

ИНЖЕНЕРНАЯ ГЕОЛОГИЯ

УДК 622.831.322

Статистический анализ факторов возникновения газодинамических явлений в условиях Гремячинского месторождения калийных солей**В. О. Лядов**

Горный институт УрО РАН

614007, Пермь, Сибирская, 78А. E-mail: minevladimir1@gmail.com

(Статья поступила в редакцию 24.04.2026 г.)

Разработка месторождений калийных солей осложняется возникающими в процессе эксплуатации газодинамическими явлениями (ГДЯ) различных видов. В свою очередь, для качественного выполнения мероприятий по предупреждению возникновения газодинамических явлений производится прогнозирование зон, опасных по ГДЯ. Сложные геологические условия залегания пласта калийно-магниевых солей накладывают массу ограничений на объемы и сроки проведения эксплуатационной разведки эксплуатируемых месторождений, что вынуждает производить прогнозирование зон, опасных по ГДЯ, а также прочие исследования в условиях постоянного недостатка горно-геологических данных. В данной статье рассмотрено использование классификационной модели типа «Случайный лес» (англ. Random forest) для оценки важности каждого из 14 горно-геологических параметров в индикации зон, опасных по газодинамическим явлениям.

Ключевые слова: *газодинамическое явление, Гремячинское месторождение, случайный лес, классификация, машинное обучение, дерево решений, корреляционный анализ.*

DOI: 10.17072/psu.geol.25.2.168

Введение

Разработка месторождений полезных ископаемых в сложных геологических условиях, как правило, встречает дополнительные препятствия в виде долгих сроков выполнения, а также в целом невозможности проведения эксплуатационных разведочных работ с удовлетворительной точностью. Особенности трудности вызывают задачи, опирающиеся на анализ данных после их пространственной интерполяции, приводя к большим расхождениям фактических и прогнозных кондиций, мощностей пластов и показателей гипсометрии. Также от точности интерполяции геологических данных зависит и сложность решения задачи прогнозирования газодинамических явлений. Газодинамические явления (ГДЯ) в виде отжимов пород в призабойной зоне, обрушений пород кровли и почвы, сопровождающихся газовыделением,

и явлений комбинированного типа способны нанести значительный урон горной технике и привести к тяжелым травмам среди горнорабочих. Несмотря на многолетний опыт исследования данной специфичной проблемы и попыток ее решения, газодинамические явления продолжают происходить в основном из-за человеческого фактора и вовлечения в отработку новых шахтных полей с уникальными геологическими условиями (Андрейко и др., 2000; Андрейко, Лукьянец, 2024).

В условиях труднодоступности дополнительных фактических геологических данных методы выявления искомых зависимостей на основе интеллектуального анализа данных являются наиболее оптимальными. В данной статье проведена оценка влияния различных горно-геологических факторов на потенциальное возникновение газодинамических явлений посредством корреляционного анализа данных и оценки важности предикторов по

© Лядов В. О., 2026



Работа лицензирована в соответствии с CC BY 4.0. Чтобы просмотреть копию этой лицензии, посетите <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

классификационной модели типа «Случайный лес» (англ. Random forest).

Набор исследуемых горно-геологических параметров

Исследуемый набор данных состоит из 245 записей 14 горно-геологических параметров промышленного силвинитового

пласта, полученных в результате обобщения данных эксплуатационной геологической разведки, геологического опробования пород и экспериментальных исследований газоносности пород по свободным и связанным газам, а также изучения компонентных составов свободных и связанных газов силвинитовых пород. Описание исследуемых параметров в наборе данных представлено в табл.

Таблица. Набор исследуемых горно-геологических параметров

Группа	Параметр	Обозначение
Характеристики свободных газов	Средняя газоносность силвинитовых пород по свободным газам, м ³ /м ³	Q
	Содержание метана в свободных газах силвинитовых пород, %	Q_{CH_4}
	Содержание водорода в свободных газах силвинитовых пород, %	Q_{H_2}
	Суммарное содержание тяжелых углеводородов (этан-пентан) в свободных газах силвинитовых пород, %	$Q_{C_2-C_5}$
Характеристики связанных газов	Средняя газоносность силвинитовых пород по связанным газам, м ³ /м ³	q
	Содержание метана в связанных газах силвинитовых пород, %	q_{CH_4}
	Содержание водорода в свободных газах силвинитовых пород, %	q_{H_2}
	Суммарное содержание тяжелых углеводородов (этан-пентан) в свободных газах силвинитовых пород, %	$q_{C_2-C_5}$
Геологические характеристики	Содержание хлористого калия в силвинитовых породах, %	C_{KCl}
	Содержание хлорида магния в силвинитовых породах, %	C_{MgCl_2}
	Суммарное содержание сульфата кальция и нерастворимого остатка в силвинитовых породах, %	C_{CaSO_4}
	Фактическая мощность силвинитового слоя промышленного пласта, м	m
Параметры залегания пласта	Абсолютная отметка кровли силвинитового пласта, м	H
	Уклон кровли силвинитового пласта, °	S

Характеристики свободных газов силвинитовых пород были получены в ходе выполнения шахтных исследований газоносности и дальнейшего хроматографического анализа проб выделившихся из горного массива газов. Характеристики связанных газов силвинитовых пород были получены в ходе хроматографического анализа выделившихся газов из образцов силвинитовых пород после их измельчения в шаровой мельнице. Геологические характеристики силвинитовых пород были получены благодаря работе геологической службы рудника, ведущей постоянный мониторинг, в том числе и по положению кровли силвинитового пласта. Уклон кровли силвинитового пласта, представляя собой градиент по абсолютной отметке кровли силвинитового пласта, был введен в набор данных в качестве дискретно-

го показателя интенсивности складчатости в определенной точке и вычислялся следующим образом:

$$S = \frac{360}{2\pi} \cdot \arctan \left(\sqrt{\left(\frac{Z_B - Z_3}{2\Delta x} \right)^2 + \left(\frac{Z_C - Z_{ю}}{2\Delta y} \right)^2} \right), \quad (1)$$

где Z_B , Z_3 , Z_C , $Z_{ю}$ – абсолютные отметки кровли силвинитового слоя в узлах участка вычисления, расположенных с востока, запада, севера и юга соответственно; Δx , Δy – приращения по координатам x и y соответственно. Для получения полностью валидного набора данных было осуществлено восстановление значений посредством их интерполяции методом Крайгинга, поскольку удовлетворительная точность интерполяции обеспечивается малым фактическим расстоянием между точками данных. Характер пространственного распределения исследуемых данных представлен на рис. 1.

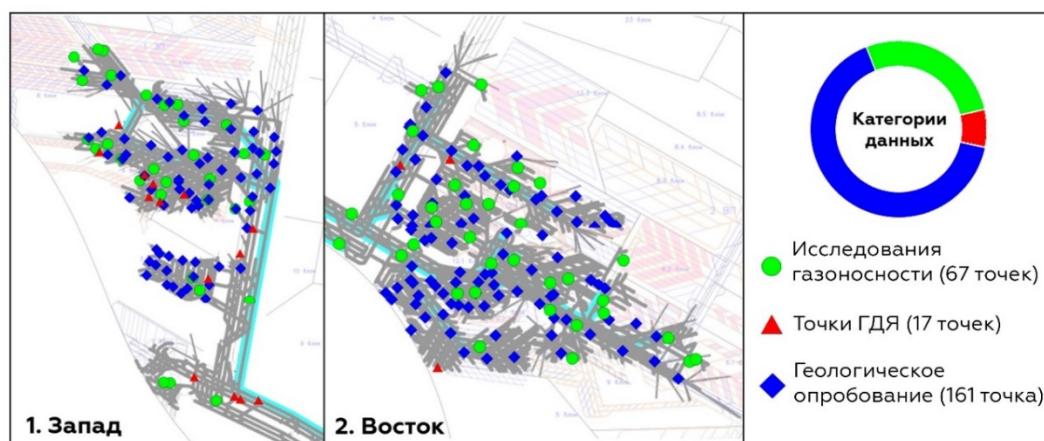


Рис. 1. Карта распределения наблюдений исследуемых горно-геологических параметров

Корреляционный анализ горно-геологических параметров

Первичный корреляционный анализ полученных параметров позволяет оценить силу линейных зависимостей параметров внутри исследуемой выборки посредством расчета коэффициентов корреляции Пирсона для каждой пары рассматриваемых параметров (Саадалов и др., 2021; Benesty J. et al., 2009). Множество значимых корреляций способно значительно снизить точность классификационных моделей за счет проявления мультиколлинеарности признаков, что искажает вклад отдельных признаков и может вызвать статистическую незначимость даже важных признаков (Орлова, 2018; Lieberman, Morris, 2014). Рассчитанные значения коэффициентов корреляции Пирсона для исследуемых данных представлены в виде тепловой карты, а также диаграммы рассеяния наиболее коррелирующих пар параметров представлены на рис. 2.

Множественные значимые корреляции в рассматриваемом наборе данных встречаются как внутри одной группы параметров, так и в смежных группах. Также, рассмотрев характер распределения данных на примере одних из наиболее коррелирующих пар параметров, можно сделать вывод о малой эффективности линейного разделения данных на нужные классы, что вместе с проявлением мультиколлинеарности признаков приведет к сравнительно низкой эффективности работы линейных классификационных моделей, например линейного дискриминантного анализа. В свою очередь, одной из наиболее

устойчивых к шумам в данных, а также мультиколлинеарности признаков считается классификационная модель «Случайный лес» (англ. Random forest).

Классификационная модель «Случайный лес»

Модель получила такое название из-за своего принципа работы, поскольку он представляет собой ансамблевый метод машинного обучения, базирующийся на использовании множества деревьев решений (англ. Decision trees), причем каждое дерево в модели строится на основе случайной подвыборки данных из первичного набора (Charbuty, Abdulazeez, 2021). Построение деревьев на случайных подмножествах позволяет уменьшить корреляцию между образуемыми деревьями и повысить итоговую мощность ансамблевой модели. Для классификации объекта каждое дерево «голосует» за определенный класс, а вывод модели соответствует большинству голосов внутренних деревьев решений. Данный тип классификационных моделей обладает устойчивостью к шумам и мультиколлинеарности признаков, что позволяет нам получить не только точную прогнозную модель, но также проанализировать важность признаков в работе модели и обнаружить неочевидные закономерности, влияющие на проявление газодинамических явлений в рассматриваемых условиях. Топология классификационной модели в рамках рассматриваемой задачи представлена на рис. 3.

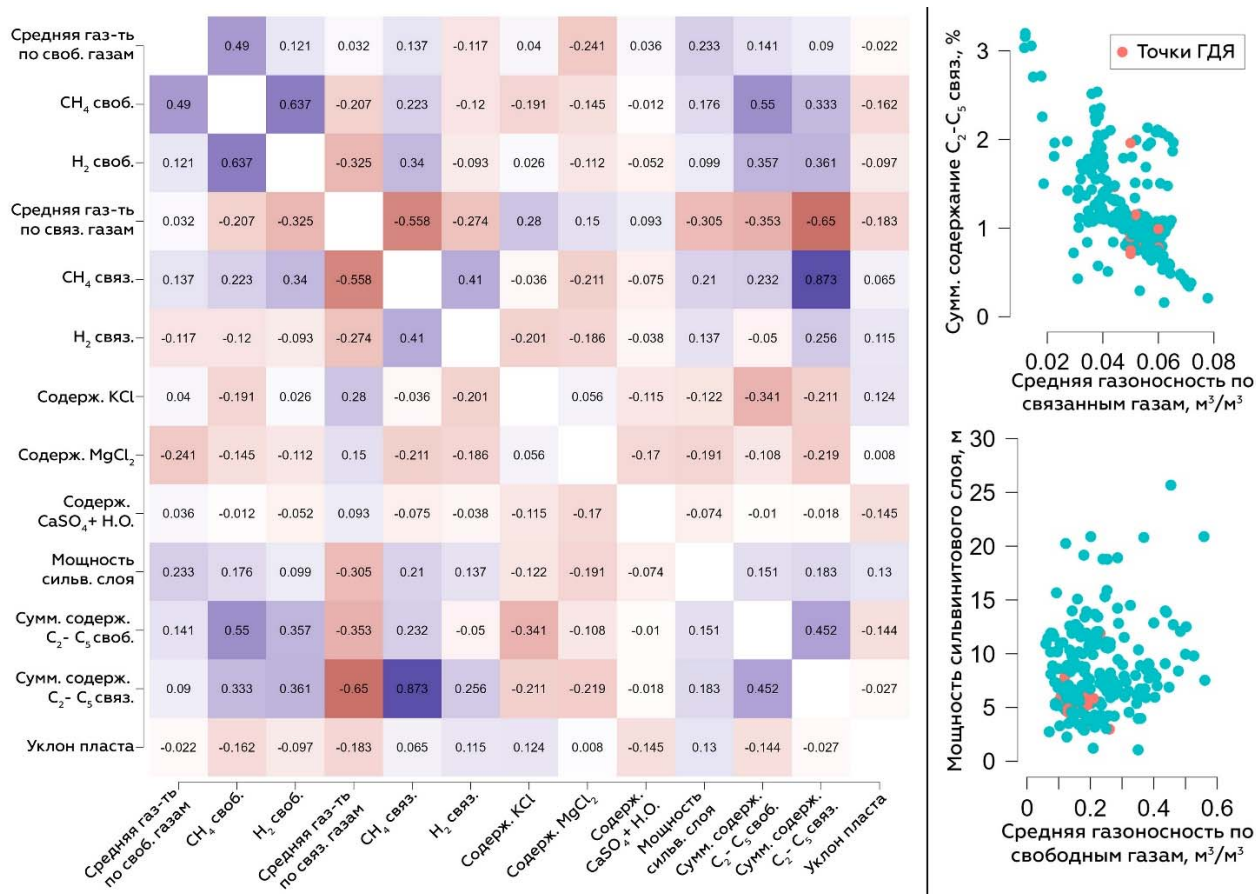


Рис. 2. Тепловая карта корреляций Пирсона исследуемых параметров и диаграммы рассеяния наиболее коррелирующих пар параметров

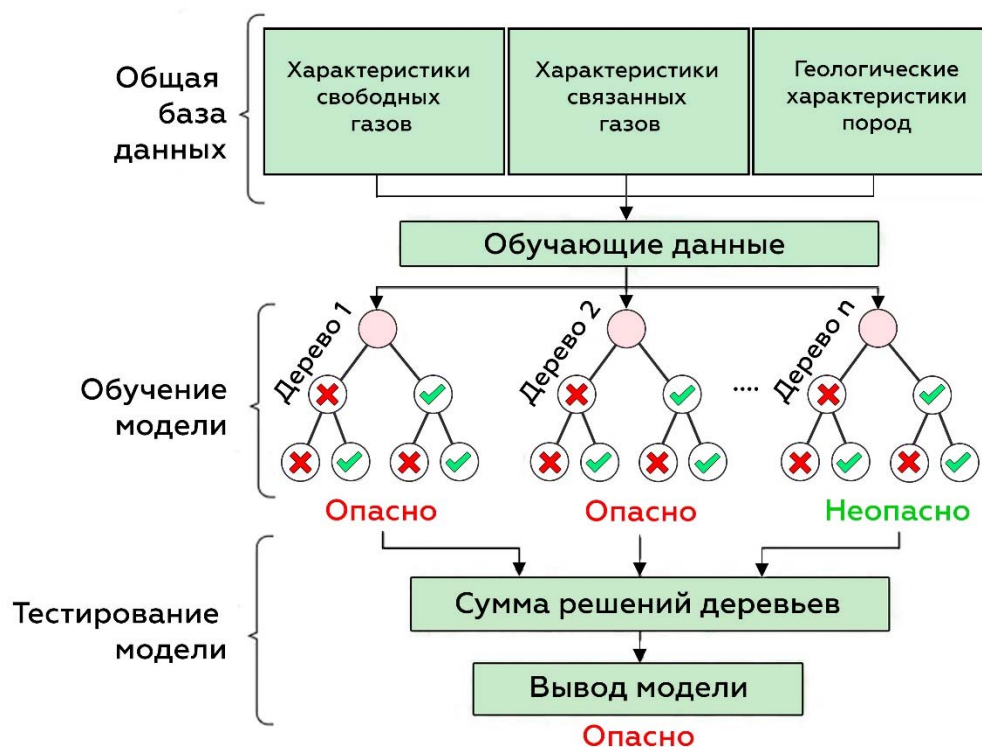


Рис. 3. Топология разработанной классификационной модели

Оценка важности предикторов классификационной модели

Использование классификационной модели «Случайный лес» позволяет провести оценку важности признаков (предикторов), практически исключая влияние фактора мультиколлинеарности рассматриваемых признаков. Непосредственно интерпретация важности предикторов осуществлялась с использованием критерия неоднородности Джини (англ. Gini impurity) и с помощью метода пермутации данных (англ. Data permutation).

Значение неоднородности Джини показывает, насколько данные в определенном узле дерева решений смешаны по своим классам. Высокое значение указывает на большую смешанность классов, а низкое указывает на доминирование определенного класса в данных узла (Boulesteix, 2012). В каждом узле каждого дерева неоднородность Джини может быть определена следующим выражением:

$$Gini = 1 - \sum_{i=0}^n p_i, \quad (2)$$

где n – число классов в узле; p_i – вероятность i -го класса, выраженная как относительная частота примеров соответствующего класса.

Для оценки важности конкретного предиктора общее уменьшение неоднородности Джини суммируется по всем деревьям и делится на количество деревьев в модели. Несмотря на довольно простую интерпретацию получаемых оценок, сильно коррелированные предикторы могут получить завышенную оценку важности. Учитывая специфику исследуемых данных и множественные внутренние корреляции между предикторами, для получения объективной оценки важности стоит обратиться также и к более объективному способу оценки посредством пермутации (англ. Permutation importance) (Altmann, 2010). Принцип работы данного метода заключается в случайном перемешивании значений одного из предикторов в тестовом наборе данных и последующем измерении ухудшения производительности классификационной модели. Большое падение метрики производительности указывает на большую важность предиктора в работе модели. Результаты оценки важности предикторов модели представлены на рис. 4.



Рис. 4. Результаты оценки важности предикторов классификационной модели

Значения важности признаков по двум представленным методикам имеют некоторые несущественные отличия, однако порядок важности у признаков остается почти такой же. Наиболее информативными в данном случае оказались средняя газоносность по связанным газам, мощность сильвинитового слоя, суммарное содержание тяжелых углеводородов в свободных газах, содержание водорода в связанных газах, показатель уклона сильвинитового пласта. Показатели компонентного состава сильвинитовых пород продемонстрировали среднюю важность в работе модели, а характеристики свободных газов пород – относительно низкую важность. Существенным является также факт, что полученные показатели важности отличаются от оценок, полученных в ходе разработок линейных моделей прогноза зон, опасных по газодинамическим явлениям (Андрейко и др., 2025). Это вполне объяснимо иными принципами работы алгоритмов обучения, причем именно нелинейные модели обладают большим потенциалом исходя из специфики используемых данных. Дан-

ные результаты позволяют несколько дополнить известные гипотезы об условиях образования очагов газодинамических явлений в рассматриваемых условиях (Андрейко и др., 2024).

Имеющиеся данные задокументированных газодинамических явлений указывают на потенциальное образование очагов ГДЯ в полостях секущих трещин, в областях разуплотнения пород при проявлении интенсивной складчатости. Оценка признаков в разработанной модели классификации в определенной степени подтверждает эти гипотезы. В особенности показательными стали параметры уклона и мощности сильвинитового пласта, которые проявили себя как легко объяснимые индикаторы потенциального развития ГДЯ – большое значение уклона говорит о движении в областях интенсивной складчатости, а малые мощности сильвинитового слоя говорят о большей вероятности вскрытия контакта с карналлит-галитовым слоем. Факторы образования очагов газодинамических явлений в рассматриваемых условиях представлены на рис. 5.

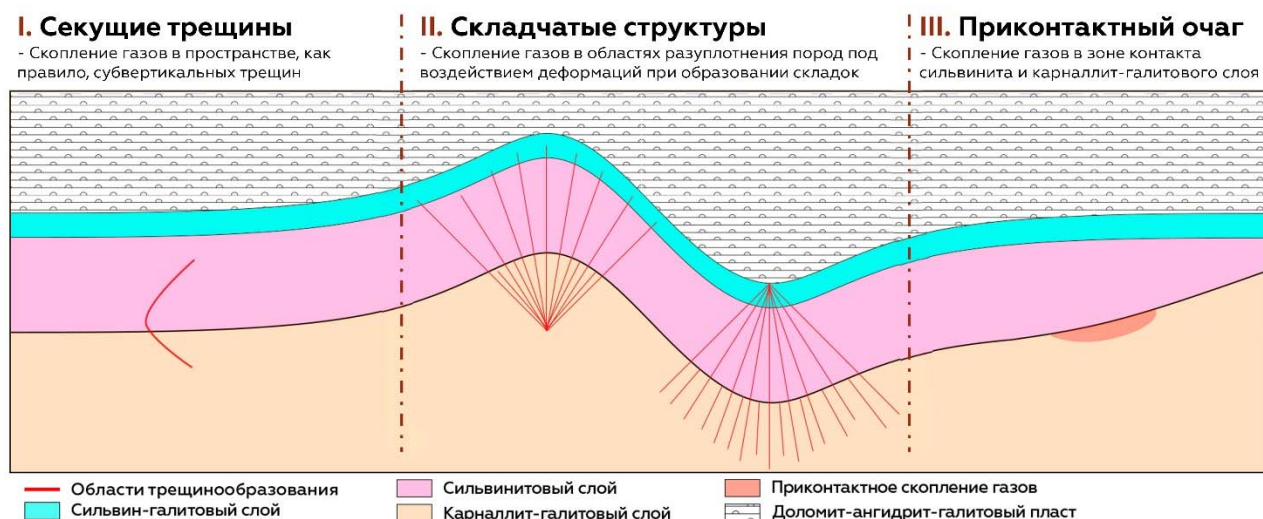


Рис. 5. Факторы образования очагов газодинамических явлений в рассматриваемых геологических условиях

Заключение

Малая важность группы параметров свободных газов, возможно, связана с отсутствием исследований газоносности по свободным газам в областях с произошедшими газодинамическими явлениями, где почти наверняка имелись бы картины распределе-

ния газоносности иного характера, а модель после обучения на адекватных данных смогла отличать опасные зоны от неопасных именно по этому параметру.

Однако труднообъяснимыми являются важность газоносности пород по связанным газам и содержание водорода в связанных газах. Возможно, данные параметры являют-

ся маркером перехода состава сильвинитовых пород ближе к карналлитовому, но отсутствие достаточного количества геологических данных именно по карналлитовым породам рассматриваемого шахтного поля позволяет судить об этом лишь в гипотетической форме. Дополнительные исследования непосредственно карналлитовых пород, представленных в толще рассматриваемого месторождения, могут выявить характерный набор изучаемых горно-геологических характеристик, что, в свою очередь, позволит получить более эффективную классификационную модель, способную отличать участки месторождения с сильвинитовыми породами, схожими по своим ключевым характеристикам с карналлитовыми породами с точки зрения прогноза газодинамических явлений.

Библиографический список

- Андрейко С. С., Калугин П. А., Щерба В. Я. Газодинамические явления в калийных рудниках: генезис, прогноз и управление // Минск: Выш. шк. 2000. ISBN: 985-06-0620-7 EDN: TRZBJX
- Андрейко С. С., Лукьянец Е. В. Механизм образования очагов газодинамических явлений в складчатых структурах калийных пластов // Известия ТулГУ. Науки о Земле. 2024. № 1. С. 562–572.
- Андрейко С. С., Лядов В. О., Нестеров Е. А. Роль зональности горно-геологических параметров шахтного поля в задаче локального прогнозирования зон, опасных по газодинамическим явлениям // Недропользование. 2025. Т. 25, № 3. С. 262–270. DOI: 10.15593/2712-8008/2025.3.17 EDN ISHBRM
- Андрейко С. С., Лядов В. О., Папулов А. С., Абашиш В. И. Анализ геологических условий проявления газодинамических явлений в условиях Гремячинского ГОКа // Известия Тульского государственного университета. Науки о Земле. 2024. № 1. С. 465–474. EDN URYHEU
- Орлова И. В. Подход к решению проблемы мультиколлинеарности при анализе влияния факторов на результирующую переменную в моделях регрессии // Фундаментальные исследования. 2018. № 3. С. 58–63. EDN: THNCSZ
- Саадалов Т., Мырзаibraимов Р., Абдуллаева Ж. Д. Методика расчета коэффициента корреляции Фехнера и Пирсона, и их области применения // Бюллетень науки и практики. 2021. Т. 7, № 10. С. 270–276. DOI: 10.33619/2414-2948/71/31 EDN: GNMYZT
- Altmann A., Tolosi L., Sander O., Lengauer T. Permutation importance: a corrected feature importance measure // Bioinformatics. 2010. Vol. 26, No. 10. pp. 1340–1347.
- Benesty J., Chen J., Huang Y., Cohen I. Pearson correlation coefficient // Noise reduction in speech processing. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009. pp. 1–4.
- Boulesteix A. L., Bender A., Lorenzo Bermejo, J., Strobl C. Random Forest Gini importance favours SNPs with large minor allele frequency: impact, sources and recommendations // Briefings in Bioinformatics. 2012. Vol. 13. No. 3. pp. 292–304.
- Charbuty B., Abdulazeez A. Classification based on decision tree algorithm for machine learning // Journal of applied science and technology trends. 2021. Vol. 2. No. 01. pp. 20–28. DOI: 10.38094/jastt20165 EDN: UYVZKB
- Lieberman M. G., Morris J. D. The precise effect of multicollinearity on classification prediction // General Linear Model Journal. 2014. Vol. 40. No. 1. pp. 5–10.

Statistical Analysis of Factors of the Gas-Dynamic Phenomena Occurrence in Conditions of Gremyachinskoye Potassium Salts Deposit

V. O. Lyadov

Mining institute of UB RAS, 78A Sibirskaya st., Perm 614007, Russia

Potash deposit development is complicated by various types of gas-dynamic phenomena (GDP) that occur during underground mining operations. To effectively prevent the occurrence of GDP, certain measures are required to forecast dangerous areas. The complexity of geological conditions of the potassium-magnesium salt formation imposes a limitation on the volumes and timing of conduction of deposits operational exploration that forces the forecast of areas, dangerous by GDP, as well as other studies in the conditions of constant lack and insufficiency of min-

ing and geological data. This article discusses the use of a “Random Forest” classification model to assess the importance of each of 14 mining and geological parameters in identifying area, dangerous by gas-dynamic phenomena. Key words: *gas-dynamic phenomena, Greymachinskoye potassium salt deposit, Random Forest, classification, machine learning, decision tree, correlation analysis.*

References

- Andreiko S.S., Kalugin P.A., Scherba V.Ya.* 2000. Gazodinamicheskie yavleniya v kaliynykh rudnikakh: genezis, prognoz i upravlenie [Gas-dynamic phenomena in potash mines: forecast and management]. Minsk, Vish. Shk. (in Russian)
- Andreiko S.S., Lukyanecz E.V.* 2024. Mekhanizm obrazovaniya ochagov gazodinamicheskikh yavleniy v skladchatykh strukturakh kaliynykh plastov [The mechanism of formation of center of gas-dynamic phenomena in the folded structures of potash beds] // *Izvestiya TulGU. Nauki o Zemle.* 1:562-572. (in Russian)
- Andreiko S.S., Lyadov V.O., Nesterov E.A.* 2025. Rol zonalnosti gorno-geologicheskikh parametrov shakhtnogo polya v zadache lokalnogo prognozirovaniya zon, opasnykh po gazodinamicheskim yavleniyam [The role of zonality of mining and geological parameters of a mine field in the problem of local forecasting of zones hazardous in terms of gas-dynamic phenomena]. *Nedropolzovanie.* 25(3):262-270. (in Russian) doi:10.15593/2712-8008/2025.3.17. EDN ISHBRM.
- Andreiko S.S., Lyadov V.O., Papulov A.S., Abashin V.I.* 2024. Analiz geologicheskikh usloviy proyavleniya gazodinamicheskikh yavleniy v usloviyakh Greymachinskogo goka [Analysis of geological conditions of gas-dynamic phenomena occurrence in conditions of the Greymachinskiy mining complex]. *Izvestiya Tulskego gosudarstvennogo uniuersiteta. Nauki o Zemle.* 1:465-474. (in Russian) EDN URYHEU
- Orlova I.V.* 2018. Podhod k resheniyu problemy multikollinearnosti pri analize vliyaniya faktorov na rezuliruyushchuyu peremennuyu v modelyakh regressii [Approach to the solution of the multicollinearity problem at the analysis of the influence of the factors on the resulting variable in regression models]. *Fundamentalniye issledovaniya.* 3:58-63. (in Russian)
- Saadatov T., Mirzayibrayimov R., Abdullayeva Zh.D.* 2021. Metodika rascheta koeffitsienta korrelyatsii Fekhnery i Pirsona, i ikh oblasti primeneniya [Calculating procedure for the Fechner and Pearson correlation coefficient and the application areas]. *Bulleten nauki i praktiki.* 7(10):270-276. (in Russian)
- Altmann A., Tolosi L., Sander O., Lengauer T.* 2010. Permutation importance: a corrected feature importance measure. *Bioinformatics.* 26(10):1340-1347.
- Benesty J., Chen J., Huang Y., Cohen I.* 2009. Pearson correlation coefficient. In: *Noise reduction in speech processing.* Berlin, Heidelberg, Springer Berlin Heidelberg, pp. 1-4.
- Boulesteix A.L., Bender A., Lorenzo Bermejo J., Strobl C.* 2012. Random Forest Gini importance favours SNPs with large minor allele frequency: impact, sources and recommendations. *Briefings in Bioinformatics.* 13(3):292-304.
- Charbuty B., Abdulazeez A.* 2021. Classification based on decision tree algorithm for machine learning. *Journal of applied science and technology trends.* 2(01):20-28.
- Lieberman M.G., Morris J.D.* 2014. The precise effect of multicollinearity on classification prediction. *General Linear Model Journal.* 40(1):5-10.