

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОМАГНИТНОГО ПРОГНОЗА СВОЙСТВ ГЕОТЕРМАЛЬНОГО РЕЗЕРВУАРА

© 2023 г. В. В. Спичак¹, *, О. К. Захарова¹, **

¹Центр геоэлектромагнитных исследований ИФЗ РАН, г. Москва, Россия

*E-mail: v.spichak@mail.ru

**E-mail: okzakharova@mail.ru

Поступила в редакцию 20.03.2022 г.

После доработки 28.08.2022 г.

Принята к публикации 29.08.2022 г.

В работе проводится нейросетевое моделирование электромагнитного прогноза температуры, теплопроводности и проницаемости на глубины, превосходящие пробуренные, а также в ближайшей окрестности разведочной скважины. Для этого мы используем данные из трех скважин, пробуренных ранее в геотермальной области Сульц-су-Форе (Франция), а также результаты проведенного там магнитотеллурического зондирования. Показано, что относительная точность прогнозов существенно зависит от соотношения между глубиной пробуренной скважины и целевой глубиной прогноза. В частности, для всех рассмотренных параметров ошибки прогноза становятся меньше 5%, если прогноз делается на глубины не более, чем вдвое, превышающие глубину скважины. При этом средние ошибки прогноза температуры и теплопроводности в окрестности пробуренной скважины составили 6%. На основе полученных результатов обоснована новая схема прогноза теплофизических и коллекторских свойств пород во время бурения разведочных геотермальных скважин.

Ключевые слова: температура, теплопроводность, проницаемость, геотермальная скважина, электромагнитные зондирование, прогноз, искусственная нейросеть.

DOI: 10.31857/S0002333723010064, **EDN:** CAQFHL

ВВЕДЕНИЕ

Поиск областей земной коры, пригодных для развития геотермальной энергетики, зависит, главным образом, от точности прогнозов температуры (T) и проницаемости (K) пород на глубинах, превышающих глубину пробуренных разведочных скважин, а также в пространстве между ними. Это особенно касается высокоэнтальпийных геотермальных систем, расположенных на глубинах свыше 3–4 км (напр., Сульц-су-Форе, Франция; Травале, Италия; Крафла, Исландия). Оценки температуры в недрах Земли обычно основываются на ее измерениях в скважинах или на решении уравнения теплопроводности. В первом случае проводится пространственная интерполяция термограмм, измеренных в скважинах, как правило, нерегулярно расположенных на поверхности, что часто приводит к существенным ошибкам. Во втором случае построение моделей температуры основано на предположениях о стационарности тепловых потоков на боковых границах области моделирования и знании/предположении о значениях теплового потока на ее нижней и верхней границах (см., например, [Шварцман, 1992;

Дучков и др., 2013; Подгорных и др., 2001; Ollinger et al., 2010]). Поскольку эти значения известны, как правило, очень приблизительно (особенно на нижней границе), то построение соответствующих моделей температуры на этой основе часто сопряжено с существенными погрешностями. Кроме того, необходимая для такой оценки информация о теплопроводности пород (λ) в разрезе основывается, как правило, на изучении керна из пробуренных скважин в лабораторных условиях и используется для последующей грубой экстраполяции вне скважин с учетом гипотез о литологии разреза и справочных данных о теплопроводности пород (см., например, [Дучков и др., 2001]).

Альтернативный подход к косвенной оценке температуры земных недр состоит в использовании так называемых “косвенных геотермометров”, основанных на геологических [Harvey, Browne, 2000], геохимических [Kharaka, Mariner, 1989; Arnorsson, Gunnlaugsson, 1985], изотопных [Поляк и др., 1979; Polyak, Tolstikhin, 1985] данных, собранных на поверхности. Они являются полезными инструментами для оценки температуры на характерных глубинах (в реперных точках) и, со-

Относительные ошибки (в %) перекрестного прогноза температуры по геотермам и данным электропроводности из ближайших профилей

	GPK1	EPS1	GPK2
GPK1	—	6.3	4.1
EPS1	8.9	—	6.4
GPK2	6.4	4.6	—

Примечания: по горизонтали скважины—источники, по вертикали скважины—цели. При обучении и прогнозе используются данные из одного и того же диапазона глубин в скважинах—источниках и скважинах—целях.

ответственно, могут использоваться для уменьшения неопределенности при построении моделей температуры. Однако они не могут служить ни для построения таких моделей, ни для интерполяции/экстраполяции температуры по имеющимся термограммам.

Прогноз проницаемости в масштабах резервуара геотермальной энергии на сегодняшний день также не имеет удовлетворительного решения. О проницаемости судят на основе анализа образцов породы, извлекаемых из пробуренных скважин, а также нескольких высокоразрешающих методов просвечивания скважин (см., например, [Genter et al., 2010]). Пространственная экстраполяция обнаруженных кластеров трещиноватости позволяет строить модели трещиноватых зон, которые могут служить потенциальными кандидатами расположения каналов циркуляции гидротермальных флюидов в масштабах резервуара [Dezayes et al., 2005; 2010; Sausse et al., 2010; Vidal et al., 2015a; 2015b; 2017; Vidal, Genter, 2018].

Однако не все трещиноватые зоны могут служить каналами для потока флюидов. Проницаемость существенно зависит от геометрии и связности пор, размеров, степени их закупорки и плотности, характера заполняющего поры флюида, эффективного внешнего давления, эластических свойств пород, температуры. Несмотря на сложный характер зависимости проницаемости от перечисленных факторов, ее часто оценивают на основе эмпирических формул, связывающих проницаемость с пористостью пород [Katz, Thompson, 1986; Ma, Morrow, 1996; Diaz-Curiel et al., 2016]. Однако такие формулы не носят общий характер и поэтому их можно применять, главным образом, для восполнения недостающих данных проницаемости в тех же скважинах или при такой же литологии.

Для более надежного прогноза проницаемости в скважинах используют результаты всех имеющихся каротажных данных [Huang et al., 1996; Helle et al., 2001; Bhatt, Helle, 2002; Aminian, Ameri, 2005; Lim, 2005; Verma et al., 2012; Wang

et al., 2013; Urang et al., 2020]. С этой целью используют аппарат искусственных нейросетей (ИНС), хорошо зарекомендовавших себя при решении нелинейных задач геофизики, интерполяции и экстраполяции данных, а также для того, чтобы делать выводы на основе неполных и зашумленных данных (см. основы этого подхода в работе [Хайкин, 2006]).

В последние годы для поиска и разведки геотермальных ресурсов все больше применяются электромагнитные (ЭМ) методы (магнитотеллурическое зондирование (МТЗ), зондирование на постоянном токе, зондирование методом переходных процессов, дипольное зондирование, зондирование методом вызванной поляризации, электромагнитное зондирование с контролируемым источником и др.) (см. обзор [Spichak, Mazzella, 2009]). В частности, был предложен электромагнитный геотермометр, не требующий априорных знаний или предположений о механизмах электропроводности в земной коре и свободный от отмеченных выше недостатков других косвенных геотермометров [Спичак, Захарова, 2013]. Этот подход использовался для оценки температуры на глубинах ниже забоя скважин [Spichak, Zakharova, 2009], а также в пространстве между ними [Spichak et al., 2011].

Результаты проведенных модельных исследований говорят о том, что электропроводность можно считать хорошим прокси-параметром для оценки проницаемости пород вне скважин [Спичак, Захарова, 2022]. По результатам инверсии магнитотеллурических данных в этой работе построен двумерный разрез проницаемости геотермальной области Сульц-су-Форе (Франция) до глубины 5 км. Его анализ позволил выявить проницаемые трещиноватые зоны, перспективные для разведочного бурения.

На основе полученных результатов электромагнитного прогноза теплофизических и фильтрационно-емкостных свойств пород можно предположить, что возможны не только апостериорные оценки этих параметров вне скважин по результатам проведенного ранее разведочного бурения, но и их прогноз во время бурения [Spichak, 2013; 2014; 2018]. Это дало бы возможность оперативно планировать сам процесс бурения, оптимизируя его направление в зависимости от сделанных *in situ* оценок прогнозных параметров. В настоящей работе проводится моделирование прогнозов температуры, теплопроводности и проницаемости на глубины, превосходящие пробуренные, а также в окрестности разведочной скважины. Для этого мы используем данные из трех близко расположенных скважин, пробуренных ранее в геотермальной области Сульц-су-

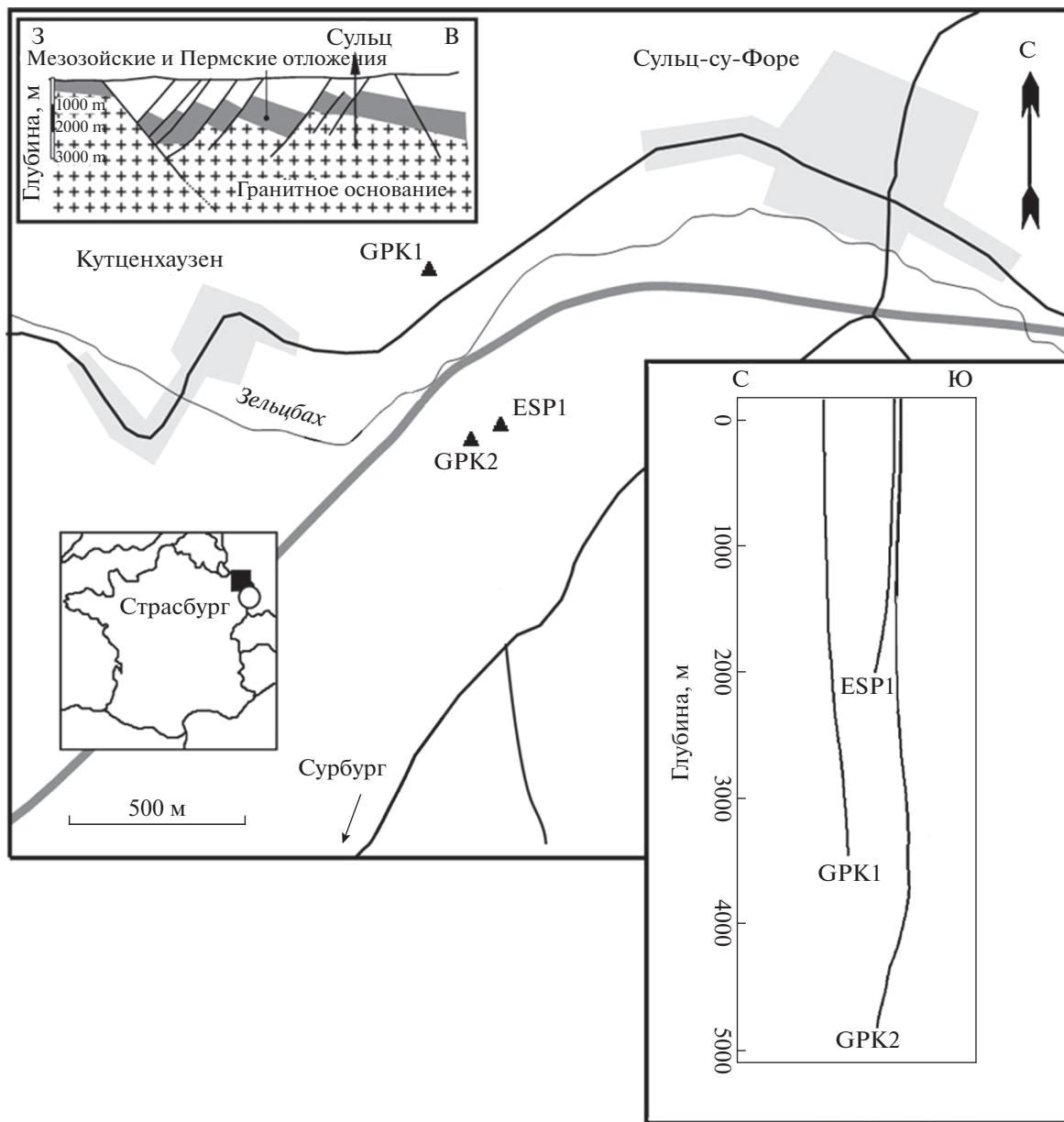


Рис. 1. Схематическая геологическая карта расположения геотермальной области Сульц-су-Форе (модифицировано по статье [Sausse et al., 2010]). На вставке показаны скважины GPK2, EPS1, GPK1.

Форе (Франция) (рис. 1), а также результаты проведенного там магнитотеллурического зондирования.

МАГНИТОТЕЛЛУРИЧЕСКОЕ ЗОНДИРОВАНИЕ

В 2009 г. в регионе Сульц-су-Форе было проведено магнитотеллурическое зондирование вдоль профиля, проходящего в окрестности пробуренных ранее скважин [Geiermann, 2009] (на рис. 2 показано расположение профиля и скважин GPK1, EPS1 и GPK2). Зондирование прово-

дилось с помощью аппаратуры GMS-06 (Metronix Inc.) в широком диапазоне частот от 10^{-5} до 10^5 Гц. Анализ размерности структуры по полученным МТ данным показал, что до периодов примерно 40 с структуру можно считать двумерной. Соответственно, вдоль профиля была выполнена двумерная инверсия МТ данных по алгоритму из работы [Rodri, Mackie, 2001]. На рис. 3 показан разрез электропроводности, построенный по МТ данным до глубины 5 км [Spichak et al., 2015]. Вертикальные штриховые линии указывают ближайшие к скважинам профили электропроводности, использованные для модельных расчетов.

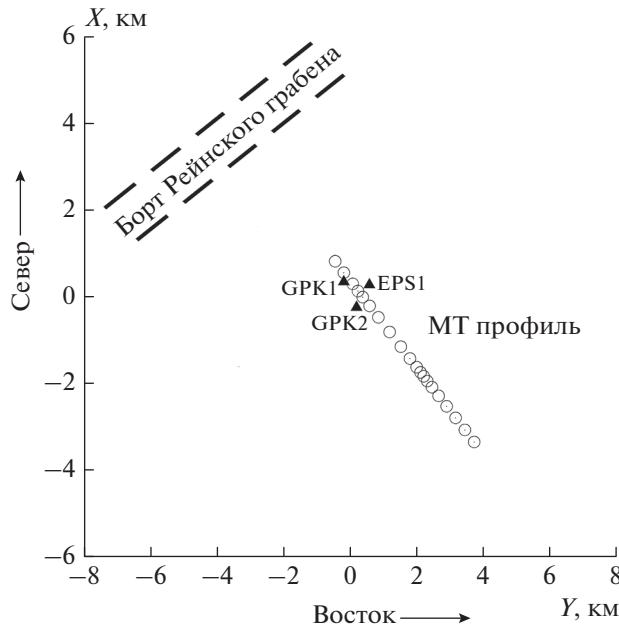


Рис. 2. Схема расположения МТ профиля и скважин GPK2, EPS1, GPK1.

МЕТОДИКА ИССЛЕДОВАНИЙ

Моделирование возможности прогноза температуры и проницаемости в процессе бурения скважин проводилось с использованием аппарата искусственных нейросетей “с учителем” [Хайкин, 2006], успешно применявшегося ранее для оценки температуры, пористости, сейсмических скоростей и проницаемости по данным электромагнитных зондирований (см. примеры в работе [Спичак, 2019]). По каждому из рассматриваемых параметров ($T/\lambda/K$) исследования состояли из двух частей. В первой части делались его прогнозы на глубину. С этой целью весь профиль этого параметра вдоль ствола рассматриваемой скважины глубиной D делился на 10 равных частей. Аналогично делился профиль электропроводности, соседний с этой скважиной (см. расположение профилей на разрезе из рис. 3). Затем ИНС обучалась на соответствии данных электропроводности и рассматриваемого параметра (предварительно приведенных к одинаковым глубинам), последовательно на все возрастающих фрагментах профилей D_i ($i = 1, 2, \dots, 9$) от устья ($z = 0$) до “забоя” ($z = D_i$) скважины. Соответственно, последующий прогноз с помощью обученной таким образом ИНС делался на оставшуюся часть глубины скважины ($D - D_i$) (на рис. 4а показана схема такого прогноза).

Для оценки точности прогнозов каждый раз вычислялась невязка между модельными и истинными данными по формуле (1):

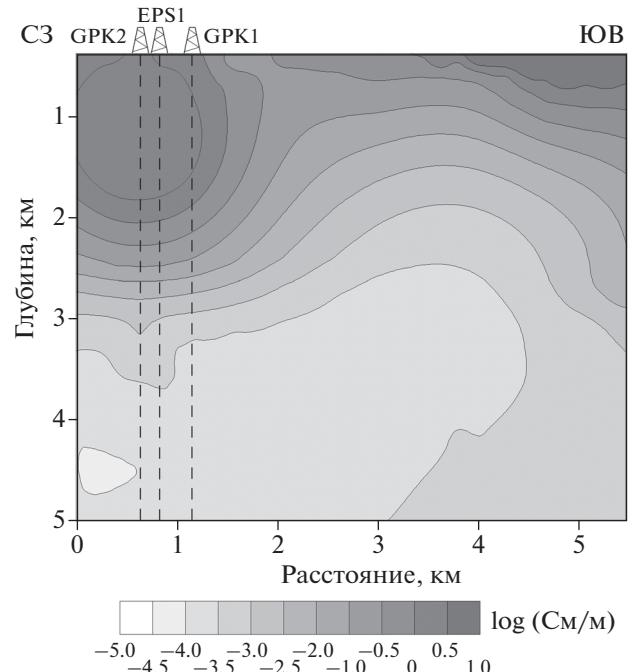


Рис. 3. Разрез электропроводности, построенный по МТ данным (модифицировано по статье [Spichak et al., 2015]). Штриховые линии показывают расположение вертикальных профилей электропроводности, ближайших к рассматриваемым скважинам.

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_n \frac{|f_n^{\text{ист}} - f_n^{\text{мод}}|}{f_n^{\text{ист}}} \times 100\%, \quad (1)$$

где: f — рассматриваемый параметр ($T/\lambda/K$); $f_n^{\text{мод}}$ — модельные и истинные значения в n -ой точке на прогнозном участке профиля, соответственно; N — общее число таких точек.

Для того, чтобы оценить возможность прогноза выбранных параметров в окрестности уже про нарушенной скважины, во второй части исследова-

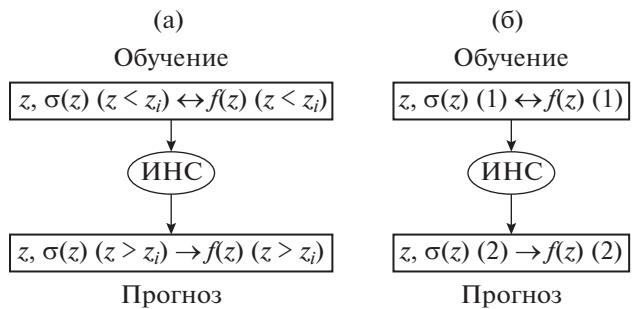


Рис. 4. Схемы нейросетевого прогноза параметров по данным электропроводности и измеренным значениям параметра ($T/\lambda/K$): (а) — прогноз на глубины, превышающие глубину бурения (D_i); (б) — прогноз по данным скважины 1 на местоположение скважины 2.

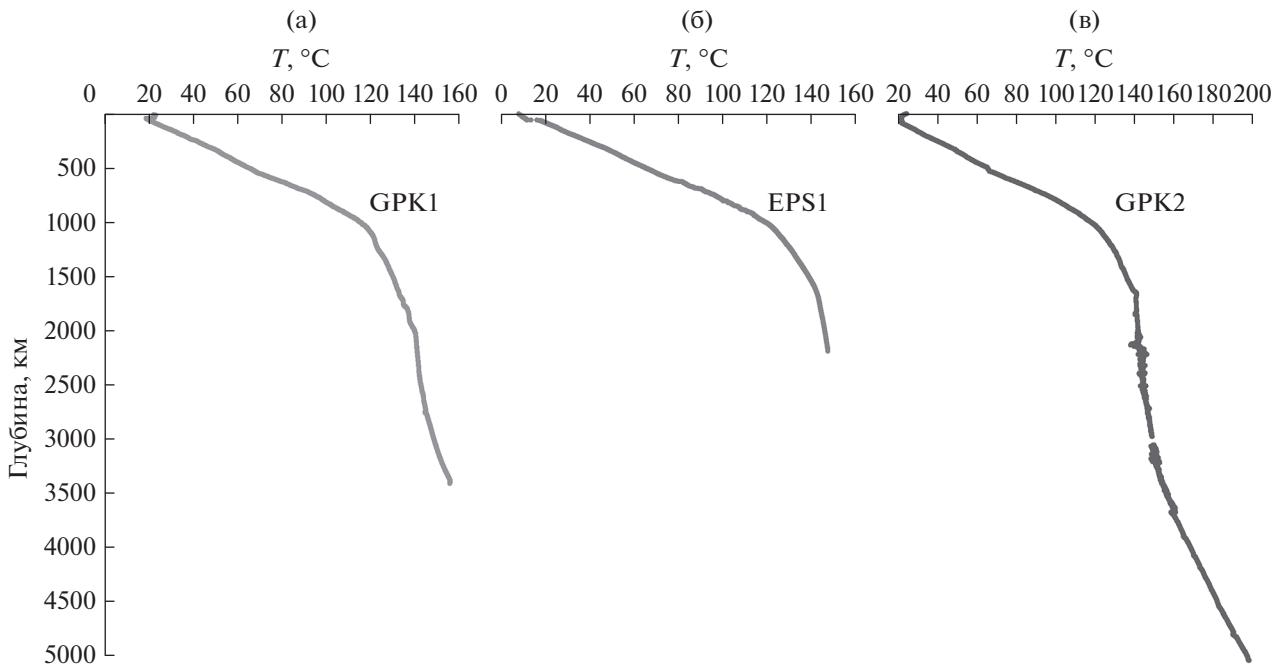


Рис. 5. Геотермы из скважин GPK2 (а); EPS1 (б); GPK1 (в) [Genter et al., 1997].

ний моделировались прогнозы рассматриваемого параметра, измеренного в одной скважине, на соседние скважины. С этой целью ИНС обучалась на соответствии данных электропроводности и рассматриваемого параметра (предварительно приведенных к одинаковым глубинам) в одной и той же скважине, в затем с ее помощью делался прогноз на такие же глубины соседних скважин (на рис. 4б показана схема такого прогноза). Для оценки точности прогнозов каждый раз вычислялась невязка между модельными и истинными значениями параметра вдоль ствола целевой скважины по формуле (1).

ПРОГНОЗ ТЕМПЕРАТУРЫ

В ходе геотермального проекта в регионе Сульц-су-Форе (рис. 1), начавшегося в 1986 г., было пробурено 5 глубоких скважин [Dezayes et al., 2005; Genter et al., 2009; 2010]. Мы используем для экспериментов геотермы из скважин GPK1, EPS1 и GPK2 (рис. 5), пробуренных в разное время в несколько этапов. В 1988 г. были пробурены скважины EPS1 и GPK1 (до 2190 м). В 1991 г. последняя из них была углублена до 3474 м. Наконец, скважина GPK2 была сначала пробурена до 2000 м, затем углублена до 3878 м и, наконец, доведена до глубины 5046 м.

Прогноз на глубину ниже забоя

В соответствии со схемой нейросетевого прогноза на глубину, описанной выше в разделе 3, в каждой из трех скважин выполнялся прогноз температуры на глубины D_i ($i = 1, 2, \dots, 9$) и вычислялись ошибки прогноза (ε) в зависимости от соотношения $\delta_i = D_i/D$ ($i = 1, 2, \dots, 9$), где D_i и D — глубины “забоя” и цели, соответственно. На рис. 6 показаны графики ошибок прогноза для каждой из трех рассматриваемых скважин. Сравнительный анализ построенных графиков показывает, что при $\delta = 0.1$ (то есть, когда глубина прогноза в 10 раз превышает глубину “пробуренной” скважины) относительные ошибки прогноза изменяются в диапазоне 50–65%. В то же время, уже при $\delta = 0.5$ (то есть, когда глубина прогноза вдвое превышает глубину скважины) они составляют вполне приемлемые 3–7%, то есть, в среднем, 5%. При дальнейшем росте δ ошибки уменьшаются до 1–2%.

С практической точки зрения эти результаты говорят о том, что бурение разведочных скважин имеет смысл осуществлять в два этапа, делая в конце первого прогноз температуры на глубину, не более, чем вдвое превышающую пробуренную. Естественно, точность такого прогноза зависит от интервала времени, необходимого для того, чтобы температура в стволе пробуренной скважины перестала существенно изменяться. Именно такой случай имел место со скважиной GPK2, ко-

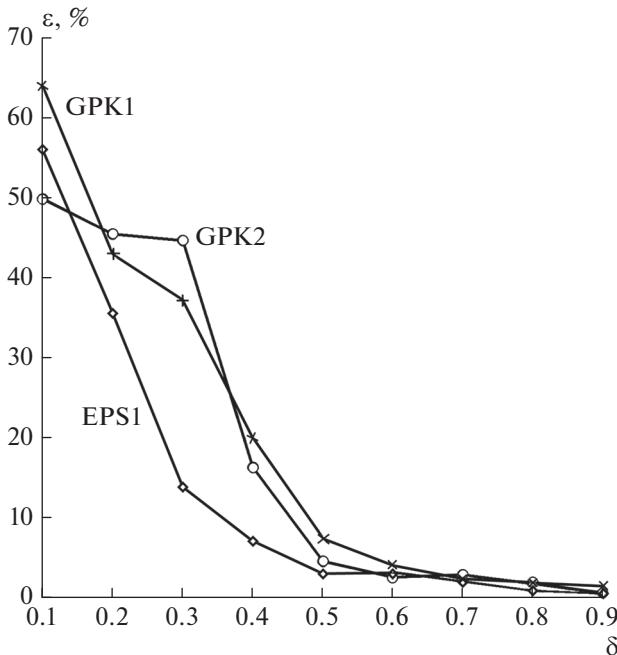


Рис. 6. Относительные ошибки (ϵ) прогнозов температуры на глубины ниже забоя скважин D_i ($z > D_i$) в зависимости от соотношения $\delta_i = D_i / D$ ($i = 1, 2, \dots, 9$), где D_i и D – глубина “забоя” и целевая глубина прогноза, соответственно.

торую бурили в 3 этапа (сначала до глубины $D_1 = 2000$ м, потом до $D_2 = 3878$ м, и, наконец, до глубины $D_3 = 5046$ м) с временными интервалами в несколько лет (см. выше). В работе [Spichak et al., 2015] было проведено ретро-моделирование такого бурения в предположении, что после каждого этапа делался прогноз температуры до следующей отметки, то есть, сначала от глубины D_1 до D_2 , а затем от D_2 до D_3 . На рис. 7 приведена геотерма самой скважины, а также кривые прогноза температуры, сделанного “по окончании каждого этапа” на следующий диапазон глубин. Относительные ошибки двух прогнозов составили всего 4 и 2%, соответственно. Такие маленькие ошибки связаны с тем, что в первом случае соотношение между глубиной бурения D_1 и целевой глубиной D_2 составило 0.5, а во втором случае – $D_2 / D_3 = 0.8$, что согласуется с приведенными на рис. 6 оценками точности прогноза для этой скважины.

Прогноз в окрестности скважины

При бурении разведочной скважины представляется большой интерес прогноз температуры в ее ближайшей окрестности, на основе которого можно было бы делать обоснованные выводы об оптимальной локализации следующих разведочных скважин. Для моделирования этой ситуации

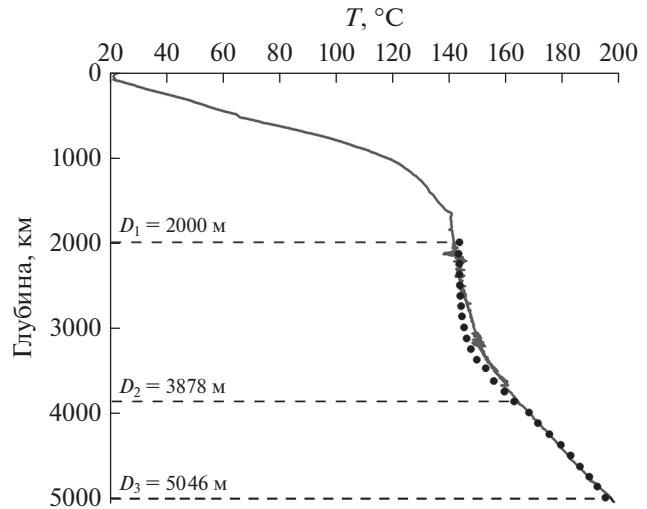


Рис. 7. Результаты ретро-прогноза температуры в скважине GPK2 как если бы он последовательно делался с глубины $D_1 = 2000$ м до целевой глубины 3878 м, а затем с глубины $D_2 = 3878$ м до целевой глубины $D = 5046$ м [Spichak et al., 2015].

мы выполнили прогнозы температуры в каждой скважине по данным каждой из двух других (на соответствующих глубинах) и сравнили результаты с исходными геотермами. На рис. 8 приведены графики таких прогнозов, а в таблице – соответствующие ошибки. Как видно из таблицы, диапазон ошибок составляет от 4.1 до 8.9% (то есть, в среднем 6.1%).

В этой связи стоит отметить, что, как было показано в работе [Spichak et al., 2011], уровень ошибок электромагнитного прогноза температуры контролируется четырьмя факторами: наличием разломов или других глубинных геологических неоднородностей между скважиной и ближайшим ЭМ пунктом, данные из которого используются для прогноза; критической величиной расстояния между ними (не более, чем 2 км); наличием или отсутствием внедрения метеорных или других вод с аномальными температурными параметрами; использованием адекватного аппарата инверсии ЭМ данных, учитывающего размерность среды в окрестности пунктов прогноза.

ПРОГНОЗ ТЕПЛОПРОВОДНОСТИ

Моделирование прогноза теплопроводности осуществлялось нами в соответствии с той же схемой, представленной выше (рис. 4б). С этой целью использовались данные “сухой” теплопроводности (λ), измеренные на кернах из скважин GPK1 [Pribnow et al., 1997] и EPS1 [Heap et al., 2019; Geraud et al., 2010] (рис. 9).

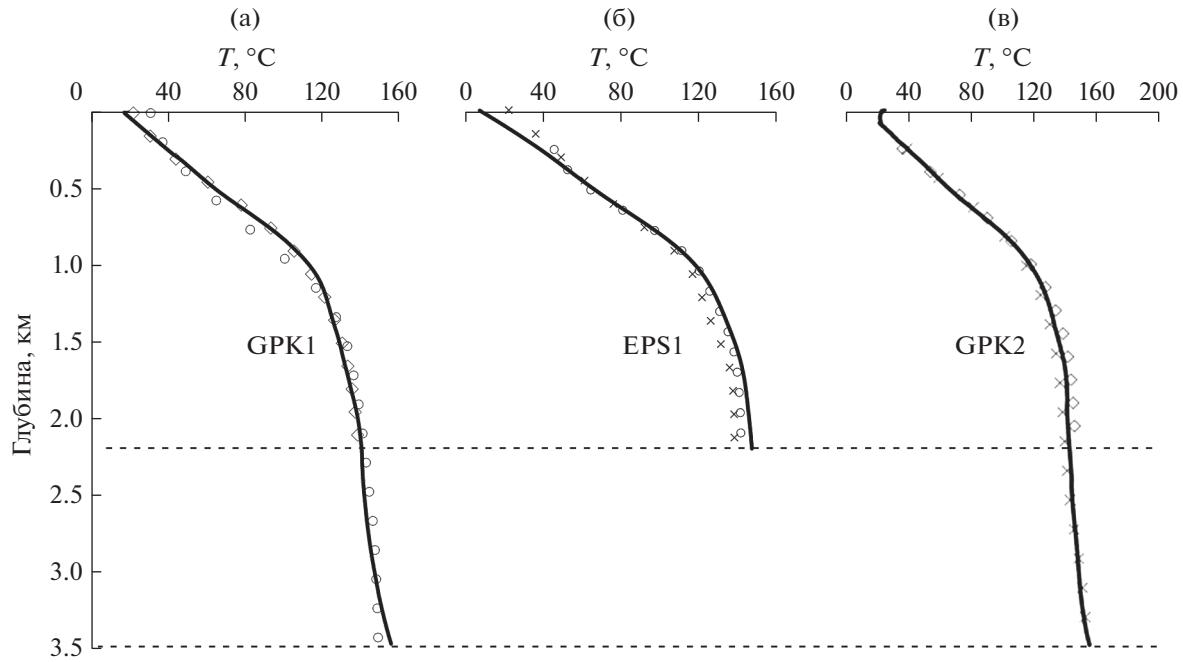


Рис. 8. Сравнение геотерм для скважин GPK1 (а), EPS1 (б), и GPK2 (в) (сплошные линии) и прогнозов, сделанных с помощью нейросетей, обученных на данных для двух других скважин. Крестики, ромбочки и кружки обозначают прогнозы, сделанные по данным скважин GPK1, EPS1, GPK2, соответственно.

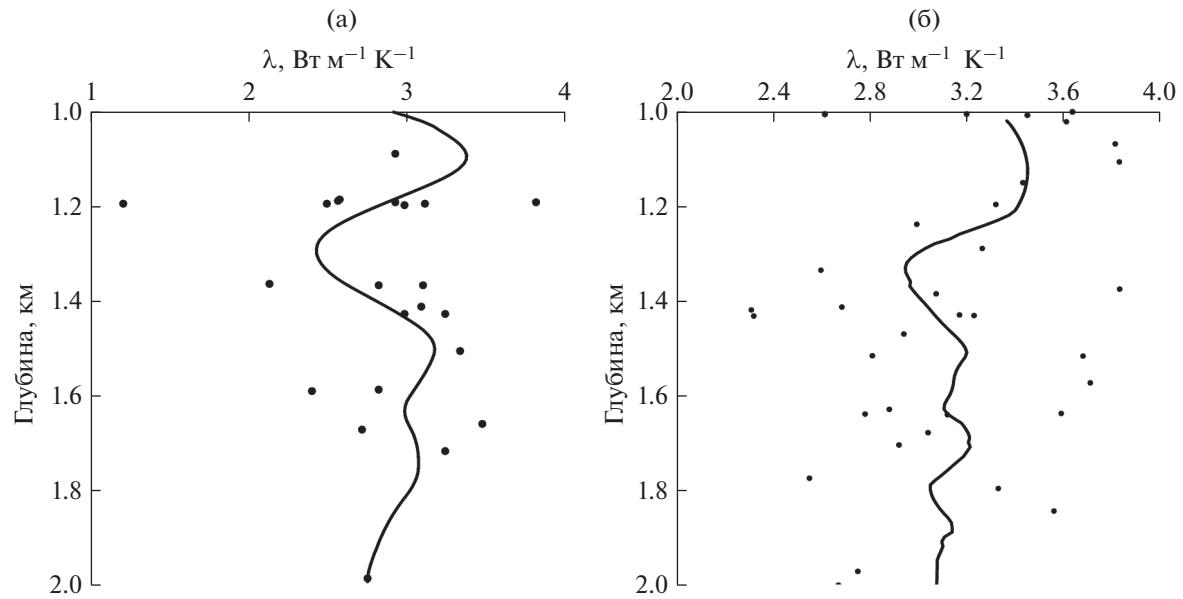


Рис. 9. Данные теплопроводности для скважин GPK1 [Pribnow et al., 1997] (а) и EPS1 [Heap et al., 2019; Geraud et al., 2010] (б). Кривые обозначают сглаженные данные.

Прогноз на глубину ниже забоя

В каждой из двух скважин выполнялся прогноз теплопроводности на глубины D_i ($i = 1, 2, \dots, 9$) и вычислялись ошибки прогноза (ε) в зависимости от соотношения $\delta_i = D_i/D$ ($i = 1, 2, \dots, 9$), где D_i — глубины “забоя” и цели, соответственно. На

рис. 10 показаны графики таких ошибок для каждой из рассматриваемых скважин. Сравнительный анализ построенных графиков показывает, что при $\delta = 0.1$ (то есть, когда глубина прогноза в 10 раз превышает глубину “пробуренной” скважины) относительные ошибки прогноза изменяются в диапазоне 11–17%. В то же время, уже при

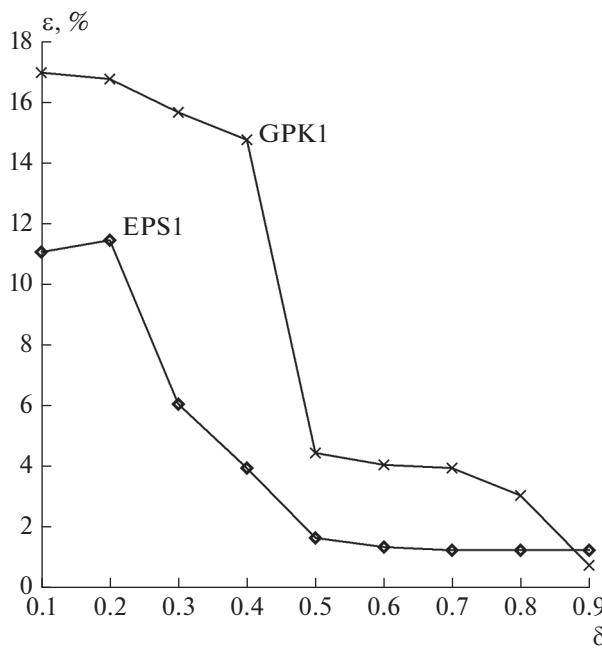


Рис. 10. Относительные ошибки (ε) прогнозов теплопроводности λ на глубины ниже забоя скважин D_i ($z > D_i$) в зависимости от соотношения $\delta_i = D_i/D$ ($i=1, 2, \dots, 9$), где D_i и D — глубина “забоя” и целевая глубина на прогноза, соответственно.

$\delta = 0.5$, то есть, при прогнозе на удвоенную глубину скважины, они составляют всего 2–5% (в среднем, 3.5%). При дальнейшем росте δ ошибки уменьшаются до 1%.

Прогноз в окрестности скважины

Для моделирования прогноза теплопроводности в окрестности скважины мы выполнили оценки профилей теплопроводности в каждой скважине по данным из другой скважины (на соответствующих глубинах) и сравнили результаты с исходными сглаженными графиками теплопроводности. На рис. 11 приведены результаты таких прогнозов со скважины EPS1 на скважину GPK1 (а) и наоборот (б). Относительные ошибки прогнозов составили, соответственно, 7.5 и 4.4%, то есть, в среднем, около 6%.

ПРОГНОЗ ПРОНИЦАЕМОСТИ

Для моделирования прогнозов проницаемости мы использовали данные неповрежденных (K_{in}) и искусственно поврежденных (трещиноватых) (K_{fr}) образцов породы из скважины EPS1 на глуби-

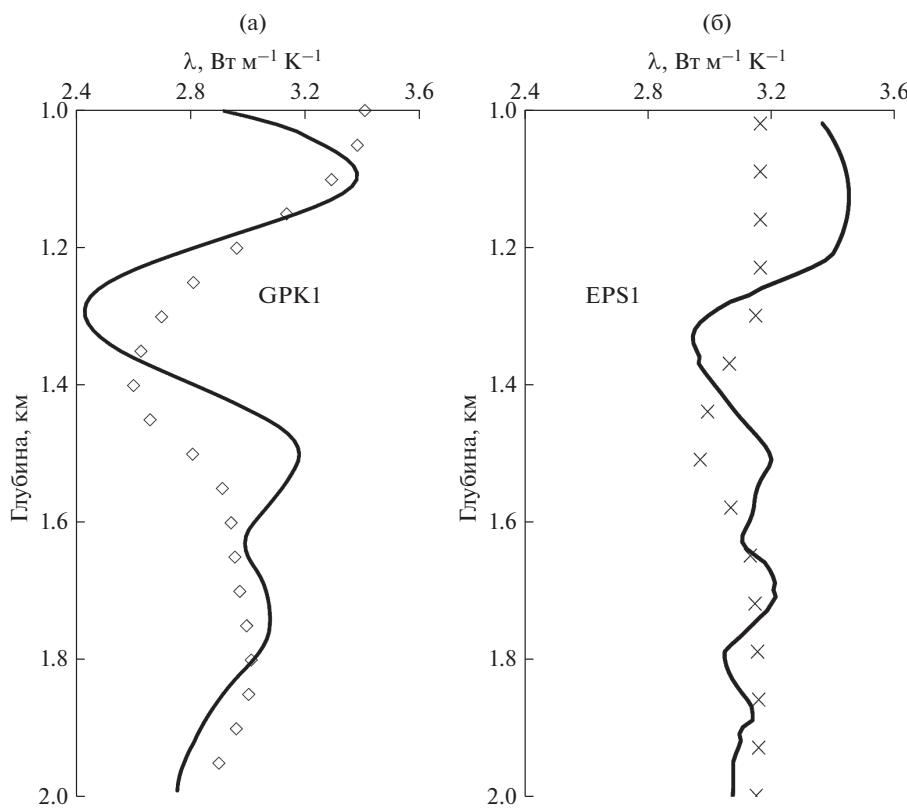


Рис. 11. Сравнение графиков сглаженной теплопроводности для скважин GPK1 (а) и EPS1 (б) (сплошные линии) и прогнозов, сделанных с помощью нейросетей, обученных на данных для другой скважины. Кривые с крестиками и ромбиками обозначают прогнозы, сделанные по данным скважин GPK1 и EPS1, соответственно.

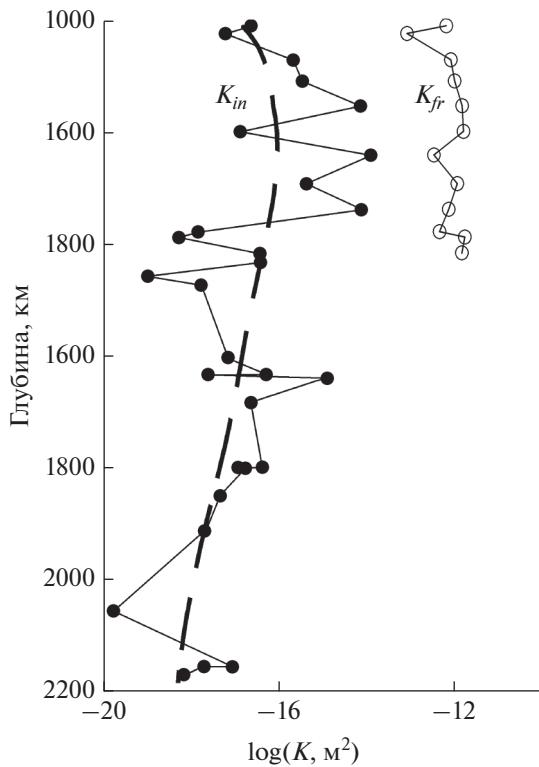


Рис. 12. Значения проницаемости неповрежденных (K_{in}) и искусственно поврежденных (трещиноватых) (K_{fr}) образцов из скважины EPS1 [Kushnir et al., 2018; Geraud et al., 2010].

бинах осадочного чехла (1006–1417 м) [Kushnir et al., 2018], а также данные проницаемости неповрежденных образцов на глубинах гранитного фундамента (1420–2161 м) [Geraud et al., 2010] (см. соответствующие графики на рис. 12). Как видно на рис. 12, диапазоны изменения K_{in} и K_{fr} составляют примерно 10^{-20} – 10^{-14} и 10^{-13} – 10^{-11} м², соответственно.

Прогноз на глубину ниже забоя

Аналогично схеме прогноза температуры и теплопроводности (см. соответствующие разделы выше) прогноз проницаемости в скважине EPS1 последовательно выполнялся на глубины D_i ($i = 1, 2, \dots, 9$) и вычислялись ошибки прогноза (ε) в зависимости от соотношения $\delta_i = D_i/D$ ($i = 1, 2, \dots, 9$), где D_i и D – глубины “забоя” и цели, соответственно. На рис. 13 показаны графики таких ошибок для каждого типа проницаемости. Как и следовало ожидать, в обоих случаях с увеличением параметра δ (то есть, с уменьшением соотношения между целевой глубиной и глубиной скважины) средняя относительная ошибка прогноза (ε)

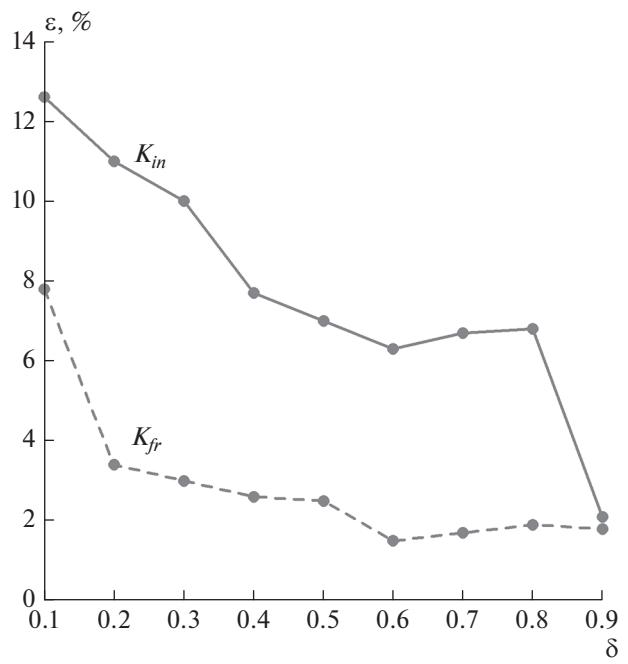


Рис. 13. Относительные ошибки прогноза проницаемости на глубины “ниже забоя” ($z > D_i$) скважины EPS1 в зависимости от соотношения $\delta_i = D_i/D$ ($i = 1, 2, \dots, 9$), где D_i и D – глубина “забоя” и целевая глубина прогноза, соответственно.

уменьшается. При этом в случае трещиноватых образцов она оказывается в 2–3 раза меньше, чем в случае неповрежденных. В частности, при $\delta = 0.5$, то есть, при прогнозе на удвоенную глубину скважины, они составляют около 7 и 2.5%, соответственно.

Прогноз в окрестности скважины

В отсутствие данных проницаемости в скважинах, соседних с EPS1, в работе [Спичак, Захарова, 2022] был сделан ее прогноз в пункте расположения скважины GPK1, а точность прогноза косвенно оценивалась сравнением графика проницаемости с расположением трещиноватых зон в этой скважине [Dezayes et al., 2010], подтвержденными результатами вертикального сейсмического профилирования [Sausse et al., 2010].

Как видно на графике рис. 14, практически все трещиноватые зоны расположены на глубинах, где наблюдаются локальные максимумы проницаемости (исключение составляет зона FZ6, где проницаемость по разным причинам может быть низкой). Косвенным подтверждением точности прогноза является повышенная проницаемость ($K > 10^{-17}$ м²) на глубинах 1600–1850 м, где была обнаружена сильная утечка бурового раствора,

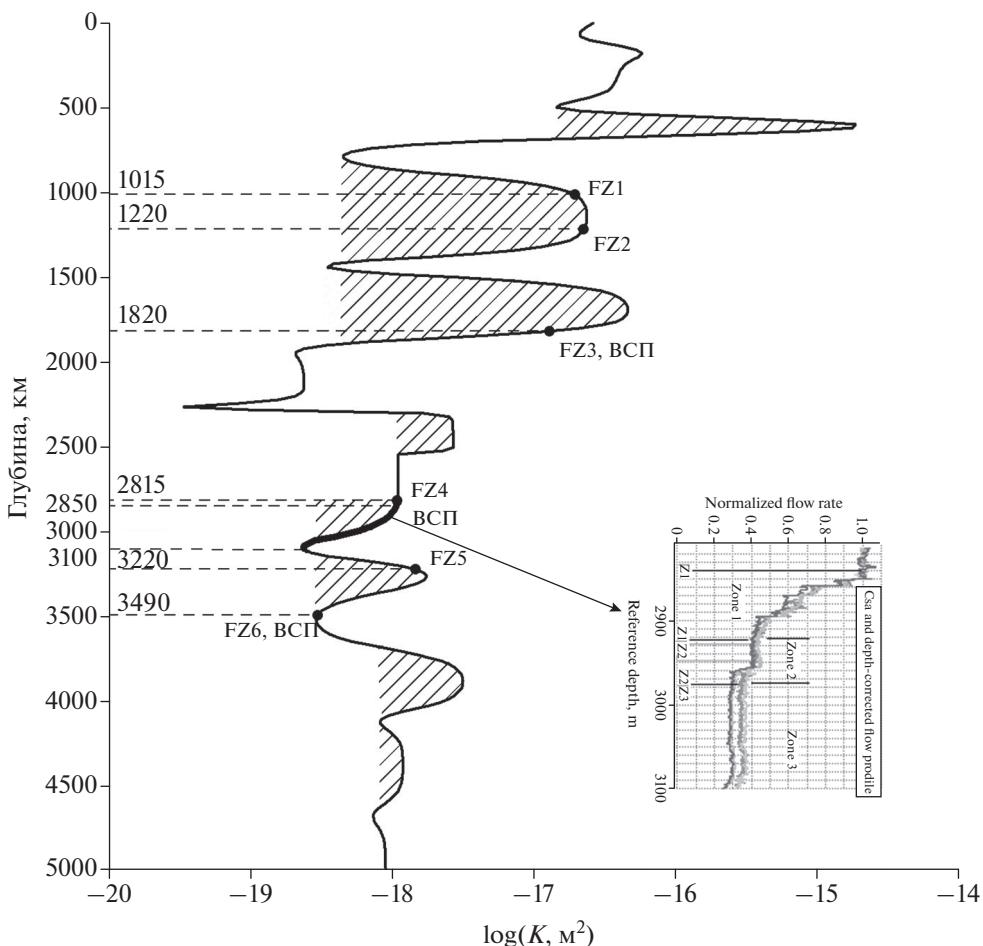


Рис. 14. Прогноз проницаемости в пункте расположения скважины GPK2. Заштрихованы области локальных максимумов проницаемости. FZ_i ($i=1, 6$) указывают расположение трещиноватых зон, определенных с помощью анализа данных ГИС [Dezayes et al., 2010] и подтвержденных с помощью вертикального сейсмического профилирования (ВСП) [Sausse et al., 2010]. На вставке: скорости потока флюидов при гидравлических тестах скважины GPK1 в диапазоне глубин 2850–3100 м [Evans et al., 1996] (соответствующий участок графика проницаемости выделен жирной линией).

истечение газа и пластовых вод [Vuataz et al., 1990]. Еще одним косвенным подтверждением точности прогноза может служить одинаковое трехкратное снижение прогнозной проницаемости и скорости потока флюидов на участке глубин 2850–3100 м во время гидравлического тестирования скважины GPK1 [Evans et al., 1996] (ср. выделенный участок графика прогнозной проницаемости и графики скорости потока флюидов на вставке).

СХЕМА ПРОГНОЗА ВО ВРЕМЯ БУРЕНИЯ РАЗВЕДОЧНЫХ СКВАЖИН

Приведенные выше модельные результаты говорят о возможности прогноза теплофизических, а также коллекторских свойств пород, не только по результатам проведенного ранее электромагнитного зондирования участка и каротажных

данных, но и непосредственно во время бурения разведочных скважин. Новая концепция такого прогноза во время бурения (Predicting While Drilling – PWD), основанная на использовании результатов предварительной 3D-электромагнитной разведки участка работ и каротажа во время бурения, была предложена ранее в работах [Spichak, 2013; 2014; 2018]. На рис. 15 показана схема такого прогноза на глубину, превышающую глубину пробуренной скважины.

Ее реализация подразумевает:

- проведение предварительной 3D-электромагнитной разведки с контролируемым источником;
- построение 3D-модели электропроводности;
- прогноз теплофизических и коллекторских свойств пород вне пробуренных скважин по модельной электропроводности и каротажу (макси-

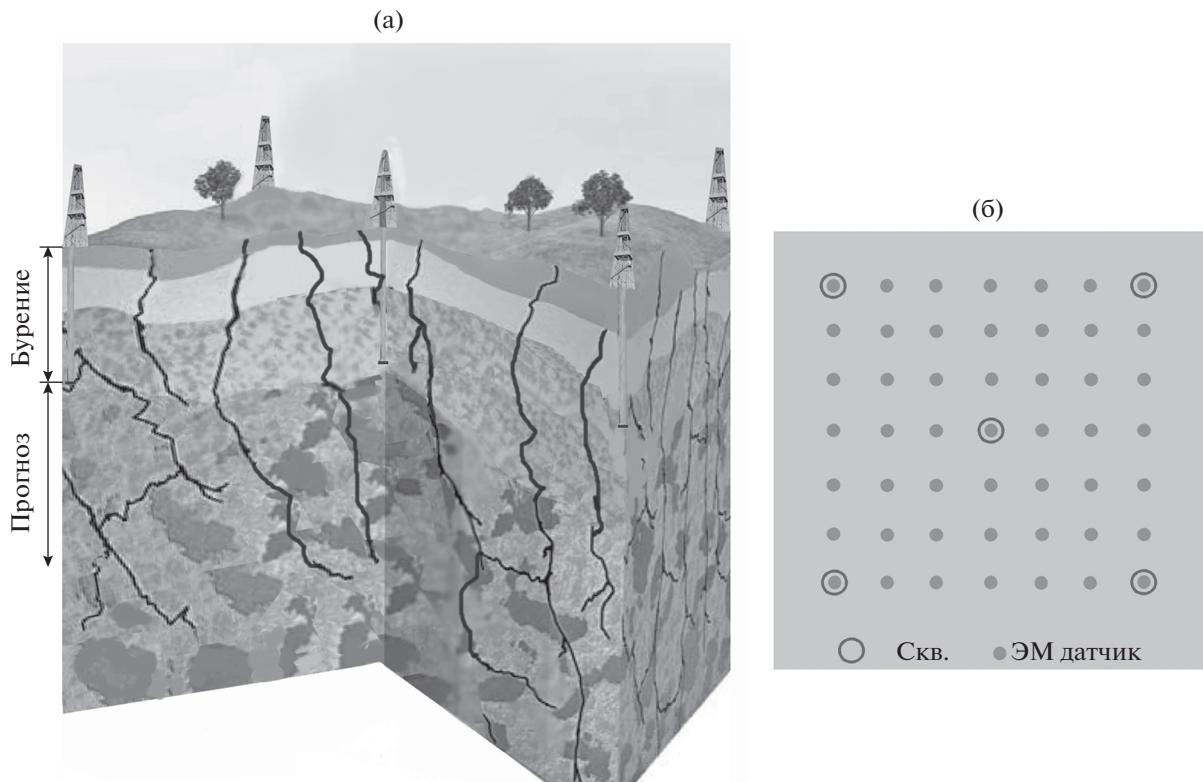


Рис. 15. Схема прогноза параметров коллектора во время бурения: (а) – общий вид участка; (б) – расположение скважин и датчиков измерения ЭМ поля.

мально до глубины предварительно построенной модели электропроводности);

– принятие решения о продолжении бурения и его новых параметрах (в частности, направлении бурения).

ВЫВОДЫ

На основе нейросетевого моделирования прогнозов температуры, теплопроводности и проницаемости пород на глубины ниже забоя скважин показано, что относительная точность прогнозов существенно зависит от соотношения (δ) между глубиной пробуренной скважины и целевой глубиной прогноза. Для всех рассмотренных параметров ошибки прогноза существенно уменьшаются, начиная со значений $\delta = 0.5$, то есть, когда прогноз делается на глубины не более, чем вдвое, превышающие глубину скважины. В этом случае средние относительные ошибки прогноза температуры, теплопроводности и проницаемости трещиноватых пород становятся меньше, чем 5, 3.5 и 2.5%, соответственно. Отметим в этой связи, что использование с целью прогноза методов, основанных на установлении корреляции между электропроводностью и искомыми параметрами, приводит к большим ошибкам (не говоря уже о

чисто математической экстраполяции с помощью кригинга). Например, при экстраполяции проницаемости на удвоенную глубину скважины по эмпирической формуле, полученной с помощью уравнения регрессии, относительная ошибка составляет 11.5% [Спичак, Захарова, 2022]. Аналогичные результаты получаются и при экстраполяции температуры [Спичак, Захарова, 2013].

С другой стороны, что в рамках нейросетевого прогноза одинаковый уровень неопределенности значений электропроводности как в обучающих данных, так и в тех, которые используются для прогноза искомых параметров, является причиной очень слабого влияния этой неточности на относительные ошибки прогноза [Спичак, Захарова, 2013; Спичак, 2019]. Это связано с тем, что наилучшее нейросетевое распознавание достигается, когда обучающие и тестирующие данные подобны в широком смысле. В нашем случае и те, и другие данные одинаково искажены (при этом уровень ошибок практически не имеет значения).

Ошибки прогнозов рассматриваемых параметров в окрестности пробуренных скважин зависят от наличия разломов или других глубинных геологических неоднородностей между скважиной и ближайшим ЭМ пунктом, данные из кото-

рого используются для прогноза; критической величиной расстояния между ними (не более, чем 2 км); наличием или отсутствием внедрения метеорных или других вод; использованием адекватного аппарата инверсии ЭМ данных, учитывавшего размерность среды в окрестности пунктов прогноза. При этом средние относительные ошибки прогноза температуры и теплопроводности в окрестности пробуренной скважины составили 6%.

На основе полученных результатов обоснована новая схема прогноза теплофизических и коллекторских свойств пород во время бурения разведочных геотермальных скважин. Преимущества такой методики прогноза во время бурения (*Predicting While Drilling*) состоят в следующем:

- искомые параметры оцениваются в пределах объема, ограниченного границами участка и заданной глубиной (а не только ближайшей окрестностью и длиной пробуренной скважины);
- повышается точность оценок теплофизических и коллекторских свойств пород (за счет использования электропроводности как прокси-параметра);
- прогноз тенденций и решения о целесообразности продолжения бурения, а также его оптимальных параметрах (в частности, перспективном направлении) осуществляются в режиме *online*;
- общая стоимость бурения существенно снижается.

ФИНАНСИРОВАНИЕ РАБОТЫ

Работа выполнена при поддержке РНФ (грант № 20-17-00155).

БЛАГОДАРНОСТИ

Авторы выражают благодарность д-ру А. Жантеру, предоставившему геотермы скважин, и анонимным рецензентам, которые сделали полезные замечания, улучшившие статью.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Дучков А.Д., Соколова Л.С., Аюнов Д.Е., Злобина О.Н. Теплопроводность пород осадочного чехла арктической части Западной Сибири // Геология и геофизика. 2013. Т. 54. № 12. С. 1952–1960.
- Дучков А.Д., Шварцман Ю.Г., Соколова Л.С. Глубинный тепловой поток Тянь-Шаня: достижения и проблемы // Геология и геофизика. 2001. Т. 42. № 10. С. 1512–1529.
- Подгорных Л.В., Хуторской М.Д., Грамберг И.С., Леонов Ю.Г. Трехмерная геотермическая модель Карского шельфа и прогноз нефтегазоносности // Докл. РАН. 2001. Т. 380. № 2. С. 228–232.
- Поляк Б.Г., Толстыхин И.Н., Якуцени В.А. Изотопный состав гелия и тепловой поток – геохимический и ге-

физический аспекты тектогенеза // Геотектоника. 1979. № 5. С. 3–23.

Спичак В.В. Электромагнитная томография земных недр. М.: Научный мир. 2019. 376 с.

Спичак В.В., Захарова О.К. Электромагнитный геотерометр. М.: Научный мир. 2013. 170 с.

Спичак В.В., Захарова О.К. Электромагнитный прогноз проницаемости вне скважин // Геофизические исследования. 2022. Т. 23. № 2. С. 18–38.
<https://doi.org/10.21455/gr2022.2-2>

Хайкин С. Нейронные сети. 2-е изд., испр.: Пер. с англ. М.: ООО “И. Д. Вильямс”. 2006. 1104с.

Шварцман Ю.Г. Тепловое поле, сейсмичность и геодинамика Тянь-Шаня. Автореферат дис. докт. геол.-мин. наук. Бишкек: ИГАНРК. 1992. 38 с.

Aminian K., Ameri S. Application of artificial neural networks for reservoir characterization with limited data // J. Pet. Sci. Eng. 2005 V. 49(3–4). P. 212–222.

Arnorsson S., Gunnlaugsson E. New gas geothermometers for geothermal exploration-calibration and application // Geochimica et Cosmochimica Acta. 1985. V. 49. № 6. P. 1307–1325.

Bhatt A., Helle H.B. Committee neural networks for porosity and permeability prediction from well logs // Geophys. Prosp. 2002. V. 50. P. 645–660.

Dezayes C., Genter A., Hooijkaas G. Deep-seated geology and fracture system of the EGS Soultz reservoir (France) based on recent 5km depth boreholes. Proc. World Geothermal Congress. Antalya. Turkey. 2005.

Dezayes C., Genter A., Valley B. Structure of the low permeable naturally fractured geothermal reservoir at Soultz // Comptes Rendus Géoscience, 2010. V. 343(7–8). P. 517–530.

Díaz-Curiel J., Biosca B., Miguel M.J. Geophysical Estimation of Permeability in Sedimentary Media with Porosities from 0 to 50% // Oil & Gas Science and Technology – Rev. IFP Energies Nouvelles. 2016. V. 71. P. 27–44.

Evans K.F., Kohl T., Hopkirk J., Rybach L. Studies of the Nature of Non-linear Impedance to Flow within the Fractured Granitic Reservoir at the European Hot Dry Rock Project site at Soultz-sous-Forêts, France. ETH Zurich report-Polydynamics Engineering. Institut für Geophysik. Zurich. Switzerland. 1996. P. 144.

Geiermann J. 2-D magnetotelluric sounding and modeling at the geothermal site Soultz-sous-Forêts. Dipl. Phys., J. Gutenberg Universität. Mainz. Germany. 2009. 98 p.

Genter A., Castaing C., Dezayes C., Tenzer H., Trainau H., Villemin T. Comparative analysis of direct (core) and indirect (borehole imaging tools) collection of fracture data in the Hot Dry Rock Soultz reservoir (France) // J. Geophys. Res. 1997. V. 102. B7. 15. P. 419–431.

Genter A., Evans K., Cuenot N., Fritsch D., Sanjuan B. Contribution of the exploration of deep crystalline fractured reservoir of Soultz to the knowledge of enhanced geothermal systems (EGS) // C. R. Geoscience. 2010. V. 342. P. 502–516.

Genter A., Fritsch D., Cuenot N., Baumgärtner J., Graff J.-J. Overview of the current activities of the European EGS Soultz project: from exploration to electricity production. Proc. Thirty-Fourth Workshop on Geothermal Reservoir Engineering. Stanford University. Stanford. California. 2009.

- Geraud Y., Rosener M., Surma F., Place J., Le Garzic E., Diraison M.* Physical properties of fault zones within a granite body: Example of the Soultz-sous-Forêts geothermal site // Comptes Rendus Geoscience. 2010. V. 342. P. 566–574.
- Harvey C.C., Browne P.R.L.* Mixed-layer clay geothermometry in the Wairakei geothermal field, New Zealand // Clay and Clay Minerals. 1995. V. 39. P. 614–621.
- Heap M.J., Kushnir A.R.L., Gilg H.A., Violay M.E.S., Harlé P., Baud P.* Petrophysical properties of the Muschelkalk from the Soultz-sous-Forêts geothermal site (France), an important lithostratigraphic unit for geothermal exploitation in the Upper Rhine Graben // Geothermal Energy. 2019. P. 7–27.
- Helle H.B., Bhatt A., Ursin B.* Porosity and permeability prediction from wireline logs using artificial neural networks: a North Sea case study // Geophys. Prospect. 2001. V. 49. P. 431–444.
- Huang Z., Shimeld J., Williamson M., Katsube J.* Permeability prediction with artificial neural network modeling in the Venture gas field, offshore eastern Canada // Geophysics. 1996. V. 61 (2). P. 422–436.
- Kharaka Y.K., Mariner R.H.* Chemical geothermometers and their application to formation waters from sedimentary basins / Naeser N.D., McCulloch T. (eds.) Thermal History of Sedimentary Basins, S.C.P.M. Special issue. Springer Verlag. 1989. P. 99–117.
- Katz A.J., Thompson A.H.* Quantitative prediction of permeability in porous rock // Phys. Rev. B Condens. Matter. 1986. V. 34(11). P. 8179–8181.
<https://doi.org/10.1103/physrevb.34.8179>
- Kushnir A.R.L., Heap M.J., Baud P.* Assessing the role of fractures on the permeability of the Permo-Triassic sandstones at the Soultz-sous-Forêts (France) geothermal site // Geothermics. 2018. V. 74. P. 181–189.
- Lim J.* Reservoir permeability determination using artificial neural network // J. Korean Soc. Geosyst. Eng. 2005. V. 40. P. 232–238.
- Ma S., Morrow N.R.* Relationships Between Porosity and Permeability for Porous Rocks. SCA Conference. 1996. Paper Number 9610.
- Ollinger D., Baujard C., Kohl T. and Moeck I.* 3-D Temperature Inversion Derived From Deep Borehole Data in the Northeastern German Basin // Geothermics. 2010. V. 39. P. 46–58.
- Polyak B.G., Tolstikhin I.N.* Isotopic composition of the Earth's helium and the motive forces of tectogenesis // Chem. Geology. 1985. V. 52. P. 9–33.
- Pribnow D., Engelking U., Schellschmidt R.* Temperature prediction for the HDR Project at Soutz-sous-Forêts. GGA tech. rpt. №115869. Hannover. 1997. 10 p.
- Rodi W., Mackie R.L.* Nonlinear conjugate gradient algorithm for 2D magnetotelluric inversion // Geophysics. 2001. V. 66(1). P. 174–187.
- Sausse J., Dezayes, C., Dorbath L., Genter A., Place J.* 3D model of fracture zones at Soultz-sous-Forêts based on geological data, image logs, induced microseismicity and vertical seismic profiles // Comptes Rendus Geoscience. 2010. V. 342. P. 531–545.
- Spichak V.V.* A new strategy for exploration drilling based on using of an electromagnetic sounding data. Expanded Abstr. Int. Workshop on High Entalphy Geothermal Systems San-Bernardino. California. 2013.
- Spichak V.V.* Reduce exploration drilling costs: pourquoi pas?! Expanded Abstr. D-GEO-D Conference. Paris. France. 2014.
- Spichak V.V.* Advances in electromagnetic techniques for exploration, prospecting, and monitoring of hydrocarbon deposits // First Break. 2018. V. 36(10). P. 75–81.
- Spichak V.V., Geiermann J., Zakharova O., Calcagno P., Genter A., and Schill E.* Estimating deep temperatures in the Soultz-sous-Forêts geothermal area (France) from magnetotelluric data // Near Surface Geophysics. 2015. V. 13(4). P. 397–408.
- Spichak V.V., Manzella A.* Electromagnetic sounding of geothermal zones // J. Appl. Geophys., 2009. V. 68. P. 459–478.
- Spichak V.V., Zakharova O.* The application of an indirect electromagnetic geothermometer to temperature extrapolation in depth // Geophys. Prospect. 2009. V. 57. P. 653–664.
- Spichak V.V., Zakharova O.K., Rybin A.K.* Methodology of the indirect temperature estimation basing on magnetotelluric data: northern Tien Shan case study // J. Appl. Geophys. 2011. V. 73. P. 164–173.
- Urang J.G., Ebong E.D., Akpan A.E., Akaerue E.I.* A new approach for porosity and permeability prediction from well logs using artificial neural network and curve fitting techniques: A case study of Niger Delta, Nigeria // J. Appl. Geophys. 2020. V. 183. P. 1–14.
- Verma K.A., Cheadle A.B., Routray A., Mohanty K.W., Mansinha L.* Porosity and Permeability Estimation using Neural Network Approach from Well Log // Geoconvention Vision. Canada. 2012.
- Vidal J., Genter A.* Overview of naturally permeable fractured reservoirs in the central and southern Upper Rhine Graben: Insights from geothermal wells // Geothermics. 2018. V. 74. P. 57–73.
- Vidal J., Genter A., Chopin F.* Permeable fracture zones in the hard rocks of the geothermal reservoir at Rittershoffen, France // J. Geophys. Res. Solid Earth. 2017. V. 122(7). P. 4864–4887.
- Vidal J., Genter A., Duringer P., Schmittbuhl J.* Natural Permeability in Fractured Triassic Sediments of the Upper Rhine Graben from Deep Geothermal Boreholes. World Geothermal Congress. Melbourne. Australia. Expanded Abstracts. 2015a.
- Vidal J., Genter A., Schmittbuhl J.* How do permeable fractures in the Triassic sediments of Northern Alsace characterize the top of hydrothermal convective cells? Evidence from Soultz geothermal boreholes (France) // Geothermal Energy. 2015b. V. 3(8).
<https://doi.org/10.1186/s40517-015-0026-4>
- Vuataz F.-D., Brach M., Criaud A., Fouillac C.* Geochemical monitoring of drilling fluids: a powerful tool to forecast and detect formation waters // SPE Formation Evaluation. 1990. P. 177–184.
- Wang B., Wang X., Chen Z.* A hybrid framework for reservoir characterization using fuzzy ranking and an artificial neural network // Comput. Geosci. 2013. V. 57. P. 1–10.

Neural Network Modeling of Electromagnetic Prediction of Geothermal Reservoir Properties

V. V. Spichak^a, * and O. K. Zakharova^a, **

^a*Geoelectromagnetic Research Center of Schmidt Institute of Physics of the Earth
of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia*

*e-mail: v.spichak@mail.ru

**e-mail: okzakharova@mail.ru

This work conducts neural network modeling of temperature, thermal conductivity, and permeability predictions for depths greater than those drilled, as well as for the immediate vicinity of the exploratory borehole. For this purpose, we use data from three boreholes drilled earlier in the Soultz-sous-Forêts geothermal site (France) and the results of the magnetotelluric sounding performed there. It is shown that the relative accuracy of the predictions depends significantly on the relationship between the depth of the drilled borehole and the target depth of the prediction. For instance, for all the examined parameters, prediction errors become less than 5% if the prediction is made for depths that do not exceed the borehole depth by more than two times. In this case, the average errors of temperature and thermal conductivity predictions for the vicinity of the drilled borehole were 3.6% and 6%, respectively. The obtained results justified a new scheme for predicting the thermophysical and porosity/permeability properties of rocks while drilling exploratory geothermal boreholes.

Keywords: temperature, thermal conductivity, permeability, geothermal borehole, electromagnetic sounding, prediction, artificial neural network