластов и включает тонкие непроницаемые прослойки между ними. Верхние пласты нефтенасыщенные, имеют мощность 5 м и значения УЭС в неизменённой части пласта 25 и 15 Ом·м соответственно. Значение УЭС в зоне проникновения эти пластов 20 Ом·м, а радиус зон – 0.4–0.5 м. Нижние пласты водонасыщенные, имеют мощность 5–6 м и значение УЭС 5 Ом·м. Значения УЭС и радиусов зон проникновения – 30 Ом·м и 0.6 м. Водонасыщенные пласты отделены друг от друга высокоомным карбонатным пластом мощностью 2 м с УЭС 150 Ом·м. При этом нефтенасыщенные и водонасыщенные пласты разделены проводящим глинистым прослоем мощностью 2 м и со значением УЭС 3 Ом·м. Кроме этого, модель включает скважину радиусом 0.108 м, заполненную буровой жидкостью с УЭС 20 Ом·м.

Целью решения обратной задачи БКЗ является определение значений УЭС пластов и зон проникновения, а также их мощностей и радиусов. Для получения вектора ρ^R измеренных кажущихся УЭС, выполнено моделирование процесса каротажа с использованием 6 различных зондов БКЗ (A0.4M0.1N, A1.0M0.1N, A2.0M0.5N, A4.0M0.5N, A8.0M1.0N), в рассматриваемой геоэлектрической модели (рис. 1, слева). Полученные синтетические данные предварительно зашумлены с помощью нормально распределённого шума с относительной дисперсией 0.05. Таки образом, с использованием псевдоэкспериментальных данных БКЗ выполнено определение геоэлектрических параметров реалистичной модели сложнопостроенного резервуара.

Критерием завершения выполнения алгоритма оптимизации является уменьшение величины $\max \alpha_i$ до значения 0.01. На рис. 1 (справа) приведен результат решения тестовой обратной задачи – подобранная геоэлектрическая модель. Как видно из рисунка, полученные значения геоэлектрических параметров хорошо согласуются с исходными. Максимальными относительными расхождениями характеризуются параметры зон проникновения и составляют около 6 %, что обусловлено значительной эквивалентностью их УЭС и толщины. Значения УЭС неизменных частей пластов определяются с относительной погрешностью не более 2–3%.

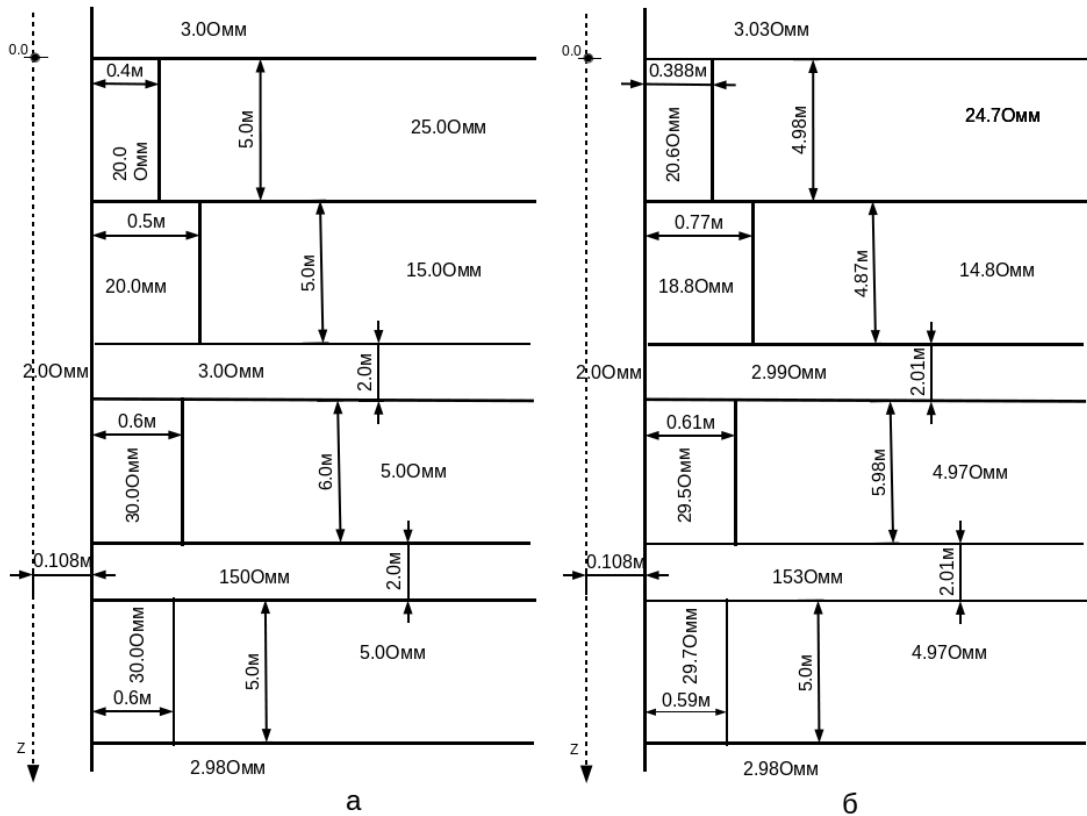


Рис. 1. Исходная (слева) и восстановленная (справа) геоэлектрические модели сложнопостроенного резервуара по псевдоэкспериментальным данным БКЗ

О качестве подбора свидетельствует расхождение исходных псевдоэкспериментальных и синтетических диаграмм зондов БКЗ, полученных в результирующей геоэлектрической модели при решении обратной задачи. На рис. 2 представлены диаграммы кажущегося УЭС для зондов БКЗ. Здесь сплошной и пунктирной линиями показаны смоделированные диаграммы кажущегося УЭС зондов А0.4М0.1Ni А8.0М1.0N соответственно для восстановленной модели, а точками и крестиками – исходные диаграммы псевдоэкспериментальных данным этих же зондов БКЗ. Высокая степень достоверности полученных результатов подтверждается хорошим совпадением псевдоэкспериментальных и синтетических данных, рассчитанных для восстановленной геоэлектрической модели. Их относительное расхождение не превышает 5-6%. Имеющиеся расхождения объясняются вертикальной неоднородностью и значительным контрастом УЭС пластов. Применение алгоритма решения обратной задачи позволяет определять значения как УЭС пластов, так и положения вертикальных границ зон проникновения и горизонтальных границ пластов.

В табл. 3 приведена зависимость количества вычислений целевой функции (6) от значений коэффициента γ . В табл. 3 используются те же обозначения, что и в табл. 1–2. Полная геофизическая модель содержит 23 параметра.

Как следует из табл. 3 модифицированный алгоритм поординатного спуска позволяет уменьшить вычислительные затраты при решении обратной задачи БКЗ.

Анализ вычислительных экспериментов на тестовых функциях и результатов восстановления параметров геоэлектрической модели с использованием зашумлённых синтетических данных показывает эффективность алгоритма решения обратной задачи БКЗ, а именно детальное восстановление пространственного распределение УЭС в прискважинной зоне и не-

измененной части пластов с учётом маломощных прослоев с наименьшими временными затратами и высокой точностью расчётов.

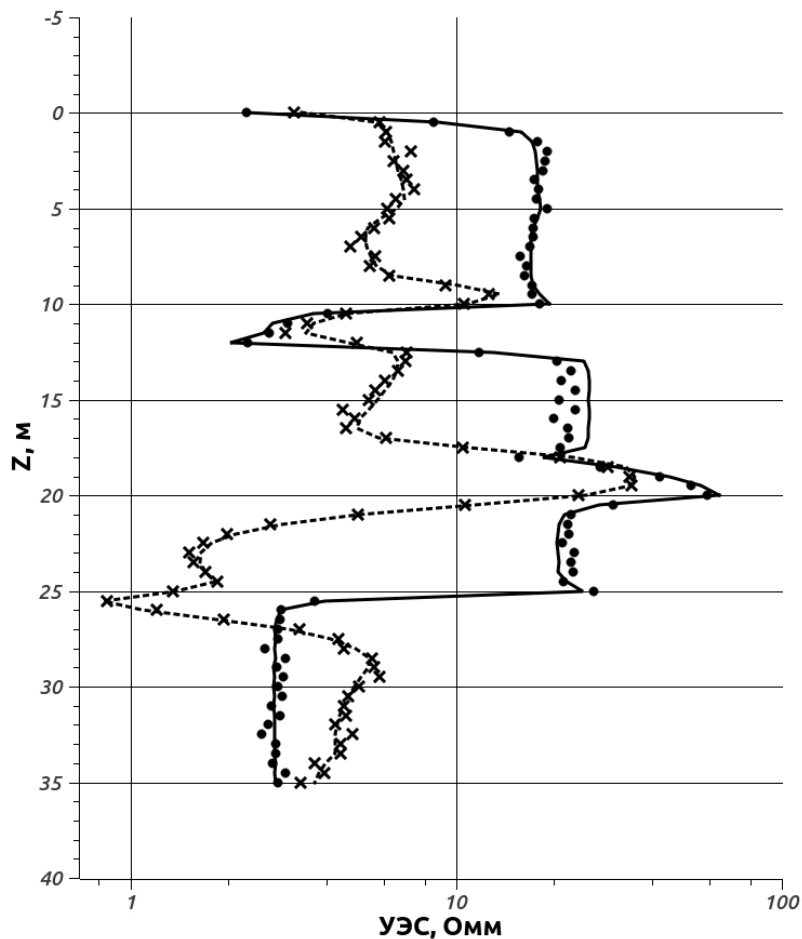


Рис. 2. Исходные псевдоэкспериментальные и синтетические диаграммы зондов БКЗ, полученные в результирующей геоэлектрической модели при решении обратной задачи. Пояснения даны в тексте

Таблица 3

Количество вычислений целевой функции в зависимости от значений параметра модифицированного алгоритма – γ

$N \setminus \gamma$	0	1	0.5	0.1	0.01	0.001	NM
23	2220	1495	1501	1464	1267	1653	7983

Заключение

Из результатов проведенного числительного исследования предложенного модифицированного алгоритма покоординатного спуска следует, что в случае, когда целевая функция обладает ярко выраженным большим оврагом, предложенная модификация существенно

снижает вычислительные затраты, необходимые для нахождения минимума. В тоже время при минимизации функций, не обладающих данной особенностью, вычислительные затраты, хоть и возрастают, но не значительно. При практическом применении эффективность алгоритма будет находиться между двумя этими крайними случаями, что делает его хорошей альтернативой стандартному методу покоординатного спуска. Так же вычислительные эксперименты подтвердили эффективность предложенного алгоритма при решении обратной задачи БКЗ. Отмечено, что оптимальное значение параметра модифицированного алгоритма зависит от свойств минимизируемой функции. Согласно проведенным экспериментам это значение слабо зависит от размерности самой функции. Результатами восстановления параметров геоэлектрической модели с использованием псевдоэкспериментальных данных БКЗ показана эффективность алгоритма решения обратной задачи, характеризующаяся наименьшими временными затратами и высокой точностью расчётов.

Список литературы

1. *Итенберг С. С., Дахкильгов Т. Д.* Геофизические исследования в скважинах. М.: Недра, 1982.
2. *Zhdanov M. S.* Geophysical Inverse Theory and Regularization Problems. Amsterdam: Elsevier Science, 2002.
3. *Kelley C. T.* Iterative Methods for Optimization. Philadelphia: SIAM, 1999.
4. *William W. H., Hongchao Z.* A survey of nonlinear conjugate gradient methods // Pacific Journal of Optimization. 2006. № 2. P. 35–58.
5. *Robert Michael Lewis, Virginia Torczon, Michael W.* Direct search methods: then and now // Journal of Computational and Applied Mathematics. 2000. № 124. P. 192–207.
6. *Stefano Lucidi, Marco Sciandrone.* A derivative-free algorithm for bound constrained optimization // Comput. Optim. Appl. 2002. № 21. P. 119–142.
7. *Шайдулов В. В.* Многосеточные методы конечных элементов. М.: Наука, 1989.
8. *Plessix R.-E.* A review of the adjoint-state method for computing the gradient of a functional with geophysical applications // Geophys. J. Int. 2006. Vol. 167. Iss. 2. P. 495–503.
9. *Kalman R. E.* A new approach to linear filtering and prediction problems // Journal of Basic Engineering. Series D. 1960. № 82. P. 35–45.
10. *Gijbels I., Pope A., Wand M. P.* Understanding Exponential Smoothing via Kernel Regression // Journal of the Royal Statistical Society. Series B. 1999. № 61. P. 39–50.
11. *Hooke R., Jeeves T. A.* Direct search solution of numerical and statistical problems // Journal of the Association for Computing Machinery. 1961. № 8. P. 212–229.
12. *Fuchang Gao, Lixing Han.* Implementing the Nelder-Mead simplex algorithm with adaptive parameters // Comput Optim Appl. 2012. Vol. 51. Iss. 1. P. 259–277.

Материал поступил в редколлегию 25.09.2017

O. V. Nechaev, V. N. Glinskikh

*Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics SB RAS
3 Koptuyug Ave., Novosibirsk, 630090, Russian Federation*

oleg.v.nechaev@gmail.com, GlinskikhVN@ipgg.sbras.ru

FAST DIRECT METHOD FOR SOLVING INVERSE PROBLEMS OF ELECTRICAL LOGGING IN OIL AND GAS WELLS

The paper formulates the inverse problem of electric logging for determining the electrophysical parameters of rocks from measurements by the method of lateral logging sounding in oil and gas wells. A modified method of coordinate descent is proposed. The method is based on the adaptive

approximation of the best direction for minimizing the objective function. The effectiveness of the proposed method is investigated on test functions and realistic model.

Keywords: direct optimization methods, coordinate descent method, inverse problem, electric logging.

References

1. Itenberg SS, Dakhkilgov TD Geophysical studies in wells. M.: Nedra, 1982.
2. Zhdanov, Mikhail S. Geophysical Inverse Theory and Regularization Problems. Amsterdam: Elsevier Science, 2002
3. Kelley C.T. Iterative Methods for Optimization. Philadelphia: SIAM, 1999.
4. William W. H., Hongchao Z. A survey of nonlinear conjugate gradient methods// Pacific Journal of Optimization, N 2, 2006, 35-58.
5. Robert Michael Lewis, Virginia Torczon, Michael W. Direct search methods: then and now// Journal of Computational and Applied Mathematics, N 124, 2000, 192-207.
6. Stefano Lucidi, Marco Sciandrone. A derivative-free algorithm for bound constrained optimization// Comput. Optim. Appl., N 21, 2002, 119-142.
7. Shaydurov V.V. Multigrid methods of finite elements. M.: Science, 1989.
8. R.-E. Plessix, A review of the adjoint-state method for computing the gradient of a functional with geophysical applications// Geophys. J. Int. Volume 167, Issue 2, 2006, p.495-503
9. Kalman, R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems// Journal of Basic Engineering, N 82, Series D, 1960, 35-45.
10. I. Gijbels, A. Pope, M. P. Wand Understanding Exponential Smoothing via Kernel Regression// Journal of the Royal Statistical Society, N 61, Series B, 1999, 39-50.
11. Hooke, R.; Jeeves, T.A. Direct search solution of numerical and statistical problems// Journal of the Association for Computing Machinery, N 8, 1961, 212-229.
12. Fuchang Gao, Lixing Han. Implementing the Nelder-Mead simplex algorithm with adaptive parameters// Comput Optim Appl Volume 51, Issue 1, 2012, p.259-277.

For citation:

Nechaev O. V., Glinskikh V. N. Fast Direct Method for Solving Inverse Problems of Electrical Logging in Oil and Gas Wells. *Vestnik NSU. Series: Information Technologies*, 2017, vol. 15, no. 4, p. 53-63. (In Russ.)