

ПОИСК ЗОН ЭКСТРЕМАЛЬНОСТИ НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМОВ ДИСКРЕТНОГО МАТЕМАТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ РИСКОВ ПРИ БУРЕНИИ ПО ГЕОФИЗИЧЕСКИМ ДАННЫМ

Ш. Р. Богоутдинов^{*,1,2}, А. А. Одинцова^{1,2} и А. С. Пирогова^{2,3}

¹Геофизический центр РАН, Москва, Россия

²Институт физики Земли им. О. Ю. Шмидта РАН, Москва, Россия

³Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, Москва, Россия

Получено 1 апреля 2022 г.; принято 11 мая 2022 г.; опубликовано 30 августа 2022 г.

Несмотря на внушительный перечень примеров интеграции теории распознавания образов в различные мероприятия при освоении месторождений нефти и газа, авторы предлагают принципиально новый подход применения искусственного интеллекта. В работе подробно рассматривается алгоритм поиска зон экстремальности, основанный на дискретном математическом анализе (ДМА) – применительно к задаче выявления геологических опасностей. Применение метода показано на моделях физических свойств пород, восстановленных по данным сейсморазведки. Потенциально он так же может быть применен и непосредственно на волновом сейсмическом поле для выявления объектов.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: Дискретный математический анализ, плотность, геологический разрез, вечная мерзлота, содержание газа

Цитирование: Богоутдинов, Ш. Р., А. А. Одинцова и А. С. Пирогова, (2022), Поиск зон экстремальности на основе алгоритмов дискретного математического анализа для выявления рисков при бурении по геофизическим данным, *Российский журнал наук о Земле*, т. 22, ES4007, 10.2205/2022ES000796.

ВВЕДЕНИЕ

Важным этапом освоения нефтегазовых шельфовых месторождений является разработка и оптимизация плана эксплуатационного бурения. Для эффективного планирования работ по обустройству месторождения, в том числе для планирования эксплуатационного бурения, необходимо предварительно провести оценку инженерно-геологических условий в верхней части разреза (ВЧР), выявить объекты в ВЧР, являющиеся потенциально неблагоприятными для проведения буровых работ (так называемые опасности), а также выполнить детальный прогноз потенциальных рисков вдоль стволов проектируемых скважин [Marsset *u др.*, 2012]. Из-за малого объема разведочных скважин и геолого-геофизических скважинных исследований на шельфе, основным источником информации о строении недр на шельфовых месторождениях являются материалы дистанционных исследований, в первую очередь, данные сейсморазведки.

В настоящее время активно развиваются методики автоматического выявления и классифи-

кации геологических объектов (разломов, границ раздела сред) по сейсмическим данным при помощи алгоритмов системного анализа, в том числе алгоритмов машинного обучения [Jaglan *u др.*, 2021; Sacrey *u Roden*, 2018]. Очевидно, что такие алгоритмы могут также оказаться эффективными в части распознавания и оконтуривания потенциально опасных объектов и зон повышенного риска для бурения по сейсмическим разрезам.

Несмотря на внушительный перечень примеров интеграции теории распознавания образов в различные мероприятия при освоении месторождений нефти и газа, авторы данной работы предлагают принципиально новый подход применения искусственного интеллекта.

В работе подробно рассматривается один из алгоритмов системного анализа – алгоритм поиска зон экстремальности, основанный на дискретном математическом анализе (ДМА) – применительно к задаче выявления геологических опасностей. Эффективность алгоритма проиллюстрирована на модельных данных – моделях верхней части геологического разреза (до 100 м по грунту), с потенциально опасными элементами для бурения, которые были построены по результатам интер-

*Контакт: shm@gcras.ru

претации 2D высокочастотных сейсмических данных МОВ (метода отраженных волн), полученных в условиях мелководного Арктического шельфа. Несмотря на то, что применение метода показано на моделях физических свойств пород, восстановленных по данным сейсморазведки, потенциально он так же может быть применен и непосредственно на волновом сейсмическом поле для выявления объектов.

1 АЛГОРИТМ ПОИСКА ЗОН ЭКСТРЕМАЛЬНОСТИ

Алгоритм поиска зон экстремальности реализуется в рамках искусственного интеллекта и нечеткой логики на основе дискретного математического анализа (ДМА) [Agayan *и др.*, 2018]. Дискретный математический анализ (ДМА) – это метод анализа дискретных данных, основанный на нечетких аналогах понятий классического математического анализа: предела, непрерывности, гладкости, связности, монотонности, экстремума и т.д. Предлагается для анализа дискретных данных воспользоваться классической непрерывной математикой, заменив в ней фундаментальные основы нечеткими моделями их дискретных аналогов. Поиск зон экстремальности в рамках ДМА предлагается осуществить с помощью алгоритма DPS (Discrete Perfect Sets).

1.1 Алгоритм DPS

Пусть (X, d) – конечное метрическое пространство, $A, B \subset X$ и $x \in X$.

Плотность $P(A, x)$ на множестве X – это отображение произведения $2^X \times X$ в \mathbb{R} , возрастающее по первому аргументу:

$$\forall x, A \subset B \Rightarrow P(A, x) \leq P(B, x).$$

Значение $P(A, x)$ называется плотностью подмножества A в x и в дальнейшем будет обозначаться через $P_A(x)$.

Подмножество A называется α -совершенным в x для $\alpha > 0$, если

$$A = \{x \in X : P_A(x) \geq \alpha\}.$$

Процесс построения в X максимального α -совершенного подмножества $X(\alpha)$ называется алгоритмом DPS (Discrete Perfect Sets) и получается в результате пересечения

$$X(\alpha) = \bigcap_{k=1}^{\infty} X^k(\alpha),$$

где

$$X^{k+1}(\alpha) = \{x \in X^k(\alpha) : P_{X^k(\alpha)}(x) \geq \alpha\}.$$

Пересечение $\bigcap_{k=1}^{\infty}$ обязательно достигается, потому что всегда является конечным в силу конечности X и вложенности $X^{k+1}(\alpha)$ в $X^k(\alpha)$ при всех $k = 0, 1, \dots$

Если понимать плотность $P_A(x)$ как меру предельности точки x для множества A и считать все точки с плотностью большей или равной α предельными для A , то множество $X(\alpha)$ будет совпадать с множеством своих предельных точек. В этом смысле $X(\alpha)$ является аналогом топологического совершенного множества. Отсюда название алгоритма Discrete Perfect Sets.

Выбор уровня α сильно влияет на результат работы алгоритма DPS. Удобным инструментом для выбора уровня α являются нечеткие сравнения [Agayan *и др.*, 2018]. Они позволяют эффективно строить уровень предельности так, чтобы результаты DPS действительно были плотны на общем фоне.

Нечеткое сравнение $n(a, b)$ двух неотрицательных чисел a и b есть мера превосходства числа b над числом a , выраженная в шкале отрезка $[-1, 1]$:

$$n(a, b) = \text{mes}(a < b) \in [-1, 1] \quad (1)$$

Нечеткое сравнение числа a и конечного множества B ($a \in \mathbb{R}^+, B \subset \mathbb{R}^+$) можно определить как среднее нечетких сравнений a со всеми числами из B :

$$n(a, B) = \frac{\sum_{b \in B} n(a, b)}{|B|}, \quad n(B, a) = \frac{\sum_{b \in B} n(b, a)}{|B|}$$

и понимать их как меру минимальности $\text{mes min}_B a$ и меру максимальности $\text{mes max}_B a$ числа a на фоне B :

$$\text{mes min}_B a = n(a, B), \quad \text{mes max}_B a = n(B, a). \quad (2)$$

Мера максимальности $\text{mes max}_B a$ дает возможность сформулировать необходимое требование к результату алгоритма DPS: его плотность в каждой своей точке должна быть значительной (достаточно максимальной) на фоне X .

Для этого сначала рассчитывается плотность всего пространства X во всех его точках

$$P_X(X) = \{P_X(x) : x \in X\}.$$

Это «фон X ». Если $\beta \in [-1, 1]$ – необходимый уровень экстремальности плотности P на фоне X , то непосредственный уровень $\alpha = \alpha(\beta)$ для P однозначно определяется по β из уравнения

$$n(P_X(X), \alpha) = \beta, \quad (3)$$

поскольку соответствие $\alpha \rightarrow n(P_X(X), \alpha)$ непрерывно и монотонно. Решать уравнение (3) можно методом деления отрезка пополам.

Таким образом, алгоритм DPS должен найти в X подмножество $X(\beta)$, β -экстремально P -плотное на общем фоне X в каждой своей точке:

$$x \in X(\beta) \leftrightarrow n(P_X(X), P_{X(\beta)}(x)) \geq \beta \leftrightarrow P_{X(\beta)}(x) \geq \alpha(\beta).$$

1.2 Алгоритм FDPS (функциональный DPS)

Функциональной FDPS связан со специальной плотностью $P_A(x) = P(A, x, \varphi, r)$, в основе которой лежит функция $\varphi: X \rightarrow [0, 1]$ и локализация радиуса r :

$$P_A(x) = \frac{\sum \varphi(y) : y \in S_A(x, r)}{|S_A(x, r)|}, \quad (4)$$

где $S_A(x, r)$ – замкнутый шар в A с центром в x радиуса r :

$$S_A(x, r) = \{y \in A : \|x - y\| \leq r\}.$$

Результат $X(\alpha)$ работы такого алгоритма FDPS представляет собой максимальное подмножество в X , на котором функция φ r -локально в среднем $\geq \alpha$.

Вес φ можно считать неотрицательным рельефом на X . Алгоритм FDPS эффективно ищет основания его возвышенностей, что имеет фундаментальное значение в анализе данных, в частности, в анализе временных рядов.

1.3 Алгоритм VDPS (векторный DPS)

На конечном метрическом пространстве (X, d) задано несколько неотрицательных функций φ_i^n . Требуется найти зоны аномальности, в которых каждая из функций имеет возвышенность.

Для решения поставленной задачи для каждой функции φ_i выбираем характерную для нее плотность $P_A^i(x) = P(A, x, \varphi_i, r)$ (4) и соответствующий уровень экстремальности $\alpha_i > 0$. Пусть $\bar{\alpha} = \{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$.

Подмножество A называется $\bar{\alpha}$ -совершенным в x для $\alpha_i > 0, i = 1, \dots, n$, если

$$A = \{x \in X : P_A^i(x) \geq \alpha_i, i = 1, \dots, n\}.$$

Процесс построения в X максимального $\bar{\alpha}$ -совершенного подмножества $X(\bar{\alpha})$ осуществляется обычным алгоритмом DPS и получается в результате пересечения

$$X(\bar{\alpha}) = \bigcap_{k=1}^{\infty} X^k(\bar{\alpha}),$$

где

$$X^{k+1}(\bar{\alpha}) = \{x \in X^k(\bar{\alpha}) : P_{X^k(\bar{\alpha})}^i(x) \geq \alpha_i, i = 1, \dots, n\}.$$

2 РАБОТА АЛГОРИТМА VDPS НА МОДЕЛЬНЫХ ДАННЫХ

2.1 Модели верхней части геологического разреза

Для опробования алгоритма была рассмотрена выборка двумерных (2D) моделей упругих характеристик (параметров Ламэ) и плотности отложений для верхней части геологического разреза. Модели были построены по результатам интерпретации реальных 2D данных сейморазведки высокого и сверхвысокого разрешения (СВР и ССВР соответственно), полученных в условиях мелководного Арктического шельфа в рамках рекогносцировочных инженерно-геофизических изысканий [Колобакин и др., 2017]. Границы раздела сред в моделях были определены посредством корреляции осей синфазности отражающих горизонтов (рефлекторов) на суммарных сейсмических разрезах МОВ-ОГТ (метода отраженных волн в модификации общей глубинной точки). Оценки упругих характеристик и плотности для отложений были получены в результате применения к сейсмическим данным МОВ-ОГТ динамического инверсионного преобразования. То есть был осуществлен переход от наблюдаемых амплитуд отраженных сейсмических волн к физическим параметрам среды, а именно – к динамическим упругим модулям и плотности отложений. Подробное описание методики инверсионного преобразования и оценки свойств среды приводится в работе [Пирогова и др., 2019].

В качестве основных моделей для опробования предложенного алгоритма системного анализа были выбраны две модели, значительно различающиеся между собой особенностями геологического строения. Обе модели содержат потенциально опасные элементы для проведения буровых работ. Было установлено, что в районе работ наибольшие риски связаны с присутствием в разрезе так называемых “газовых карманов” – областей повышенного газонасыщения грунтов – и областей распространения реликтовой вечной мерзлоты. При планировании буровых работ и строительстве скважин стоит учитывать особенности распространения обоих этих типов геологических опасностей. Потенциальные осложнения и связанные с этими типами опасностей риски для проведения буровых работ на шельфе рассмотрены в работе [Миرونюк и Росляков, 2021]. На рисунках показаны модели плотности для участка среды с включением вечной мерзлоты (рис. 1) и интервалом повышенного газонасыщения (рис. 2). Мерзлые грунты характеризуются повышенной плотностью относительно вмещающих отложений (рис. 1), в то время как при замещении воды на газ в порых неконсоли-

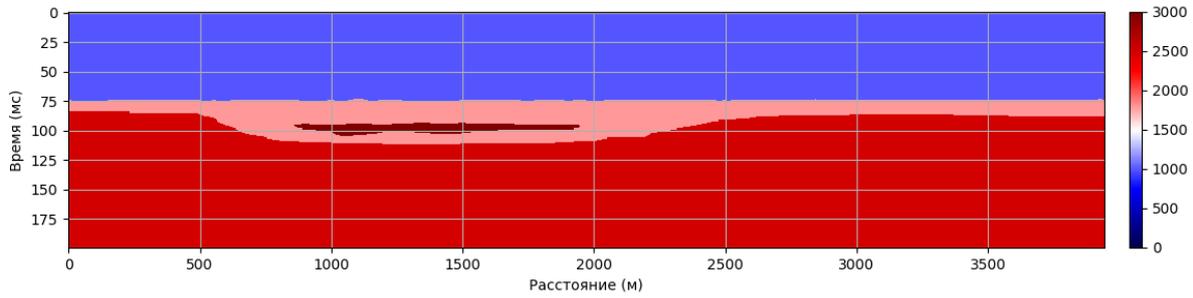


Рис. 1: Модель с включением вечной мерзлоты, характеризующейся высокой плотностью относительно вмещающих отложений.

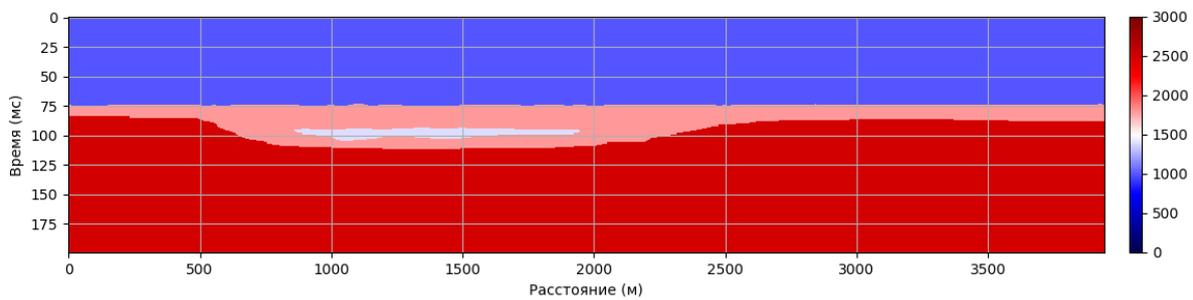


Рис. 2: Модель с включением газа. Газонасыщенный интервал характеризуется пониженной плотностью относительно вмещающих отложений.

дированных придонных отложений наблюдается небольшое уменьшение удельной плотности отложений (рис. 2).

Каждый из объектов представляет собой двумерную сетку размерностью 200×1972 .

2.2 Применение алгоритма VDPS

Для поиска области, в которой наиболее ярко проявляется вечная мерзлота на первом рельефе и пониженное содержание газа на втором рельефе, первый рельеф заменен на меру максимальной (рис. 3), а второй – на меру минимальности (рис. 4) (2). Теперь область значений каждого рельефа находится в пределах $[0, 1]$, а интересные фрагменты имеют достаточно большие значения.

Теперь для запуска алгоритма VDPS требуется построить плотности на обоих рельефах (рис. 3 и рис. 4):

$$P_A^i(x, t) = \frac{\sum \varphi_i(\bar{x}, \bar{t}) \delta_x(\bar{x}) \delta_t(\bar{t}) : \bar{x}, \bar{t} \in S_A(x, t, r_x, r_t)}{\sum \delta_x(\bar{x}) \delta_t(\bar{t}) : \bar{x}, \bar{t} \in S_X(x, t, r_x, r_t)},$$

$$i = 1, 2,$$

где $S_A(x, r)$ – замкнутый прямоугольник в A с центром в x, t :

$$S_A(x, t, r_x, r_t) = \{\bar{x}, \bar{t} \in A : |x - \bar{x}| \leq r_x, |t - \bar{t}| \leq r_t\},$$

а $\delta_x(\bar{x})$ и $\delta_t(\bar{t})$ – весовые функции по пространству и времени:

$$\delta_x(\bar{x}) = \begin{cases} \left(1 - \frac{|x - \bar{x}|}{r_x}\right)^{p_x}, & |x - \bar{x}| \leq r_x \\ 0, & |x - \bar{x}| > r_x \end{cases},$$

$$\delta_t(\bar{t}) = \begin{cases} \left(1 - \frac{|t - \bar{t}|}{r_t}\right)^{p_t}, & |t - \bar{t}| \leq r_t \\ 0, & |t - \bar{t}| > r_t \end{cases},$$
(5)

$$p_x, p_t \geq 0.$$

Теперь, выбрав $\beta \in [-1, 1]$ и рассчитав α_i из уравнений $n(P_X^i(X), \alpha_i) = \beta, i = 1, 2$ (3), можно запустить векторный VDPS. На рис. 5 приведен график зависимости размера аномальной области от параметра β ($r_x = 5, r_t = 3, p_x = 15, p_t = 10$).

Как видно из графика есть три области стабильности размера области: $\beta \in [-0, 36, -0, 29]$, $\beta \in [-0, 28, -0, 07]$, $\beta \in [-0, 06, 0, 05]$. На рис. 6 приведены характерные формы и размеры для каждой области.

2.3 Критерий качества

Методы ДМА позволяют по-разному оценить качество $Q(P, \beta)$ работы алгоритма DPS как преимущество результата $X_p(\beta)$ над дополнением $\bar{X}_p(\beta)$ [Agayan и др., 2021]. В статье рассмотрен следующий вариант $Q(P, \beta)$: обозначим через

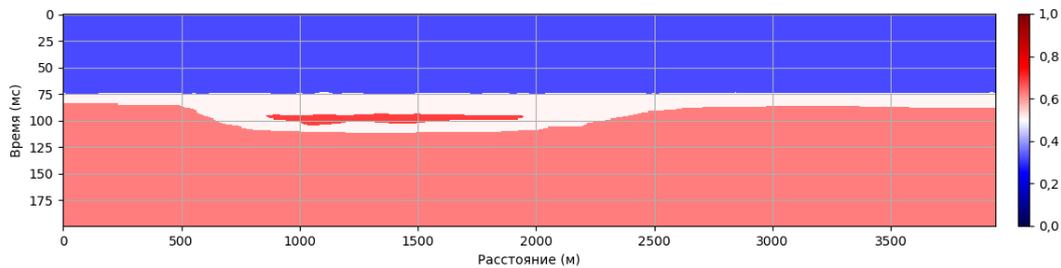


Рис. 3: Мера максимальности для модели включением вечной мерзлоты, соответствует модели представленной на рис. 1

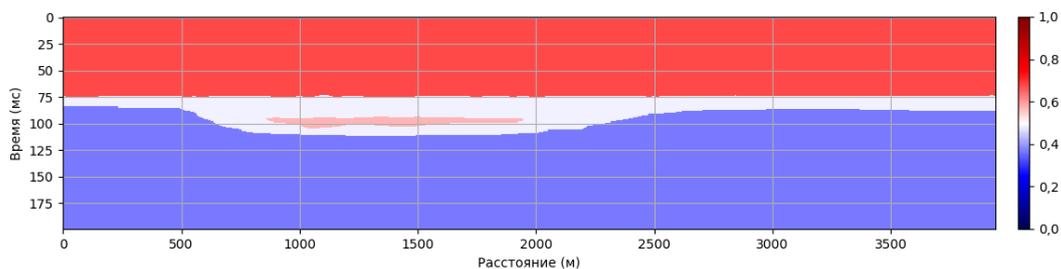


Рис. 4: Мера минимальности для модели с включением газа, соответствует модели представленной на рис. 2

$M(P, \beta)$ ($\overline{M(P, \beta)}$) средние плотности $X_P(\beta)$ ($\overline{X_P(\beta)}$) в своих точках, тогда $Q(P, \beta)$ есть результат их нечеткого сравнения (1)

$$Q(P, \beta) = n(\overline{M(P, \beta)}, M(P, \beta)).$$

В случае алгоритма VDPS критерий качества приобретает вид

$$Q(P, \beta) = *_{i=1}^m (n(\overline{M_i(P_i, \beta)}, M_i(P_i, \beta))),$$

где * – обычное суммирование или нечеткая дизъюнкция [Аверкин и др., 1986], $M_i(P_i, \beta)$ – средняя плотность решения $X_{P_i}(\beta)$ ($\overline{M_i(P_i, \beta)}$ – средняя плотность $\overline{X_{P_i}(\beta)}$), m – количество рельефов.

На рис. 7 показана зависимость качества кластеризации в зависимости от β . Как видно из графика наилучшее качество достигается при $\beta \in [-0,01, 0,05]$.

ОБСУЖДЕНИЕ

Одним из основных параметров алгоритма VDPS является весовая функция (5), которая в свою очередь зависит от параметров окна обзора r_x, r_t, p_x, p_t . При построении зон аномальности на рис. 6 использовались следующие параметры: $r_x = 5, r_t = 3, p_x = 15, p_t = 10$. В табл. 1 приведена зависимость характерных размера кластера от параметров окна и уровня экстремальности β .

Как видно из таблицы при исследуемых параметрах есть три характерных размера кластера, при этом наивысшее качество достигается при

размере кластера ~ 3600 . На рис. 8 показано влияние параметров окна на размер и форму итогового кластера высшего качества.

Анализ итогов показывает, что при заданных параметрах получаются кластеры приблизительно одинакового размера. Но при более высоких показателях степени p_x и p_t для достижения этого требуется больший уровень экстремальности β , а результат получается тоньше (качественнее).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанный подход позволит извлечь из разнородных данных информацию, интерпретация которой может служить основой для оптимизации дальнейших производственных работ. Кроме того, представится возможной не только оценка производительности имеющихся скважин месторождения на этапах разведки и разработки, но и составление прогноза производительности новых скважин путем интерполяции, что позволит существенно сократить финансовые и трудовые затраты на производстве.

ПРИЗНАТЕЛЬНОСТЬ

Статья написана при поддержке РФФ № 19-77-10062 «Оценка рисков при бурении на основе геофизических данных, геомеханического моделирования и методов системного анализа».

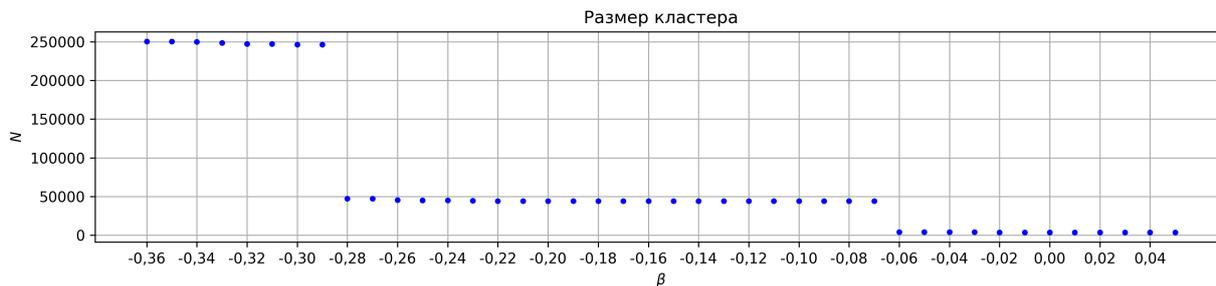


Рис. 5: Зависимость размера аномальной искомой области от β .

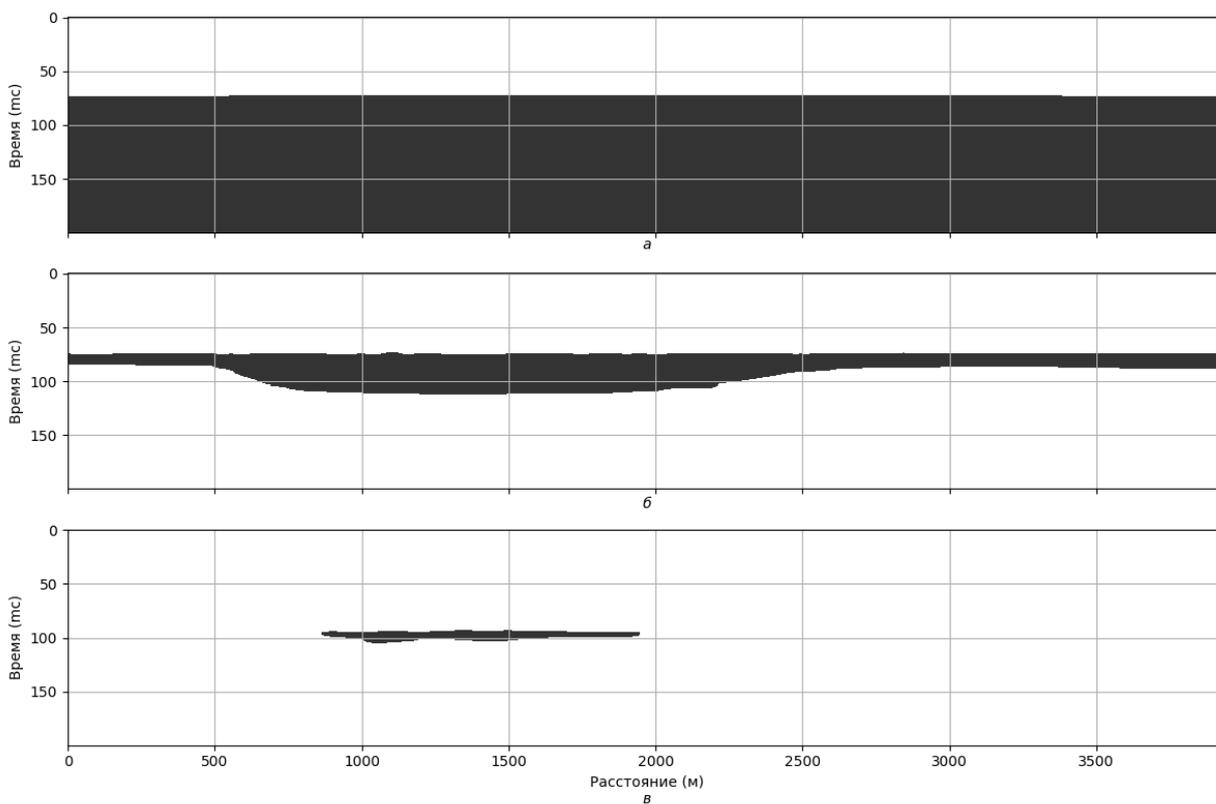


Рис. 6: а – размер аномальной области 249889 точек ($\beta = -0,34$); б – размер аномальной области 44352 точек ($\beta = -0,16$); в – размер аномальной области 3563 точек ($\beta = 0,02$)

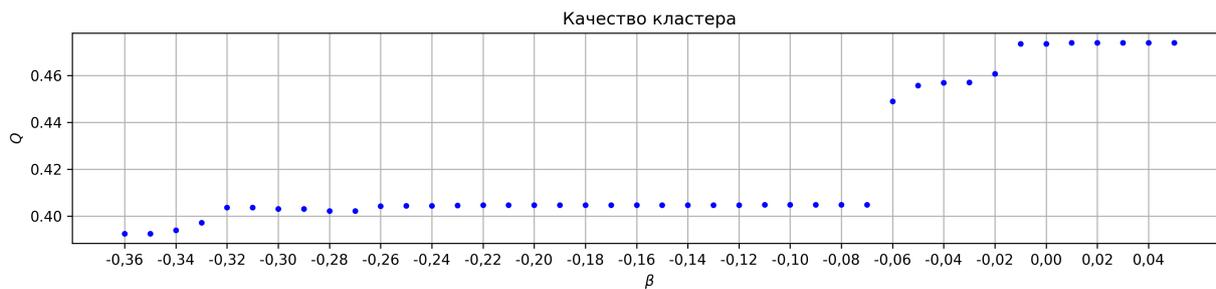


Рис. 7: Зависимость $Q(P, \alpha)$ от β

Таблица 1: Зависимость размера кластера от параметров алгоритма VDPS

№	r_x	r_t	p_x	p_t	Размер кластера		
					~ 250,000	~ 45,000	~ 3600
1	5	3	0	0	$\beta \in [-0,63, -0,598]$	$\beta \in [-0,58, -0,49]$	$\beta \in [-0,45, -0,44]$
2	5	3	1	1	$\beta \in [-0,62, -0,58]$	$\beta \in [-0,57, -0,46]$	$\beta \in [-0,44, -0,40]$
3	5	3	2	2	$\beta \in [-0,61, -0,57]$	$\beta \in [-0,56, -0,43]$	$\beta \in [-0,41, -0,36]$
4	5	3	4	4	$\beta \in [-0,56, -0,51]$	$\beta \in [-0,50, -0,36]$	$\beta \in [-0,37, -0,25]$
5	5	3	8	8	$\beta \in [-0,45, -0,39]$	$\beta \in [-0,38, -0,20]$	$\beta \in [-0,19, -0,07]$
6	5	3	10	5	$\beta \in [-0,47, -0,41]$	$\beta \in [-0,40, -0,23]$	$\beta \in [-0,22, -0,10]$
7	5	3	15	10	$\beta \in [-0,36, -0,29]$	$\beta \in [-0,28, -0,07]$	$\beta \in [-0,06, 0,05]$
8	5	3	15	15	$\beta \in [-0,34, -0,26]$	$\beta \in [-0,25, -0,05]$	$\beta \in [-0,04, 0,07]$

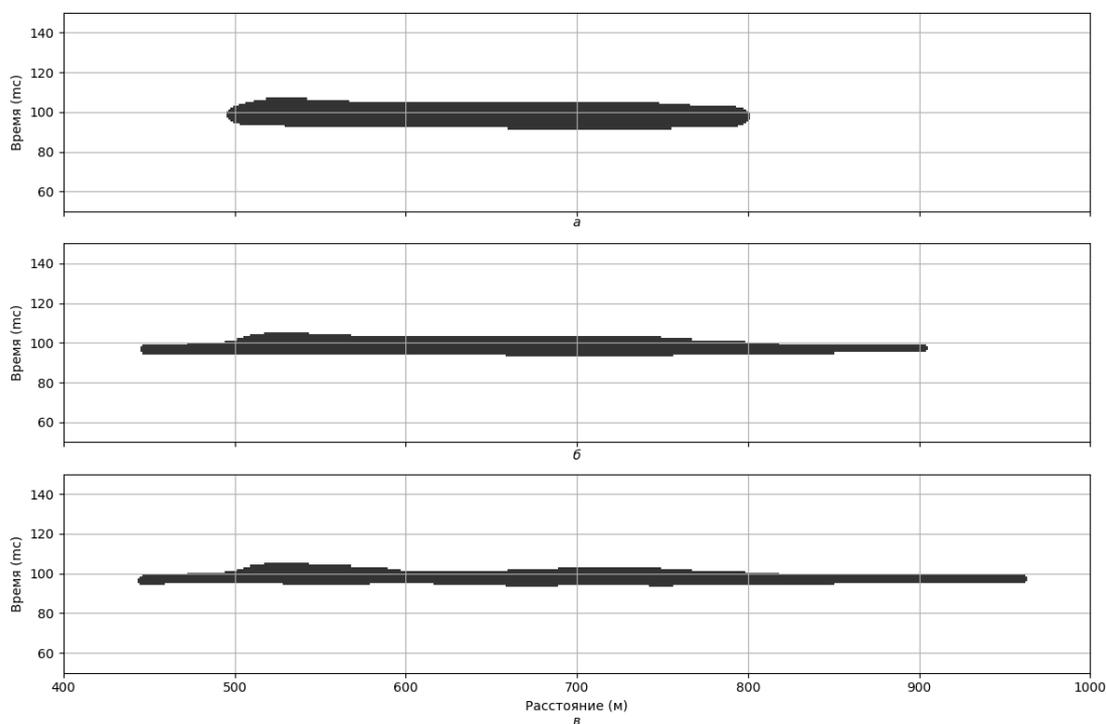


Рис. 8: а – размер аномальной области 3963 точек (набор параметров № 2 из табл. 1, $\beta = -0,42$); б – размер аномальной области 3584 точки (набор параметров № 5 из табл. 1, $\beta = -0,11$); в – размер аномальной области 3502 точки (набор параметров № 7 из табл. 1, $\beta = 0,05$)

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Аверкин А. Н., Батыршин И. З., Блишун А. Ф., Силов В. Б., Тарасов В. Б. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта. — Наука, Москва, 1986.
 Колюбакин А. А., Росляков А. Г., Миронюк С. Г., Пирогова А. С., Токарев М. Ю., Ксенофонтова М. А. Изучение приоритетных геологических опасностей при подготовке к поисково-разведочным работам на шельфе моря Лаптевых // Инженерные Изыскания. — 2017. — №

10. — С. 36–52. — DOI: [10.25296/1997-8650-2017-10-36-52](https://doi.org/10.25296/1997-8650-2017-10-36-52).
 Миронюк С. Г., Росляков А. Г. Мерзлые грунты шельфа арктических морей: подходы к обнаружению и изучению // Фундаменты. — 2021. — № 1. — 17–21.
 Пирогова А. С., Тихоцкий С. А., Токарев М. Ю., Сучкова А. В. Прогноз упруго-прочностных свойств придонных грунтов на основе инверсии данных сейсморазведки сверхвысокого и ультравысокого разрешения // Геофизические про-

- цессы и биосфера. — 2019. — Т. 18, № 4. — С. 191–202. — DOI: [10.21455/gpb2019.4-16](https://doi.org/10.21455/gpb2019.4-16).
- Agayan S., Bogoutdinov S., Kamaev D., Kaftan V., Osipov M., Tatarinov V. Theoretical Framework for Determination of Linear Structures in Multidimensional Geodynamic Data Arrays // Applied Sciences. — 2021. — Vol. 11, no. 24. — P. 11606. — DOI: [10.3390/app112411606](https://doi.org/10.3390/app112411606).
- Agayan S., Bogoutdinov S., Krasnoperov R. Short introduction into DMA // Russian Journal of Earth Sciences. — 2018. — Vol. 18, no. 2. — P. 1–10. — DOI: [10.2205/2018es000618](https://doi.org/10.2205/2018es000618).
- Jaglan H., Kocsis G., Lakhliif A., Groot P. de. Experiences with Machine Learning and Deep Learning Algorithms for Seismic, Wells and Seismic-to-Well Applications // 82nd EAGE Annual Conference & Exhibition. — European Association of Geoscientists & Engineers, 2021. — DOI: [10.3997/2214-4609.202010990](https://doi.org/10.3997/2214-4609.202010990).
- Marsset B., Thomas Y., Sultan N., Gaillot A., Stephan Y. A multi-disciplinary approach to marine shallow geohazard assessment // Near Surface Geophysics. — 2012. — Vol. 10, no. 4. — P. 279–288. — DOI: [10.3997/1873-0604.2012012](https://doi.org/10.3997/1873-0604.2012012).
- Sacrey D., Roden R. Solving exploration problems with machine learning // First Break. — 2018. — Vol. 36, no. 6. — P. 67–72. — DOI: [10.3997/1365-2397.n0100](https://doi.org/10.3997/1365-2397.n0100).

SEARCH FOR EXTREMITY ZONES WITH DISCRETE
MATHEMATICAL ANALYSIS ALGORITHMS TO
IDENTIFY RISKS WHEN DRILLING BASED ON
GEOPHYSICAL DATA

Sh. R. Bogoutdinov^{*,1,2}, A. A. Odintsova^{1,2}, A. S. Pirogova^{2,3}

¹Geophysical Center RAS, Moscow, Russia

²Schmidt Institute of Physics of the Earth, RAS, Moscow, Russia

³Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

*Correspondent author: shm@gcras.ru

Received 1 April 2022; accepted 11 May 2022; published 30 August 2022

Despite the impressive list of examples of the integration of pattern recognition theory into various activities in the development of oil and gas fields, the authors propose a fundamentally new approach to the use of artificial intelligence. The paper considers in detail the algorithm for searching for extremity zones, based on discrete mathematical analysis (DMA), as applied to the problem of identifying geological hazards. The application of the method is shown on models of the physical properties of rocks reconstructed from seismic data. Potentially, it can also be applied directly to the wave seismic field to identify objects.

Keywords: Discrete mathematical analysis, density, geological section, permafrost, gas content.

Citation: Bogoutdinov, Sh. R., A. A. Odintsova, and A. S. Pirogova, (2022), Search for extremity zones with discrete mathematical analysis algorithms to identify risks when drilling based on geophysical data, *Russ. J. Earth. Sci.*, v. 22, ES4007, 10.2205/2022ES000796.

REFERENCES

- Agayan S., Bogoutdinov S., Kamaev D., Kaftan V., Osipov M., Tatarinov V. Theoretical foundations for determining linear structures in multidimensional geodynamic data arrays // *Applied Sciences*. — 2021. — T. 11, № 24. — C. 11606. — DOI: [10.3390/app112411606](https://doi.org/10.3390/app112411606).
- Agayan S., Bogoutdinov S., Krasnoperov R. Brief Introduction to DMA // *Russian Journal of Earth Sciences*. — 2018. — T. 18, вып. 2. — C. 1–10. — DOI: [10.2205/2018es000618](https://doi.org/10.2205/2018es000618).
- Averkin A. N., Batyrshin I. Z., Blishun A. F., Silov V. B., Tarasov V. B. Fuzzy sets in control and artificial intelligence models. — Science, Moscow, 1986. — (In Russian).
- Jaglan H., Kocsis G., Lakhliq A., de Groot P. Experiences with Machine Learning and Deep Learning Algorithms for Seismic, Wells and Seismic-to-Well Applications // 82nd EAGE Annual Conference & Exhibition. — European Association of Geophysicists & Engineers, 2021. — DOI: [10.3997/2214-4609.202010990](https://doi.org/10.3997/2214-4609.202010990).
- Kolyubakin A. A., Roslyakov A. G., Mironyuk S. G., Pirogova A. S., Tokarev M. Y., Ksenofontova M. A. Study of priority geological hazards in preparation for exploration work on the Laptev Sea shelf // *Engineering surveys*. — 2017. — № 10. — C. 36–52. — DOI: [10.25296/1997-8650-2017-10-36-52](https://doi.org/10.25296/1997-8650-2017-10-36-52). — (In Russian).
- Marsset B., Thomas Y., Sultan N., Gaillot A., Stephan Y. Interdisciplinary approach to assessing the geo-hazard of shallow sea water // *Near-surface geophysics*. — 2012. — T. 10, № 4. — C. 279–288. — DOI: [10.3997/1873-0604.2012012](https://doi.org/10.3997/1873-0604.2012012).
- Mironyuk S. G., Roslyakov A. G. Frozen soils of the Arctic Sea shelf: approaches to detection and study // *Foundations*. — 2021. — № 1. — C. 17–21. — (In Russian).
- Pirogova A. S., Tikhotsky S. A., Tokarev M. Y., Suchkova A. V. Forecast of elastic-strength properties of bottom soils based on inversion of ultra-high and ultra-high resolution seismic data // *Geophysical processes and Biosphere*. — 2019. — T. 18, № 4. — C. 191–202. — DOI: [10.21455/gpb2019.4-16](https://doi.org/10.21455/gpb2019.4-16). — (In Russian).
- Sacrey D., Roden R. Solving research problems using machine learning. — 2018. — DOI: [10.3997/1365-2397.n0100](https://doi.org/10.3997/1365-2397.n0100).