ISSN 2658-5014 (Print) СИИТ ISSN 2686-7044 (Online)
http://siit.ugatu.su 2026. Т. 8, № 5(29)
СИСТЕМНАЯ ИНЖЕНЕРИЯ И ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ
Научная статья

УДК 004.8 DOI: 10.54708/SIIT-2026-no5-p102 EDN: YQCJRP

Методика интеллектуальной поддержки принятия решений при разработке нефтегазовых месторождений в условиях низкой ситуационной осведомленности

Н. К. Ханнанов • А. В. Воробьев • Г. Р. Воробьева

Уфимский университет науки и технологий • Институт географии РАН

Исследование посвящено снижению навигационного риска при наклонно-направленном бурении в условиях изменчивой геомагнитной обстановки и неполных измерительных данных. Для оценки дополнительной погрешности магнитной инклинометрии совместно используются данные наземных магнитных обсерваторий, спутниковые параметры солнечного ветра и межпланетного магнитного поля в окрестности точки L1, а также результаты инклинометрических измерений. До построения прогноза временные ряды очищаются от высокочастотной составляющей, пропуски восстанавливаются с выбором метода по протяжённости разрыва, а спутниковые и наземные данные синхронизируются с учётом времени распространения солнечного ветра. Решение в СППР формируется после сопоставления прогнозируемых отклонений магнитного склонения и наклонения с допустимыми порогами. Показано, что наблюдаемые на обсерваториях отклонения не могут напрямую переноситься в точку бурения из-за пространственной неоднородности возмущения и отсутствия упреждения во времени, что обосновывает использование прогностических моделей по спутниковым данным. Методика проверена на экстремальном геомагнитном событии 24.04.2023. Для рассмотренных станций максимальное дополнительное отклонение достигало 1.45° по магнитному наклонению и 6.04° по магнитному склонению. При прогнозировании отклонения магнитного наклонения случайный лес показал MAE 0.09–0.11° и коэффициент детерминации до 0.70. Полученные оценки могут использоваться СППР как основание для выбора режима буровых работ при ухудшении достоверности магнитных измерений.

Интеллектуальный анализ данных; система поддержки принятия решений; ситуационная осведомленность; временные ряды.

Введение

В нефтегазовой отрасли принятие решений при разработке месторождений осуществляется в условиях высокой неопределённости и ограниченной ситуационной осведомлённости персонала. Под ситуационной осведомлённостью понимается способность воспринимать элементы окружающей среды в конкретный момент времени, понимать их значимость и прогнозировать развитие ситуации во времени [Ari24]. В критически важных системах уровень ситуационной осведомлённости и рабочая нагрузка оператора рассматриваются как значимые характеристики при оценке эффективности систем поддержки принятия решений [Ned16].

Рост сложности технологических процессов, увеличение объёма поступающей информации и активное внедрение автоматизированных систем управления усугубляют данную проблему. Перегрузка информацией и снижение прямого участия человека в контуре управления могут приводить к снижению вовлечённости оператора в процесс управления, при котором формально сохраняется контроль, но утрачивается целостное понимание текущей ситуации [Kak15]. В таких условиях решения принимаются на основе фрагментарной или искажённой

Ханнанов Н. К., Воробьев А. В., Воробьева Г. Р. Методика интеллектуальной поддержки принятия решений при разработке нефтегазовых месторождений в условиях низкой ситуационной осведомленности // СИИТ. 2026. Т. 8, № 5(29). С. 102-112. DOI: 10.54708/SIIT-2026-no5-p102. EDN: YQCJRP.

Khannanov N. K., Vorobev A. V., Vorobeva G. R. “The methodology of intellectual decision support in the development of oil and gas fields in conditions of low situational awarenwess” // SIIT. 2026. Vol. 8, no. 5(29), pp. 102-112. DOI: 10.54708/SIIT-2026-no5-p102. EDN: YQCJRP. (In Russian).

картины происходящего, что особенно критично для задач бурения и разработки месторождений.

Для повышения качества управленческих решений в условиях неопределённости всё более широкое распространение получают интеллектуальные системы поддержки принятия решений (СППР) [Ene21]. Интеллектуальная СППР представляет собой программно-аппаратный комплекс, интегрирующий потоки данных от датчиков, результаты моделирования и экспертные знания с целью формирования рекомендаций оператору в реальном времени [Cid22]. Современные СППР используют методы искусственного интеллекта и машинного обучения для анализа данных, выявления закономерностей и прогнозирования развития ситуации [Cid22, Wan24a].

Достоверность решения в такой системе определяется не объёмом поступающих данных сам по себе, а пригодностью конкретных рядов для дальнейшего анализа. На этапах проектирования, эксплуатации, контроля и обслуживания нефтегазовых объектов встречаются пропуски, неоднородность представления и значения, требующие дополнительной интерпретации [Sin17]. Для геофизических и навигационных измерений к этим причинам добавляется изменчивость внешнего магнитного поля: воздействие космической погоды регистрируется наземными магнитометрами и может отражаться на показаниях магнитных инклинометров [Vor22, Ков25].

При обработке геомагнитных рядов задача восстановления пропусков рассматривается отдельно от последующего объединения источников. В работе [Vor18] предложен индуктивный метод восстановления временных последовательностей с шумами и разрывами. Следующий этап связан уже с согласованием данных: концепция единого пространства геомагнитных данных объединяет наземные магнитные наблюдения, спутниковые измерения и модельные данные в общей информационной среде [Vor19].

После объединения данных возникает практическая задача их представления оператору. Для этого могут применяться методы динамической визуализации разнородных геопространственных векторных изображений [Vor24]. В составе СППР такая визуализация позволяет сопоставлять изменения параметров во времени и выделять интервалы, которые требуют дополнительного анализа.

Необходимость учитывать геомагнитный фактор подтверждается результатами двух типов. По данным наземных магнитометров диагностируются геомагнитно-индуцированные токи [Vor22], а для задач бурения показано изменение показаний магнитных инклинометров в периоды повышенной геомагнитной активности [Ков25]. Для рассматриваемой задачи второе наблюдение принципиально, поскольку ошибка магнитного измерительного канала влияет на оценку траектории скважины.

Интеллектуальные методы в нефтегазовой отрасли применяются в задачах с различной постановкой. В публикациях рассматриваются управление бурением и насосными системами, поддержка решений в upstream-сегменте, прогнозирование эффективности технологических операций и ценовых показателей [Shv19, Sag20, Shf19, Has21, Chi15]. Отдельно исследуются машинное обучение для анализа отраслевых данных и прогнозирования нарушений целостности скважин [Sal22], цифровые двойники и методы глубокого обучения [Mez24, Wan24b, Nas21]. Состав модели и входных данных при этом определяется конкретным решением, которое должна формировать СППР.

Для разрабатываемой системы требуется совместить несколько ранее исследовавшихся направлений. Задачи оценки успешности проектов и технологических рисков представлены в [Sar22, Кан20, Wan24c], а пример интегрированной СППР для аварийной ситуации приведён в [Li22]. В настоящей работе акцент смещён на геомагнитно обусловленную дополнительную погрешность магнитной инклинометрии. Поэтому в одной процедуре используются восстановление временных рядов, согласование разнородных геомагнитных данных и визуальная аналитика [Vor18, Vor19, Vor24].

Исходные данные и их предварительная обработка

Функционирование системы поддержки принятия решений при разработке нефтегазовых месторождений в условиях низкой ситуационной осведомленности базируется на интеграции разнородных геофизических и технологических данных, характеризующих как текущее состояние геомагнитной обстановки, так и параметры бурения. Ключевой особенностью используемого информационного обеспечения является его гетерогенность, фрагментарность и выраженная нестационарность, что обуславливает необходимость многоэтапной предварительной обработки данных до их использования в аналитических и прогностических моделях.

В качестве исходной информации используются три основных класса данных:

1. Данные наземных магнитных обсерваторий, включающие компоненты геомагнитного поля B_N, B_E, B_Z (нТл)(северная, восточная и вертикальная компоненты соответственно), регистрируемые с минутным временным разрешением.

2. Спутниковые данные параметров солнечного ветра и межпланетного магнитного поля, полученные от космических аппаратов, размещенных в первой точке Лагранжа L_1 на линии Земля-Солнце. В набор параметров входят скорость солнечного ветра v, а также компоненты межпланетного магнитного поля B_X, B_Y, B_Z в системе координат GSM (нТл).

3. Производные данные инклинометрических измерений, включающие измеренные значения азимутального (магнитное склонение D, град) и зенитного (магнитное наклонение I, град) углов.

На основе компонент геомагнитного поля вычисляются значения магнитного склонения и магнитного наклонения. Магнитное склонение определяется согласно выражению

$$D = 180/\pi \cdot \begin{cases} \arctan(B_N/B_E), & B_E > 0 \wedge B_N \in \mathbb{R}, \\ \arctan(B_N/B_E) + \pi, & B_E < 0 \wedge B_N \geq 0, \\ \arctan(B_N/B_E) - \pi, & B_E < 0 \wedge B_N < 0, \\ +\pi/2, & B_E = 0 \wedge B_N > 0, \\ -\pi/2, & B_E = 0 \wedge B_N < 0, \\ \text{неопределен}, & B_E = 0 \wedge B_N = 0, \end{cases} \quad (1)$$

где π = 3.1415; B_N и B_E – северная и восточная компоненты геомагнитного поля соответственно, нТл. Магнитное наклонение определяется согласно выражению

$$I = 90° - 180/\pi \cdot \begin{cases} \arctan(H/B_Z), & B_Z > 0 \wedge H \in \mathbb{R}, \\ \arctan(H/B_Z) + \pi, & B_Z < 0 \wedge H \geq 0, \\ \arctan(H/B_Z) - \pi, & B_Z < 0 \wedge H < 0, \\ +\pi/2, & B_Z = 0 \wedge H > 0, \\ -\pi/2, & B_Z = 0 \wedge H < 0, \\ \text{неопределен}, & B_Z = 0 \wedge H = 0, \end{cases} \quad (2)$$

где B_Z – вертикальная составляющая магнитного поля, нТл, H – горизонтальная составляющая магнитного поля, нТл, определяемая выражением

$$H = \sqrt{B_N^2 + B_E^2}, \quad (3)$$

где B_N, B_E – северная и восточная компоненты геомагнитного поля соответственно, нТл.

С целью количественной характеристики возмущённой составляющей геомагнитного поля, выполняется сопоставление наблюдаемых значений с расчётными оценками, полученными на основе модели главного геомагнитного поля IGRF (International Geomagnetic Reference Field) согласно выражениям:

$$\Delta D = |D - D_0|, \quad (4)$$

$$\Delta I = |I - I_0|, \quad (5)$$

где ΔD – отклонения расчетного магнитного склонения, нТл; D_0 – эталонные значения магнитного склонения, нТл; ΔI – отклонения расчетного магнитного наклонения, нТл; I_0 – эталонные значения магнитного наклонения, нТл.

Спутниковые временные ряды параметров межпланетного магнитного поля характеризуются наличием высокочастотных шумов и выбросов. Подавление высокочастотных шумовых компонентов осуществляется с использованием цифрового низкочастотного фильтра Баттерворта четвёртого порядка. Амплитудно-частотная характеристика фильтра Баттерворта описывается выражением

$$|H(f)|^2 = \frac{1}{1+\left(\frac{f}{f_c}\right)^{2n}}, \quad (6)$$

где $n = 4$ – порядок фильтра; f – частота сигнала, мГц; $f_c \approx 0.55$ мГц – частота среза при выбранном периоде среза равном 30 мин.

Фрагмент временного ряда компоненты B_Z до и после фильтрации низких частот представлен на рис. 1.

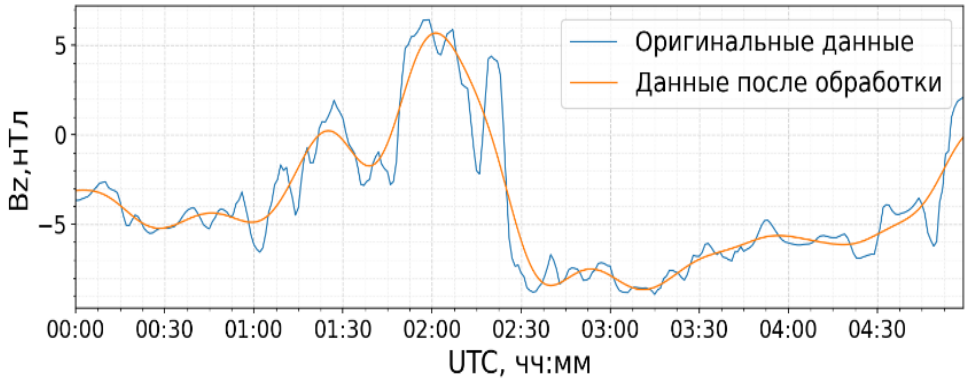


Рис. 1 Фрагмент временного ряда компоненты B_Z до и после фильтрации низких частот

Одной из ключевых проблем исходных спутниковых данных является наличие пропусков различной протяженности. Для их восстановления реализуется адаптивный подход, предусматривающий выбор метода импутации в зависимости от длины разрыва.

Для коротких пропусков используется линейная интерполяция определяемая выражением

$$\hat{x}(t) = x(t_1) + \frac{x(t_2)-x(t_1)}{t_2-t_1}(t - t_1), \quad (7)$$

где t_1 и t_2 – моменты времени, ограничивающие пропуск.

Для более протяженных разрывов применяется статистическая модель ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average), определяемая выражением

$$\Phi_p(B)(1-B)^d x_t = \Theta(B)\varepsilon_t, \quad (8)$$

где x_t – значение временного ряда в момент времени t; B – оператор сдвига, такой что $Bx_t = x_{t-1}$; $\Phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 + \cdots + \phi_p B^p$ – оператор авторегрессии порядка p; $(1-B)^d$ – оператор дифференцирования порядка d, устраняющий тренд и обеспечивающий стационарность ряда; $\Theta_q(B) = 1 + \Theta_1 B + \Theta_2 B^2 + \cdots + \Theta_p B^p$ – оператор скользящего среднего порядка q; ε_t – белый шум (независимые случайные величины с нулевым математическим ожиданием и постоянной дисперсией).

При длинных непрерывных пропусках использовались рекуррентные нейронные сети типа LSTM (Long Short-Term Memory), обеспечивающие учёт нелинейно динамики временных рядов.

На рис. 2 представлена структурная схема адаптационного метода импутации.

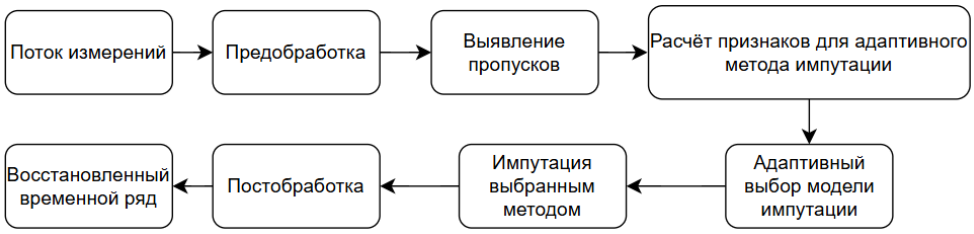


Рис. 2. Структурная схема адаптационного метода импутации

Для согласования спутниковых и наземных данных учитывается время распространения солнечного ветра от точки L_1 до магнитосферы Земли, рассчитываемое по формуле

$$t = S/v\,, \tag{9}$$

где $S \approx 1.5\times10^6$ км – расстояние от точки L_1 до Земли, v – скорость солнечного ветра.

Полученное значение временного лага используется для сдвига спутниковых временных рядов и последующей синхронизации с данными наземных магнитных станций.

На завершающем этапе предварительной обработки формировалась интегрированная база данных, включающая синхронизированные параметры солнечного ветра, компоненты геомагнитного поля и рассчитанные значения ΔD и ΔI. Данный массив служит материалом для интеллектуальных модулей СППР и используется для обучения и валидации прогностических моделей дополнительной погрешности магнитных инклинометров.

Методика поддержки принятия решений при разработке нефтегазовых месторождений в условиях низкой ситуационной осведомленности

В основе предлагаемой методики лежит принцип проактивной поддержки принятия решений, при котором управляющее воздействие формируется не только на основе текущих измерений, но и с учётом прогнозируемого состояния среды. Ключевым фактором неопределенности в рамках рассматриваемых задач является вариабельность геомагнитной обстановки, оказывающая существенное влияние на метрологические характеристики магнитных инклинометрических систем, используемых при наклонно-направленном бурении.

Процесс поддержки принятия решений формализуется как задача сопоставления прогнозируемого уровня дополнительной погрешности измерений с допустимыми нормативными значениями. Вектор входных параметров среды задается выражением

$$X(t) = \{v(t), B_X(t), B_Y(t), B_Z(t), t_{\text{lag}}\}, \tag{10}$$

где v – скорость солнечного ветра, км/с; B_X, B_Y, B_Z – компоненты межпланетного магнитного поля, нТл; t_{lag} – время распространения солнечного ветра от точки L_1 до Земли, с. Выходным вектором системы является прогноз дополнительной погрешности магнитных измерений, определяемый выражением

$$Y(t) = \{\Delta D(t), \Delta I(t)\}, \tag{11}$$

где ΔD – отклонение магнитного склонения, нТл; ΔI – отклонение магнитного наклонения, нТл. Задача СППР заключается в оценке функции принятия решения

$$R(t) = f(Y(t), Y_{\text{lim}}), \tag{12}$$

где Y_{lim} – вектор допустимых пороговых значений погрешности.

Следует отдельно пояснить, почему в качестве источника оценки дополнительной погрешности используются прогностические модели по спутниковым данным, а не непосредственно наблюдаемые на магнитных обсерваториях отклонения ΔD и ΔI. Магнитная обсерватория регистрирует возмущение в локальной точке, в то время как геомагнитное возмущение пространственно неоднородно, а его амплитуда на пространственных масштабах может различаться в несколько раз. Перенос зафиксированного обсерваторией отклонения в точку бурения

вносит неконтролируемую пространственную ошибку, особенно если обсерватория удалена от района проведения работ. Кроме того, наблюдение на обсерватории характеризуем уже произошедшее возмущение, в то время как для проактивной поддержки принятия решений необходим прогноз на горизонт τ. Спутниковые данные о параметрах солнечного ветра в окрестности точки L1 обеспечивают физическое упреждение $t = S/v$, что позволяет сформировать рекомендацию до выполнения очередного магнитного измерения. Кроме того, показания магнитного инклинометра в скважине подвержены дополнительным искажениям, не связанным с вариациями внешнего поля, поэтому прямое использование полученного в обсерватории ΔD в качестве поправки для точки бурения методологически не корректно.

Методика реализуется в виде последовательности этапов, представленных в табл. 1.

Прогнозирование дополнительной погрешности магнитных инклинометров осуществляется с использованием интеллектуальных моделей, обученных на ретроспективных данных. В общем виде модель прогнозирования описывается выражением

$$\mathrm{Y}(t+\tau) = M(X(t - t_{\mathrm{lag}})), \tag{13}$$

где M – обученная прогностическая модель; τ – горизонт прогнозирования.

Таблица 1

Основные этапы методики поддержки принятия решений при магнитных измерениях во время бурения

№ п/п	Процесс	Результат
1	Сбор данных о ГМП	$\{B_N, B_E, B_V\}$
2	Расчет эмпирических значений магнитного склонения и наклонения	$\{B_N, B_E, B_V, D, I\}$
3	Расчет эталонных значений магнитного склонения и наклонения	$\{B_N, B_E, B_V, D, I, D_0, I_0\}$
4	Вычисление отклонений между эмпирическими и эталонными значениями	$\{\Delta I, \Delta D\}$
5	Сбор данных о солнечном ветре	$\{v, n, B_X, B_Y, B_Z\}$
6	Расчёт времени распространения солнечного ветра	$\{v, n, B_X, B_Y, B_Z, t\}$
7	Формирование базы данных	$\{v, n, B_X, B_Y, B_Z, t, \Delta I, \Delta D\}$
8	Регистрация актуальных значений параметров солнечного ветра	$\{v', n', B_X', B_Y', B_Z', t'\}$
9	Прогнозирование погрешности	$\{\Delta I', \Delta D'\}$

Примечание: B_N, B_E, B_V – северная, восточная и вертикальная компоненты ГМП соответственно, [нТл]; D, I – измеренные значения магнитного склонения и магнитного наклонения соответственно, [град]; D_0, I_0 – эталонные значения магнитного склонения и магнитного наклонения соответственно, [град]; ΔD, ΔI – абсолютные величины дополнительной погрешности магнитного склонения и магнитного наклонения соответственно, [град]; v – скорость солнечного ветра, [км/с]; n – плотность солнечного ветра, [см$^{-3}$]; B_X, B_Y, B_Z – составляющие вектора индукции ММП по осям X, Y и Z в системе GSM (Geocentric Solar Magnetic) соответственно, [нТл]; t – время преодоления расстояния от точки L_1 до поверхности Земли, [с]; v', [км/с]; n', [см], B_X', [нТл]; B_Y', [нТл]; B_Z', [нТл]; t', [с]; $\Delta I'$, [град]; $\Delta D'$, [град.] – актуальные значения соответствующих параметров, зарегистрированные в реальном времени.

На основании прогнозируемых значений дополнительной погрешности формируется бинарное или многокритериальное решение. В простейшем случае решение описывается выражением

$$Y(t+\tau) = M(X(t - t_{\mathrm{lag}})), \tag{14}$$

где M – обученная прогностическая модель, τ – горизонт прогнозирования.

На основании прогнозируемых значений дополнительный погрешности формируется бинарное или многокритериальное решение. В простейшем случае решение описывается следующим образом:

$$R(t) = \begin{cases} 1, \text{если } |\Delta D'| \le D_{\mathrm{lim}} \wedge |\Delta I'| \le I_{\mathrm{lim}}, \\ 0, \text{если } |\Delta D'| > D_{\mathrm{lim}} \wedge |\Delta I'| > I_{\mathrm{lim}}, \end{cases} \tag{15}$$

где D_{lim}, I_{lim} – допустимые нормативные пороги. Значение $R(t) = 1$ соответствует рекомендации продолжения технологического процесса, $R(t) = 0$ – рекомендации о его приостановке или переходе на альтернативный режим измерений.

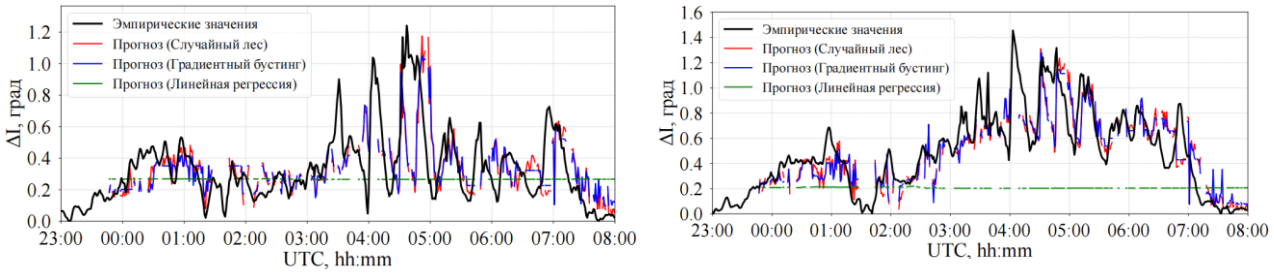
Валидация результатов поддержки принятия решений на основе предлагаемой методики

В качестве примера рассмотрим экстремальное геомагнитное событие 24 апреля 2023 г. (табл. 2). На рис. 3 приведена временная диаграмма измеренных и спрогнозированных значений ΔI станции MAS (*а*) и SOD (*б*), часть прогнозируемых значений пропущена в связи с отсутствием значений исходных параметров. На рис. 4 приведена временная диаграмма измеренных и спрогнозированных значений ΔD станции MAS (*а*) и SOD (*б*), часть прогнозируемых значений пропущена в связи с отсутствием значений исходных параметров.

Таблица 2

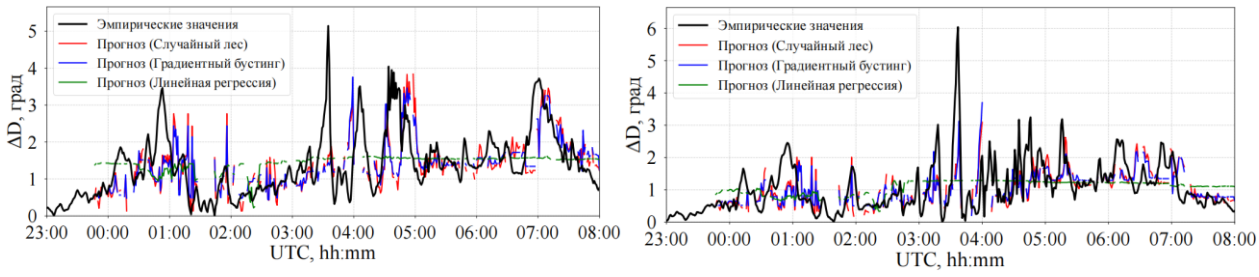
Максимальные значения погрешности во время экстремального геомагнитного события 24.04.2023

Станция	IAGA-код	GEOLON	GEOLAT	$\Delta I_{\max}$, град.	$\Delta D_{\max}$, град.
Masi	MAS	23.70	69.46	1.24	5.14
Summit	SUM	321.70	72.30	0.73	1.55
Sodankyla	SOD	26.63	67.37	1.45	6.04
Upernavik	UPN	303.85	72.78	0.79	2.37



а *б*

Рис. 3. Временная диаграмма измеренных и спрогнозированных значений ΔI станции MAS (*а*) и SOD (*б*)



а *б*

Рис. 4 Временная диаграмма измеренных и спрогнозированных значений ΔD станции MAS (*а*) и SOD (*б*)

Для оценки качества построенных прогностических моделей был проведен сравнительный их анализ на основе стандартных метрик: средней абсолютной ошибки (MAE), среднеквадратичной ошибки (MSE), корня из среднеквадратичной ошибки (RMSE), а также коэффициента детерминации (R^2), отражающего адекватность синтезируемой модели. Результаты расчетов для моделей случайного леса, линейной регрессии и градиентного бустинга приведены в табл. 3.

Таблица 3

Метрики качества прогностических моделей для различных моделей машинного обучения при прогнозировании Δ*I* и Δ*D*

Модель	Метрика	Δ*I* MAS	Δ*I* SOD	Δ*D* MAS	Δ*D* SOD
Случайный лес	MAE	0.09	0.11	0.52	0.40
	MSE	0.01	0.03	0.51	0.34
	RMSE	0.12	0.16	0.72	0.59
	R^2	0.61	0.70	0.02	0.21
Линейная регрессия	MAE	0.09	0.12	0.46	0.42
	MSE	0.01	0.03	0.40	0.35
	RMSE	0.13	0.17	0.63	0.60
	R^2	0.57	0.68	0.23	0.19
Градиентный бустинг	MAE	0.16	0.22	0.64	0.53
	MSE	0.04	0.06	0.55	0.42
	RMSE	0.2	0.25	0.74	0.65
	R^2	0.01	0.29	0.05	0.05

Результаты показывают, что качество зависит от прогнозируемой величины и станции. Для *ΔI* случайный лес даёт MAE 0.09 и 0.11° и R^2 0.61 и 0.70 для MAS и SOD соответственно. Для *ΔD* преимущество не является однозначным: на MAS лучшие MAE и R^2 получены для линейной регрессии (0.46°, 0.23), а на SOD случайный лес даёт несколько лучшие показатели (0.40°, 0.21). Градиентный бустинг уступает этим моделям по большинству приведённых метрик.

Обсуждение результатов

Проверка на событии 24.04.2023 показала, что величина геомагнитно обусловленной добавки к ошибке заметно различается между станциями. По данным табл. 2 максимальные значения ΔI находятся в диапазоне 0.73–1.45°, а ΔD – 1.55–6.04°. Для СППР существенно само приближение этих отклонений к допустимым величинам, поэтому дальнейшая оценка проводилась отдельно для магнитного наклонения и склонения.

На временных диаграммах MAS и SOD (рис. 3, 4) прогноз воспроизводит общую форму изменения ряда, однако качество совпадения неодинаково для двух целевых величин. Для *ΔI* результат устойчивее: у случайного леса R^2 составляет 0.61 для MAS и 0.70 для SOD. Для *ΔD* соответствующие значения равны 0.02 и 0.21, поэтому прогноз магнитного склонения требует более осторожной интерпретации. Отдельные разрывы на графиках связаны с отсутствием исходных спутниковых параметров.

Сопоставление трёх моделей в табл. 3 показывает, что единого лидера для всех четырёх рядов нет. При прогнозировании *ΔI* случайный лес даёт MAE 0.09–0.11° и наибольшие значения R^2 среди рассмотренных вариантов. Для ΔD картина смешанная: на MAS линейная регрессия имеет MAE 0.46° и R^2 = 0.23 против 0.52° и 0.02 у случайного леса, тогда как на SOD случайный лес немного лучше по MAE и R^2. Градиентный бустинг в данном эксперименте уступает двум другим моделям. Преимущество случайного леса тем самым подтверждается прежде всего для прогноза магнитного наклонения.

Различие результатов для MAS и SOD не позволяет переносить параметры модели между станциями без дополнительной проверки. Географическое положение обсерватории и локальная динамика поля изменяют статистическую связь между параметрами солнечного ветра и целевыми отклонениями. При практическом внедрении качество модели следует контролировать на данных той станции или группы станций, для которых формируется предупреждение.

В прикладной схеме ценность прогноза состоит не в получении отдельного численного значения угла, а в своевременном обнаружении приближения дополнительной погрешности к допустимому порогу. При его превышении СППР может сформировать рекомендацию о корректировке режима измерений либо временной приостановке операции. Такой вариант

использования непосредственно связывает прогноз ΔI и ΔD с решением, заданным выражением (14), и сокращает объём геофизических данных, которые оператору приходится интерпретировать вручную.

Основное ограничение эксперимента связано с неполнотой спутниковых рядов: при отсутствии входных параметров часть прогнозных точек не формируется. Второе ограничение видно из табл. 3 – качество для ΔD существенно ниже, чем для ΔI, особенно на станции MAS. Дальнейшая работа поэтому должна включать повышение полноты входных данных, раздельный подбор признаков для склонения и наклонения и проверку моделей на других геомагнитных событиях.

Заключение

Предложенная методика связывает в одной процедуре три источника информации: параметры солнечного ветра и межпланетного магнитного поля, наземные геомагнитные наблюдения и магнитную инклинометрию. После предварительной обработки эти данные используются для прогноза дополнительной погрешности, а результат сопоставляется с допустимым порогом и передаётся в контур поддержки решения.

На событии 24.04.2023 влияние геомагнитного возмущения оказалось неодинаковым по станциям. Использование прогностических моделей, а не непосредственно наблюдаемых на обсерваториях отклонений, обусловлено пространственной неоднородностью геомагнитного возмущения и необходимостью упреждения во времени. Максимальное отклонение магнитного наклонения достигло 1.45°, магнитного склонения – 6.04°. Такие значения показывают, что геомагнитную составляющую нельзя рассматривать как постоянную поправку при магнитных измерениях в периоды сильных возмущений. Перед обучением моделей спутниковые временные ряды проходят НЧ-фильтрацию, восстановление пропусков и временное согласование с наземными наблюдениями. Способ импутации выбирается по длине разрыва: для коротких интервалов используется линейная интерполяция, для более протяжённых – ARIMA или LSTM. В результате в модель поступают согласованные ряды параметров солнечного ветра, геомагнитного поля и рассчитанных ΔD, ΔI. По ΔI наиболее устойчивые показатели в проведённом сравнении получены для случайного леса: MAE = 0.09–0.11°, R^2 = 0.61–0.70. Для ΔD качество ниже и зависит от станции: MAE случайного леса составляет 0.40–0.52°, при этом на MAS линейная регрессия даёт более высокий R^2. Поэтому результаты по магнитному склонению и наклонению нельзя оценивать одинаково. Это различие важно для структуры СППР. Прогноз ΔI может использоваться как более устойчивый индикатор изменения дополнительной погрешности, тогда как для ΔD требуется дополнительная настройка признаков и моделей. Дальнейшее развитие метода целесообразно вести через раздельную настройку прогностических контуров для двух целевых величин. Практический результат работы состоит в возможности заранее сопоставлять ожидаемую дополнительную погрешность с установленным порогом и формировать рекомендацию до выполнения очередного магнитного измерения. Такой режим не устраняет неопределённость исходных геофизических данных, но делает её явной для оператора и позволяет учитывать геомагнитную обстановку при выборе режима буровых работ.

Благодарности и поддержка

Статья подготовлена по материалам исследований по теме Государственного задания ИГ РАН № FMWS-2024-0009.

Список литературы | References

[Ari24] Arias-Portela C. Y., Mora-Vargas J., et al. Situational awareness errors in forklift logistics operations: A multiphase eye-tracking and think-aloud approach // Logistics. 2024. Т. 8, № 4, 124. 10.3390/logistics8040124.

[Chi15] Chiroma H., Zavareh A. A., et al. Intelligent decision support systems for oil price forecasting // International Journal of Information Science and Management. 2015. Vol. 13, Special Issue. P. 47–59. irep.iium.edu.my/46196.

[Cid22] Cid-Galiot J. J., Aguilar-Lasserre A. A., Grande-Ramírez J. R., Juárez-Martínez U., Posada-Gómez R., Calderón-Palomares L. A. Intelligent decision support system to increase the operational reliability of the hydrocarbon pipeline transport system of a Mexican oil industry // J. Intelligent & Fuzzy Systems. 2022. Т. 43, № 4, С. 3961–3981. 10.3233/JIFS-212411.

[Ene21] Enemosah A. Intelligent Decision Support Systems for Oil and Gas Control Rooms Using Real-Time AI Inference // International Journal of Engineering Technology Research & Management. 2021. Vol. 5, No. 12. P. 236–255. ijetrm.com/issues/files/May-2021-08-1746675967-DEC202127.pdf.

[Has21] Hassan A., Aljawad M. S., Mahmoud M. An artificial intelligence-based model for performance prediction of acid fracturing in naturally fractured reservoirs // ACS Omega. 2021. Т. 6, № 21, С. 13654–13670. 10.1021/acsomega.1c00809.

[Kak15] Kaklauskas A. Intelligent Decision Support Systems // Biometric and Intelligent Decision Making Support: Intelligent Systems Reference Library, Vol. 81. Springer, Cham, 2015. P. 31–85. 10.1007/978-3-319-13659-2_2.

[Li22] Li P., Chen B., et al. DSS-OSM: An Integrated Decision Support System for Offshore Oil Spill Management // Water. 2022. Vol. 14, No. 1. Article 20. 10.3390/w14010020.

[Mez24] Meza E. B. M., de Souza D. G. B., et al. Tools, technologies and frameworks for digital twins in the oil and gas industry: an in-depth analysis // Sensors. 2024. Т. 24, № 19, 6457. 10.3390/s24196457.

[Nas21] Nasir Y., He J., Hu C., et al. Deep reinforcement learning for constrained field development optimization in subsurface two-phase flow // Frontiers in Applied Mathematics and Statistics. 2021. Т. 7, 689934. 10.3389/fams.2021.689934.

[Ned16] Naderpour M., Lu J., Zhang G. A safety-critical decision support system evaluation using situation awareness and workload measures // Reliability Engineering & System Safety. 2016. Т. 150, С. 147–159. 10.1016/j.ress.2016.01.024.

[Sag20] Sagdatullin A. Analysis of a discrete object control of oil and gas pumping system under uncertainty and unfull information conditions // 2020 International Russian Automation Conference (RusAutoCon). 2020. С. 405–409. 10.1109/RusAutoCon49822.2020.9208112.

[Sal22] Salem A. M., Yakoot M. S., Mahmoud O. Addressing diverse petroleum industry problems using machine learning techniques: literary methodology—spotlight on predicting well integrity failures // ACS Omega. 2022. Т. 7, № 3, С. 2504–2519. 10.1021/acsomega.1c05658.

[Sar22] Sarfaraz A. H., Yazdi A. K., et al. A decision support system for evaluating success factors of projects in the oil and gas industry // Mathematical Problems in Engineering. 2022. Vol. 2022. Article ID 6358562. 18 p. 10.1155/2022/6358562.

[Shf19] Shafiee M., Animah I., Alkali B., Baglee D. Decision support methods and applications in the upstream oil and gas sector // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2019. Т. 173, С. 1173–1186. 10.1016/j.petrol.2018.10.050.

[Shv19] Shavranskyi V., Sementsov G. Development of an intelligent decision support system to control the process of well drilling under complicated conditions // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2019. Т. 5, № 9 (101), С. 6–14. 10.15587/1729-4061.2019.179401.

[Sin17] Singh M., Hetlevik S. Data–information–knowledge hierarchy based decision support system for risk based inspection analysis // International Journal of System Assurance Engineering and Management. 2017. Vol. 8, Suppl. 2. P. S1588–S1595. 10.1007/s13198-017-0631-7.

[Vor18] Воробьёв А. В., Воробьёва Г. Р. Индуктивный метод восстановления временных рядов геомагнитных данных // Труды СПИИРАН. 2018. Вып. 2(57). С. 104–133. 10.15622/sp.57.5. [Vorobev A. V., Vorobeva G. R. An inductive method for restoring geomagnetic time series // Trudy SPIIRAN. 2018. No. 2(57). P. 104–133. 10.15622/sp.57.5. (In Russian).]

[Vor19] Воробьёв А. В., Воробьёва Г. Р., Юсупова Н. И. Концепция единого пространства геомагнитных данных // Труды СПИИРАН. 2019. Т. 18, № 2, С. 390–415. 10.15622/sp.18.2.390-415. [Vorobev A. V., Vorobeva G. R., Yusupova N. I. Conception of geomagnetic data integrated space // Trudy SPIIRAN. 2019. Vol. 18, No. 2. P. 390–415. 10.15622/sp.18.2.390-415. (In Russian).]

[Vor22] Vorobev A., Soloviev A., et al. An approach to diagnostics of geomagnetically induced currents based on ground magnetometers data // Applied Sciences. 2022. Т. 12, № 3. Article 1522. 10.3390/app12031522.

[Vor24] Vorobev A. V., Vorobeva G. R. An Approach to Dynamic Visualization of Heterogeneous Geospatial Vector Images // Computer Optics. 2024. Vol. 48, No. 1, pp. 123–138. 10.18287/2412-6179-CO-1279.

[Wan24a] Wang Z., Cheng Z., et al. Research on intelligent decision support systems for oil and gas exploration based on machine learning // PLOS ONE. 2024. Vol. 19, No. 12. e0314108. 10.1371/journal.pone.0314108.

[Wan24b] Wang J., Shi L., et al. A digital twin modeling and application for gear rack drilling rigs lifting system // Scientific Reports. 2024. Vol. 14. Article 23711. 10.1038/s41598-024-73954-z.

[Wan24c] Wang T., Wei Q., et al. Current Status and Prospects of Artificial Intelligence Technology Application in Oil and Gas Field Development // ACS Omega. 2024. Vol. 9, No. 3. P. 3173–3183. 10.1021/acsomega.3c09229.

[Кан20] Кантюков Р. Р., Бутусов О. Б. и др. Система поддержки принятия решений по управлению рисками опасных ситуаций в сложных системах газоснабжения // Программные продукты и системы. 2020. Т. 33, № 2, С. 250–256. 10.15827/0236-235X.130.250-256. [Kantyukov R. R., Butusov O. B., et al. Decision support system for risk management of dangerous situations in complex gas supply systems // Programmnye Produkty i Sistemy (Software & Systems). 2020. Vol. 33, No. 2. P. 250–256. 10.15827/0236-235X.130.250-256. (In Russian).]

[Ков25] Ковалев Д. В., Воробьев А. В. и др. Оценка эффектов воздействия космической погоды на достоверность показаний магнитных инклинометров // Космические исследования. 2025. Т. 63, № 6. С. 590–600. 10.7868/S3034550225060024. [Kovalev D. V., Vorobev A. V., et al. Assessment of the effects of space weather on the reliability of the readings of magnetic inclinometers // Cosmic Research. 2025. Vol. 63, No. 6. P. 590–600. 10.7868/S3034550225060024. (In Russian).]

ОБ АВТОРАХ | ABOUT THE AUTHORS

ХАННАНОВ Наиль Камилевич
Уфимский университет науки и технологий, Россия.
nael20000@yandex.ru ORCID: 0009-0005-1132-3440.
Аспирант спец. «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика».

ВОРОБЬЕВ Андрей Владимирович
Уфимский университет науки и технологий, Россия.
geomagnet@list.ru ORCID: 0000-0002-9680-5609.
Зав. каф. информатики, проф. Дипл. магистр по электронике и микроэлектронике (Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т). Д-р техн. наук по сист. анализу и обработке информации (там же). Иссл. в обл. интелл. анализа пространственных данных.

ВОРОБЬЕВА Гульнара Равилевна
Институт географии РАН, Россия.
vorobeva.gulya@yandex.ru ORCID: 0000-0001-7878-9724.
Старший научный сотрудник. Дипл. инженер по АСОИУ (Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т). Д-р техн. наук по системному анализу и обработке информации (там же). Иссл. в обл. интелл. анализа пространственных данных.

KHANNANOV Nail Kamilevich
Ufa University of Science and Technology, Russia.
nael20000@yandex.ru ORCID: 0009-0005-1132-3440.
Post graduate student on the specialty "System analysis, information management and processing, statistics".

VOROBEV Andrei Vladimirovich
Ufa University of Science and Technology, Russia.
geomagnet@list.ru ORCID: 0000-0002-9680-5609.
Head of the Dept of Informatics, Prof. Dipl. Master in electronics and microelectronics (Ufa State Aviation Technical University). Dr. of Tech. Sci. on system analysis and information processing (ibid). Research in the field of intellectual analysis of spatial data.

VOROBEVA Gulnara Ravilevna
Institute of Geography of the RAS, Russia.
vorobeva.gulya@yandex.ru ORCID: 0000-0001-7878-9724.
Senior Researcher. Dipl. Engineer according to automated systems (Ufa State Aviation. Tech. University). Doctor of Engineering. Sciences in System Analysis and Information Processing (ibid). Researchs in the field of Spatial Data Mining.

МЕТАДАННЫЕ | METADATA

Заглавие: Методика интеллектуальной поддержки принятия решений при разработке нефтегазовых месторождений в условиях низкой ситуационной осведомленности.

Авторы: Ханнанов Н. К., Воробьев А. В., Воробьева Г. Р.

Аннотация: Исследование посвящено снижению навигационного риска при наклонно-направленном бурении в условиях изменчивой геомагнитной обстановки и неполных измерительных данных. Для оценки дополнительной погрешности магнитной инклинометрии совместно используются данные наземных магнитных обсерваторий, спутниковые параметры солнечного ветра и межпланетного магнитного поля в окрестности точки L1, а также результаты инклинометрических измерений. До построения прогноза временные ряды очищаются от высокочастотной составляющей, пропуски восстанавливаются с выбором метода по протяжённости разрыва, а спутниковые и наземные данные синхронизируются с учётом времени распространения солнечного ветра. Решение в СППР формируется после сопоставления прогнозируемых отклонений магнитного склонения и наклонения с допустимыми порогами. Показано, что наблюдаемые на обсерваториях отклонения не могут напрямую переноситься в точку бурения из-за пространственной неоднородности возмущения и отсутствия упреждения во времени, что обосновывает использование прогностических моделей по спутниковым данным. Методика проверена на экстремальном геомагнитном событии 24.04.2023. Для рассмотренных станций максимальное дополнительное отклонение достигало 1.45° по магнитному наклонению и 6.04° по магнитному склонению. При прогнозировании отклонения магнитного наклонения случайный лес показал MAE 0.09–0.11° и коэффициент детерминации до 0.70. Полученные оценки могут использоваться СППР как основание для выбора режима буровых работ при ухудшении достоверности магнитных измерений.

Ключевые слова: Интеллектуальный анализ данных, система поддержки принятия решений; ситуационная осведомленность; временные ряды.

Язык: Русский.

Статья поступила в редакцию 9 февраля 2026 г.

Title: The methodology of intellectual decision support in the development of oil and gas fields in conditions of low situational awarenwess.

Authors: Khannanov N. K., Vorobev A. V., Vorobeva G. R.

Abstract: The work is devoted to the development and testing of methods for intellectual decision-making support in the development of oil and gas fields in conditions of low situational awareness due to the variability of the geomagnetic situation and fragmented navigation data. The aim of the study is to reduce the risk of navigation errors during directional drilling by evaluating and proactively analyzing the variable component of errors in magnetic inclinometric measurements. The paper analyzes synchronized time sequences of solar wind and interplanetary magnetic field parameters obtained from satellite observations in the vicinity of the Lagrange point, as well as data from terrestrial geomagnetic observatories and the results of inclinometric measurements. A multi-stage data preprocessing procedure is proposed, including noise filtering, adaptive skip imputation, and time synchronization of satellite and terrestrial information sources. The decision support methodology is formalized as the task of comparing predicted deviations of magnetic declination and inclination with acceptable regulatory thresholds. The validation of the methodology was performed using the example of an extreme geomagnetic event 04/24/2023. It has been found that with intense variations in the geomagnetic field, the magnitude of the additional error of inclinometric measurements can increase to 1.45° in the angle of magnetic inclination and up to 6.04° in the magnetic declination. A comparative analysis of machine learning models has shown that the best quality of forecasting is provided by the random forest model, which demonstrates an average absolute error of 0.09-0.11° and a coefficient of determination of up to 0.70 when predicting magnetic inclination deviations. The results of the conducted research indicate the appropriateness of using the developed methodology as an algorithmic basis for intelligent decision support systems aimed at improving the safety and reliability of oil and gas field development processes.

Key words: Data mining; decision support system; situational awareness; time series.

Language: Russian.

The article was received by the editors on 9 February 2026.