

(19)



**Евразийское  
патентное  
ведомство**

(11) **046885**

(13) **B1**

(12) **ОПИСАНИЕ ИЗОБРЕТЕНИЯ К ЕВРАЗИЙСКОМУ ПАТЕНТУ**

(45) Дата публикации и выдачи патента  
**2024.05.06**

(21) Номер заявки  
**202393131**

(22) Дата подачи заявки  
**2023.12.05**

(51) Int. Cl. **G01V 11/00** (2006.01)  
**G06N 20/00** (2019.01)  
**G06T 17/05** (2011.01)  
**G06T 17/30** (2006.01)

---

(54) **СПОСОБ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СТРУКТУРНОЙ ПОВЕРХНОСТИ ОПОРНОГО ГОРИЗОНТА**

---

(43) **2024.04.25**

(96) **2023000200 (RU) 2023.12.05**

(71)(73) Заявитель и патентовладелец:  
**ПУБЛИЧНОЕ АКЦИОНЕРНОЕ  
ОБЩЕСТВО "ГАЗПРОМ  
НЕФТЬ" (RU)**

(56) **WO-A1-2014149344  
WO-A1-2018148492  
US-A1-20200183047  
RU-C1-2145108  
RU-C1-2772312**

(72) Изобретатель:  
**Григорьев Глеб Сергеевич, Гулин  
Владимир Дмитриевич, Ананьев  
Виктор Викторович, Орлов Ростислав  
Владиславович, Зайцев Сергей  
Владимирович, Киселев Кирилл  
Васильевич (RU)**

(74) Представитель:  
**Чугункина Л.А. (RU)**

---

(57) Изобретение относится к области геофизики и может быть использовано для определения перспективных зон для дальнейших геологоразведочных работ, в частности для определения структурной поверхности опорного горизонта. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта включает следующие этапы: получение входных данных потенциальных полей и данных глубин по участку; определение зон пропуска, в которых на участке отсутствуют данные глубин, при этом для этих зон получены данные потенциальных полей; предобработка входных данных потенциальных полей и данных глубин, включающая интерполяцию, содержащую изменение размерности входных данных на одинаковую размерность, равную или не превышающую исходную минимальную размерность полученных входных данных, и получение пропущенных значений в результате изменения размерности данных, заполнение полученных пропущенных значений данных потенциальных полей, определение полученных зон пропусков в данных глубин; обучение модели структурной поверхности опорного горизонта с помощью алгоритмов машинного обучения на данных потенциальных полей и данных глубин после предобработки; получение данных глубин в зонах пропуска с помощью обученной модели структурной поверхности опорного горизонта; объединение входных данных глубин после предобработки и данных глубин, полученных с помощью обученной модели, и создание карты структурной поверхности опорного горизонта.

---

**B1**

**046885**

**046885**

**B1**

Изобретение относится к области геофизики и может быть использовано для определения перспективных зон для дальнейших геологоразведочных работ (ГРП), в частности для определения структурной поверхности опорного горизонта. Изобретение может быть применено в областях разведки полезных ископаемых.

Известна система восстановления трехмерной структуры образца породы по патенту РФ № 2718409 (дата публикации: 02.02.2020, МПК G06T 17/00, G06N 3/10), которая содержит средство для хранения и обработки данных, вычислительный модуль, нейронные сети "кодировщик", "генератор", "дискриминатор", при этом нейронная сеть "кодировщик" выполнена с возможностью приема, преобразования двумерных изображений плоских срезов породы в вектор параметров и отправки преобразованных срезов в нейронную сеть "генератор", которая выполнена с возможностью восстановления синтетических изображений трехмерной структуры образца породы на основе векторов параметров, а нейронная сеть "дискриминатор" выполнена с возможностью сравнения синтетических изображений трехмерной структуры образца породы с реальными изображениями структуры образца породы, сохраненными в обучающей выборке.

Общими признаками известного и заявленного изобретений являются получение пропущенных значений данных на основе входных данных.

Однако в известном способе не определяют структурную поверхность опорного горизонта, а для определения недостающих данных используют только двумерные изображения плоских срезов породы, что влияет на точность результата.

Известен способ автоматического моделирования пласта с использованием глубинных нейронных сетей по патенту США № 2020/0183047 (дата публикации: 11.06.2020, МПК G01V 99/00), согласно которому получают доступ к данным, относящимся к недрам; доступ к одной или нескольким геологическим концепциям, связанным с целевыми недрами; доступ к одной или нескольким входным геологическим моделям недра; обучение модели машинного обучения с использованием входных данных, одной или нескольких геологических концепций и одной или более входных геологических моделей; и генерация на основе модели машинного обучения одного или больше геологических моделей с новыми данными.

Общими признаками известного и заявленного изобретений являются получение входных данных, обучение модели машинного обучения с использованием входных данных.

Однако известный способ подразумевает определение модели резервуара (пласта) и не позволяет определить структурную поверхность опорного горизонта.

Известен способ автоматического получения структурного строения из данных потенциальных полей по патенту РФ № 2664488 (дата приоритета: 04.03.2016, МПК G01V 11/00, G01V 3/38), согласно которому осуществляют предварительную обработку данных потенциального поля из зоны исследований, в том числе для множества предварительно определенных высот с целью получения множества; многоуровневое и многонаправленное обнаружение краев в отношении предварительно обработанных данных гравитационного потенциального поля и/или данных магнитного потенциального поля и получение краев на всех уровнях по отдельности, утончение вычисленного края каждого уровня до однопиксельной ширины посредством алгоритма определения морфологического скелета. При этом каждая точка имеет свойства глубины и интенсивности. Способ также предусматривает получение всеобъемлющего графика тектонического строения и всеобъемлющего графика тектонического строения с отображением интенсивности.

Общими признаками известного и заявленных способов являются использование данных потенциальных полей, проведение предобработки входных данных.

Однако в известном способе получают тектоническое строение территории (выделение разломов) по данным потенциальных полей, но не получают структурную поверхность опорного горизонта. Основным отличием известного способа от заявляемого способа является отсутствие привязки к структурному плану данных глубин (полученных по сейсморазведочным работам или каротажу) для определения структурной поверхности опорного горизонта.

Известен способ применения различных методов интерполяции и аппроксимации в качестве восстановления данных структурного каркаса в областях их отсутствия [Михеев С.Е., Многомерная аппроксимация и интерполяция, изд-во СПб. ун-та, 2012, 59 с.]. Данные методы не определяют структурную поверхность опорного горизонта, а математически аппроксимируют или интерполируют близлежащие точки в областях отсутствия исследований с геофизическими исследованиями (сейсморазведкой, каротаж). Основным недостатком состоит в том, что в данном случае в областях отсутствия данных отсутствуют геофизические исследования, позволяющие верифицировать положение структурной поверхности в пространстве.

Заявленное изобретение применимо для получения структурной поверхности опорного горизонта при площади покрытия сейсморазведочных работ (СРР) меньше, чем площади покрытия работ, проведенных не сейсмическими методами (грави- и/или магниторазведка), или же при площади наличия данных глубин со скважин (по каротажу) меньшим, чем площадь покрытия работ, проведенных несейсмическими методами.

Техническим результатом предлагаемого изобретения является повышение точности определения перспективных зон (участков) для дальнейших геологоразведочных работ за счет точного определения структурной поверхности опорного горизонта в областях отсутствия данных глубин для обеспечения максимальной добычи полезных ископаемых при разработке участков, т.е. обеспечивается повышение объемов добычи флюида за счет осуществления разработки пласта с использованием полученной структурной карты участка месторождения.

Технический результат достигается за счет того, что способ определения структурной поверхности опорного горизонта включает следующие этапы:

- получение входных данных потенциальных полей и данных глубин по участку;
- определение зон пропуска, в которых на участке отсутствуют данные глубин, при этом для этих зон получены данные потенциальных полей;
- предобработка входных данных потенциальных полей и данных глубин, включающая интерполяцию, содержащую
  - изменение размерности входных данных на одинаковую размерность, равную или не превышающую исходную минимальную размерность полученных входных данных, и получение пропущенных значений в результате изменения размерности данных,
  - заполнение полученных пропущенных значений данных потенциальных полей,
  - определение полученных зон пропусков в данных глубин;
- обучение модели структурной поверхности опорного горизонта с помощью алгоритмов машинного обучения на данных потенциальных полей и данных глубин после предобработки;
- получение данных глубин в зонах пропуска с помощью обученной модели структурной поверхности опорного горизонта;
- объединение входных данных глубин после предобработки и данных глубин, полученных с помощью обученной модели, и создание карты структурной поверхности опорного горизонта.

Таким образом, технический результат достигается за счет того, что, имея данные потенциальных полей на весь участок исследований сети профилей СРР или точек скважин (по каротажу), получают более точную структурную поверхность опорного горизонта, распространенную на всю площадь покрытия данными измерений потенциальных полей. За счет получения более точной структурной поверхности опорного горизонта (карты) могут определить перспективные зоны для проведения ГРП, соответственно, добывать полезные ископаемые.

Под зонами пропуска понимают участки отсутствия данных глубин (значения глубины в профильном представлении, при котором между профилями нет значений). Данные потенциальных полей (значения) определены во всей области, где необходимо получить данные глубины (зоны пропуска).

Также технический результат достигается за счет того, что система определения структурной поверхности опорного горизонта, включающая по крайней мере один процессор, оперативную память и машиночитаемые инструкции, которая выполняет следующие этапы:

- получение входных данных потенциальных полей и данных глубин по участку;
- определение зон пропуска, в которых на участке отсутствуют данные глубин, при этом для этих зон получены данные потенциальных полей;
- предобработка входных данных потенциальных полей и данных глубин, включающая интерполяцию, содержащую
  - изменение размерности входных данных на одинаковую размерность, равную или не превышающую исходную минимальную размерность полученных входных данных, и получение пропущенных значений в результате изменения размерности данных,
  - заполнение полученных пропущенных значений данных потенциальных полей,
  - определение полученных зон пропуска в данных глубин;
- обучение модели структурной поверхности опорного горизонта с помощью алгоритмов машинного обучения на данных потенциальных полей и данных глубин после предобработки;
- получение данных глубин в зонах пропуска с помощью обученной модели структурной поверхности опорного горизонта;
- объединение входных данных глубин после предобработки и данных глубин, полученных с помощью обученной модели, и создание карты структурной поверхности опорного горизонта.

Также технический результат достигается за счет того, что машиночитаемый носитель, содержащий компьютерную программу, при исполнении которой на компьютере процессор выполняет следующие этапы:

- получение входных данных потенциальных полей и данных глубин по участку;
- определение зон пропуска, в которых на участке отсутствуют данные глубин, при этом для этих зон получены данные потенциальных полей;
- предобработка входных данных потенциальных полей и данных глубин, включающая интерполяцию, содержащую

изменение размерности входных данных на одинаковую размерность, равную или не превышающую исходную минимальную размерность полученных входных данных, и получение пропущенных значений в результате изменения размерности данных,

заполнение полученных пропущенных значений данных потенциальных полей,

определение полученных зон пропуска в данных глубин;

обучение модели структурной поверхности опорного горизонта с помощью алгоритмов машинного обучения на данных потенциальных полей и данных глубин после предобработки;

получение данных глубин в зонах пропуска с помощью обученной модели структурной поверхности опорного горизонта;

объединение входных данных глубин после предобработки и данных глубин, полученных с помощью обученной модели, и создание карты структурной поверхности опорного горизонта.

При реализации изобретения дополнительно могут осуществлять разработку участка с помощью карты структурной поверхности опорного горизонта.

При реализации изобретения дополнительно после объединения входных данных глубин после предобработки и данных глубин, полученных с помощью обученной модели, могут осуществлять обратную интерполяцию данных глубин после предобработки и данных глубин, полученных с помощью обученной модели, и затем могут создавать карту структурной поверхности опорного горизонта. Под обратной интерполяцией авторы понимают процесс перехода (разбиения) полученных данных в зонах пропуска к исходной размерности, с которыми были получены входные данные [Иванова С.М., Ильиченкова З.В. И 34 Вычислительная математика: учеб. пособие / С.М. Иванова, З.В. Ильиченкова. - М.: ФГБОУ ВО "МГТУ "СТАНКИН", 2016. - С. 46-53.]. Т.е. после объединения входных данных глубин после предобработки и данных глубин, полученных с помощью обученной модели дополнительно осуществляют обратную интерполяцию всех данных глубин, а именно изменение размерности вышеуказанных данных глубин к исходной размерности, с которой были получены данные глубин (с зонами пропуска).

При реализации изобретения данные потенциальных полей могут представлять собой данные магниторазведки и/или гравиразведки.

При реализации изобретения данные глубин могут представлять собой карту структурной поверхности опорного горизонта. Однако эти данные имеют зоны пропуска глубин (пропущены значения глубин).

При реализации изобретения данные глубин могут получать по сейсморазведочным данным.

При реализации изобретения данные глубин могут получать по каротажу, так как в каждом типе каротажа осуществляют привязку к глубине.

При реализации изобретения дополнительно при обучении модели с помощью алгоритмов машинного обучения могут использовать трансформанты потенциальных полей, которые определяют по входным данным потенциальных полей. Трансформанты - осреднение, аналитическое продолжение (трансформация) исходного магнитного или гравитационного поля в верхнее или нижнее полупространство, определение высших производных потенциала поля. После определения трансформант предпочтительно включать полученные данные, между которыми нет линейной зависимости. Это даст более точное определение регрессивных зависимостей между данными потенциальных полей и структурными поверхностями (положении кровли горизонта по данным СРР) или точками скважин (значения отбивок по данным сейсморазведки). Определение трансформант может быть осуществлено любым известным способом в зависимости от геолого-геофизических условий (например, [https://www.researchgate.net/publication/358569940\\_Gravimetria\\_i\\_magnitometria\\_transformacii\\_geopotencialnyh\\_polej\\_ucebnoe\\_posobie](https://www.researchgate.net/publication/358569940_Gravimetria_i_magnitometria_transformacii_geopotencialnyh_polej_ucebnoe_posobie)).

При реализации изобретения данные потенциальных полей могут образовывать группу "предикторы" (объекты). Также, если дополнительно при обучении модели используют трансформанты потенциальных полей, то эти трансформанты также включатся в группу "предикторы" (объекты). "Предикторы" (объекты или прогнозирующие переменные) - это данные, используемые для прогнозирования (определения) целевых переменных, т.е. для определения значений глубин.

При реализации изобретения данные глубин могут образовывать группу целевых переменных. Под целевой переменной (ответы) понимают данные, который описывает результат (цель) процесса обучения.

При реализации изобретения обучение модели могут осуществлять методом машинного обучения "случайный лес".

При реализации изобретения обучение модели могут осуществлять методом машинного обучения "регрессия" с помощью гауссовских процессов.

При реализации изобретения дополнительно могут осуществлять контроль качества полученных данных глубин методом перекрестной проверки (K-fold cross validation score). Перекрестная проверка (кросс-валидацию) осуществляют по K-блокам.

При реализации изобретения для контроля качества полученных данных глубин могут использовать метрику схожести по обучающей выборке среднеквадратичной ошибки (root mean squared error, RMSE, корень из средней квадратичной ошибки).

При реализации изобретения заполнение полученных пропущенных значений данных потенциальных полей, при выполнении интерполяции могут осуществляться путем получения среднего значения входных данных полей. Также возможен вариант заполнения полученных пропусков таким образом, что каждое такое значение заполняется значением ближайшего известного значения.

Изобретение поясняется следующими фигурами.

На фиг. 1 показана карта гравитационного поля.

На фиг. 2 показана карта магнитного поля.

На фиг. 3 показана карта структурной поверхности опорного горизонта с пропусками данных.

На фиг. 4 показана карта локальной составляющей гравитационного поля (трансформанта).

На фиг. 5 показана карта локальной составляющей магнитного поля (трансформанта).

На фиг. 6 показан пример изменения размерности шага по X и Y (т.е. шага ячейки сетки грида) в программном обеспечении Petrel (Schlumberger).

На фиг. 7 показана карта гравитационного поля после интерполяции.

На фиг. 8 показана карта магнитного поля после интерполяции.

На фиг. 9 показана карта глубин в местах интерпретированных глубин после интерполяции.

На фиг. 10 показана карта локальной составляющей гравитационного поля после интерполяции.

На фиг. 11 показана карта локальной составляющей магнитного поля после интерполяции.

На фиг. 12 показана карта результирующих глубин (структурная поверхность опорного горизонта) с метрикой  $RMSE=0.92$ .

На фиг. 13 показана карта результирующих глубин (структурная поверхность опорного горизонта) с метрикой  $RMSE=0.94$ .

На фиг. 14 показан пример выбора контрольной выборки из полученных входных данных по глубине, где а) контрольная выборка составляет 10% области данных глубин по CPP; и б) контрольная выборка составляет 5% области данных глубин по CPP.

На фиг. 15 показан пример сравнения полученных входных данных по глубинам с данными, полученными после определения пропущенных данных, после их исключения для 5% контрольной выборки, где а) входные данные глубины по CPP до их исключения (контрольная выборка); б) полученные данные после определения зон пропуска данных в части контрольной выборки; и в) разница между полученными входными данными по глубине и данными, определенными по вышеописанному способу (после их исключения).

На фиг. 16 показана гистограмма распределения ошибки определения глубин для 5% контрольной выборки.

На фиг. 17 показан пример сравнения полученных входных данных по глубинам с данными, полученными после определения пропущенных данных, после их исключения для 10% контрольной выборки, где а) входные данные глубины по CPP до их исключения (контрольная выборка); б) полученные данные после определения зон пропуска данных в части контрольной выборки; и в) разница между полученными входными данными по глубине и данными, определенными по вышеописанному способу (после их исключения).

На фиг. 18 показана гистограмма распределения ошибки определения глубин для 10% контрольной выборки.

Способ реализуют следующим образом.

Получают входные данные потенциальных полей и данные глубин по участку.

Данные потенциальных полей могут быть получены по результатам гравиразведки и/или магниторазведки по участку (исследуемая площадь). Данные глубин могут быть получены по результатам проведения сейсморазведочных работ или по каротажу исследуемого участка. Данные глубин могут представлять собой карту структурной поверхности опорного горизонта в местах сейсморазведочных профилей. Данные потенциальных полей гравиразведки и/или магниторазведки могут представлять собой данные, которые получают после обработки данных полей. Данные глубин по результатам проведения сейсморазведочных работ могут представлять собой данные, которые получают в результате кинематической интерпретации данных сейсморазведочных работ. Данные глубин могут получать по результатам данных скважинных отбивок, полученных в результате проведения каротажа и увязки с данными CPP.

На фиг. 1, 2 показаны полученные входные данные потенциальных полей результатам проведения гравиразведки и магниторазведки, соответственно, по участку одного из разрабатываемого месторождения. Также были получены данные глубин в виде карты структурной поверхности опорного горизонта (фиг. 3) в местах сейсмических профилей, т.е. данные по глубине были получены по результатам сейсморазведочных работ участка месторождения. Из фиг. 3 можно видеть, что имеются пропуски в данных.

Дополнительно могут определить трансформанты (карты локальных составляющей полей) полученных потенциальных полей (фиг. 1 и 2) любым известным способом. На фиг. 4, 5 показаны полученные трансформанты потенциальных полей по гравиразведке и магниторазведке для входных данных потенциальных полей (фиг. 1 и 2).

Далее определяют зоны пропуска, в которых на участке отсутствуют данные глубин, при этом для этих зон получены данные (значения) потенциальных полей.

Данные по глубине имеют зоны пропуска, т.е. отсутствия данных (значения глубины в профильном представлении, при котором между профилями нет значений). При этом для этих зон пропуска получены данные потенциальных полей. На фиг. 3 показан данный участок (белая область на фиг. 3 между профилями, профили показаны линиями), при этом для зон пропуска получены данные потенциальных полей (данные по результатам гравиразведки и магниторазведки; фиг 1 и 2).

Проводят предобработку входных данных потенциальных полей и данных глубин по участку, которая включает интерполяцию, проведенную следующим образом:

изменение размерности входных данных на одинаковую размерность, равную или не превышающую исходную минимальную размерность полученных входных данных, и получение пропущенных значений в результате изменения размерности данных;

заполнение полученных пропущенных значений данных потенциальных полей;

определение полученных зон пропуска в данных глубин.

Т.е. производят изменение размерности полученных входных данных (данных потенциальных полей и данные глубин) на одинаковую размерность, так как зачастую входные данные могут быть получены с разной размерностью. Т.е. так как данные (значения) потенциальных полей и глубин могут быть получены с разным шагом по координатам X и Y, необходимо изменить размерность на одинаковую (одинаковый шаг по X и Y). Размерность для всех типов входных данных (потенциальных полей и глубин) выбирают равным или не превышающим исходную минимальную размерность по X и Y полученных входных данных. Также после изменения размерности входных данных на одинаковую размерность заполняют появившиеся (полученные) пропущенные промежуточные значения во входных данных по потенциальным полям. Т.е. после изменения размерности (обычно уменьшают размерность по X и Y) появляются пропущенные значения во входных данных, которые необходимо заполнить. При этом, заполняют все такие появившиеся пропущенные значения только для данных потенциальных полей. Для заполнения полученных пропущенных значений предварительно по исходным входным данным может быть вычислено среднее значение данных потенциальных полей, которым заменяются указанные пропуски. Определяют полученные в результате изменения размерности появившиеся зоны пропуска в данных глубин, т.е. уточняют зоны пропусков данных глубин еще появившимися пропущенными значениями.

Данные потенциальных полей были получены с размерностью 926×532 м по X и Y соответственно, а данные по глубинам были получены с размерностью 924×531 м по X и Y соответственно. Соответственно необходимо изменить размерность (шаг по X и Y) входных данных на одинаковую размерность, при этом размерность (шаг по X и Y) должна быть равна минимальной размерности полученных входных данных (в нашем случае это 924×531 м) или любую размерность меньше, чем минимальная размерность полученных входных данных. Была выбрана размерность 500×500 м. Так как размерность данных после интерполяции имеет иную размерность, чем полученные изначально данные, то после интерполяции появляются пропуски в данных. Но заполняют появившиеся пропуски только для данных потенциальных полей. Чтобы их заполнить, можно предварительно получить среднее значение изначально полученных входных данных. Отметим, что это делается только для пропусков в данных потенциальных полей. Для данных глубин уточнили зоны пропуска. Все зоны пропуска по данным глубин будут получены далее с помощью модели машинного обучения.

В таблице показаны сравнения размерности до интерполяции и после интерполяции. На фиг. 6 показан процесс изменения размерности шага по X и Y (т.е. шага ячейки сетки грида) в программном обеспечении Petrel (Schlumberger) в разделе "Make/edit surface" (создание/редактирование поверхности) в функционале "Grid increment" (шаг сетки грида). В первом окошке задается размерность ячейки сетки грида по X, во втором окошке - по Y. На фиг. 7, 8, 10, 11 показаны данные потенциальных полей после интерполяции с шагом ячейки сетки 500×500 м, а фиг. 9 - данные глубин после интерполяции. Отметим, что при интерполяции значения данных потенциальных полей в появившихся местах пропусков были заменены средним значением по полученным входным данным потенциальных полей.

Дополнительно после указанных процедур производится разделение всех данных (после предобработки) на объекты и ответы, т.е. предикторы (данные потенциальных полей показаны на фиг. 7, 8, 10, 11) и группа целевой переменной (измерения глубин на отдельных участках требуемой области, фиг. 9).

Размерность входных данных до и после интерполяции

Данные		Размерность данных до интерполяции (фиг. 1-5)		Размерность данных после интерполяции (фиг. 7-11)	
№ Фигуры	Тип	dX, метры	dY, метры	dX, метры	dY, метры
Фиг. 1/7	Предиктор	926	532	500	500
Фиг. 2/8	Предиктор	926	532	500	500
Фиг. 4/10	Предиктор	926	532	500	500
Фиг. 5/11	Предиктор	926	532	500	500

Фиг. 3/9	Целевая переменная	924	531	500	500
----------	--------------------	-----	-----	-----	-----

Затем обучают модель структурной поверхности опорного горизонта с помощью алгоритмов машинного обучения на данных потенциальных полей и данных глубин после предобработки. Для формирования данных глубин в зонах пропусков данных могут использовать следующие методы машинного обучения (ML):

RF - Random Forest, "случайный лес";

RT - Regression Tree, регрессия с помощью деревьев решения;

GPR - Gaussian Process Regression, регрессия с помощью гауссовских процессов;

SVM - Support-Vector Machine, метод опорных векторов;

RF (Random Forests (Ensemble Regression)): "случайный лес", ансамблевые методы прогнозирования.

Алгоритм машинного обучения, предложенный Лео Брейманом и Адель Катлер (Leo Breiman and Adele Cutler), заключающийся в применении ансамбля решающих деревьев.

Алгоритм сочетает в себе две основные идеи: метод бэггинга Бреймана, и метод случайных подпространств, предложенный Tin Kam Ho. Алгоритм применяется для решения задач классификации, регрессии и кластеризации. Основная идея заключается в использовании большого ансамбля решающих деревьев, каждое из которых само по себе дает очень невысокое качество классификации или регрессии, но за счет их большого количества результат получается хорошим.

На каждой итерации метода делается случайная выборка переменных, после чего на данной выборке строится дерево принятия решений. При этом для построения дерева, т.е. обучения случайным образом выбирается примерно две трети имеющихся данных, а оставшаяся треть служит для оценки результата. Данные итерации повторяются большое количество раз, а итоговое предсказание будет выбрано с помощью специальной процедуры "голосования" из ранее построенных. В случае задачи регрессии обычно используют усреднение предсказаний, полученных на итерациях.

Алгоритм RF обладает существенными преимуществами, по сравнению со многими другими методами машинного обучения. Он дает высокое качество результата, особенно для данных с большим количеством переменных - признаков - и малым количеством наблюдений, причем отдельная тестовая выборка не требуется, ведь качество оценивается на каждой итерации и все эти оценки используются при формировании конечного ответа. Недостатками метода является довольно большое время работы, а также сложность интерпретации.

RT (Regression Tree): регрессия с помощью деревьев. Деревья решений являются широко используемыми алгоритмами машинного обучения в геологических науках. Популярность деревьев решений связана с простотой, интерпретируемостью, малыми вычислительными затратами и возможностью графического представления. ДТ (дерево решений) представляет собой набор иерархически организованных ограничений или условий, которые последовательно применяются от корня к конечному узлу или листу дерева. Основное преимущество использования иерархической древовидной структуры для выполнения классификационных решений заключается в том, что древовидная структура является прозрачной. В задачах регрессии метод с использованием дерева принятия решения требует построения очень глубокого дерева, чтобы результаты регрессии были удовлетворительными в рамках при тестировании результатов предсказаний с помощью метрик качества, однако данный метод является самым быстрым методом получения прогноза положения структурной поверхности в областях отсутствия данных.

GRP (Gaussian Process Regression). Гауссовский процесс - это совокупность случайных величин, индексированных некоторым параметром, чаще всего координатами  $(\mathbf{x}, \mathbf{F})$ , такой что любой конечный набор этих случайных величин имеет многомерное нормальное распределение (существует конечная линейная комбинация из них нормального распределения). Распределение гауссовского процесса - это совместное распределение всех его случайных величин и является распределением функций с непрерывной областью определения. В задаче машинного обучения, для получения прогноза значения, используется "ленивое обучение" и мера подобия между точками из обучающей выборки. По существу, данный метод представляет собой широко применяемый в геостатистике кригинг, т.е. регрессию на основе гауссовских случайных процессов. Гауссовский процесс полностью задан своим средним значением и ковариационной функцией, таким образом можно сэмплировать требуемую функцию предсказания в точке  $x$ , которая представляет собой случайную переменную, из гауссовского процесса следующим образом:

$$f(x) \sim \mathcal{GP}(m(x), k(x, x'))$$

$f(x)$  - функция, которая сэмплируется из гауссовского процесса;

$m(x)$  - функция среднего значения;

$k(x, x')$  - ковариационная функция.

Алгоритм GPR прогнозирует апостериорное гауссовское распределение для целей по тестовым точкам путем вычисления параметров этого гауссовского распределения с учетом наблюдаемых тренировочных данных.

SVM (Support-Vector Machine): метод опорных векторов. Основная идея метода заключается в трансформации входных объектов в некоторое многомерное пространство, где они могут быть линейно разделены на классы гиперплоскостями. По вектору значений признаков  $x=(x_1, \dots, x_n)$  строится значение алгоритма классификации  $a(x)$ . В рамках SVM он имеет следующий вид:

$$a(x) = (w, x) - b$$

Параметры модели  $w, b$  определяются с помощью решения специальной задачи оптимизации.

Преимущественно используют метод машинного обучения "случайный лес" или регрессия с помощью гауссовских процессов.

Метод линейной регрессии реализует простую идею в подборе коэффициентов  $w_j$  к матрице признаков  $x_j$  (где  $j=0 \dots p$  - количество признаков) на обучении, так, чтобы квадратичная разница между прогнозами и целью  $y_i$  (где  $i=0 \dots M$  - количество целей) была минимальной.

Основная идея "случайного леса" заключается в использовании большого ансамбля решающих деревьев небольшой глубины, каждое из которых само по себе дает сравнительно невысокое качество регрессии, но за счет их большого количества результат получается с высоким качеством.

Т.е. обучают модель на данных, входящих в группу "предикторы" (на данных потенциальных полей после предобработки и данных глубин после предобработки), так чтобы разница между полученными данными с помощью обучения и известными входными данными (целевая переменная) была минимальная. Обучение осуществляют на тех участках, где известны данные глубин (без зон пропуска) и данные потенциальных полей.

Таким образом, получаем обученную модель любым известным из уровня техники способом получения моделей реальных объектов на реально полученных данных (т.е. параметров, полученных с помощью исследования участка месторождения).

Т.е. модель структурной поверхности опорного горизонта представляет собой параметры, описывающие опорный горизонт (например, кровля пласта, насыщенного флюидом).

Далее получают данные глубин в зонах пропуска с помощью обученной модели структурной поверхности опорного горизонта. После обучения получают значения данных глубин в зонах пропуска данных, т.е. получают все неизвестные значения данных глубин (изначальные зоны пропуска и пропущенные значения после интерполяции, т.е. уточненные зоны пропусков данных глубин). Т.е. с помощью обученной модели структурной поверхности опорного горизонта получают все неизвестные значения данных глубин (в зонах пропуска) путем введения в обученную модель данных потенциальных полей, для которых данные глубин пропущены. Обученная модель структурной поверхности опорного горизонта определяет каждое пропущенное значение глубины.

Затем объединяют входные данные глубин после предобработки и данные глубин, полученных с помощью обученной модели, и создают карту структурной поверхности опорного горизонта. Т.е. берут значения данных глубин после предобработки и полученные данные глубин, полученные с помощью обученной модели (на зонах пропуска данных глубин) и объединяют их. Данные глубин могут объединять с использованием координат по каждой глубине, т.е. каждое значение глубины соответствует требуемым координатам рассматриваемого участка месторождения. На фиг. 12 представлена карта результирующих глубин (карта структурной поверхности опорного горизонта) с метрикой  $RMSE=0.92$ , которая получена с использованием метода машинного обучения "случайный лес" с размерностью  $500 \times 500$  м.

На фиг. 13 показана полученная структурная поверхность опорного горизонта в заполненными данными по глубине с метрикой  $RMSE=0.94$  с использованием метода машинного обучения "регрессия" с помощью гауссовских процессов с размерностью  $500 \times 500$  м.

Видно, что в данном примере метод машинного обучения "регрессия" с использованием гауссовских процессов позволил наиболее точно определить структурную поверхность опорного горизонта ввиду выделения большего количества локальных объектов в местах отсутствия данных СРР.

Для контроля качества определения глубины до границы используется метод K-fold cross validation score со следующими метриками сходимости по обучающей выборке: root mean squared error (RMS).

Для проверки контроля качества определения глубин могут осуществлять следующий подход. Из полученных входных данных по глубине исключают выборочную область СРР (или точки скважин). Например, в двух вариантах, в первом варианте было исключено 5% (контрольная выборка) площади от всего объема СРР, во втором варианте исключено 10% (контрольная выборка) от объема СРР (фиг. 14), при этом в контрольную выборку вошли данные с разным рельефом (зоны поднятия, прогиба и зоны с высоким перепадом глубин). Затем осуществляют определение зон пропусков глубин по способу, описанному выше. По результатам оценки определения структурной поверхности в зоне контрольной выборки для 10% данных, погрешность составила в среднем 5,5 м. Эти же параметры для 5% объема составили: среднее 2,2 м. На фиг. 15 и 17 показаны данные до определения глубин (полученные входные данные по глубинам) по контрольным выборкам, а также данные после того, как их исключили и определили с использованием вышеописанного способа, а также разница между полученными входными данными по глубинам и определенными данными после их исключения для зон 5 и 10% данных СРР,

соответственно. На фиг. 16 и 18 представлены гистограммы распределения ошибки определения структур. Стоит заметить, что даже при увеличении исключенной зоны с 5 до 10% не привнесло большой ошибки, и результат определения структурной поверхности сопоставим с данными СРР в области контрольной выборки.

Дополнительно могут вернуться к размерности с исходным входным шагом (924×531 м) ячейки сетки грида. Для этого необходимо провести обратную интерполяцию после объединения данных глубин после предобработки (входных данных после предобработки) и данных глубин, полученных с помощью обученной модели, т.е. изменяют размерность ячейки сетки грида на исходную размерность (водных данных глубин). В итоге получают карту структурного опорного горизонта с исходной размерностью (ячейки сетки грида) данных глубин, т.е. с 924×531 м.

Дополнительно могут осуществить разработку участка месторождения с использованием полученной карты структурного опорного горизонта. В результате разработки участка месторождения по полученной карте структурной поверхности опорного горизонта повысился объем добытого флюида на 15%.

Процесс реализации заявленной системы определения структурной поверхности опорного горизонта и машиночитаемого носителя для определения структурной поверхности опорного горизонта осуществляется аналогично способу, описанному выше.

Таким образом, обеспечивается получение более точной структурной поверхности опорного горизонта в областях отсутствия данных глубин для дальнейших геологоразведочных работ для обеспечения максимальной добычи полезных ископаемых при разработке исследуемого участка.

#### ФОРМУЛА ИЗОБРЕТЕНИЯ

1. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта, который включает следующие этапы:

- получение входных данных потенциальных полей и данных глубин по участку;
- определение зон пропуска, в которых на участке отсутствуют данные глубин, при этом для этих зон получены данные потенциальных полей;
- предобработка входных данных потенциальных полей и данных глубин, включающая интерполяцию, содержащую
  - изменение размерности входных данных на одинаковую размерность, равную или не превышающую исходную минимальную размерность полученных входных данных, и получение пропущенных значений в результате изменения размерности данных,
  - заполнение полученных пропущенных значений данных потенциальных полей,
  - определение полученных зон пропуска в данных глубин;
  - обучение модели структурной поверхности опорного горизонта с помощью алгоритмов машинного обучения на данных потенциальных полей и данных глубин после предобработки;
  - получение данных глубин в зонах пропуска с помощью обученной модели структурной поверхности опорного горизонта;
  - объединение входных данных глубин после предобработки и данных глубин, полученных с помощью обученной модели, и создание карты структурной поверхности опорного горизонта.

2. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по п.1, при котором дополнительно осуществляют разработку участка с помощью карты структурной поверхности опорного горизонта.

3. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по п.1, при котором дополнительно после объединения входных данных глубин после предобработки и данных глубин, полученных с помощью обученной модели, осуществляют обратную интерполяцию данных глубин после предобработки и данных глубин, полученных с помощью обученной модели, и затем создают карту структурной поверхности опорного горизонта.

4. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по пп.1 и 3, при котором данные потенциальных полей представляют собой данные магниторазведки и/или гравитаразведки.

5. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по пп.1 и 3, при котором данные глубин представляют собой карту структурной поверхности опорного горизонта.

6. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по пп.1 и 3, при котором данные глубин получают по сейсморазведочным данным.

7. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по пп.1 и 3, при котором данные глубин получают по каротажу.

8. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по п.1, при котором дополнительно при обучении модели структурной поверхности опорного горизонта с помощью алгоритмов машинного обучения используют трансформанты потенциальных полей, которые предварительно определяют по входным данным потенциальных полей.

9. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по п.1, при котором данные потенциальных полей образуют группу "предикторы".

10. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по п.1, при котором данные глубин образуют группу целевых переменных.

11. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по п.1, при котором обучение модели структурной поверхности опорного горизонта осуществляют с помощью метода машинного обучения "случайный лес".

12. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по п.1, при котором обучение модели структурной поверхности опорного горизонта осуществляют с помощью метода машинного обучения "регрессия" с использованием гауссовских процессов.

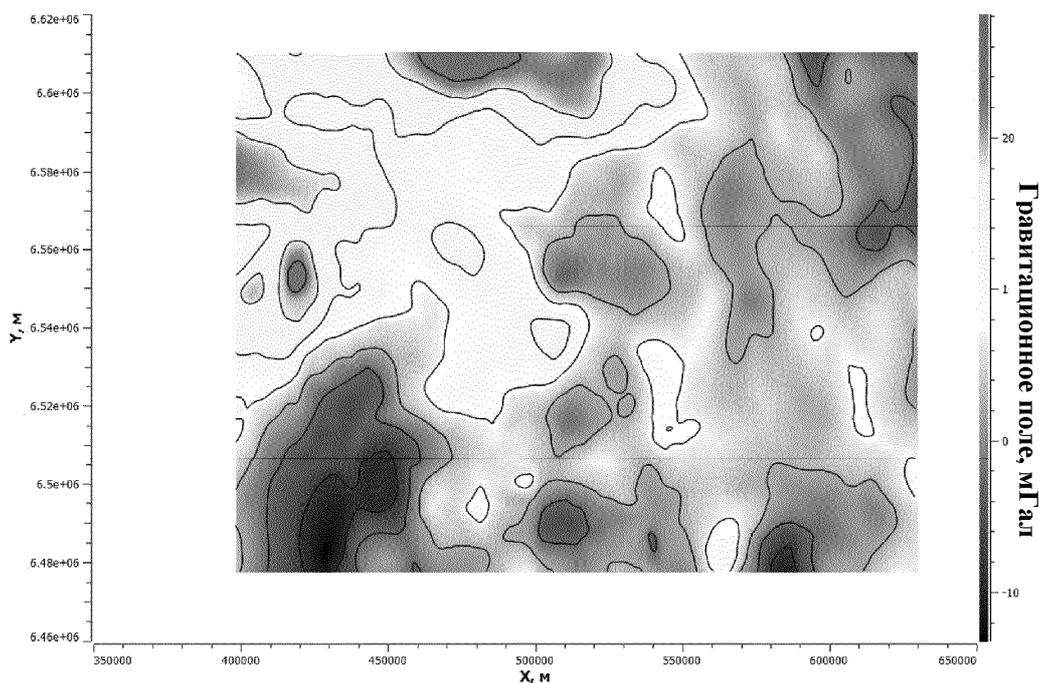
13. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по п.1, при котором дополнительно осуществляют контроль качества полученных данных глубин с помощью обученной модели структурной поверхности опорного горизонта методом перекрестной проверки.

14. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по п.13, при котором для контроля качества полученных данных глубин с помощью обученной модели структурной поверхности опорного горизонта используют метрику сходимости по обучающей выборке среднеквадратичной ошибки.

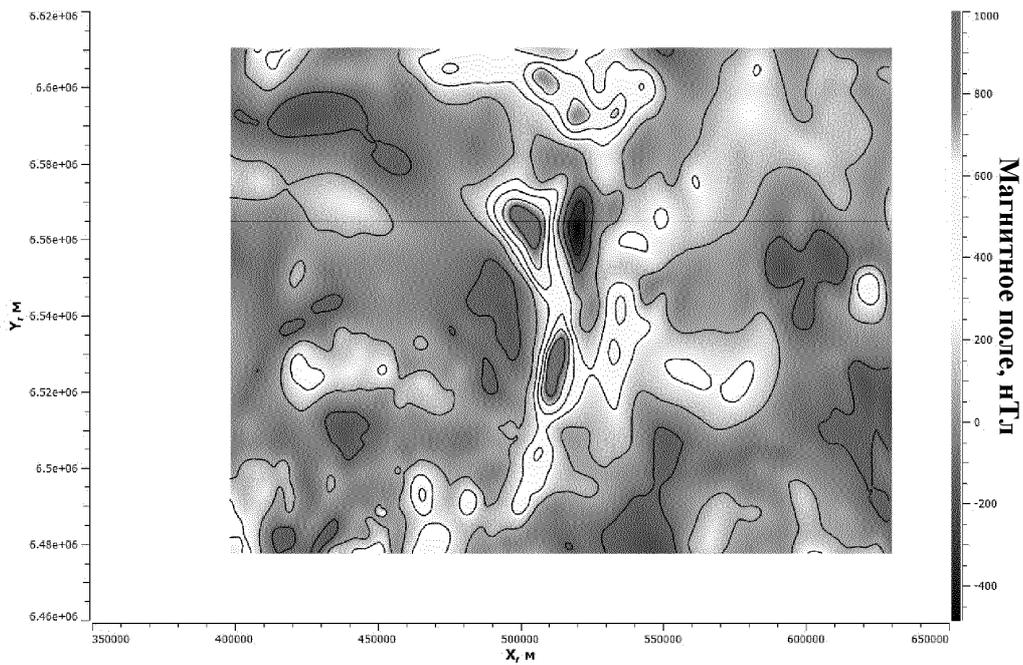
15. Способ определения структурной поверхности опорного горизонта по п.1, при котором заполнение полученных пропущенных значений, кроме зон пропуска данных глубин, при выполнении интерполяции осуществляют путем получения среднего значения входных данных соответствующего типа.

16. Система определения структурной поверхности опорного горизонта, включающая по крайней мере один процессор, оперативную память и машиночитаемые инструкции для выполнения способа определения структурной поверхности опорного горизонта по любому из пп.1-15.

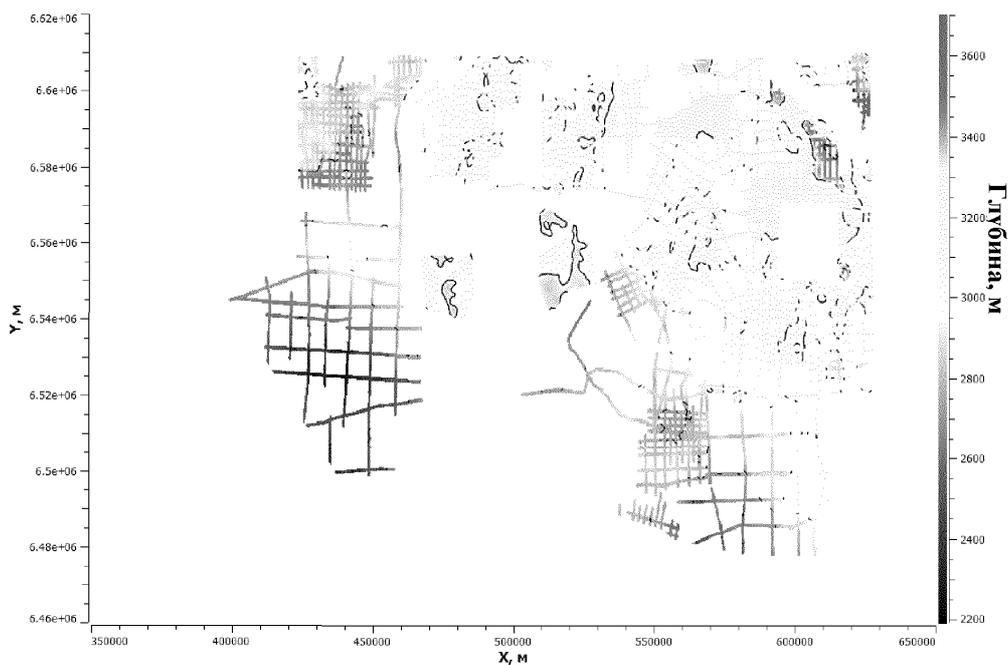
17. Машиночитаемый носитель для определения структурной поверхности опорного горизонта, содержащий компьютерную программу, при исполнении которой на компьютере процессор выполняет способ определения структурной поверхности опорного горизонта по любому из пп.1-15.



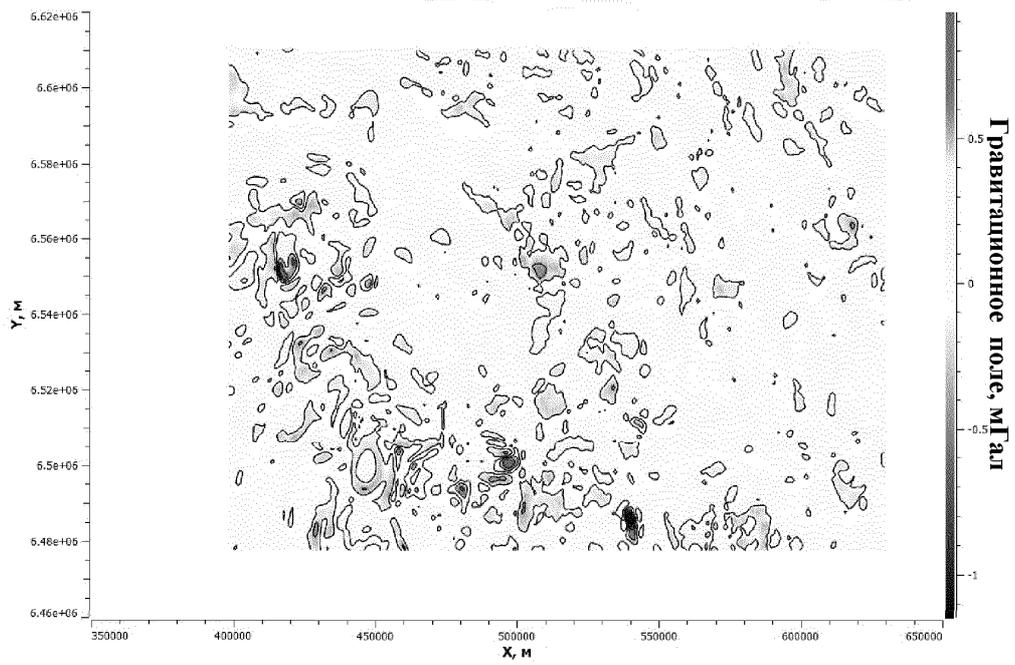
Фиг. 1



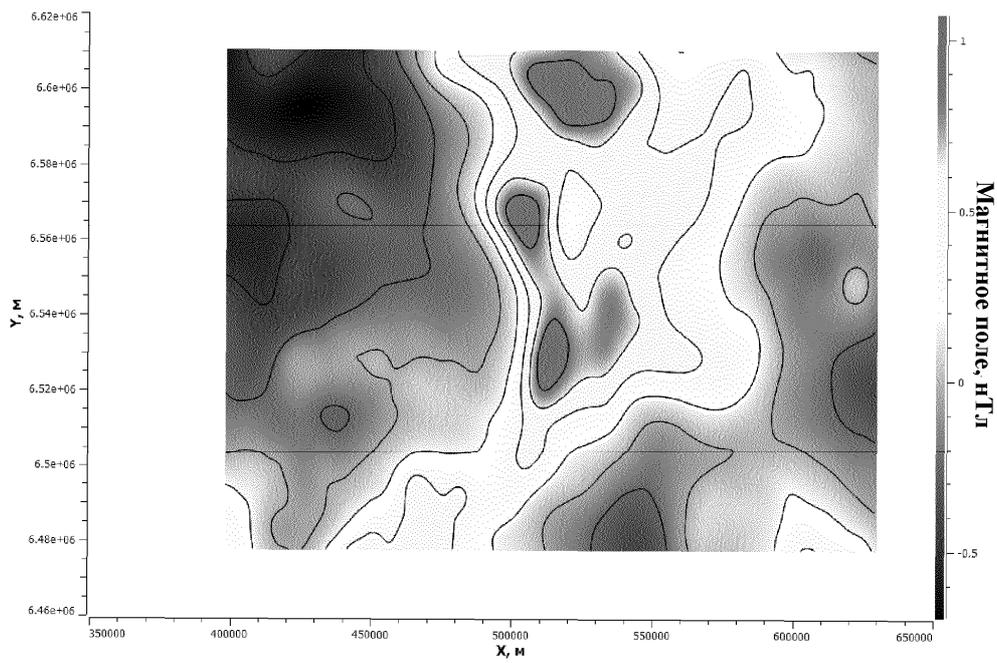
Фиг. 2



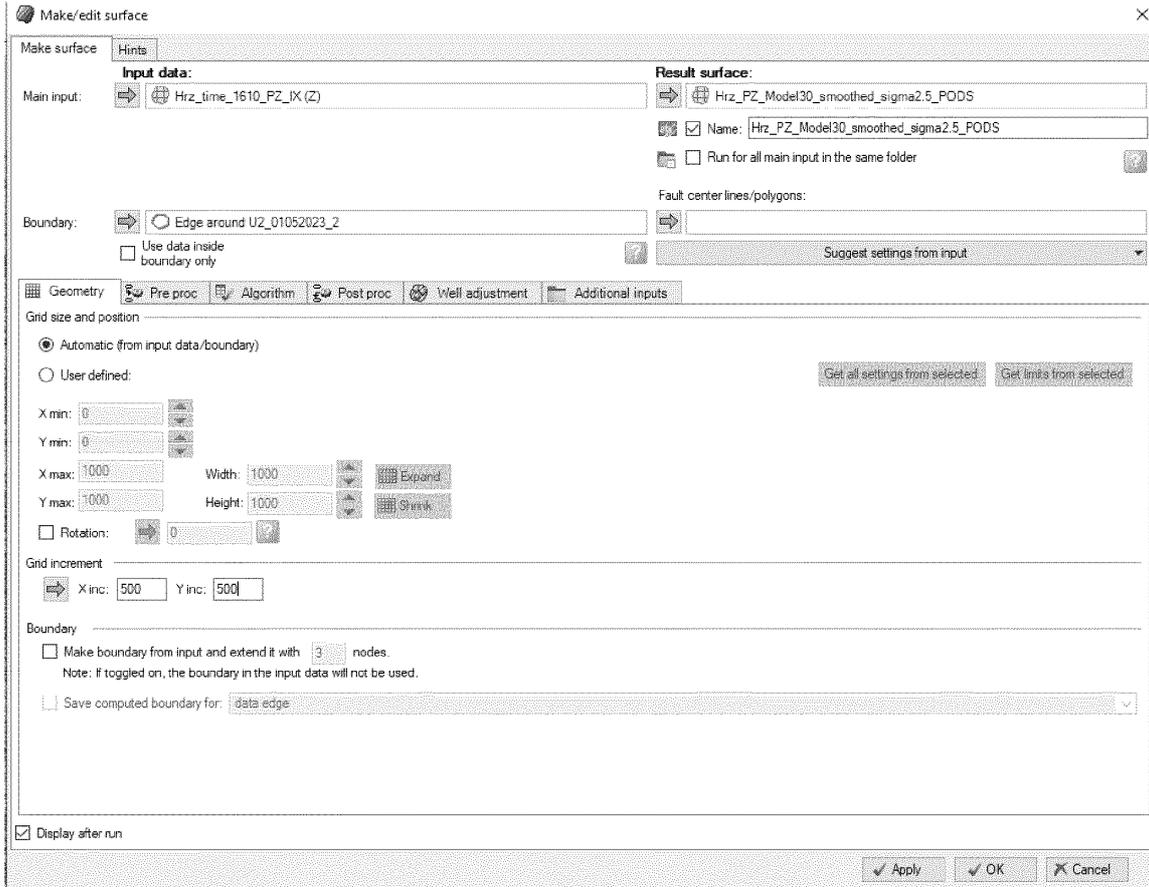
Фиг. 3



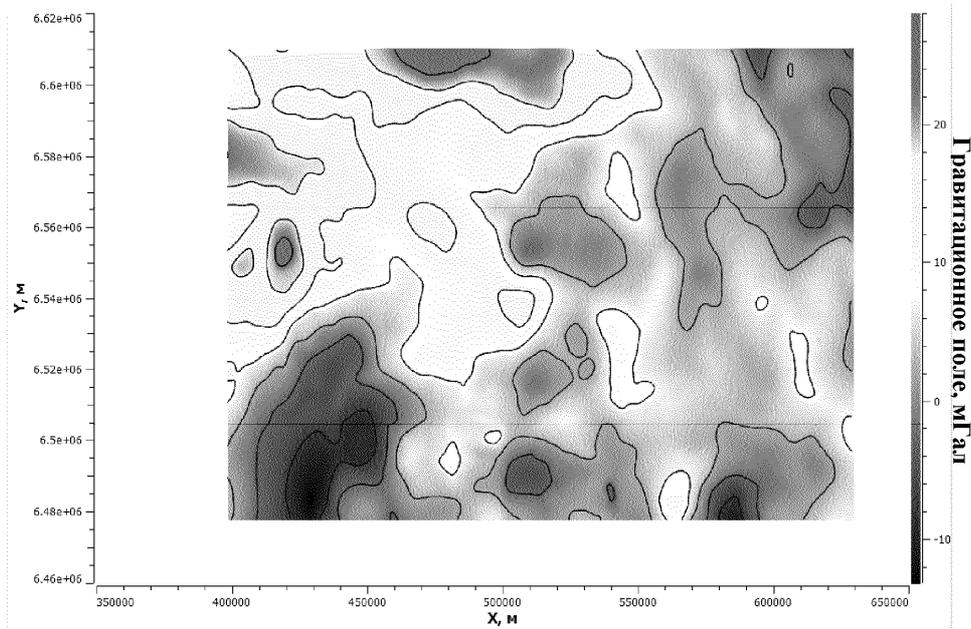
Фиг. 4



Фиг. 5

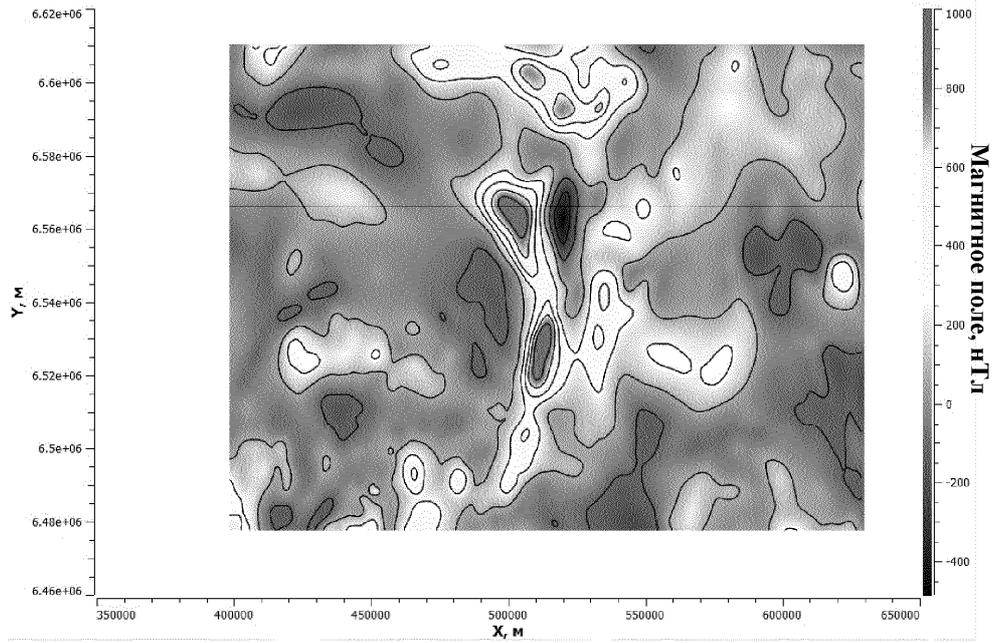


Фиг. 6

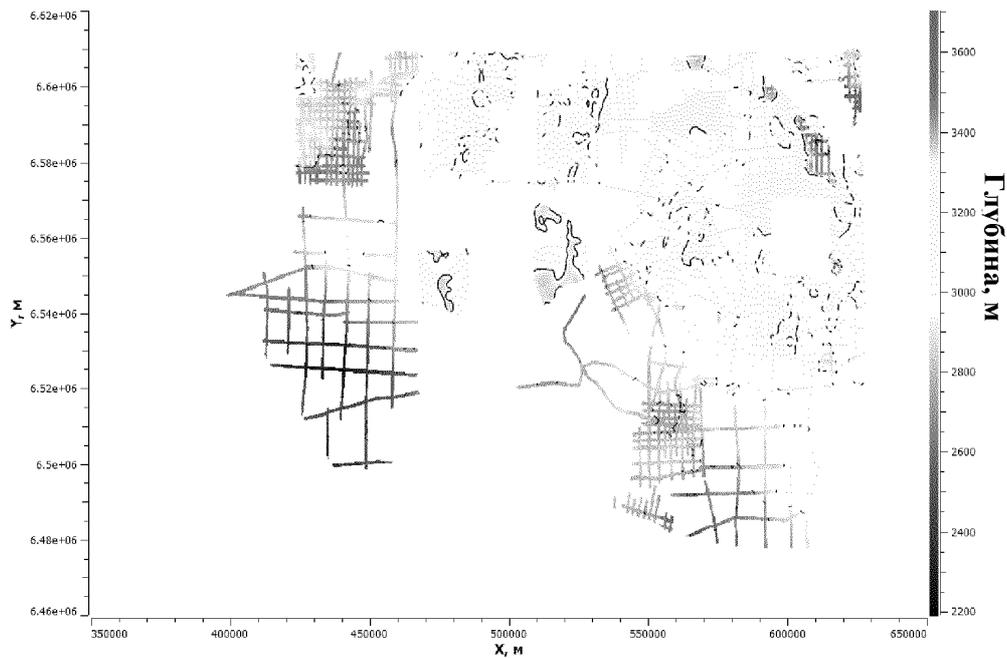


Фиг. 7

046885

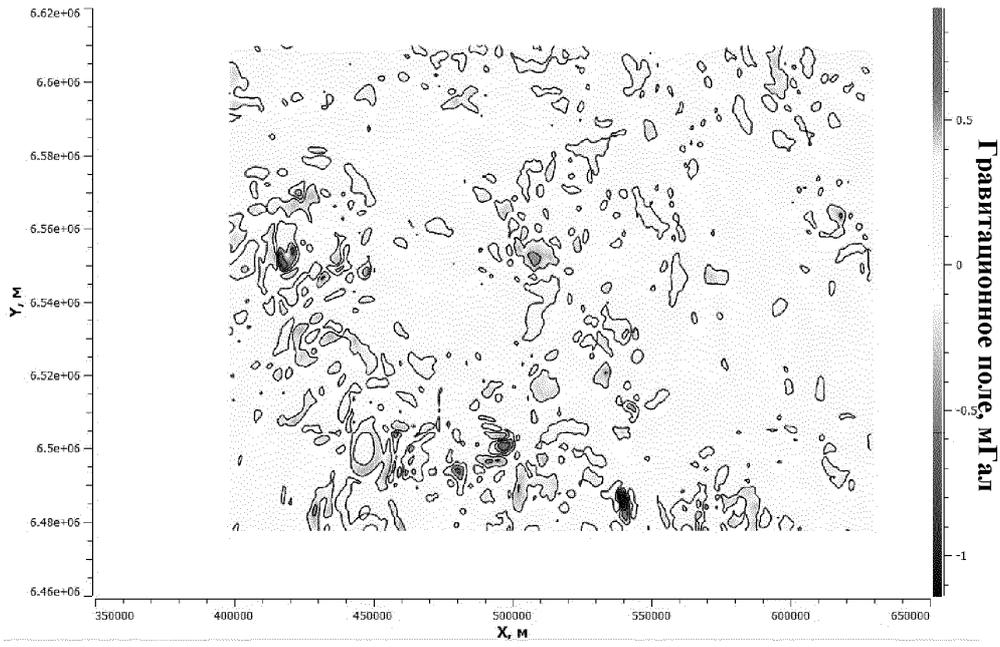


Фиг. 8

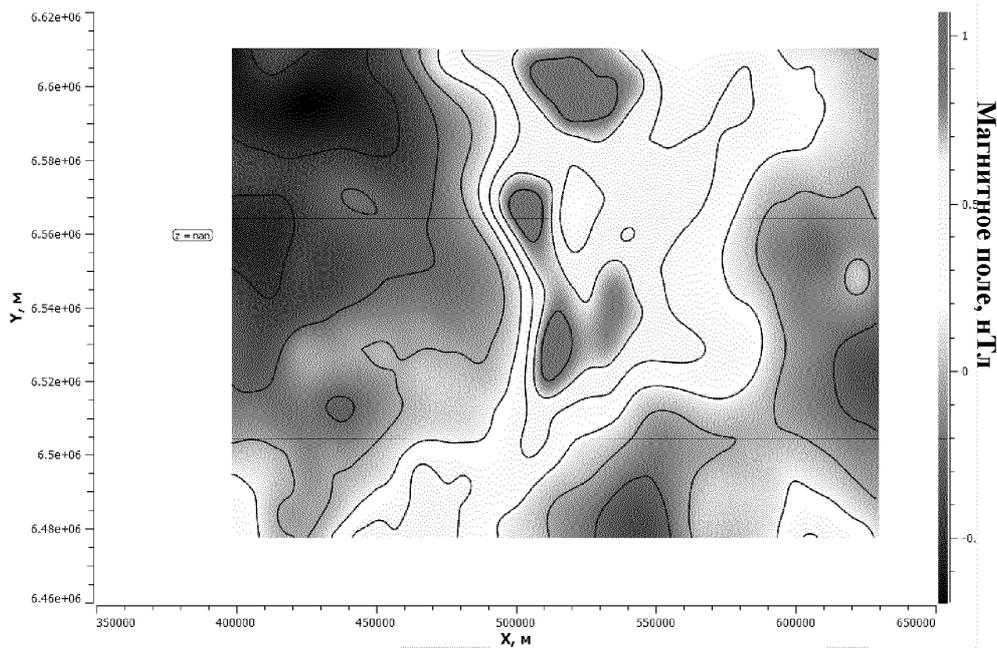


Фиг. 9

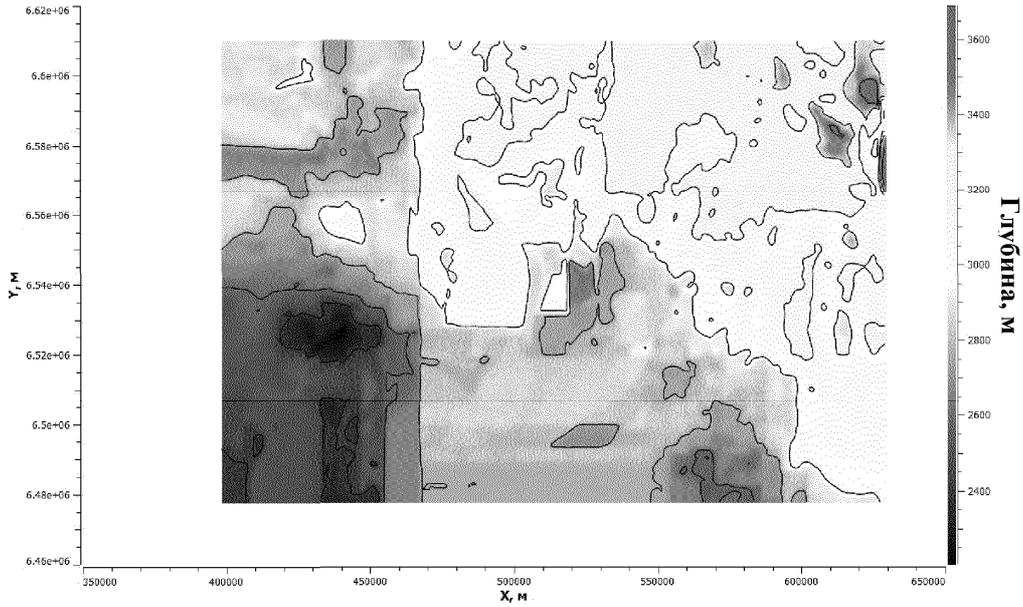
046885



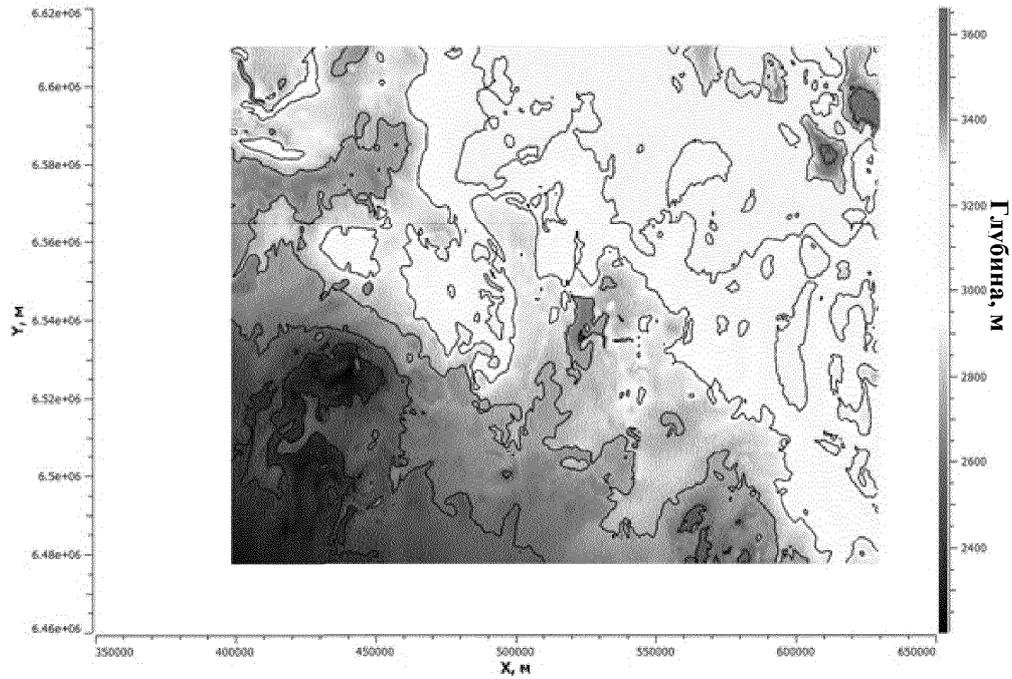
Фиг. 10



Фиг. 11



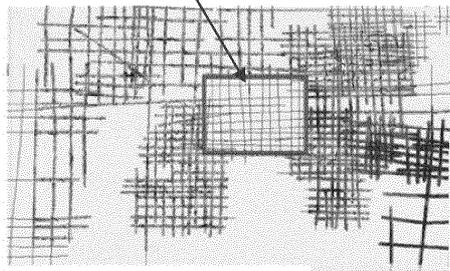
Фиг. 12



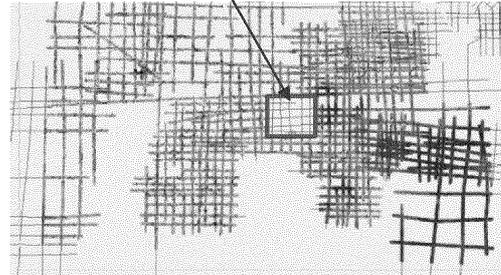
Фиг. 13

Контрольная выборка – 10%

Контрольная выборка – 5%

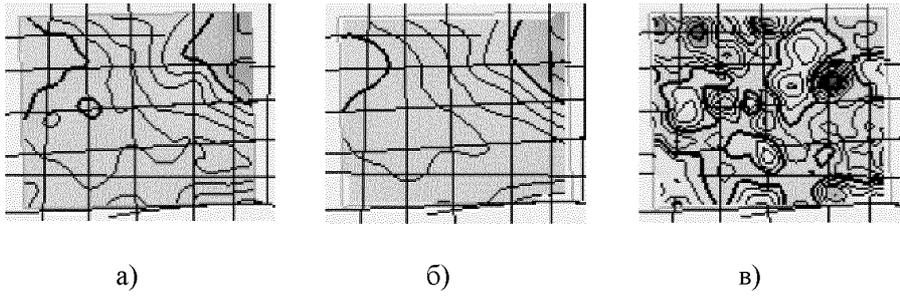


а)

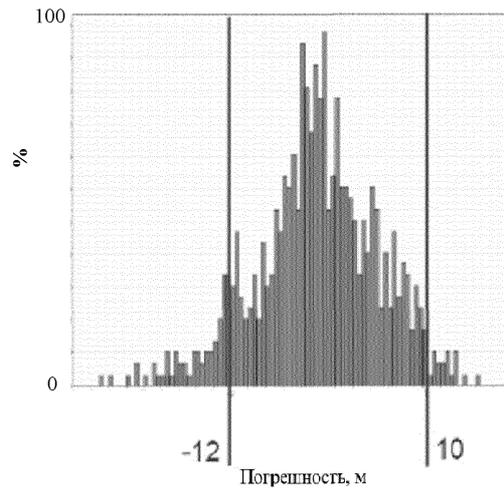


б)

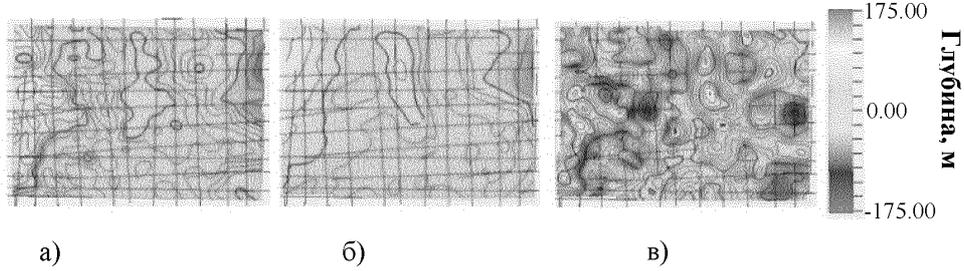
Фиг. 14



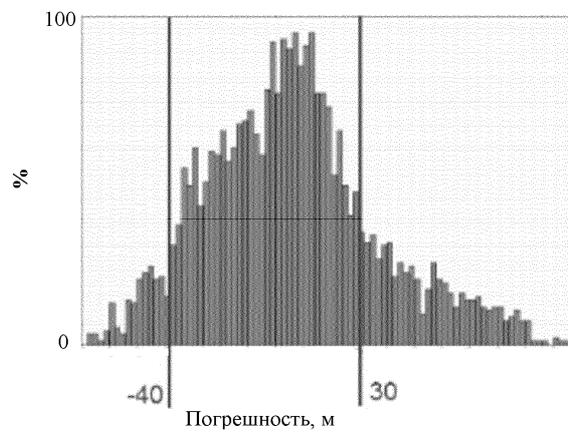
Фиг. 15



Фиг. 16



Фиг. 17



Фиг. 18