



ФГБУ «ВИМС»

ЗАРУБЕЖНЫЕ ИНТЕРНЕТ-МАТЕРИАЛЫ

**ГЕОХИМИЧЕСКИЕ И ДР. ТЕХНОЛОГИИ,
МЕТОДЫ И МЕТОДИКИ
ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ И ПОИСКАХ
МЕСТОРОЖДЕНИЙ**
(преимущественно «скрытого» типа)

№ 9

Редактор-составитель: В.В. Коротков

СОДЕРЖАНИЕ:

	стр.
МОНИТОРИНГ ТЕНДЕНЦИЙ МИРОВОГО МИНЕРАЛЬНО-СЫРЬЕВОГО КОМПЛЕКСА В 2023 ГОДУ	5
1. Основные события.....	5
2. Завершенные проекты ГРР.....	12
3. МСБ лития в мире и в России.....	14
ГЕОХИМИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ МИНЕРАЛИЗАЦИИ МЕДИ НА ОСНОВЕ ГЕОСТАТИСТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ (<i>район Сахлабад, Иран</i>).....	22
1. Введение.....	22
2. Геология исследуемого района.....	24
3. Методология обработки данных.....	25
4. Анализ и результаты.....	29
4.1. Подготовка и статистический анализ исходных данных.....	29
4.2. Определение прогнозирующего состава минерализации меди.....	30
4.3. Разделение геохимических сообществ меди.....	33
4.4. Геохимическое поведение элементов-индикаторов меди.....	35
5. Обсуждение.....	40
6. Выводы.....	41
АЛГОРИТМЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И ФРАКТАЛЬНЫЙ МЕТОД ВЫЯВЛЕНИЯ ГЕОХИМИЧЕСКИХ АНОМАЛИЙ В ДОННЫХ ОТЛОЖЕНИЯХ ПРИ ПОИСКАХ Pb-Zn ОРУДЕНЕНИЯ (<i>м-ние Irankuh, Центральный Иран</i>).....	42
1. Введение.....	42
2. Геологические условия.....	43
3. Материалы и методы.....	44
4. Результаты.....	48
5. Обсуждение.....	50
6. Выводы.....	52
ГИБРИДНАЯ АЭРОМАГНИТНОЙ СЪЕМКА С БПЛА ПРИ ГРР НА СКРЫТОЕ ОРУДЕНЕНИЕ (<i>медно-порфировое м-ние Чатинг, Китай</i>).....	53
1. Введение.....	53
2. iNFUAM - гибридная система аэромагнитной съемки с БПЛА.....	53
2.1. Миниатюрные аэромагнитные приборы iNFUAM.....	54
2.2. Интеграция.....	55
2. Применение при ГРР.....	57
2.1. Геология района.....	57
2.2. Магнитные характеристики рудного района Чатинг.....	59
2.3. Полевая съемка.....	59
2.4. Исправления.....	61
2.5. Уровень шума магнитных данных.....	62
2.6. Построение сетки и преобразования.....	62
2.7. Интерпретация.....	63
3. Обсуждение и выводы.....	66

МЕТОД FCM АЭРОМАГНИТНЫХ И ГРАВИТАЦИОННЫХ ДАННЫХ ДЛЯ ГЕОЛОГО-МИНЕРАГЕНИЧЕСКОГО КАРТИРОВАНИЯ (орогенный пояс Северный Синххум, Восточно-Индийский кратер).....		68
1. Введение.....		68
2. Район исследований.....		69
3. Данные и методология.....		70
3.1. Алгоритм кластеризации нечетких C-средних (FCM).....		71
3.2. Проектирование объектов.....		72
3.3. Выбор оптимального номера кластера.....		75
4. Результаты и интерпретация.....		76
5. Обсуждение.....		80
6. Выводы.....		82
 ПОИСКОВОЕ ЗНАЧЕНИЕ ГЕОХИМИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ХЛОРИТА - ИНДИКАТОРА УРАНОВОГО ОРУДЕНЕНИЯ В ВТС (р-он Сяньшань, Южный Китай).....		84
1. Введение.....		84
2. Геологические условия.....		85
3. Парагенезис изменений хлорита.....		87
4. Методы отбора проб и анализа.....		88
5. Результаты.....		89
5.1. Основные элементы и классификация хлорита.....		89
5.2. Микроэлементы в хлорите.....		90
6. Обсуждение.....		92
6.1. Механизм замещения элементов в хлорите.....		92
6.2. Геотермометрия хлорита.....		93
6.3. Механизм образования хлорита.....		94
6.4. Химическое сравнение четырех типов хлорита.....		95
6.5. Значимость характеристики хлорита для поисков.....		96
7. Выводы.....		97
 ДДЗ ASTER ПРИ ПОИСКАХ МЕДНО-ПОРФИРОВЫХ М-НИЙ (Гондванский орогенный пояс).....		99
1. Введение.....		99
2. Геология района исследования.....		100
3. Данные и методы обработки.....		101
4. Анализ и результаты.....		105
4.1. Извлечение информации об изменениях.....		105
4.2. Комплексный анализ геологических элементов.....		108
5. Выводы.....		111
 ПРОГНОЗИРОВАНИЕ М-НИЙ МАРГАНЦА НА ОСНОВЕ БОЛЬШИХ ГЕОЛОГИЧЕСКИХ ДАННЫХ И ТРАНСФЕРТНОГО ОБУЧЕНИЯ (район Хуаюань, Китай).....		112
1. Введение.....		113
2. Геологические данные.....		115
3. Методы прогнозирования.....		116
4. Построение пространственной базы данных.....		118
4.1. 2D-моделирование и построение слоя прогнозирования.....		119
4.2. Моделирование предтренировочной зоны.....		120
4.3. Построение 3D-слоя предварительного обучения.....		121

4.4. 3D-моделирование CNN.....	121
4.5. Модель трансферного обучения.....	123
5. Обсуждение и результаты.....	128
5.1. Сравнение различных комбинаций факторов.....	129
5.2. Сравнительный тест на 3DCMM и TL.....	130
5.3. Комплексный анализ результатов прогнозирования.....	134
6. Выводы.....	135
<i>Источники</i>	137

МОНИТОРИНГ ТЕНДЕНЦИЙ МИРОВОГО МИНЕРАЛЬНО-СЫРЬЕВОГО КОМПЛЕКСА В 2023 ГОДУ. [2]

1. Основные события.

В 2023 году горнодобывающий мир был потрясен во всех направлениях: обвал цен на литий, бешеная активность по слияниям и поглощениям, неудачный год для палладия и никеля, критическая динамика добычи полезных ископаемых в Китае, новый рекорд золота и государственное вмешательство в добычу в масштабах, невиданных десятилетиями.

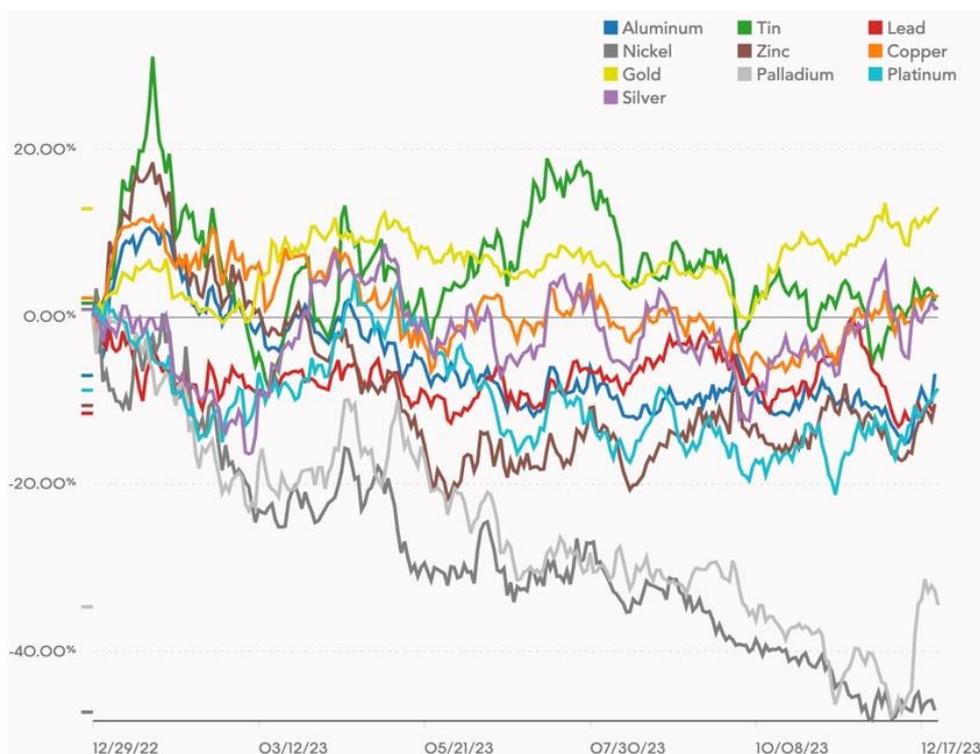


Рис. 1 Динамика цен на основные металлы в 2023 г.

Год, когда цена на золото установила рекорд за всю историю, должен стать безоговорочно хорошей новостью для горнодобывающей и геологоразведочной отрасли, которая, несмотря на всю шумиху вокруг аккумуляторных металлов и перехода к зеленой энергетике, по-прежнему представляет собой основу рынка.

Рынки металлов нестабильны – обвал цен на никель, кобальт и литий в 2023 году был экстремальным, но не совсем беспрецедентным. Производителям редкоземельных элементов, наблюдателям за металлами платиновой группы, сторонникам железной руды и золотым и серебряным компаниям приходилось и похуже.

Горнодобывающие компании стали лучше ориентироваться в неспокойных водах, но вынужденное закрытие одного из крупнейших медных рудников, запущенных в производство за последние десятилетия, послужило суровым напоминанием о чрезмерных рисках, с которыми сталкиваются майнеры из-за колебаний рынка.

Панама закрывает гигантский медный рудник.

После нескольких месяцев протестов и политического давления в конце ноября правительство Панамы распорядилось закрыть панамский рудник Cobre компании First Quantum Minerals после решения Верховного суда, признавшего контракт на добычу полезных ископаемых неконституционным. Общественные деятели, включая климатическую активистку Грету Тунберг и голливудского актера Леонардо Ди Каприо, поддержали протесты и поделились видео, призывающим к прекращению работы “мега майна”, которое быстро стало вирусным.

В последнем заявлении FQM говорилось, что правительство Панамы не предоставило правовой основы базирующейся в Ванкувере компании для реализации плана закрытия, плана, который, по словам министерства промышленности центрально-американской страны, будет представлен только в июне следующего года. FQM подала два уведомления об арбитраже в связи с закрытием рудника, который не работает с тех пор, как протестующие заблокировали доступ к его судоходному порту в октябре. Однако арбитраж не был бы предпочтительным исходом для компании, заявил генеральный директор Тристан Паскалл.

После беспорядков FQM заявила, что ей следовало лучше информировать широкую общественность о стоимости рудника - стоимостью в 10 миллиардов долларов, и теперь она будет уделять больше времени взаимодействию с панамцами в преддверии национальных выборов в следующем году. Акции FQM подскочили на прошлой неделе, но по-прежнему торгуются более чем на 50% ниже максимума, достигнутого в июле этого года.

Прогнозируемый дефицит меди сокращается.

Остановка Cobre Panama и неожиданные производственные сбои, вынудившие медедобывающие компании сократить добычу, привели к внезапному сокращению примерно 600 000 тонн ожидаемых запасов, что привело к переходу рынка от большого ожидаемого профицита к балансу или даже дефициту.

Предполагалось, что следующая пара лет станет временем изобилия меди благодаря запуску ряда новых крупных проектов по всему миру. Большая часть отрасли ожидала комфортного профицита перед тем, как рынок снова ужесточится в конце этого десятилетия, когда растущий спрос на электромобили и инфраструктуру возобновляемых источников энергии, как ожидается, столкнется с нехваткой новых объектов.

Вместо этого горнодобывающая отрасль подчеркнула, насколько уязвимыми могут быть поставки — будь то из-за политической и социальной оппозиции, трудностей с разработкой новых производств или просто из-за повседневных проблем, связанных с добычей.

Цена на литий упала из-за резкого роста предложения.

Цены на литий упали в 2023 году, но прогнозы на следующий год далеки от радужных. Спрос на литий со стороны электромобилей по-прежнему быстро растет. Между тем, мировые поставки лития в 2024 году вырастут на 40%, сообщил UBS ранее в этом месяце, до более чем 1,4 миллиона тонн эквивалента карбоната лития.

Объем производства в ведущих добывающих странах Австралии и Латинской Америки вырастет на 22% и 29% соответственно, в то время как в Африке, как ожидается, удвоится за счет проектов в Зимбабве. Производство в Китае также вырастет на 40% в ближайшие два года, сообщил UBS, благодаря крупному проекту CATL в южной провинции Цзянси. Ожидается, что цены на карбонат лития в Китае могут упасть более чем на 30% в следующем году, опустившись до 80 000 юаней (14 800 долларов) за тонну в 2024 году, составив в среднем около 100 000 юаней, что эквивалентно производственным затратам в Цзянси, крупнейшем регионе Китая по производству химического сырья.

Литиевые активы по-прежнему пользуются высоким спросом.

В октябре Albemarle Corp. отказалась от поглощения за 4,2 миллиарда долларов Liontown Resources Ltd. после того, как компания приобрела блокирующее меньшинство и фактически сорвала одну из крупнейших на сегодняшний день сделок по продаже аккумуляторных металлов. Стремясь увеличить объем добычи, Albemarle месяцами добивалась своей цели в Перте, присматриваясь к проекту Kathleen Valley — одному из самых перспективных месторождений Австралии. Liontown согласилась на “лучшее и окончательное” предложение американской компании в размере 3 долларов за акцию в сентябре — почти 100% премия к цене до того, как в марте было обнародовано участие Albemarle в поглощении. Albemarle пришлось смириться с приходом воинственного горнодобывающего магната Джини Райнхарт, поскольку ее Hancock Prospecting неуклонно наращивала 19,9% акций в Лайонтауне. На прошлой неделе она стала единственным крупнейшим инвестором, обладающим достаточным влиянием, чтобы потенциально заблокировать голосование акционеров по сделке.

В декабре SQM объединилась с Hancock Prospecting, чтобы сделать подслащенную заявку на сумму 1,7 миллиарда долларов для австралийского разработчика лития Azuge Minerals. Сделка позволит компании SQM, производителю лития № 2 в мире, закрепиться в Австралии благодаря доле в проекте Azuge в Андовере и партнерству с Hancock, у которой есть железнодорожная инфраструктура и местный опыт разработки месторождений.

Чили и Мексика берут литий под свой контроль.

Президент Чили Габриэль Борич приветствовал создание нового контролируемого правительством литиевого партнерства, которое объединяет активы государственной

Codelco с частной горнодобывающей компанией SQM, поскольку лидер левых продвигает свое стремление к усилению общественного контроля над металлом для аккумуляторов. Компания SQM заявила, что будет сотрудничать с медным гигантом Codelco в будущей разработке и производстве металла на соляном месторождении Атакама, которое начнется в 2025 году и продлится до 2060 года. Сделка дает Codelco контрольный пакет акций в соответствии с объявленными в апреле планами президента по усилению государственного контроля над литием для получения более широких выгод от растущего спроса и разрешения участвовать в его добыче только государственно-частному партнерству. Большую часть года компании вели переговоры о будущем добычи лития на солт-флэт, расположенной на севере Чили и где сосредоточено 90% национальных запасов лития. Южноамериканская страна обладает крупнейшими в мире доказанными запасами лития.

Президент Мексики Андрес Мануэль Лопес Обрадор в феврале подписал указ о передаче ответственности за запасы лития министерству энергетики. Он призвал частный сектор сотрудничать с новой государственной горнодобывающей компанией, заявив, что размер необходимых инвестиций означает, что правительству нужны партнеры. Но аналитики утверждают, что компании с большей вероятностью сосредоточат краткосрочные инвестиции в Чили или обширные соляные равнины Аргентины, где отрасли более развиты, а политика более благоприятна для рынка. В августе китайский литиевый гигант Ganfeng заявил, что власти Мексики по добыче полезных ископаемых направили его местным дочерним компаниям уведомление о прекращении действия девяти из его концессий.

Добыча золота в рекордный год.

Цена фьючерсов на золото в Нью-Йорке достигла рекордного уровня в начале декабря и, похоже, превысит пик в новом году. Лондонский бенчмарк цен на золото достиг рекордно высокого уровня в 2069,40 доллара за тройскую унцию, превысив предыдущий рекорд в 2067,15 доллара, установленный в августе 2020 года, сообщила Лондонская ассоциация рынка драгоценных металлов (LMBA).

“Я не могу представить более яркой демонстрации роли золота как средства сбережения, чем энтузиазм, с которым инвесторы по всему миру обратились к металлу во время недавних экономических и геополитических потрясений”, - сказала главный исполнительный директор LMBA Рут Кроуэлл. JPMorgan прогнозировал новый рекорд еще в июле, но ожидал, что новый максимум произойдет во втором квартале 2024 года. Основа оптимизма JPMorgan на 2024 год – снижение процентных ставок в США – остается неизменной: Несмотря на то, что золото достигло новых вершин, расходы на разведку

драгоценного металла снизились. Исследование, опубликованное в ноябре, показало, что общие бюджеты на геологоразведку в этом году сократились впервые с 2020 года, снизившись на 3% до 12,8 млрд долларов у 2235 компаний, которые выделили средства на поиск или расширение месторождений.

Несмотря на высокие цены на золото, бюджеты на разведку золота, которые исторически в большей степени определялись младшим горнодобывающим сектором, чем любым другим металлом или минералом, сократились на 16%, или на 1,1 миллиарда долларов, в годовом исчислении до чуть менее 6 миллиардов долларов, что составляет 46% от общемирового объема. Этот показатель снизился с 54% в 2022 году на фоне роста расходов на литий, никель и другие металлы для аккумуляторных батарей, резкого увеличения расходов на уран и редкоземельные элементы и резкого роста цен на медь.

Рост добычи урана.

В конце ноября цены на уран достигли 80 долларов за фунт впервые за 15 лет, что было вызвано возобновлением спроса на ядерную энергию и перебоями в поставках. Мировые запасы желтого кека могут достичь 145 миллионов фунтов. в этом или следующем году, по данным Всемирной ядерной ассоциации. Но годовой спрос уже составляет 180 миллионов фунтов, и отраслевая группа ожидает, что он почти удвоится до 300 миллионов фунтов к 2040 году.

В мире строится около 60 атомных станций, и планируется строительство новых. Такие страны, как Германия и Япония, которые рассматривали возможность их поэтапного отказа, меняют курс.

Активность в урановой зоне Атабаска на севере Саскачевана усиливается. В ноябре NexGen получила экологическое одобрение для своего проекта Rook I, что стало первым одобрением провинции для такого проекта за два десятилетия. Denison Mines опубликовала технико-экономическое обоснование своего проекта Wheeler River, прежде чем инвестировать в собственность junior explorer F3 Uranium в Паттерсон-Лейк-Норт. Кроме того, в сентябре компания IsoEnergy приобрела Consolidated Uranium. За последние два года Uranium Energy потратила 570 миллионов канадских долларов на покупку Uranium One, UEX Corp. и проекта Rio Tinto Roughrider. Cameco и Brookfield Renewable Partners в октябре закрыли сделку по покупке подразделения Westinghouse по строительству атомной электростанции за 7,9 миллиарда долларов.

Падение цен на никель.

В апреле индонезийская PT Trimegah Bangun Persada, более известная как Harita Nickel, привлекла 10 трлн рупий (672 млн долларов) в рамках крупнейшего на тот момент первичного публичного размещения акций Индонезии за год. Однако IPO Harita Nickel

быстро обернулось для инвесторов неудачей, поскольку цены на металл начали неуклонно и надолго снижаться. Никель демонстрирует худшие показатели среди неблагородных металлов, его стоимость упала почти вдвое после того, как в начале 2023 года цена превысила 30 000 долларов за тонну.

Следующий год также не обещает ничего хорошего для devil's copper: ведущий производитель "Норникель" прогнозирует увеличение профицита из-за низкого спроса на электромобили и увеличения поставок из Индонезии, которая также поставляется с толстым слоем кобальта: "... в связи с продолжающимся циклом сокращения запасов в цепочке поставок электромобилей, увеличением доли никелевых аккумуляторов LFP и частичным переходом от продаж BEV к PHEV в Китае. Тем временем запуск новых никелевых мощностей в Индонезии продолжался высокими темпами."

У палладия также был тяжелый год: в 2023 году он снизился более чем на треть, несмотря на запоздалые выплаты по сравнению с многолетними минимумами, достигнутыми в начале декабря. В последний раз палладий торговался по цене 1150 долларов за унцию.

Китай напрягает свои важнейшие минеральные ресурсы.

В июле Китай объявил, что ограничит экспорт двух малоизвестных, но важных металлов в связи с эскалацией торговой войны за технологии с США и Европой. Пекин заявил, что экспортерам необходимо будет подать заявку на получение лицензий в министерстве торговли, если они захотят начать или продолжить поставки галлия и германия из страны, и они должны будут сообщить подробную информацию о зарубежных покупателях и их заявках. Китай является основным источником обоих металлов — на него приходится 94% поставок галлия и 83% германия, согласно исследованию Европейского союза по важнейшим видам сырья, проведенному в этом году. Эти два металла находят широкое применение в производстве микросхем, коммуникационном оборудовании и обороне.

В октябре Китай заявил, что для защиты национальной безопасности потребуются разрешения на экспорт некоторых графитовых изделий. Китай является крупнейшим в мире производителем и экспортером графита. Он также перерабатывает более 90% мирового графита в материал, который используется практически во всех анодах электромобилей, представляющих собой отрицательно заряженную часть аккумулятора.

Американские горняки заявили, что действия Китая подчеркивают необходимость для Вашингтона упростить собственный процесс рассмотрения разрешений. По данным Альянса автомобильных инноваций, представляющего компании, занимающиеся

цепочками поставок автомобилей, почти треть графита, потребляемого в Соединенных Штатах, поступает в Китае.

В декабре Пекин запретил экспорт технологии производства редкоземельных магнитов, добавив ее к уже действующему запрету на технологии извлечения и разделения критически важных материалов. Редкоземельные элементы - это группа из 17 металлов, используемых для изготовления магнитов, которые преобразуют энергию в движение для использования в электромобилях, ветряных турбинах и электронике.

Глобальный переход на экологически чистую энергетику способствовал расширению рынка РЗЭ. Диспрозий и тербий, которые относятся к HREE, а также неодим и празеодим, которые относятся к LREE, обладают магнитными свойствами и являются важнейшими компонентами в производстве высокоэффективных постоянных магнитов. Постоянные магниты на основе неодима ("Nd магниты") обладают превосходной производительностью, поскольку они легче и прочнее по сравнению с магнитами других типов и могут быть сконструированы любой формы и размера. Магниты Nd в основном используются в электромобильной промышленности и в ветряных турбинах. В электромобилях постоянные магниты обеспечивают повышенную автономность, лучшее использование пространства, меньший вес и меньшую стоимость батарей, последнее обусловлено снижением содержания лития, кобальта и никеля. Неодимовые двигатели с постоянными магнитами обладают наилучшей производительностью и потенциалом оптимизации среди электродвигателей, примерно 90% моделей электромобилей используют их в качестве части своей трансмиссии.

Включение диспрозия и тербия в неодимовые магниты обеспечивает улучшенные эксплуатационные характеристики, позволяя им работать при более высоких температурах (магниты с HREE могут работать при температуре до 240°C по сравнению примерно с 80°C для магнитов без HREE), не теряя своих магнитных свойств (высокая коэрцитивная сила). Средний магнит Nd содержит примерно 30% NdPr, 3% DyTb, 1% бора ("B") и 66% железа ("Fe"). Желаемое соотношение между NdPr и DyTb составляет 10:1, однако большинство месторождений в мире предлагают соотношения, превышающие 100:1.

В настоящее время в поставках HREE доминирует Китай, на долю которого, в 2022 году пришлось 70% мирового производства TREO. Кроме того, по оценкам, Китай импортировал 100% REO, произведенного на предприятиях по производству ионной глины в Мьянме, увеличив контроль за поставками диспрозия и тербия примерно до 90%. Оставшиеся 30% мирового производства TREO приходится в основном на два предприятия, одно из которых расположено в Соединенных Штатах, а другое - в Австралии, на которых в основном производится LREE. В мае 2023 года Министерство энергетики

США подтвердило это, назвав диспрозий наиболее важным элементом для перехода к энергетике и предположив, что обеспечение его источников сопряжено с наибольшим риском.

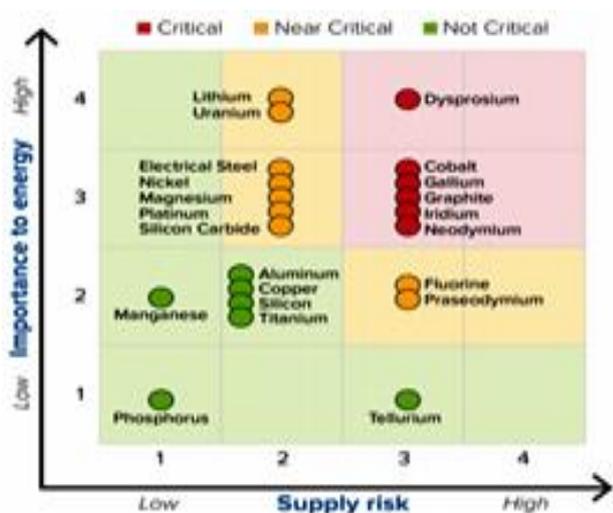


Рис.2. Оценка критических металлов (май 2023 г.)

В то время как западные страны пытаются запустить свои собственные операции по переработке редкоземельных элементов, ожидается, что запрет окажет наибольшее влияние на так называемые “тяжелые редкоземельные элементы”, используемые в двигателях электромобилей, медицинских приборах и оружии, где Китай фактически обладает монополией на переработку.

2. Завершенные проекты ГРР.

Был проведен первичный анализ более 450 технических отчетов (NI 43-101 english) по ГРР различных стадий в период с 10/2022 по 11/2023 гг. Отмечается четырехкратное увеличение проектов ГРР по сравнению с предыдущим «ковидным» годом.

Работы велись в основном юниорными канадскими, американскими и австралийскими компаниями на объектах ТПИ в более чем 20 странах на всех континентах. Направленность этих работ в соответствии с зарубежной классификацией типов месторождений ТПИ показана на рис. 3а.

Неизменными лидерами по количеству традиционно являются «золотые» объекты - 36%, включающие основной «орогенный» жильный золотой и золото-серебряный типы, а также «золото древних формаций» и в меньшей степени «карлинский» тип, россыпи и др.

На второе место, опередив медно-порфировые (13%), вышли редкометалльно-редкоземельные объекты (18%), причем более половины занимают литиевые пегматиты (рис. 3б)

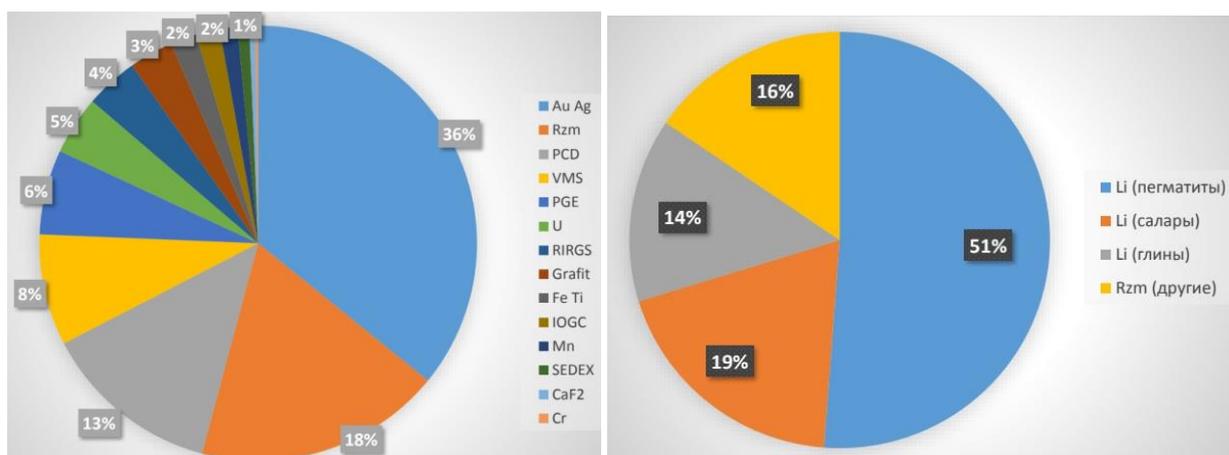


Рис. 3 Завершенные объекты ГРП в мире 2023-г. (а), Редкометально-редкоземельные объекты 2023 г. (б).

Возросла активность западных компаний на ГРП урановорудных объектов (5%) в связи с конъюнктурой мирового рынка, в первую очередь на объекты типа «несогласия» в бассейне Атабаска, Канада.

Наибольший интерес для зарубежных добывающих компаний, помимо золотых, представляют комплексные рудные месторождения (в сумме более 50% объектов ГРП):

1. REE Rare metal-earth deposits (Na, Nb, Be, LREE, HREE, etc)
2. PCD Porphyry copper deposits (Cu-Au-Mo etc)
3. VMS Volcanic massive sulphide deposits (Zn-Pb-Ag-Au-Cu etc)
4. PGE Platinum group element deposits (Ni-Cu-Pt-Co etc)
5. RIRGS Epithermal Systems (Sn, Ag, Zn, Pb, Bi, W, Au, Sb)
6. IOGC Iron oxide copper gold ore deposits (Cu-Au-Co-U-W etc)

Значимыми типами ТПИ для РФ являются, связанные с активными молодыми и древними континентальными окраинами - PCD (с золотом, молибденом, вольфрамом, полиметаллами и др.); нетрадиционные для РФ IOGC (с медью, золотом, серебром, ураном, кобальтом, REE и др.); VMS (с золотом, медью и серебром в колчеданных в вулканогенных толщах), PGE объекты («Норильский тип»), а также разнотипные коренные редкометально-редкоземельные месторождения

3. МСБ лития в мире и в России.

54% разведанных запасов лития находятся в так называемом литиевом треугольнике в границах Аргентины, Боливии и Чили (рис. 4).



Рис. 4 Литиевый треугольник.

Аргентина и Чили, ввиду наложенных на Россию санкций, больше не экспортируют сырьё в нашу страну. В Аргентине и Чили месторождениями лития владеют частные компании - в основном, это западные (преимущественно, из Канады), которые отказались поставлять карбонат лития на российские заводы для его переработки.

Последние инвестиции Китая в литиевый треугольник Южной Америки показывают проблемы, с которыми сталкиваются усилия США по противодействию доминированию второй по величине экономики мира в ключевых звеньях цепочки поставок металлических аккумуляторов.

В октябре 2023 г. Чили объявила о сделке, которая предоставляет Tsingshan Holding Group льготные цены на литий для проекта по производству продуктов с добавленной стоимостью в южноамериканской стране. Об этом было объявлено в рамках поездки президента Габриэля Борича в Китай, где он встретился с Сян Гуандой, владельцем металлургической группы. Президент Аргентины Альберто Фернандес также был в Китае, где он встретился с главой Tibet Summit Resources Co., чтобы обсудить инвестиции компании в литий на сумму 2,2 миллиарда долларов в провинции Сальта.

Китай продолжает вторгаться в литиевый треугольник Аргентины, Чили и Боливии, на долю которого приходится более половины мировых ресурсов. Таким образом азиатский гигант помогает этим странам продвинуться дальше по цепочке поставок электромобилей, используя их огромные минеральные богатства.

Гонка за добычей большего количества лития в Южной Америке открывает новый фронт в глобальном перетягивании каната между Китаем и США. Вашингтон подталкивает производителей электромобилей по всему миру производить больше автомобилей в Северной Америке и обеспечивать для них ключевые полезные ископаемые за пределами второй по величине экономики мира. Но, хотя Чили и Аргентина заинтересованы в участии, они продолжают привлекать китайских инвесторов.

Компания Tsingshan согласилась инвестировать 233 миллиона долларов в завод в чилийском регионе Антофагаста, который будет производить до 120 000 тонн железолитиевого фосфата в год для аккумуляторных батарей. Yongqing Technology, новое энергетическое подразделение Tsingshan, будет поставлять сырье для своей установки от крупнейшего производителя лития в Чили SQM по льготным ценам до 2030 года. Работы начнутся в 2025 году.

Чили заключила аналогичное соглашение с китайской компанией BYD juggernaut в апреле. Дополнительная добыча лития — с рудника Albemarle Corp. в Чили — станет доступна в следующем году. Китайская Zijin Mining Group Co. стремится разработать аналогичный проект в Аргентине, поскольку завершает там строительство рудника. Среди других китайских инвестиций в Аргентину Ganfeng Lithium Group Co. является мажоритарным владельцем Minera Exar SA, которая недавно стала первым за многие годы литиевым проектом в южноамериканской стране, запущенным в производство. В прошлом году Ganfeng также потратила почти 1 миллиард долларов на приобретение другого аргентинского проекта.

Власти Аргентины разрабатывают предложение по внедрению программы стимулирования, аналогичной той, что используется в Чили, где производители выделяют часть продукции для местных проектов с добавленной стоимостью.

Катодный завод Tsingshan в Чили также будет поставлять карбонат лития на предприятию фирмы совместно с французской Eramet SA в Сальте, Аргентина.

Ранее председатель и основатель BYD Ван Чуанфу встретился с президентом Боричем в Чили, где они обсудили ускорение электрификации и развитие местной литиевой промышленности.

В Боливии китайский консорциум, возглавляемый Contemporary Amperex Technology Co., планирует потратить 1,4 миллиарда долларов на строительство заводов по извлечению лития

Литий в России.

США с 2018 по 2021 год импортировали (закупали) высокочистый литий из России, совокупная доля которого была 3% (рис. 5).

Import Sources (2018–21): Argentina, 51%; Chile, 40%; China, 4%; Russia, 3%; and other, 2%.			
Tariff:	Item	Number	Normal Trade Relations
	Lithium oxide and hydroxide	2825.20.0000	12–31–22 3.7% ad valorem.

Рис. 5 Импорт лития из России в США в 2018-21 гг.

В настоящее время литий в России не добывается. После распада СССР все работы в этом направлении были прекращены, а нужное количество карбоната лития импортировали

преимущественно из Чили, Аргентины и Боливии. Часть обработанного лития использовалось на нужды России (около 400 тонн), остальная часть (около 1500 тонн) экспортировалась.

Боливия остаётся единственным поставщиком лития в Россию, но на сегодня уровень добычи карбоната лития там невелик - всего 500 тонн в год. Например, в соседней Чили добывают 208 тыс тонн в год.

Месторождения северо-восточной части Балтийского щита в Мурманской области являются крупнейшими разведанными месторождениями редкометалльных пегматитов в России, на долю которых приходится 26% всех разведанных запасов лития в стране (рис. 6).

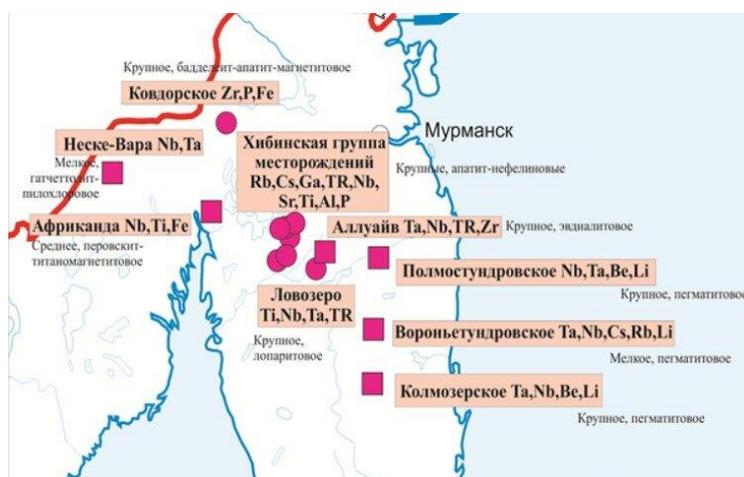


Рис. 6 Крупные редкометалльно-редкоземельные месторождения Мурманской области.

Переработкой литийсодержащей руды в России занимается Красноярский химико-металлургический завод, а производителями гидроокиси лития являются компания «Халмека» и входящий в структуру «Росатома» Новосибирский завод химических концентратов.

Единственный "рабочий" литиевый рудник в России находится на Завитинском месторождении (Шилкинский район, Забайкальский край). В советское время месторождение активно разрабатывалось, но после распада СССР работы были приостановлены, в 1997 году месторождение законсервировали (рис. 7).



Рис. 7 Завитинское месторождение.

Есть и другие источники лития в России, но до недавнего времени фактически был введён запрет на разработку этих месторождений.

«Норильский никель» и госкорпорация «Росатом» в апреле 2022 года объявили о намерении принять участие в конкурсе на разработку Колмозёрского месторождения (рис. 8).



Рис. 8 Местоположение Колмозерского месторождения.

Стартовый платеж на аукционе за право освоения одного из наиболее перспективных литиевых месторождений в России – Колмозёрского, составлял 11 млрд руб. Затем платёж снизили в 55 раз - до 200 млн рублей. С этого момента сразу же активизировались работы по добыче лития в России.

8 февраля 2023 года предприятие «Полярный литий», являющимся совместным предприятием «Норникеля» и горнорудного дивизиона «Росатома» «Атомредметзолото», получило эксклюзивное право на пользование Колмозерским месторождением лития сроком на 20 лет, заплатив за это 1,72 млрд рублей.

Из-за сложных климатических условий и отсутствия требуемой инфраструктуры крупномасштабная добыча начнётся в 2029 году. После выхода производства на полную

мощность (ориентировочно) в 2030 году Россия сможет занять до 10% мирового рынка лития.

Мощность добычи составит порядка 45 тыс тонн карбоната и гидроксида лития. В Колмозёрском месторождении главный рудообразующий минерал — сподумен (рис. 9).

Минералы	Распределение Li ₂ O в минералах от валового содержания в пегматитах (%)
Сподумен – LiAl(Si ₂ O ₆)	96.95
Альбит – Na(AlSi ₃ O ₈)	1.93
Мусковит – KAl ₂ (AlSi ₃ O ₁₀)(OH) ₂	0.45
Литиофилит – LiMnPO ₄	0.31
Микроклин – K(AlSi ₃ O ₈)	0.30
Кварц – SiO ₂	0.03
Берилл – Be ₃ Al ₂ (Si ₂ O ₁₈)	0.02
Сумма	99.99

Рис. 9 Распределение Li₂O в минералах Колмозёрского месторождения

Основные ресурсы — 13,5 млн тонн руды, содержащей 152,6 тысячи тонн оксида лития, 1215 тонн пентоксида тантала и 1485 тонн пентоксида ниобия. Содержание оксида лития на площади в 5 кв. км варьирует от 0,8 до 1,3% (рис. 10).

Руда насыщена редкоземельными элементами: литий, ниобий, тантал – без которых невозможно производить высокоёмкие аккумуляторы, высокоэффективные электродвигатели и высокоуровневую электронику.



Рис. 10 Участки Колмозёрского месторождения

Колмозёрское— крупнейшее и наиболее перспективное месторождение лития в России, содержащее около 18,9% всех российских запасов литиевых руд.

Начало добычи в 2029 году – это оптимистичный сценарий так как полностью отсутствует инфраструктура. Его освоение всего за 6 лет, причём за полярным кругом - это амбициозная задача (рис. 11).

График проведения работ

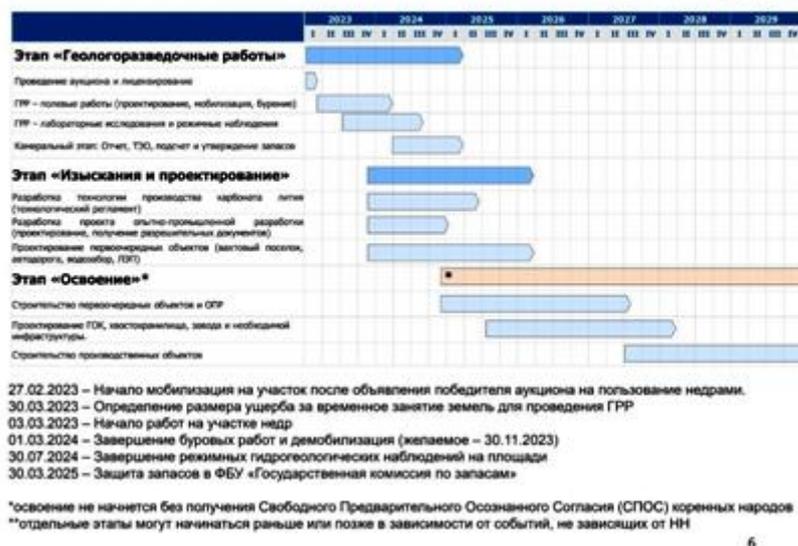


Рис. 11 Планы проведения работ по Колмозёрскому месторождению.

Ещё одно крупное месторождение в этом районе – Полмостундровское (рис. 12) - тоже будет осваиваться.

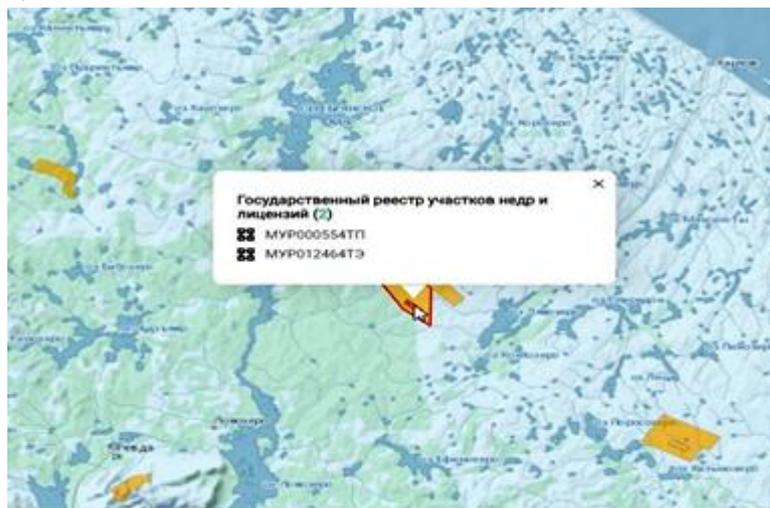


Рис. 12 Участки Полмостундровского месторождения.

Разработкой Полмостундровского месторождения займётся "Арктический литий" совместно с предприятием "Халмек" и "Химико-металлургическим заводом". Опытно-промышленная эксплуатация с добычей до 1000 тонн оксида лития с дальнейшим увеличением добычи до 20 тыс тонн к 2029 году.

Параллельно с этим проектом «Газпром», «Иркутская нефтяная компания» и Министерство промышленности и торговли России подписали трёхсторонний план мероприятий по разработке Ковыктинского газоконденсатного месторождения в Иркутской области с целью получения соединений лития и других ценных компонентов. В подземных водах Ковыктинского месторождения содержатся большие ресурсы природных соединений лития. В настоящее время начата реализация проекта по добыче и переработке

пластовых рассолов (минерализованных подземных вод) с целью получения соединений лития и других ценных компонентов.

Красноярским химико-металлургическим заводом начаты процедуры по оформлению лицензии на добычу лития из техногенных отвалов Завитинского месторождения. Несмотря на то, что это уже отработанное месторождение (литий здесь добывали с 1941 по 1997 г), в отвалах производства довольно много литиевых соединений. Отвалы забалансовой руды около 19 млн тонн содержат 0,3% Li_2O . Остаток балансовых запасов, поставленных на учёт, оцениваются в 48%, что в пересчете составляет около 30 млн тонн при среднем содержании оксида лития 0,69%. Добыча лития на Завитинском руднике, который выработан только наполовину, может продолжаться ещё 20 лет при извлечении более 10 тыс тонн лития в год.

Согласно Стратегии развития металлургической промышленности Российской Федерации на период до 2030 года, одобренной правительством 28 декабря 2022 года, ускоренная реализация комплекса мер поддержки проектов развития по добыче литиевых руд будет приоритетна на участках Завитинского, Полмостундровского, Ковыктинского, Ярактинского и Колмозёрского месторождений (рис. 13).



Рис. 13 Месторождения лития, добывающие и перерабатывающие предприятия:
 I – минеральные литиеносные провинции (I – Кольская, II – Южно-Уральская, III – Алтайская, IV – Кузнецкая [Ташигынская], V – Тувинская [Сангиленская], VI – Восточно-Саянская, VII – Забайкальская, VIII – Южно-Якутская [Тунгурчинская], IX – Приморская [Ханкайская]); 2 – гидроминеральные литиеносные бассейны (I – Крымско-Северокавказский, II – Прикаспийский, III – Ангаро-Ленский); 3 – пегматитовые месторождения лития (а – с подсчитанными запасами, б – с оцененными прогнозными ресурсами), 4 – месторождения других полезных ископаемых с попутной литиевой минерализацией; 5 – озера с литиеносной рапой; 6 – гидроминеральные месторождения лития; 7 – добывающие предприятия (а – действующие, б – остановленные)

Добываемый в России литий сможет обеспечить внутренние потребности к 2030 году, где основными потребителями лития будут две гигафабрики "Росатома". Одна, строящаяся в Калининградской области, будет производить литий-ионные аккумуляторы на 4-14

ГВт*ч. Вторая - в Москве. Согласно данным производителей требуется около 40 кг карбоната лития для производства батареи ёмкостью 50 кВт·ч. Для запуска первой очереди гигафабрики в 2024 году (в Калининградской области) понадобится 3 200 тонн карбоната лития. Это больше, чем ранее экспортировала Россия за год. К 2030 году потребности гигафабрики вырастут до 11 200 тонн карбоната лития в год, две фабрики - 22 400 тонн. Согласно стратегии развития производства и использования электрического автомобильного транспорта в Российской Федерации на период до 2030 года, в 2030 году должно производиться более 210 тысяч электромобилей в год (рис. 14).

ЦЕЛЕВЫЕ ПОКАЗАТЕЛИ											
по производству электрического автомобильного транспорта и развитию зарядной инфраструктуры на период до 2030 года											
Показатель	Сегмент	Единица измерения	2022 год	2023 год	2024 год	2025 год	2026 год	2027 год	2028 год	2029 год	2030 год
1. Объем производства	электротранспортные средства	штук	2500	7400	17500	44000	71000	94000	115000	162400	217000
2. Зарядная инфраструктура	медленные зарядные станции	штук	1178	2163	3206	4284	5031	5856	6703	7620	8573
	быстрые зарядные станции	штук	528	970	1437	2856	3354	3904	4469	5080	5715
3. Водородная заправочная инфраструктура	водородные заправочные станции	штук	-	-	-	100	100	100	300	200	200

Рис. 14 План Мероприятий по развитию производства и использования электрического автомобильного транспорта в Российской Федерации на период до 2030 года

Для обеспечения выпуска требуемого количества электромобилей понадобится перерабатывать не менее 14 тысяч тонн карбоната лития в год. К 2050 году для производства в России 1,5 миллиона электромобилей в год потребуется уже 100-115 тыс. тонн карбоната лития. Возникает вопрос: Смогут ли нынешние месторождения обеспечить подобный объём добычи?

ГЕОХИМИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ МИНЕРАЛИЗАЦИИ МЕДИ НА ОСНОВЕ ГЕОСТАТИСТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ (район Сахлабад, Иран) [1]

1. Введение.

Геохимическое моделирование образцов донных отложений с использованием таких методов, как мультифрактальный анализ, кластеризация, анализ главных компонент (РСА), факторный анализ и искусственные нейронные сети (ANN), является ценным инструментом при поисках полезных ископаемых. Каждый метод имеет преимущества и недостатки для геохимического моделирования образцов донных отложений. Преимущества использования этих методов заключаются в том, что они просты в прогнозировании нелинейного геохимического поведения элементов относительно друг друга и определении пределов порога геохимической аномалии. Возможно, основным недостатком вышеуказанных методов является то, что результаты напрямую связаны с выборочными значениями, и наименьшая ошибка в исходных данных может сильно повлиять на результаты. Соответственно, интеграция и одновременное использование методов анализа для геохимического моделирования может снизить процент ошибок и повысить точность результатов.

В многочисленных исследованиях использовались фрактальный и корреляционный анализ и методы машинного обучения для отдельного определения зон потенциальной минерализации. В нескольких исследованиях использовались интегрированные и гибридные методы для геохимического моделирования рудной минерализации. Геохимические исследования, основанные на корреляционном анализе, могут определить взаимосвязь только между двумя или более элементами и обычно предоставляют коэффициенты корреляции, хотя не обязательно существует прямая или обратная зависимость между двумя элементами, их геохимическое поведение в большинстве случаев представляет собой нелинейную зависимость, которую необходимо объяснить кривой второй или третьей степени. Методы кластеризации (например, кластеризация по k-средним) являются доминирующими инструментами для обнаружения нелинейных геохимических взаимосвязей элементов.

Методы машинного обучения имеют различные применения в геохимическом моделировании, такие как обнаружение микроэлементов, кластеризация элементов, разделение аномалий, комбинация слоев, получение больших объемов данных и обнаружение конкретных тенденций и закономерностей. Однако у использования методов машинного обучения есть некоторые недостатки, включая наличие исчерпывающих данных, длительное время обучения, требующее мощного компьютера, и интерпретацию

сложных результатов. Комбинация методов машинного обучения с геостатистическими методами может оптимизировать результаты геохимического моделирования. Например, важно определить статистические сообщества при применении алгоритма линейного дискриминантного анализа (LDA). Пороговые значения для каждого сообщества могут быть рассчитаны с помощью различных методов, таких как кластеризация k-средних или фрактальный анализ по площади концентрации (C–A). Разделение этих сообществ может повлиять на результаты классификации элементов с помощью используемых методов. Интеграция различных методов может уменьшить недостатки и усилить преимущества для точного геохимического моделирования рудной минерализации.

Основной целью данного исследования являлись разработка комплексного подхода к геохимическому моделированию путем интеграции геостатистических методов (основанных на корреляционном анализе) и методов машинного обучения для поисков меди в районе Сахлабад Восточного Ирана.

Район расположен в структурной зоне Систан (рис.1), которая обладает огромным потенциалом залежей меди, золота, магнезита, хрома и железа. Тип минерализации месторождений меди - массивный сульфидный.

Основными задачами исследования являлись:

- (1) идентификация микроэлементов и предикторный состав минерализации меди в исследуемом районе;
- (2) разделение геохимических сообществ меди;
- (3) анализ геохимического поведения меди в сравнении с его микроэлементами.

Таким образом, алгоритмы геостатистики и машинного обучения использовались для разделения геохимических сообществ, анализа геохимического поведения элементов и кластеризации данных об осадочных породах в районе. Это исследование вносит значительный вклад в разработку интегрированной геохимической модели медной минерализации с использованием иерархического и факторного анализа, кластеризации k-средних, а также фрактального областей концентрации (C–A), линейного дискриминантного и корреляционного анализов.

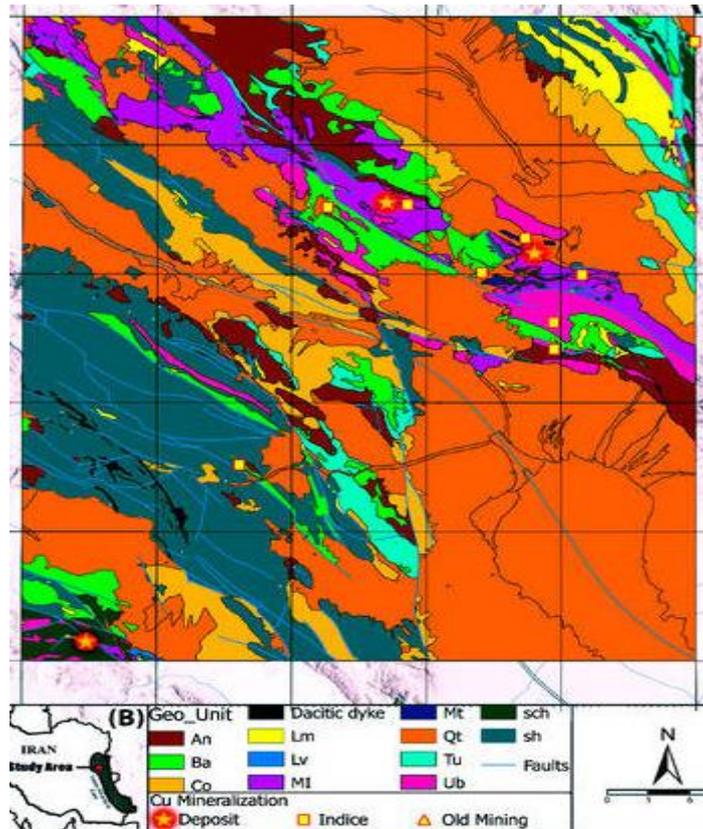


Рис. 1. Геологическая карта района Сахлабад: An: андезит; Ba: базальт; Co: конгломерат; Dd: дацитовая дайка; Lm: известняк; Lv: листванит; Ml: офиолитовый меланж; Mt: метадиабазы; Qt: четвертичные отложения; Tu: туф; Ub: ультраосновные породы; Sch: сланцы; Sh: сланцы.

2. Геология исследуемого района.

Протяженность структурной зоны Систан составляет 800 км, ширина 200 км. Геологические образования представлены породами с характеристиками флиша и офиолитового меланжа, которые относятся к верхнему меловому и нижнему третичному периоду, а также более молодыми вулканическим покровом и третичными отложениями.

Минерализация меди, золота, никеля, хрома и магнетита выявлены в различных литологических единицах (ультраосновных, кислых и метаморфических породах). Медная минерализация представлена малахитом, халькопиритом и халькоцитом (табл. 1).

Табл. 1.

Характеристики зон медной минерализации в исследуемом районе.

Copper Mineralization	Coordinates		Size (km ²)	Alteration Zones	Host Rock Lithology
	Longitude (E)	Latitude (N)			
Mesgaran Deposit	59° 52' 49"	32° 18' 58"	8	Phy + Arg + Pp + Chl + Qtz	Ba + Anb
Chah-Rasteh Deposit	59° 46' 15"	32° 21' 19"	4	Phy + Arg + Pp + Chl + Cab	An + Anb
Zahri Deposit	59° 32' 52"	32° 00' 50"	2	Phy + Arg + Pp + Hem	Ub + Sch
Kasrab Abandoned Mine	59° 59' 45"	32° 21' 05"	3.8	Phy + Arg + Pp + Sep	Ub
Cheshme-Zangi Abandoned Mine	59° 59' 08"	32° 25' 02"	2.5	Phy + Arg + Pp + Silicification	Limestone shale + Listwanite
Shir-Shotor Indice	59° 53' 50"	32° 14' 28"	1	Arg + Pp + Sep	An + Serpentinite (Ub)
Dastgerd Indice	59° 43' 39"	32° 21' 03"	2	Arg + Pp + Sep + Hem	Harzburgite
Torshaab Indice	59° 59' 56"	32° 28' 48"	5	Phy + Arg + Pp + Hem + Lm	Sch
Chah-Anjir Indice	59° 53' 37"	32° 15' 44"	2	Pp + Sep	Serpentinite (Ub)
Zargaran Indice	59° 47' 09"	32° 21' 14"	1	Phy + Arg + Pp + Lm + Goe + Hem	An + Db
West Mesgaran Indice	59° 52' 26"	32° 19' 36"	1.5	Arg + Pp + Hem + Lm	Mtd
Mirsimin Indice	59° 54' 58"	32° 17' 53"	9	Arg + Pp + Hem	Db
Kuharod Indice	59° 50' 31"	32° 18' 01"	1	Phy + Arg + Pp + Hem	Db
Barghan Indice	59° 39' 38"	32° 09' 05"	2	Arg + Pp + Lm + Geo + Hem	Db + Limestone

3. Методология обработки данных.

Геохимическое опробование было основано на сгенерированной карте дренажных систем с использованием топографических карт и аэрофотоснимков (рис. 2).

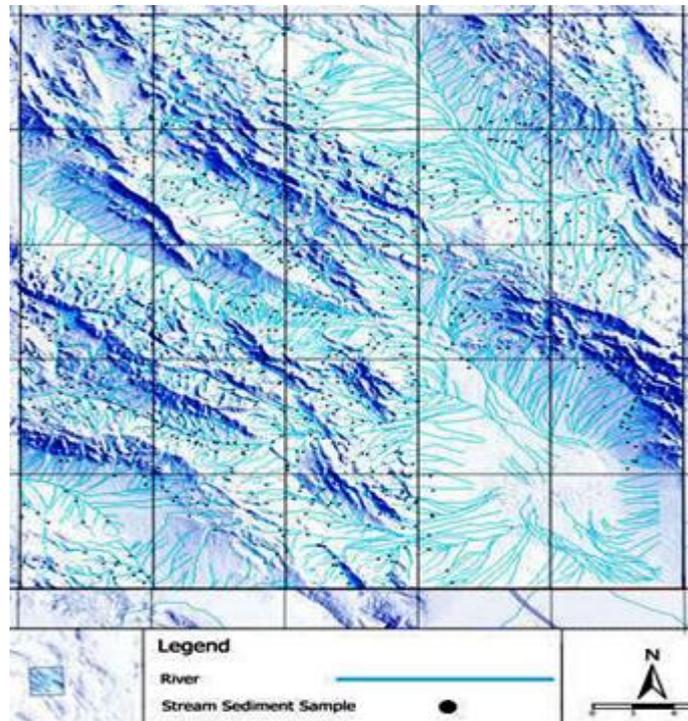


Рис. 2. Расположение образцов донного опробования.

Для анализа использовался метод (ICP-MS) на Zn, Cr, Ti, Mn, Sr, Ba, Au, As, Sb, Bi, Hg, W, Pb, Ni, Mo, Sn, Ag, Co, Fe и Cu. На рисунке 3 показана диаграмма относительной погрешности для различных элементов (Au, W, Cr и As имеют высокие относительные погрешности).

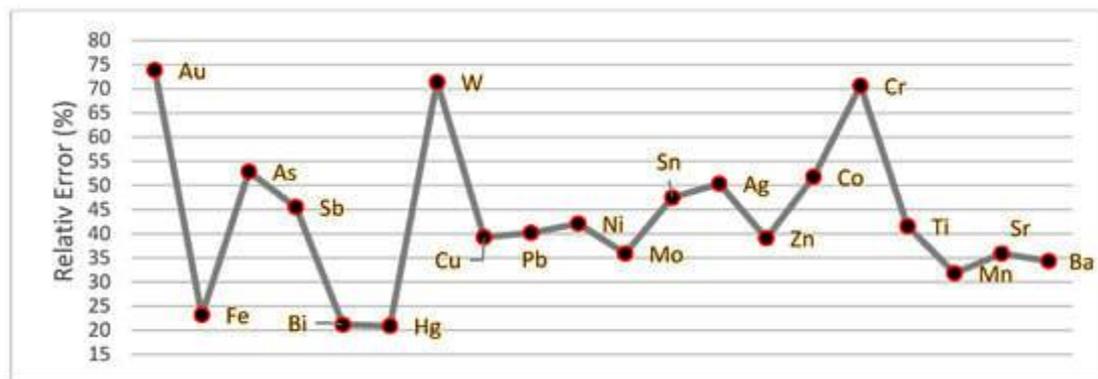


Рис. 3. Диаграмма относительных ошибок повторяющихся проб при анализе донных отложений.

Для определения геохимического состава минерализации меди был применен иерархический анализ геохимических данных на основе коэффициента корреляции Пирсона. Для анализа характера геохимических данных был использован метод факторного анализа. В этом методе данные оцениваются с точки зрения анализа основных компонентов и обоснования отклонений. Таким образом, был определен и подтвержден геохимический

состав медной минерализации. После этого был использован анализ коэффициента ранговой корреляции Спирмена для количественной оценки взаимосвязи между элементами.

Для разделения геохимических сообществ меди был использован метода кластеризации k-средних. Для подтверждения результатов данные были повторно обработаны с использованием фрактального анализа областей концентрации.

Для исследования поведения Cu по сравнению с геохимическими индикаторами был выполнен кластерный анализ элементов-предикторов состава медной минерализации (Cu geochemical tracer elements) с использованием линейного дискриминантного анализа (LDA). Целью было оценить кластеры внутри группы. Механизм этого метода заключается в том, что сначала данные разбиваются на кластеры на основе евклидова расстояния, на основе функции полезности ($S(i)$). Затем с помощью метода регрессии определяются центры оптимальных кластеров, и таким образом оценивается тенденция изменения концентрации различных элементов по сравнению с Cu. На рисунке 4 показана методологическая блок-схема.

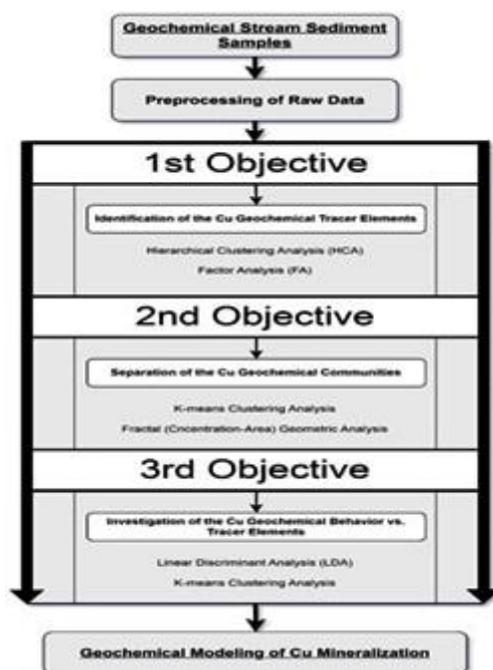


Рис. 4. Методологическая блок-схемы.

Метод коэффициентов корреляции.

Отличающим этот метод от других методов кластеризации является порядок "сверху вниз" (или "снизу вверх"). Каждое наблюдение может быть помещено более чем в один кластер, поскольку кластеры формируются на основе разных уровней расстояния; следовательно, каждый кластер может быть подмножеством другого кластера на расстоянии. После определения «семейства» меди для дальнейшего изучения был

использован метод коэффициента корреляции Спирмена для понимания эффективных процессов формирования месторождений и определения коэффициентов корреляции в геохимическом семействе меди. Этот метод основан на степени зависимости двух переменных, измеренных в наборе индивидуальных данных, и дисперсии различных элементов в породных единицах месторождения.

Метод факторного анализа (ФА).

Факторный анализ (ФА) - это многомерный статистический метод, который устанавливает особую взаимосвязь между большим набором, казалось бы, несвязанных переменных в рамках гипотетической модели. Этот метод был использован для уменьшения размера данных на первом этапе, а затем для определения основных факторов медной минерализации. В методе ФА большое количество переменных выражается в терминах небольшого числа измерений или структур, которое называется фактором. Направления с максимальной изменчивостью были определены с использованием собственных значений и собственных векторов.

Метод кластеризации К-средних.

Для группировки данных в кластеры на основе общих характеристик использовался метод кластеризации К-средних. Вместо одновременного изучения большого количества данных при анализе использовались кластеры и их центры со специфическими характеристиками. Алгоритм К-средних представлен следующим образом в пять этапов:

- (1) n элементов разделены на k кластеров. Число K выбирается случайным образом.
- (2) Уравнение (1) вычисляет Z_j вектор. (C_j является центром каждого класса)

$$z_j = \frac{\sum_{x \in C_j} x}{\#C_j} \text{ for } j = 1 \dots k \quad (1)$$

(3) Уравнение (2) вычисляет центр каждого класса во время выполнения алгоритма. Крестиком обозначен вектор каждого члена класса C_j , а количество членов класса C_j представлено $\#C_j$.

(4) Целевая функция вычисляется на основе уравнения (2), которое определяет общее расстояние каждого члена от центра класса.

$$f(C_1, C_2, \dots, C_k) = \sum_{j=1}^k \sum_{x \in C_j} |x - z_j|^2 \quad (2)$$

(5) Целевая функция минимизирована, и количество оптимальных классов (K) определяется на основе минимальной целевой функции.

Основной целью использования этого метода на первом этапе было сгруппировать данные, относящиеся к меди, и определить группы с общими характеристиками. Другими словами, геохимический порог содержания меди был рассчитан в фоновых сообществах,

аномалиях и сообществах обогащения. Следующим шагом в использовании метода K-mean было исследование геохимического поведения семейства меди. Используя предыдущие методы, было идентифицировано геохимическое семейство меди в отношении метода K-средних.

Фрактальный метод "Площадь концентрации" (C–A)

Фрактальные методы имеют множество применений в поверхностных геологических и геохимических исследованиях из-за геометрической формы аномалий, пространственного распределения данных и использования всех данных в вычислительном процессе. Ниже представлено уравнение для концентрации материалов или фрактальных свойств:

$$A(\geq v) \propto v^{-\alpha} \quad (3)$$

где $A(\geq v)$ представляет собой совокупную площадь, ограниченную линиями уровня концентрации, соответствующая концентрация которых больше или равна v . Значение α представляет фрактальную размерность различных амплитуд. Целью использования фрактального метода C–A в геохимическом моделировании было определение фрактальной размерности данных о концентрации меди в образцах донных отложений. Это также подтверждает результаты кластеризации K-средних.

Метод линейного дискриминантного анализа (LDA).

Линейный дискриминантный анализ - это статистический метод анализа данных, используемый для измерения взаимосвязи между параметром и известными сообществами. В этом методе целевые сообщества должны быть известны заранее или, по крайней мере, определены. Поэтому в качестве одного из исходных данных этого метода были использованы результаты кластеризации K-средних и фрактальных методов C–A. Целью использования метода LDA было исследование внутригруппового поведения геохимических элементов семейства меди. Другими словами, с помощью этого метода была исследована генетическая связь элементов, идентифицированных как групповые элементы, с медью. Было определено, какие элементы из ранее идентифицированного геохимического семейства генетически связаны с медью.

4. Анализ и результаты

4.1. Подготовка и статистический анализ исходных данных

Данные были скорректированы с использованием метода замены наибольшими и наименьшими значениями. Диаграмма и гистограмма меди в качестве примера в необработанных и исправленных данных показаны на рисунках 5 и 6.

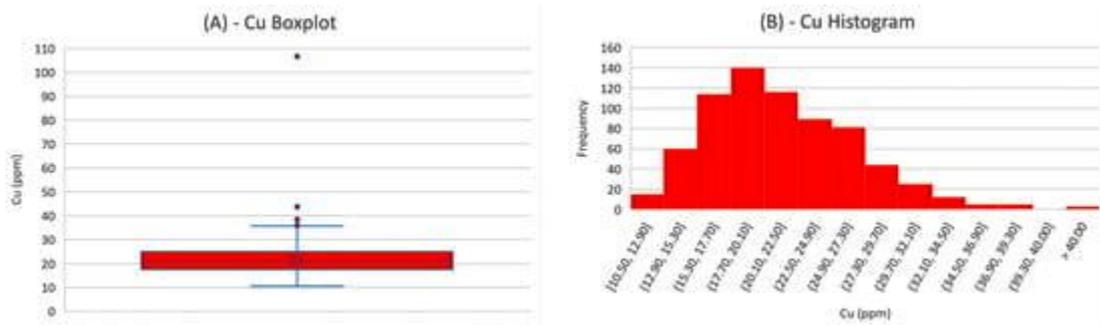


Рис. 5. Диаграмма (А) и гистограмма (В) исходных данных по меди.

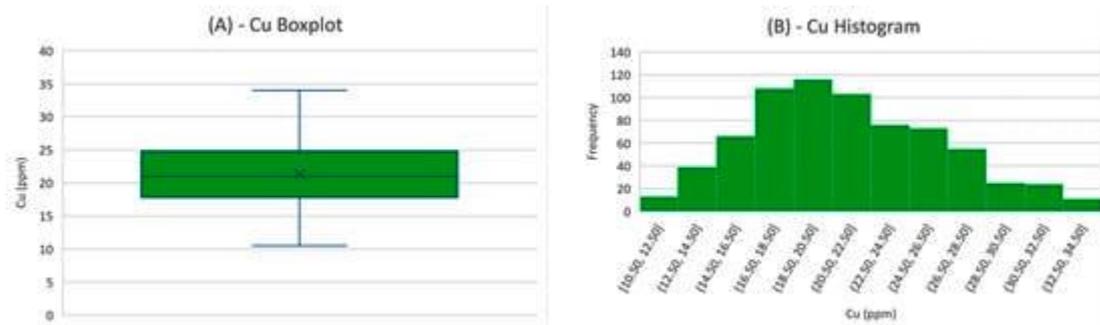


Рис. 6. Диаграмма (А) и гистограмма (В) скорректированных данных по меди.

Чтобы скорректировать значения выбросов, сначала были удалены идентифицированные выбросы, а затем были определены наибольшее и наименьшее значения. В таблице 2 представлены статистические характеристики каждого элемента.

Табл. 2.

Статистические характеристики геохимических данных донных отложений.

Elements	Mean (ppm)	Standard Deviation (ppm)	Median (ppm)	Mode (ppm)	Coefficient of Variation	Skewness	Kurtosis
Ag	0.07	0.01	0.04	0.04	14.28	0.84	1.26
Ba	313.83	72.53	3.00	279.00	23.11	0.78	0.35
Bi	0.17	0.039	0.16	0.16	22.94	0.48	-0.46
Co	18.07	5.64	16.60	14.40	31.21	0.79	-0.27
Cu	21.28	4.97	21.00	18.60	23.35	0.34	-0.44
Fe	3.11	0.45	3.13	3.18	14.47	-0.07	-0.14
Hg	0.02	0.00	0.02	0.02	0	0.03	-0.59
Mn	0.06	0.00	0.06	0.06	0	0.18	-0.21
Mo	0.67	0.14	0.66	0.67	20.89	0.24	-0.41
Ni	88.77	53.11	67.30	208.70	59.83	0.89	-0.43
Pb	14.47	2.30	14.50	15.40	15.89	0.29	-0.13
Sb	0.50	0.13	0.49	0.46	26	-0.06	-0.48
Sn	1.19	0.38	1.10	0.90	31.93	0.55	-0.36
Tl	0.31	0.042	0.31	0.31	13.54	-0.09	-0.01
Zn	71.21	11.71	71.00	68.00	16.44	0.23	-0.25
Sr	28.60	8.72	261.40	495.40	30.49	1.01	0.40
As	8.11	1.61	8.20	1.00	19.85	-0.09	-0.46
Au (ppb)	0.871 (ppb)	0.268 (ppb)	0.00 (ppb)	0.80 (ppb)	0.30	0.48	-0.60
Cr	21.70	111.13	16.30	108.10	512.12	1.08	-0.07
W	0.96	0.26	0.94	1.00	27.08	0.54	-0.17

В районе исследования коэффициенты асимметрии и эксцесса для данных варьируются от -1 до +1. Соответственно, частотное распределение данных можно считать нормальным. Следует отметить, что исходные данные по большинству элементов, включая данные о выбросах, показывают аномальное распределение, и после исправления данных о выбросах распределение вернулось к норме.

4.2. Определение прогнозирующего состава минерализации меди.

Иерархическая кластеризация и анализ коэффициентов корреляции

Результаты FA геохимических данных об осадках в районе Сахлабада.

Factors	Total	Eigenvalues Variance (%)	Cumulative Variance (%)
1	5.385	26.924	26.924
2	3.997	19.985	46.910
3	2.335	11.674	58.584
4	1.390	6.950	65.534
5	1.140	5.700	71.235
6	1.014	5.069	76.304
7	0.835	4.173	80.477
8	0.671	3.355	83.832
9	0.513	2.567	86.399
10	0.443	2.215	88.614
11	0.440	2.200	90.813
12	0.421	2.103	92.917
13	0.372	1.859	94.775
14	0.276	1.378	96.153
15	0.222	1.110	97.262
16	0.144	0.718	97.981
17	0.130	0.651	98.632
18	0.121	0.603	99.235
19	0.084	0.420	99.654
20	0.069	0.346	100

Процент обоснования отклонения представлен различными компонентами. На рисунке 8 рассмотрены четыре фактора (точка разлома диаграммы) в соответствии с графиком осыпи и собственными значениями, относящимися к каждому фактору. Результаты показывают, что оправданность отклонения по четырем компонентам составляет более 65%, что является значительным показателем. В таблице 5 представлены матричные результаты четырех факторов факторного анализа. Элементы были идентифицированы в соответствии с самыми высокими показателями содержания меди.

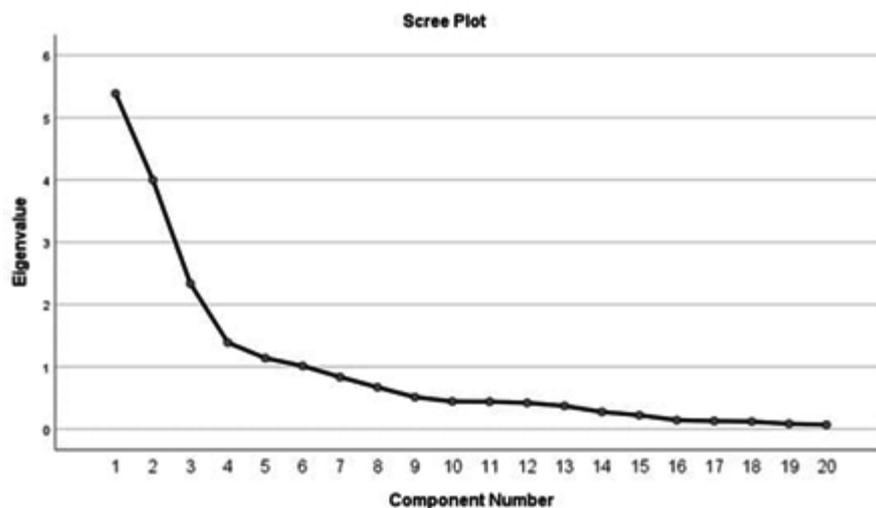


Рис. 8. График осыпи для определения количества четырех факторов в донных осадках.

Матрица из четырех факторов, полученная методом FA.

Elements	Principal Factors			
	1	2	3	4
Ag	0.875	0.012	-0.015	0.127
As	0.043	-0.033	0.025	0.063
Au	0.024	0.523	-0.074	0.221
Ba	-0.089	-0.339	0.845	-0.039
Bi	0.127	-0.285	-0.336	-0.068
Co	0.076	0.905	-0.141	0.247
Cr	-0.331	0.838	-0.176	0.067
Cu	0.445	-0.028	0.187	0.387
Fe	-0.110	0.290	-0.101	0.835
Hg	0.228	0.146	-0.239	0.334
Mn	0.120	-0.489	0.374	0.492
Mo	0.849	-0.213	0.047	-0.056
Ni	-0.083	0.897	-0.214	0.086
Pb	0.795	-0.147	-0.317	-0.035
Sb	0.183	-0.059	-0.386	-0.210
Sn	0.812	-0.059	-0.101	0.012
Sr	-0.163	-0.151	0.889	0.059
Ti	0.325	-0.809	-0.077	0.323
W	0.226	0.056	-0.330	0.127
Zn	0.865	-0.144	-0.100	0.195

Подходящим компонентом был фактор номер один, который включал элементы Ag, Cu, Mo, Pb, Zn и Sn. На основе метода FA металлические и квазиметаллические элементы, представленные в линейном составе первого компонента с соответствующим обоснованием отклонения, могут рассматриваться как признаки медной минерализации. Для представления потенциальных областей, представленных элементами первого фактора, была составлена карта с использованием метода интерполяции Кригинга (рис. 9). На рисунке 10 коричневый цвет указывает на истощение основного фактора, а красный - обозначает обогащение. Поскольку геохимические данные представляют собой образцы донных отложений, топография контролирует это обогащение и истощение.

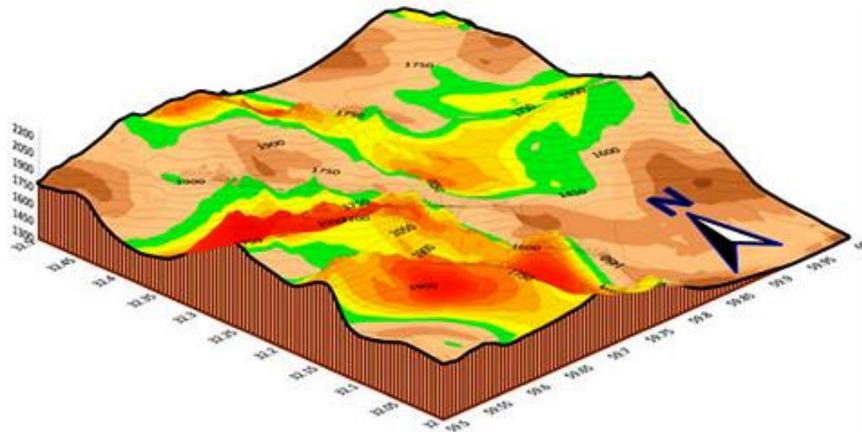


Рис. 9. Трехмерная модель перспективных участков, основанная на матрице первого компонента факторного анализа, адаптированная к топографии.

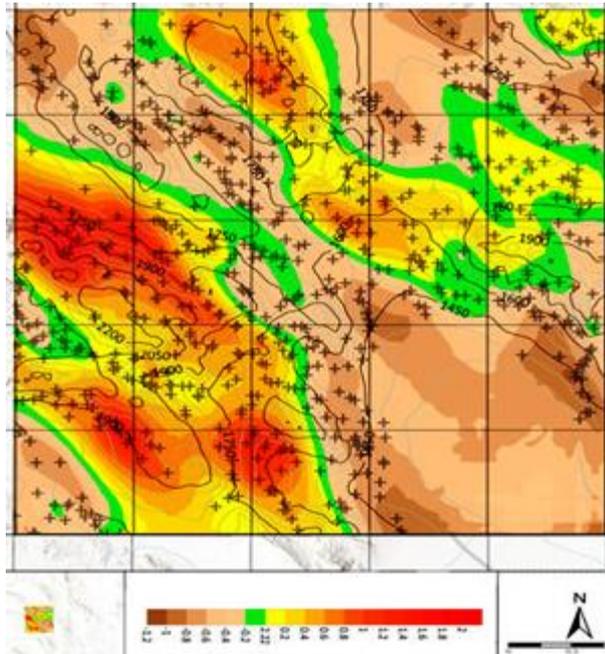


Рис. 10. Карта участков с высоким потенциалом, основанная на матрице первого компонента факторного анализа.

4.3. Разделение геохимических сообществ меди.

Результаты кластеризации K-средних.

В таблице 6 представлены результаты кластеризации, разделенные различными спецификациями. На рисунке 11 показана карта кластеризации меди. Три группы разделены синим, зеленым и красным цветами, представляющими фон, аномалию и обогащение геохимических сообществ соответственно.

Табл. 6.

Результаты кластеризации меди с использованием метода k-средних.

Number of Clusters	1	2	3
The concentration of Cu in the Center of Cluster (ppm)	17	23.38	30.54
Threshold Concentration of Cu in Cluster (ppm)	Less than 19.3	19.3 to 29.4	Larger than 29.4

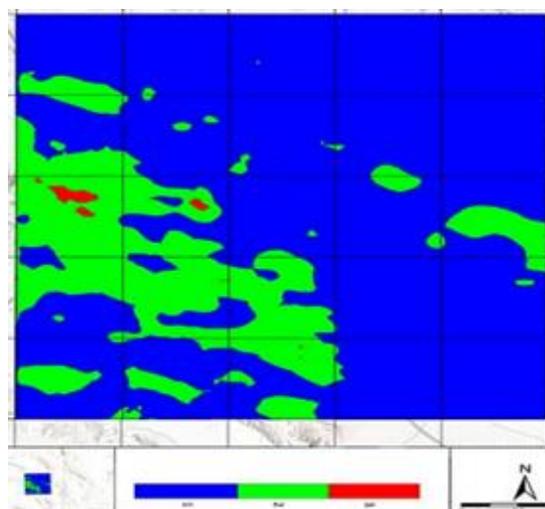


Рис. 11. Карта кластеризации K-средних меди в образцах донных отложений.

Фрактальные результаты по площади концентрации (C–A).

На рисунке 12 показана карта, полученная в результате метода интерполяции Кригинга. Пороговый диапазон для каждого статистического сообщества был рассчитан путем построения логарифма концентрации и площади, содержащей медь, на основе точек разрыва диаграммы. Согласно фрактальной диаграмме C–A, представленной на рисунке 13, статистическое сообщество данных о концентрации меди в образцах донных отложений разделено на три группы. Порог концентрации этих групп показан в таблице 7. Результаты кластеризации K-средних и фрактальных методов C-A подтверждают друг друга с хорошей точностью.

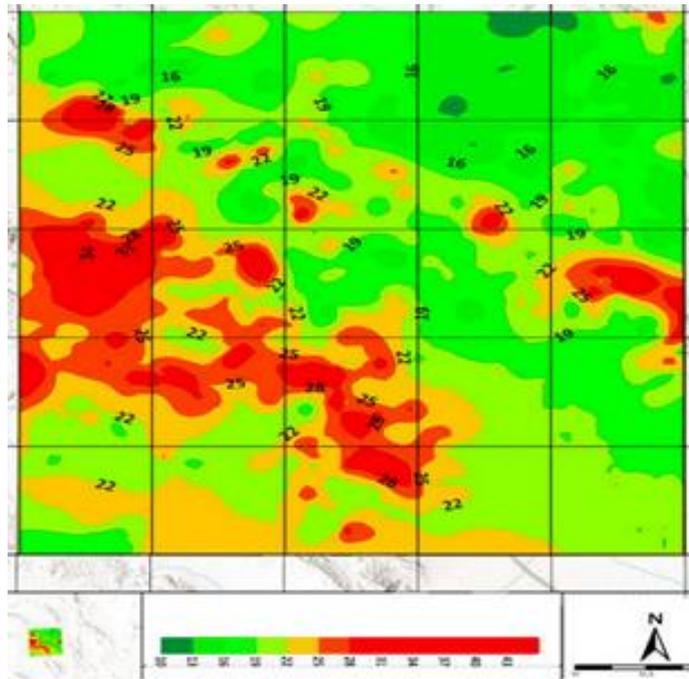


Рис. 12. Карта интерполяции концентрации меди в образцах донных отложений.

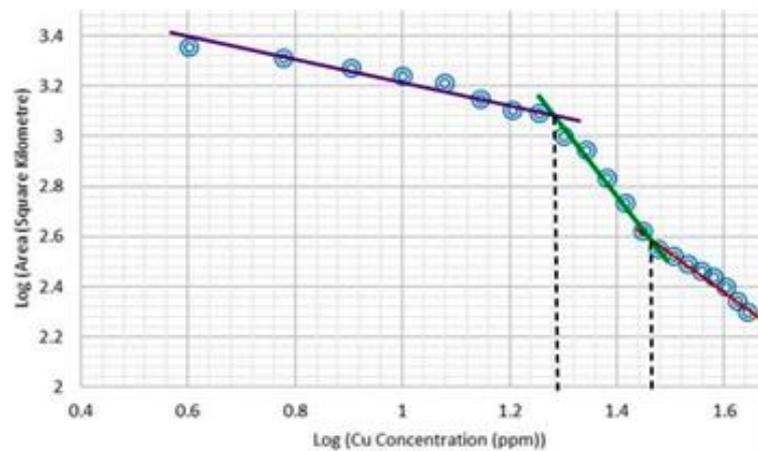


Рис. 13. Фрактальная диаграмма концентрации меди в образцах донных отложений (C–A).

Геохимические сообщества меди на основе результатов фракталов С-А.

Community	Cu Threshold Concentration (ppm)
Background	<19.07
Anomaly	19.07 < <29.52
Enrichment	>29.52

4.4. Геохимическое поведение элементов-индикаторов меди.

Метод линейного дискриминантного анализа (LDA).

Результаты FA показали, что Ag, Cu, Mo, Pb, Zn и Sn в первом факторе имеют наибольшее обоснование отклонения. Эти шесть элементов были использованы в методе LDA. В качестве исходных данных использовались методы кластеризации по К-средним значениям и фрактальные методы С-А. Количество фокальных функций меньше, чем количество групп, учитываемых для зависимого количества (т.е. три стандартные группы для меди). Согласно рисунку 14, разделение данных происходит в направлении функции с наименьшими возможными помехами. В соответствии с данными, обработанными методом LDA (табл. 8), на каждые 110 проанализированных проб теряется по крайней мере одна проба, которая исключается из анализа. Таким образом, из общего количества 709 проб был проанализирован 701 образец. На рисунке 15 показана гистограмма дискриминантных оценок, рассчитанных для данных, используемых в каждой дискриминируемой группе.

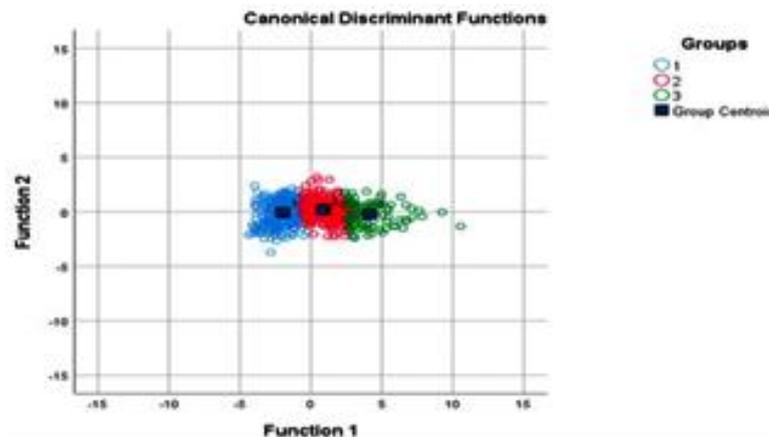


Рис. 14. Разделение статистических сообществ данных на основе пороговых значений геохимических сообществ меди.

Таблица 8.

Разделение данных, обработанных методом LDA.

	Number of Processed Data	709
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	110
	The number of data used in the output	701

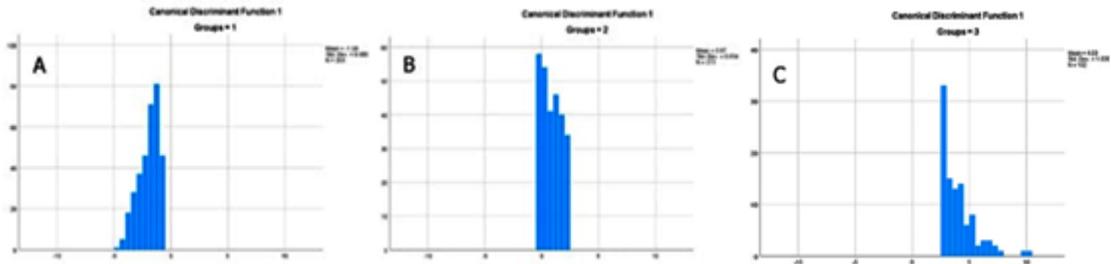


Рис. 15. Гистограммы оценок на основе дискриминантной функции для данных, в группах (А–С).

На рисунке 16 представлены результаты линейного дискриминантного анализа, выполненного на данных группировки элементов. Было замечено, что элемент серебра изначально не коррелирует с другими элементами и находится в независимой группе. Хотя серебро хорошо коррелирует с другими элементами, оно не играет роли в отслеживании меди. Элементы медь, молибден, олово, свинец и цинк разделены на группы, указывающие на присущую им корреляцию в исследуемой области.

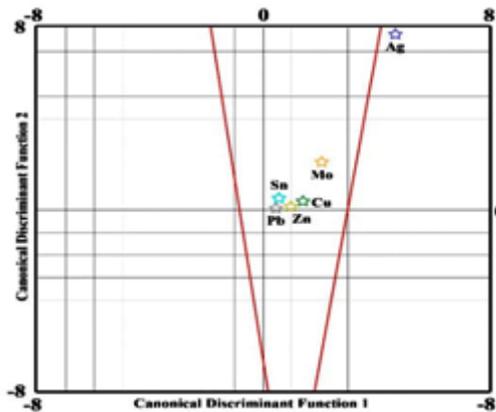


Рис. 16. График функций элементов в соответствии с геохимическими сообществами меди в методе LDA.

Кроме того, для проверки линейного дискриминантного анализа использовался лямбда-критерий Уилкса. В таблице 9 представлены стандартные значения коэффициента корреляции и собственного вектора, полученные из дискриминантных функций. При анализе использовались первые канонические дискриминантные функции. Канонический коэффициент корреляции представляет собой корреляцию Пирсона между показателями дифференциации, рассчитанными с помощью вышеупомянутой функции, и начальными значениями группировки. Собственные значения представляют величину отклонения, выраженную вышеуказанными функциями. Таким образом, собственные значения, более значимые, чем единица, представляют собой более подходящую дискриминантную функцию. Канонический коэффициент корреляции также указывает на корреляцию между дискриминантными оценками и зависимой переменной анализа, и чем больше значения этого параметра, тем выше мощность дискриминантной функции. Расчетное значение канонического коэффициента корреляции составляет 0,903. Это означает, что дискриминантная функция может моделировать изменчивость более чем на 81%,

связанную с группами. Это значение слишком велико для данных, используемых в анализе, из-за масштаба исследуемой территории. Значение коэффициента Лямбда Уилкса в дискриминантном анализе составляет 0,184, что является недостаточным значением и указывает на высокую способность функции к правильной классификации данных. С другой стороны, это число равно проценту от общей дисперсии, которую не может выразить эта дискриминантная функция.

Табл. 9.

Коэффициент корреляции функции дискриминантного анализа.

Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
4.424	100	100	0.903

Результаты кластеризации К-средних.

Медь, молибден, свинец, цинк и олово были идентифицированы как группа элементов, участвующих в отслеживании друг друга. В связи с этим поведение двух элементов друг с другом было обобщено в виде числа, указывающего на прямую или обратную корреляцию. Геохимическое поведение меди с каждым идентифицированным элементом группы было исследовано попарно. Чтобы определить оптимальное количество кластеров в кластеризации по К-среднему значению, число К было увеличено с 3 до 10. На рисунке 17 показано значение функции полезности в зависимости от количества кластеров для всех элементов в той же группе, что и медь.

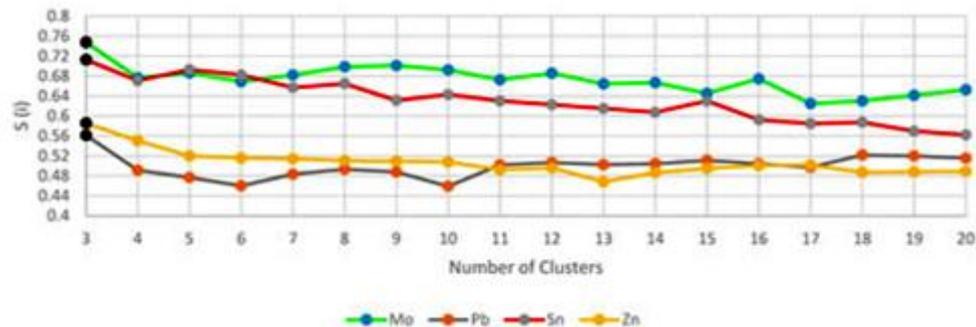


Рис. 17. График зависимости значения функции полезности $S(i)$ от количества кластеров для Cu по сравнению с Mo, Pb, Sn и Zn.

В соответствии с диаграммой количество трех кластеров является оптимальным для поведения меди по сравнению с другими элементами в группе. На рисунке 18 представлен профиль кластеров и значения полезности для оптимальной классификации, выполняемой для желаемых элементов.

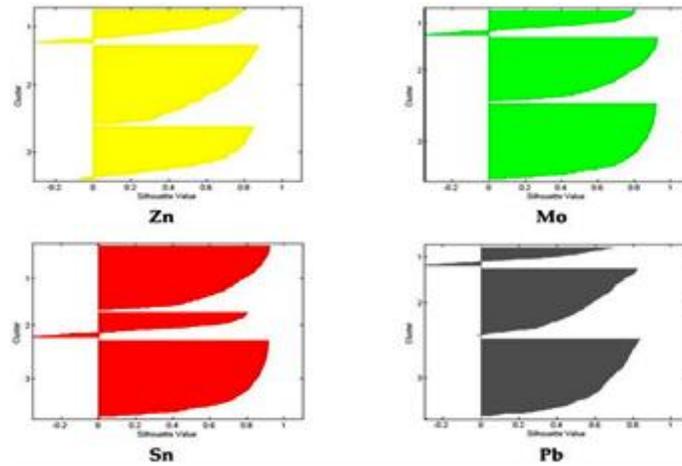


Рис. 18. Профиль кластеров и значения функции полезности для оптимальной классификации ($k = 3$), выполненные для Cu по сравнению с Mo, Pb, Sn и Zn.

Геохимическое поведение элементов Cu и Mo.

Для исследования геохимического поведения меди по сравнению с Mo использовалась оптимальная кластеризация. Центры обозначенных кластеров для $K=3$ нанесены на рисунок 19.

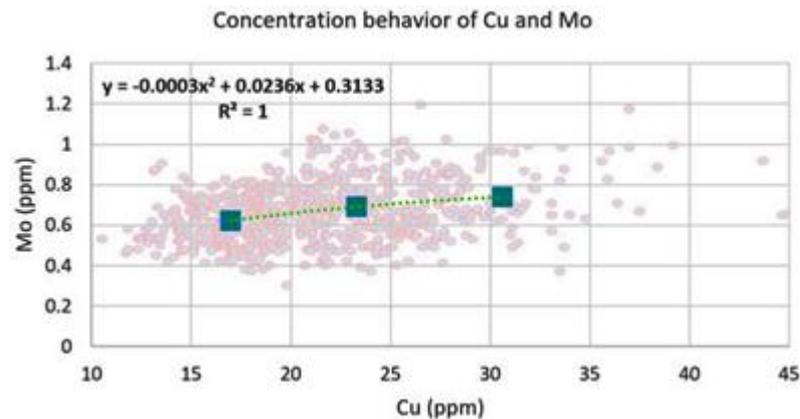


Рис. 19. Концентрации Cu и Mo в центрах трех кластеров.

На основе этой кластеризации концентрация Cu в образцах донных отложений увеличивает концентрацию Mo. Взаимодействие Cu и Mo друг с другом нелинейно. Установленная кривая с коэффициентом регрессии 1 представляет собой квадратную кривую, уравнение которой представлено в уравнении (4):

$$Mo = -0.0003 (Cu)^2 + 0.0236(Cu) + 0.3133 \quad (4)$$

Исходя из уравнения (4), концентрация Cu и Mo может быть рассчитана относительно друг друга.

Геохимическое поведение Cu и Zn.

На рисунке 20 показана концентрация центров скоплений на $k = 3$ для определения поведения Cu по отношению к Zn.

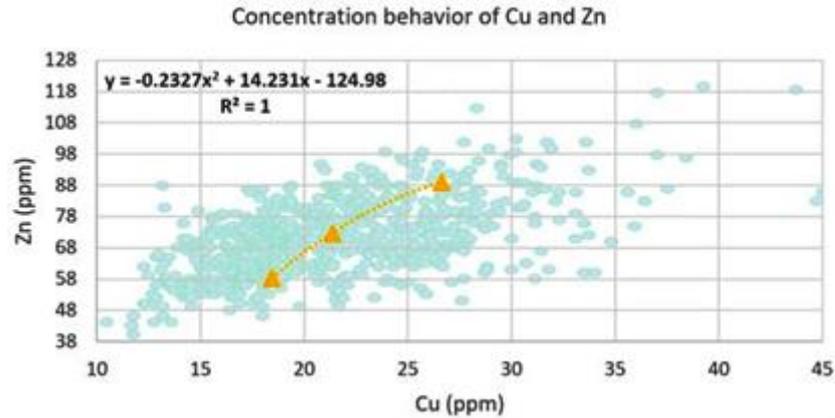


Рис. 20. Поведение концентраций Cu и Zn в центрах трех кластеров.

Наряду с приведенной выше диаграммой, которая показывает изменения концентрации Cu по отношению к Zn в образцах донных отложений, наблюдается, что концентрация Zn также увеличивается с увеличением концентрации Cu. Взаимодействие элементов Cu и Zn друг с другом нелинейно, и кривая, отражающая их поведение, представляет собой квадратное уравнение с коэффициентом нелинейной регрессии 1 ($R^2 = 1$), которое является уравнением поведения этих двух элементов в уравнении (5):

$$Zn = -0.2327 (Cu)^2 + 14.231(Cu) + 124.98 \quad (5)$$

Геохимическое поведение элементов Cu и Pb.

Как показано на рисунке 17, кластеризация по трем классам ($K = 3$) была выбрана в качестве наиболее подходящей классификации с наибольшим значением функции полезности ($s(i)$). График значений концентрации в центрах кластеров этой классификации также представлен на рисунке 21 для описания геохимического поведения Cu по сравнению с Pb.

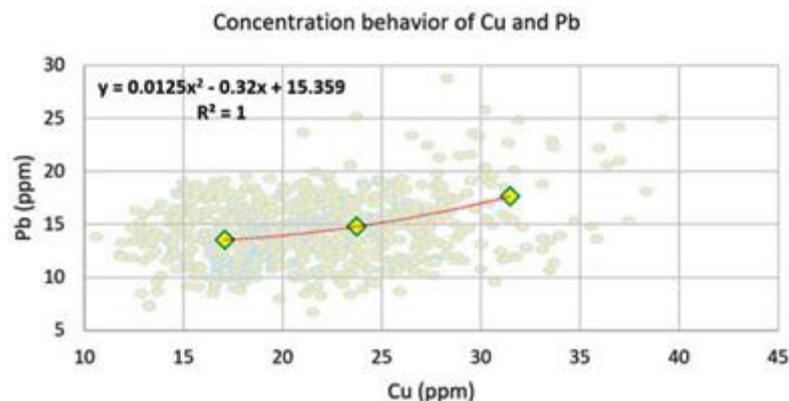


Рис. 21. Поведение концентраций Cu и Pb в центрах для трех кластеров.

Следуя графику поведения элементов Cu и Pb, наблюдается тенденция увеличения этих двух элементов относительно друг друга. Установленная кривая, которая показывает концентрационное поведение изучаемых элементов друг с другом, представляет собой

квадратное уравнение с коэффициентом нелинейной регрессии 1 ($R^2 = 1$), представленное в уравнении (6):

$$Pb = -0.0125 (Cu)^2 - 0.32(Cu) + 15.359 \quad (6)$$

Геохимическое поведение элементов Cu и Sn

Учитывая оптимальную кластеризацию, концентрация Cu в образцах донных отложений ручья в районе Сахлабада увеличивает концентрацию Sn. Это поведение было сопоставлено с квадратной кривой, и ее уравнение представлено в уравнении (7).

$$Sn = -0.00007 (Cu)^2 + 0.0625(Cu) + 0.2074 \quad (7)$$

Концентрации меди и олова в центрах кластеров показаны на рисунке 22.

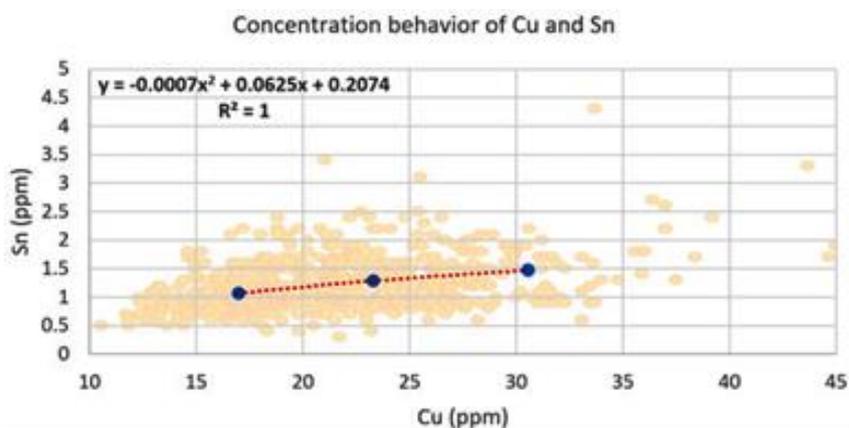


Рис. 22. Поведение концентраций Cu и Sn в центрах для трех кластеров.

5. Обсуждение

Все полученные взаимосвязи между медью и элементами-предикторами (геохимическое семейство) были прямыми (Mo, Pb, Zn и Sn). Это означает, что с увеличением содержания меди также увеличивается содержание этих элементов, и наоборот. Следовательно, геохимические ореолы, связанные с минерализацией меди, могут быть идентифицированы с использованием этих элементов. Взаимосвязи между геохимическими элементами не обязательно линейны - они демонстрируют своего рода нелинейное поведение относительно друг друга.

В геохимических исследованиях, основанных на данных о донных отложениях, важно идентифицировать предикторный состав минерализации целевого элемента, определить его геохимический порог и исследовать геохимическое поведение элементов в одной с ним группе.

Предложенная геохимическая модель анализа донного опробования может быть использована при проведении поисковых работ.

6. Выводы.

1. В этом исследовании были внедрены методы корреляционного анализа и машинного обучения для разработки геохимической модели данных, полученных из образцов донных отложений.

2. Целью исследования была идентификация геохимических аномалий меди на основе микроэлементов. Микроэлементы были впервые идентифицированы для достижения этой цели с использованием методов иерархического и факторного анализов.

3. Была составлена карта аномалий медной минерализации с использованием оценок основных компонентов факторного анализа. Были исследованы геохимические взаимосвязи микроэлементов с Cu. Геохимическое поведение микроэлементов (Mo, Sn, Pb, Zn) было смоделировано в виде квадратных уравнений.

4. Геохимическая модель, разработанная в этом исследовании, может быть использована для картирования перспективности меди в районе Сахлабада, как и в других аналогичных районах.

АЛГОРИТМЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И ФРАКТАЛЬНЫЙ МЕТОД ВЫЯВЛЕНИЯ ГЕОХИМИЧЕСКИХ АНОМАЛИЙ В ДОННЫХ ОТЛОЖЕНИЯХ ПРИ ПОИСКАХ Pb-Zn ОРУДЕНЕНИЯ (*м-ние Irankuh, Центральный Иран*) [5]

1. Введение

Идентификация геохимических аномалий и фоновых данных является важной задачей при поисках полезных ископаемых. Существует множество классических моделей для обнаружения геохимических аномалий, таких как графики вероятностей, пространственная статистика и суммирование среднего и стандартного отклонения. С 1990-х годов для обнаружения геохимических аномалий в почве использовалось множество методов математической обработки, особенно фрактальное моделирование по площади концентрации/мультифрактальное моделирование, пространственный анализ/геоинформатика, методы машинного обучения (ML), такие как нейронные сети и алгоритмы глубокого обучения.

С другой стороны, существуют две ветви методов геохимического картирования, включая структурные (например, фрактальные методы и ML) и неструктурные методы, особенно методы классической статистики. Традиционные методы обнаружения геохимических аномалий выполняются неконтролируемым образом, и они не способны использовать предварительную информацию в достаточной степени для обработки данных. С 1980-х годов было внедрено и усовершенствовано множество интеллектуальных подходов, известных как методы ML. Были применены некоторые алгоритмы, такие как K-ближайший сосед (KNN), машина опорных векторов (SVM), регрессор случайного леса (RFR) и регрессор повышения градиента (GBR).

Подход ML в основном используется для обучения и изучения взаимосвязей из больших наборов данных для выполнения задач и вовлечения в процесс принятия решений там, где это недоступно человеку. За последние несколько лет методы ML стали важным инструментом для продвижения различных отраслей науки и техники, в частности, распознавания геохимических аномалий. В целом, методы ML могут быть классифицированы в зависимости от типа и объема наблюдения, которое они могут иметь для обучения. Их можно разделить на четыре основные группы: контролируемое, неконтролируемое, полунеконтролируемое и обучение с подкреплением. При обучении под наблюдением, которое является одним из наиболее успешных типов ML, алгоритм строится на основе входных данных и желаемых выходных данных. Два основных типа алгоритмов машинного обучения с контролем - это регрессия и классификация, в то время как уменьшение размерности и кластеризация являются основным разделом неконтролируемого обучения.

Фрактальные модели важны для разделения различных аномальных зон на основе их концентрации и занимаемого пространства. В качестве известной фрактальной модели модель площади концентрации (С-А) была предложена для определения границ аномальных зон.

В этом исследовании были использованы две регрессионные модели (KNN и SVM) и два надежных ансамблевых метода (RFR и GBR) для прогнозирования содержания руд (Pb и Zn) в районе Иранкух в Центральном Иране. Результаты этих моделей были сравнены на основе различных показателей, таких как корреляции MAE и MSE. Было показано, что методы GBR превосходят другие индивидуальные регрессионные алгоритмы для оценки качества руды. Основным достижением этого исследования является построение гибридной модели, которая может превзойти результаты ансамблевых алгоритмов. Поэтому были введены две гибридные модели (SVM-KNN-RFR и SVM-KNN-GBR), и результаты улучшились в их производительности по сравнению с отдельными алгоритмами ансамбля. Затем выбранные результаты были классифицированы с использованием фрактальной модели С-А. Наконец, основные аномалии для Pb и Zn были сопоставлены с геологическими данными и данными бурения.

2. Геологические условия

Иранкухский горнорудный район (IMD) является одним из наиболее важных в Иране, содержащим Zn-Pb (Ag-Wa) объекты, образовавшиеся в условиях задугового растяжения в позднеюрско-нижнемеловое время. В этом осадочном бассейне находится около 170 проявлений Zn-Pb оруденения средне-верхнеюрского и нижнемелового возраста, составляющих металлогенический пояс Малайер-Исфахан (рис 1).

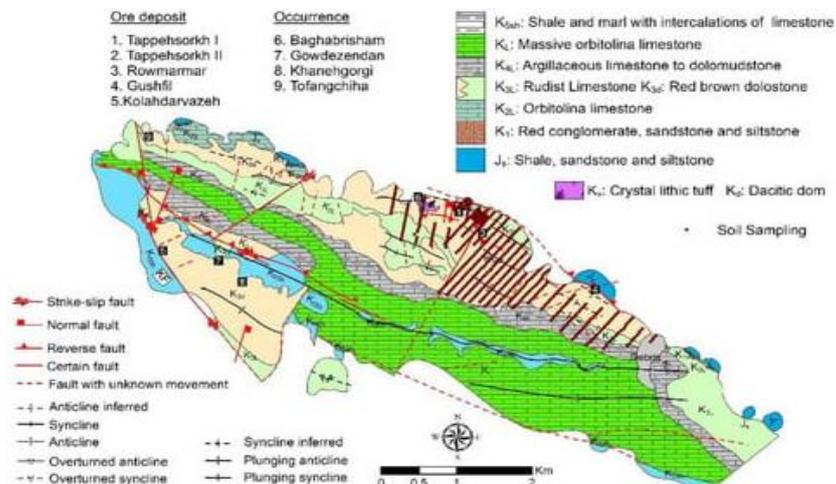


Рис. 1. Геолого-структурная карта Иранкухского горнорудного района.

Минерализация происходила в виде стратиформных и стратифицированных скоплений сульфидных и несульфидных руд в нижнемеловых алевролитах и

кристаллическом туфе. Одной из главных структур IMD является СЗ разлом Гушфил-Багабри-Шам, заложившийся в нижнем мелу (одновременно с формированием задугового бассейна и отложением сульфидов). Этот разлом является основным каналом, контролирующим движение рудоносных флюидов, которые отложили стратиформные и слоистые сульфидные минералы во вмещающих породах.

Тип оруденения был классифицирован как SEDEX или MVT. В настоящее время на всех месторождениях IMD имеется в общей сложности 13,9 млн тонн руды со средним содержанием 0,95% Pb, 5,5% Zn и 700 г / т Ag.

3. Материалы и методы.

Все модели были обучены с использованием Scikit-learn как одного из наиболее распространенных пакетов Python для алгоритмов ML. При геохимических поисках Pb-Zn опробование в северной части IMD проводилось по прямоугольной сетке 40 x 200 м. Для дальнейшего анализа из образцов почвы *in situ* было отобрано 804 образца. Все пробы были взяты из горизонта В на глубине от 20 до 30 см. Аналитика проводилась методом ICP-MS на 35 элементов. Точность варьировалась от $\pm 0,1$ до $\pm 10\%$ при доверительном уровне 95%. Сводные статистические параметры наборов данных приведены в таблице 1.

Табл. 1.

Статистические параметры Pb и Zn (единица измерения: %).

Elements	Count	Mean	Std. ¹	Minimum	25%	50%	75%	Maximum
Pb	804	0.01008	1672	0.0047	0.0279	0.0487	0.0912	1
Zn	804	0.147	1343	0.0134	0.0725	0.1092	0.1703	1

¹ Standard Deviation.

Гистограммы для Pb и Zn представлены на рисунке 2. Значения содержания Pb и Zn имеют положительную асимметрию. Был предложен общий подход в соответствии с моделями отбора проб и типом оруденения. Размеры ячеек 40×40 м для X и Y соответственно.

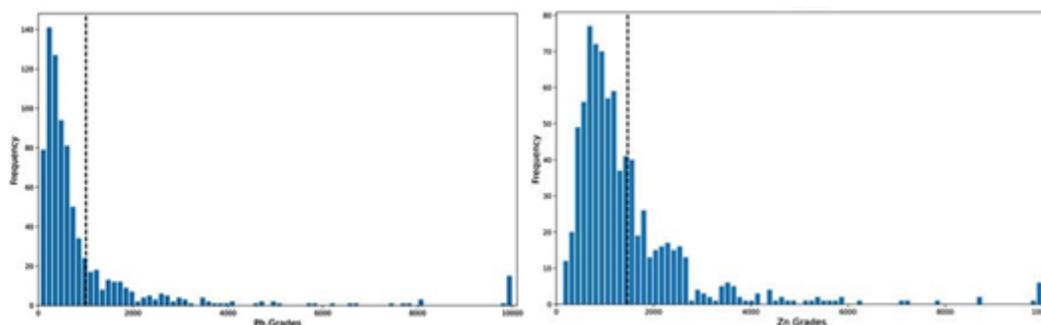


Рис. 2. Гистограммы для Pb (ppm) и Zn (ppm) из образцов почвы *in situ*.
(пунктирная линия показывает среднее значение для каждого элемента).

Для распознавания «выбросов», их исправления или удаления при предварительной обработке геохимических данных был использован метод Дорффеля.

К-Ближайший сосед (KNN).

Модель KNN является одним из наиболее эффективных и простых алгоритмов ML. Он находит точку ближайших соседей в обучающем наборе и зависит от расстояния и функции голосования выбранного оптимального значения k . Для алгоритма KNN большое и малое значения k могут привести к переобучению и шуму соответственно. Поэтому гиперпараметры, такие как n соседей, размер листа и метрики, были скорректированы для получения наилучшей производительности модели KNN. Оптимальные гиперпараметры показаны в таблица 2. Для нахождения оптимального значения n -соседей и размера листа был применен метод поиска по сетке.

Табл. 2.

Оптимальные гиперпараметры для применяемых моделей ML.

Model	Hyperparameters	Model Parameters
KNN	N_neighbor	11
	Leaf_size	10
	Metric	'Euclidean'
SVM	Kernel	'sigmoid'
	Gamma	'scale'
	C	1
GBR	N_estimator	500
	Max_depth	5
	Learning_rate	0.1
RFR	N_estimator	400
	Max_depth	10
	Max_features	log2

Машина опорных векторов (SVM).

Метод SVM предназначен для классификации, а разреженное решение и разумное обобщение SVM позволяют адаптировать их к регрессии. SVM называется регрессией опорных векторов (SVR) для применения в регрессионном анализе. Оптимальное значение $kernel$, $gamma$ и C (табл. 2) для модели SVR было оценено с помощью $grid$ -метода.

Случайный лес (RF).

Метод объединяет концепцию пакетирования и случайный выбор признаков. RF-представляет собой сбор нескольких предсказателей дерева решений, где каждое дерево уникально и не похоже на другие. Общее количество предикторов и деревьев используются для управления разделением узлов модели, что влияет на сложность модели. Из-за построения множества деревьев результаты были рассчитаны как среднее значение всех деревьев регрессии. Целью RF является сбор вычисленных результатов из разных деревьев в качестве “слабого ученика” и построение алгоритма. Этот метод обладает различными преимуществами, такими как его использование как для числовых, так и для

категориальных наборов данных, адаптивность как к задачам регрессии, так и к задачам классификации, а также его способность обрабатывать нелинейные переменные. Это не требует каких-либо конкретных допущений для статистического распределения данных. Гиперпараметры для этого алгоритма (табл. 2) включают `n_estimator` как количество деревьев в лесу, `max_features`, который разделяет узлы, и `max_depth` как параметр предварительной обрезки. В качестве другого метода оптимальные гиперпараметры были получены с использованием метода поиска по сетке.

Регрессия с повышением градиента (GBR).

GBR - это эффективная и точная модель, которую можно использовать как для регрессии, так и для классификации. В этом методе требуется добавление различных деревьев для получения оптимальной модели; однако слабое обобщение может возникнуть, когда модель слишком хорошо обучена на входных обучающих данных. Ошибка или остаток может быть определена как функция потерь в терминологии ML. Основой этого метода является повышение, а фундаментальной целью - минимизация функции потерь. В алгоритме повышения градиента на основе задачи могут быть определены различные функции потерь. Основным преимуществом использования GBR является его способность использовать меньше вычислительных ресурсов для целевой функции. Этапы, задействованные в этом алгоритме, следующие:

- Требуется функция потерь, и она должна быть дифференцируемой; следовательно, вся обработка может быть сосредоточена на минимизации этой функции.
- Генерация дерева решений как слабого ученика для прогнозирования значений.
- Чтобы добавить слабых учащихся и минимизировать функцию потерь, требуется захватывающая модель.

В принципе, гиперпараметры модели GBR (табл. 2) идентичны RF-модели, которыми являются `n_estimator`, `max_depth` и `learning_rate`, и они отсутствуют в RF-модели.

Гибридные регрессионные модели.

В этом исследовании были разработаны две гибридные регрессионные модели SVM-KNN-RFR (SKR) и SVM-KNN-GBR (SKG) для улучшения прогнозирования оруденения. Однако эти методы недостаточно эффективны, когда набор данных невелик. Поэтому была разработана гибридная модель, сочетающая оба метода, чтобы преодолеть это препятствие и улучшить производительность модели. Результат этой гибридной модели можно выразить следующим образом:

$$\mu(X) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \omega_n P_n(X) \quad (1)$$

где $\mu(X)$ является средневзвешенным результатом модели, ω_n вес, присвоенный n -му регрессору, $P_n(X)$ это прогноз, связанный с n -й моделью, а X - данные выборки. Эта гибридная модель может улучшить результаты, контролируя дисперсию с учетом небольшого набора данных и избегая ошибки обобщения. Рабочий процесс моделей проиллюстрирован на рисунке 3.

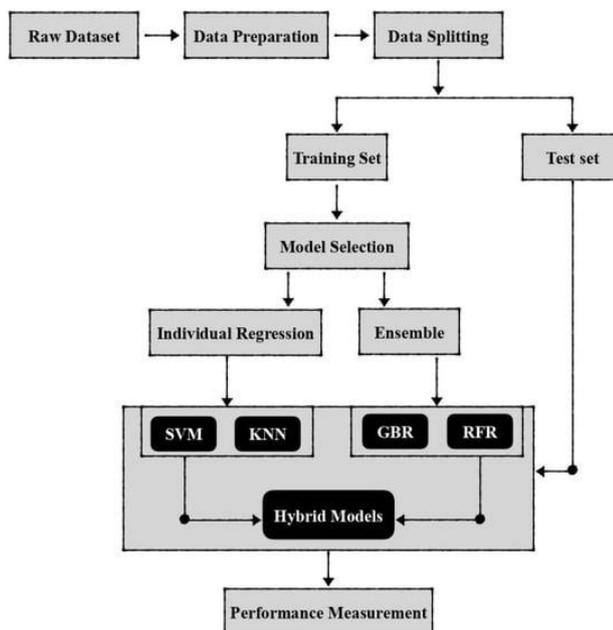


Рис. 3. Рабочий процесс предлагаемых алгоритмов ML.

Фрактальный метод "Концентрация-площадь" (С-А.)

С-А основан на обратной зависимости между концентрациями элементов в руде и занимаемыми ими площадями. Этот метод использовался для интерпретации геохимических данных и классификации геохимических аномалий на основе донных отложений, образцов горных пород и образцов почвы *in situ*. Эта модель основана на данных интерполяции сетки, полученных с помощью геостатистической оценки/моделирования. График С-А log-log необходим для определения геохимического фона и аномалий, а также для выделения минерализованных зон. Обратная зависимость между рудами и их совокупными занимаемыми площадями может обеспечить лучшую интерпретацию геохимических популяций. Работа этой модели связана с интерполяционной моделью, поскольку она важна и эффективна для обнаружения границ между различными аномалиями. Общие методы оценки, такие как (взвешенный по обратному расстоянию) IDW и пакет кригинга, используются для образцов горных пород и почвы *in situ*.

4. Результаты

Выбранные гиперпараметры для каждой модели ML перечислены в таблице 2. Более того, выбранные модели были сравнены по различным показателям, включая коэффициенты корреляции, среднюю абсолютную ошибку и среднеквадратичную ошибку. Окончательные результаты приведены в таблице 3. Графики корреляции гибридной модели SKG для Pb и Zn показаны на рисунке 4.

Табл. 3.

Сравнение данных на основе моделей ML по коэффициенту корреляции.

Elements	Metrics	KNN	SVM	GBR	RFR	Hybrid (SKG)	Hybrid (SKR)
Pb	Correlation Coefficient	+0.65%	+0.56%	+0.73%	+0.66	0.74	0.71
	Mean Absolute Error	607.10	508.30	395.20	580.70	338.90	380.10
	Mean Squared Error	1039.20	1130.80	766.80	992.40	754.70	760.50
Zn	Correlation Coefficient	+0.60	+0.45	+0.65	+0.62	+0.66	+0.63
	Mean Absolute Error	487.20	589.50	470.10	475.10	451.40	472.50
	Mean Squared Error	797.50	920.10	768.90	722.20	667.40	716.80

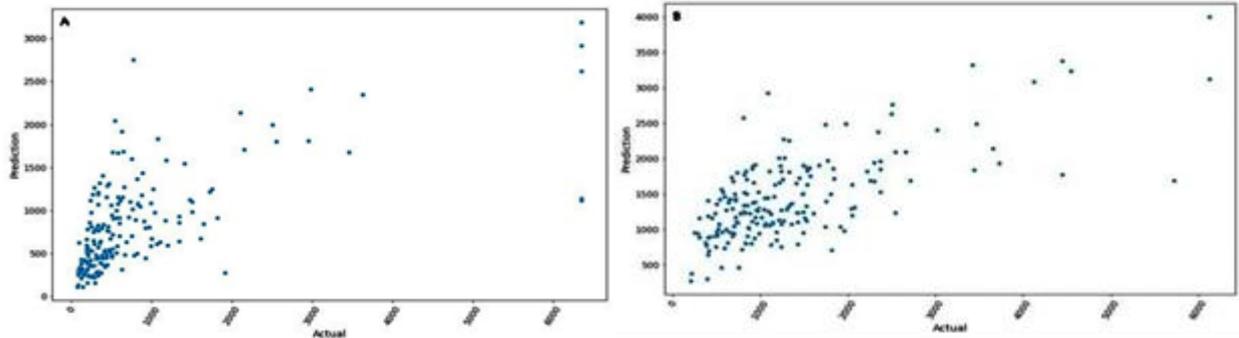


Рис. 4. Графики корреляции гибридной модели SKG для Pb (A) и Zn (B).

Графики C-A log-log, сгенерированные для Pb и Zn, основаны на результатах, полученных с помощью гибридной модели SKG, как показано на рисунке 5. Существует пять популяций Zn и Pb, и на выходных графиках присутствует мультифрактальная природа, и, наконец, все распределение аномалий было сгенерировано с помощью ГИС, как показано на рисунке 6.

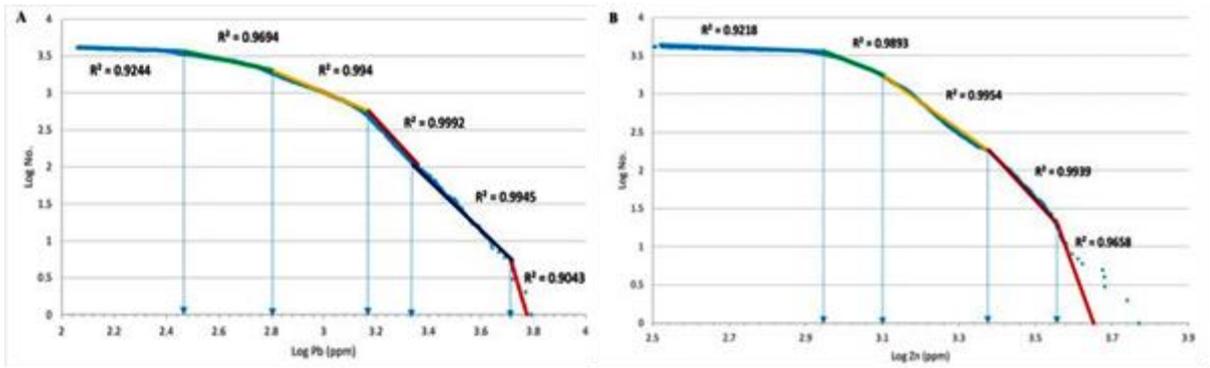


Рис. 5. Логарифмические графики Pb (А) и Zn (В) в IMD. Прямые линии, расположенные слева направо, соответственно, представляют фон, слабую аномалию, умеренную аномалию, сильную аномалию и очень сильную аномалию, и чрезвычайно аномальную, если у нас более пяти классов, таких как А.

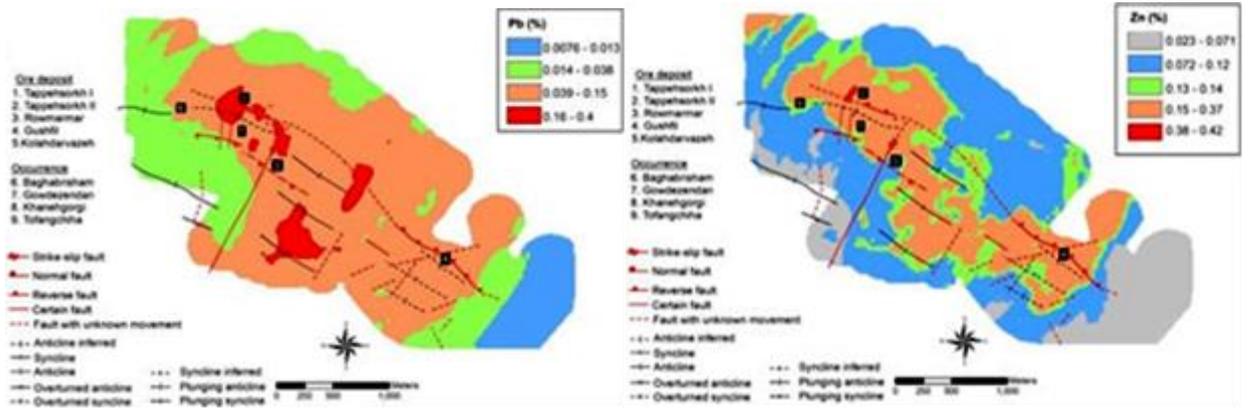


Рис. 6. Геохимические аномалии Pb и Zn с помощью фрактального метода С-А в IMD образцов почвы (цифры представляют собой залежи руды и индексы по всему IMD).

Чтобы показать взаимосвязь между данными о Pb и Zn, предсказанными методом машинного обучения и результатами бурения, на следующем шаге были нарисованы две диаграммы между этими данными. По этой причине данные по каждой скважине сравниваются с ближайшей ячейкой, предсказанной методом ML (рис. 7). Как видно, существуют положительные корреляции, +0,34 и +0,46 для Pb и Zn соответственно. Эти результаты указывают на надлежащую статистическую проверку этой методологии.

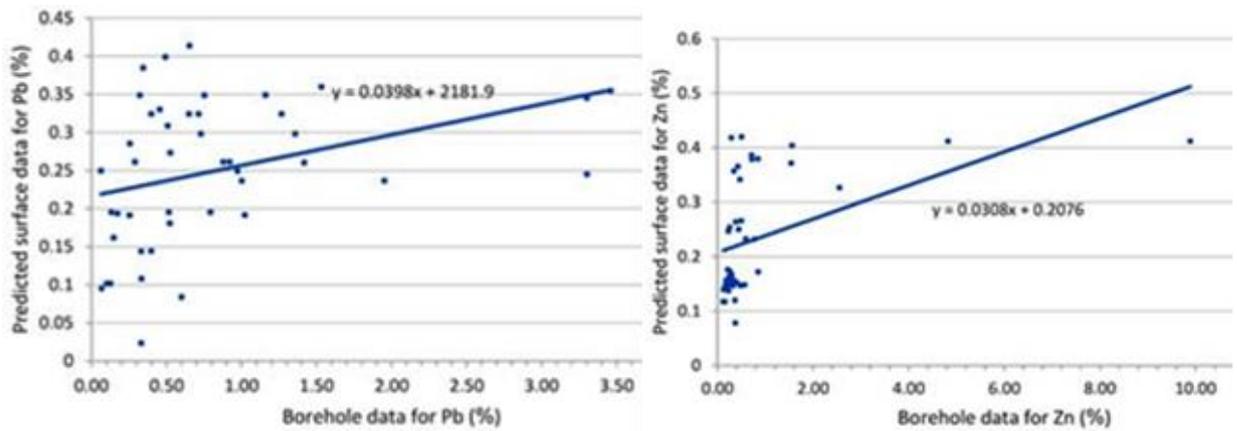


Рис. 7. Графики корреляции прогнозируемых данных и данных скважин для Pb и Zn.

5. Обсуждение.

Машинное обучение.

В общей сложности 4116 ячеек были оценены с помощью окончательно выбранного метода. Были построены две гибридные регрессионные модели, и результаты были сравнены с четырьмя методами регрессионного ML. Модели ML были использованы для прогнозирования содержания Pb и Zn в руде IMD, Центральный Иран. В этой модели 80% данных было учтено в процессе обучения и валидации, а оставшиеся 20% использовались для тестирования модели. Для создания точной и надежной модели требуются оптимальные гиперпараметры, которые в значительной степени зависят от конкретного набора данных. Для этой цели в предлагаемых алгоритмах была установлена k-кратная (K-10) методология перекрестной проверки; таким образом, существует десять различных частей обучающего набора. Кроме того, производительность каждой модели вычисляется на основе тестового набора данных. Для оценки производительности каждой модели были выбраны среднеквадратичная ошибка (MSE), средняя абсолютная ошибка (MAE) и коэффициент корреляции.

Результаты демонстрируют, что GBR дает наиболее точные результаты среди отдельных регрессионных моделей (табл. 3). Обе гибридные модели превосходят все другие регрессионные модели и обеспечивают приемлемые результаты. Однако гибридная модель SKG демонстрирует наилучшую производительность среди всех других моделей со значениями коэффициента корреляции 0,74 и 0,66 для Pb и Zn соответственно, как показано на рисунке 4. Следовательно, результаты были получены с помощью этой гибридной модели, выбранной для фрактального моделирования. SVM обладает наихудшими показателями среди всех применяемых моделей с наименьшим коэффициентом корреляции 0,56 и 0,45 для Pb и Zn. Были использованы четыре различные регрессионные ML и две гибридные модели для оценки концентраций Pb и Zn. Тестовый набор данных оценил производительность каждой модели. Был изучен прогностический потенциал гибридных регрессионных моделей, и результаты были сравнены с анализом других моделей на основе различных значений показателей.

Фрактальное моделирование.

Логарифмические графики (рис. 5) были сгенерированы на основе выходных результатов гибридной модели SKG как для Pb, так и для Zn. На основе полученных фрактальных областей в ГИС были сгенерированы карты распределения аномалий этих элементов (рис. 6). Самые низкие значения Pb варьируются от 0,0076 до 0,013%, демонстрируя фоновую популяцию, как показано на рисунке 6. Следующие популяции составляют от 0,014 до 0,038 % (верхний фон) и от 0,039 до 0,15 % (аномалия третьего

класса) соответственно. Самые высокие значения Pb в области от 0,16 до 0,4% указывают на первоклассную аномалию в IMD.

Концентрации Zn начинаются с 0,023 - 0,071 % от фоновых значений (рис. 6). За ним следуют 0,072-0,12 % (верхний фон) и 0,13-0,14 % (аномалия третьего класса). Следующая группа составляет от 0,15 до 0,37%, аномалия Zn второго класса. Самые высокие содержания Zn с 0,38 до 0,42% считаются первоклассной аномалией Zn в IMD. Таким образом, сделан вывод, что основное содержание Pb и Zn начинается с 0,64% и 0,48% соответственно. Кроме того, фоновые значения Pb и Zn ниже 0,013% и 0,0234%, соответственно, на основе этих логарифмических графиков. Основные аномалии Pb встречаются в северо-западной, центральной и южной частях района (рис. 6). Кроме того, аномальные участки с высоким содержанием Zn (первого и второго класса) встречаются в северо-западном направлении на IMD (рис. 6).

Валидация по данным бурения.

Результаты были сопоставлены с местоположением буровых работ и средними значениями Pb-Zn в скважинах для оценки результатов, полученных с помощью ML и фрактальных методов. Аномалии Pb в IMD классифицированы на четыре группы на основе значений, взятых из фрактального анализа C-A (рис. 6). Эти результаты по значениям Pb можно считать аномалией первого класса (0,16–0,4%). Аномалии Pb расположены на сульфидных рудных телах от месторождения Таппехсорх до месторождения Роуммармар, которые в настоящее время находятся в стадии разработки. Одно скопление аномалий Pb было обнаружено в районе между месторождениями Роуммармар и Гушфил, что может оказаться важным для последующего планирования поисков. Следует отметить, что второй класс аномалий Pb с примерно 0,039-0,15% также важен из-за высоких значений Pb (превышающих фоновые значения). Этот класс аномалий распределен практически по всей территории между разведочными участками, что подчеркивает, что количество Pb в этих районах выше фоновых значений. Концентрации Zn классифицируются на пять групп на основе фрактального анализа. Первый и второй классы аномалий составляют от 0,38 до 0,42% и от 0,15 до 0,37% соответственно. Аномалии Zn хорошо распределены там, где в настоящее время ведется разработка месторождений Таппехсорх, Роуммармар и Гушфил (рис. 8). Другие аномалии Zn пространственно расположены между участками добычи и вокруг них, что подтверждает высокие значения распределения Zn при отборе проб почвы в этом районе.

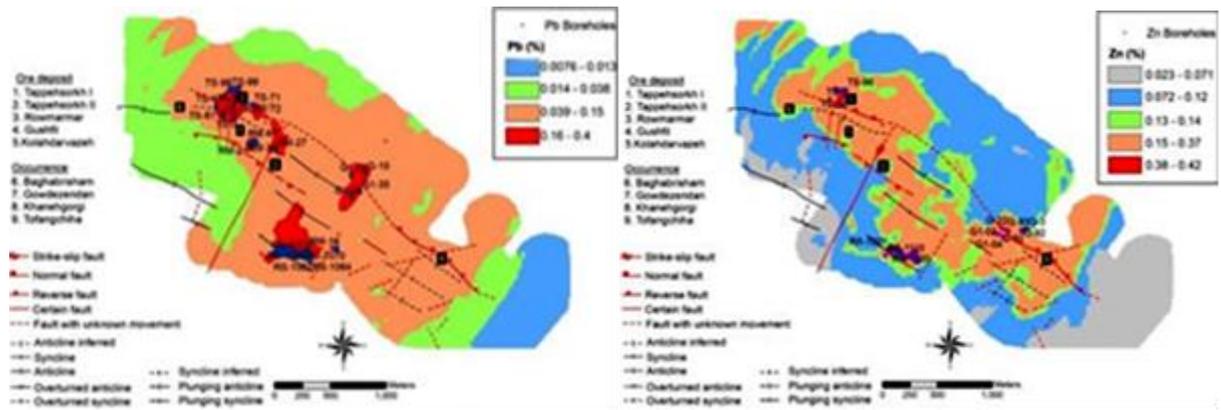


Рис. 8. Корреляция между аномалиями Pb и Zn в результате фрактального анализа образцов почвы и колонкового бурения в IMD (цифры представляют собой месторождения руды и индексы по всему IMD).

Участки с самыми высокими оценками аномалий Pb и Zn в результате фрактального анализа в настоящее время разрабатываются. На основе этой корреляции можно сделать вывод, что другие аномалии Pb и Zn, полученные с помощью фрактального анализа, и особенно те, которые расположены между районами добычи (рис. 8) могут быть предложены в качестве перспектив для детального изучения.

6. Выводы

В настоящем исследовании был проведен анализ с целью определения комбинации регрессионных и ансамблевых моделей для более эффективного поискового использования геохимических аномалий.

Были использованы два гибридных подхода (SKG и SKR). Для оценки моделей были выбраны три показателя, включая коэффициенты корреляции, MAE и MSE. Предложенная гибридная регрессионная модель показала себя как лучшая модель ML среди всех других представленных регрессионных и ансамблевых моделей.

Полученные результаты были использованы для классификации аномалий Pb и Zn с помощью фрактальной модели С-А. Эта гибридная модель, основанная на ML и фрактальном моделировании, может применяться при геохимических поисках, особенно на основе образцов горных пород и почвы *in situ*.

В случае комбинация фрактального анализа образцов почвы (поверхностный отбор проб) и образцов керна скважин разведываемых объектов могут быть предложены потенциальные цели для дальнейших поисков.

Интеграция методов ML и геостатистического моделирования была бы интересна для будущих исследований с большим количеством доступных данных.

ГИБРИДНАЯ АЭРОМАГНИТНОЙ СЪЕМКА С БПЛА ПРИ ГРР НА СКРЫТОЕ ОРУДЕНЕНИЕ (*медно-порфиговое м-ние Чатинг, Китай*) [3]

1. Введение

В последние годы растущее использование беспилотных летательных аппаратов в различных областях привело к появлению геофизических исследований с использованием беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). Распространенными типами БПЛА, используемых в настоящее время для аэромагнитной съемки, являются беспилотные вертолеты, многороторные и с фиксированным крылом. Все типы нашли свои соответствующие области применения. БПЛА с фиксированным крылом обладают преимуществами длительного срока службы и высокой скорости, что делает их пригодными для быстрых измерений больших площадей. Однако для них требуются взлетно-посадочные полосы, и они не подходят для низкоскоростных съемок с высоким разрешением. Многороторные БПЛА могут выполнять задачи автоматически, они просты в управлении благодаря функции отслеживания рельефа местности, что делает их пригодными для мелкомасштабных съемок с высоким разрешением. Они относительно дешевы, но имеют низкую грузоподъемность и короткую продолжительность полета по сравнению со средне- и крупногабаритными БПЛА. Беспилотные вертолеты могут взлетать и садиться вертикально и подходят для миссий на сложной местности или в опасных районах. Они могут изменять скорость полета в соответствии с потребностями миссии, но их сложная механическая конструкция повышает эксплуатационные риски и затраты на техническое обслуживание в случае сбоев в сложных условиях съемки.

В Китае разработали первую гибридную функциональную систему CW-30 (производства JOUAV) аэрогеофизической съемки с БПЛА с фиксированным неподвижным крылом и несколькими роторами. Была проведена в общей сложности полевая аэросъемка протяженностью 150 тыс км. Этот тип БПЛА достигает необходимой высоты съемки в многороторном режиме и совершает полеты в режиме неподвижного крыла. Преимущества заключаются как в способности многороторных БПЛА вертикально взлетать и садиться, так и в высокой скорости полета, длительном сроке службы и большой грузоподъемностью БПЛА с неподвижным крылом.

2. iNFUAM - гибридная система аэромагнитной съемки с БПЛА.

iNFUAM (IGGE, Ланфан, Китай) была разработана с учетом уникальных требований к аэромагнитной съемке. Система обеспечивает быстрое развертывание, возможность вертикального взлета и посадки, а также достижения высоких скоростей полета для эффективного покрытия больших площадей.

iHFUAM включает в себя миниатюрную аэромагнитную систему собственной разработки и гибридный беспилотник CW-30 производства JOUAV.

2.1. Миниатюрные аэромагнитные приборы iHFUAM.

В целом, за исключением некоторых крупных или специально разработанных беспилотных летательных аппаратов, полезная нагрузка и грузоподъемность обычных значительно ниже, чем у пилотируемых летательных аппаратов, что делает непрактичным прямое встраивание традиционных аэромагнитных приборов, предназначенных для пилотируемых летательных аппаратов, в платформы БПЛА. Поэтому существует необходимость в разработке аэромагнитных приборов меньшего размера и легче специально для использования на платформах БПЛА.

Чтобы удовлетворить потребность в небольших и легких аэромагнитометрах для беспилотных летательных аппаратов, разработали миниатюрную аэромагнитную систему iMAMS (IGGE). Эта система включает в себя следующие основные компоненты: аналоговый компонент интерфейса, компонент преобразования сигнала, компонент синхронизации и запуска глобальной навигационной спутниковой системы (GNSS), мастер-карту и компонент питания. При размерах 150×150×130 мм, весе примерно 2,5 кг по отдельности и около 6 кг в наборе iMAMS значительно меньше и легче, чем типичные аэромагнитные системы для пилотируемых самолетов. iMAMS позволяет одновременно получать данные GNSS, высотомеров, fluxgate и четырех каналов данных магнитометра с оптической накачкой (OPM). Она также обеспечивает VGA/HDMI для вывода видео, USB и последовательные порты для управления системой, а также интерфейсы для связи с беспилотниками и удаленного доступа к каналу связи, специально разработанные для удовлетворения требований к измерениям с БПЛА.

На рисунке 1 показаны основные компоненты iMAMS, которые используют для измерений только датчики fluxgate. Когда требуются измерения более высокой точности, OPM может быть дополнительно подключен к fluxgate, используемому в качестве данных о полетных маневрах. При использовании для измерений только магнитометров fluxgate вес системы может быть уменьшен примерно на 1-5 кг. Вполне возможно разработать специализированную измерительную систему fluxgate весом 2-3 кг, полностью удалив ненужные компоненты.



Рис. 1. Типичный набор компонентов iMAMS.

Основными параметрами системы сбора данных (DAS) iMAMS являются следующие: шум системы составляет 0,1 пТ; разрешение - 0,35 пТ; частота дискретизации - 800 Гц; частота измерений - 1 Гц, 5 Гц, 10 Гц, 20 Гц и 40 Гц по желанию; и температурная стабильность - ± 5 ppb при 100 МГц. Основными параметрами датчика fluxgate являются следующие: диапазон измерений составляет ± 100 мкТл; полоса пропускания - DC ~ 1 кГц; линейность - $\leq 0,01\%$ от полной шкалы; шум во временной области - 0,1 нТл RMS при частоте 10 Гц; и шум в частотной области = $10 \sim 20$ ПТл/ $\sqrt{\text{Гц}}$ при частоте 1 Гц. Погрешность направления и чувствительность зависят от используемого магнитометра. В качестве примера используется магнитометр SCINTREX CS-3, чувствительность - 0,6 пТ/ $\sqrt{\text{Гц}}$, а погрешность направления - $\pm 0,2$ нТл.

2.2. Интеграция.

Тестирование БПЛА на фоне магнитных помех.

iNFUAM основан на гибридном беспилотном летательном аппарате CW30 с размахом крыльев 4 м, длиной 2,1 м, максимальной полезной нагрузкой 6,5 кг, продолжительностью полетов 3-6 часов, крейсерской скоростью около 90 км/ч, максимальной высотой взлета 3800 м и максимальным сопротивлением ветру 12 м/с. CW30 - это беспилотник с гибридной мощностью, который использует комбинацию электроэнергии от батарей для СВВП и переключается на бензиновый двигатель для приведения в движение во время полета. Он обладает способностью к связи и полету за пределами видимости при условии получения необходимого разрешения на такие операции.

Чтобы уменьшить магнитные помехи от компонентов беспилотника (таких как двигатели) на датчике, провели тест магнитных помех. Разработали простую сетку с интервалом 0,5 м и площадью 5 м на 4,5 м с центром в кабине и сначала измерили фон

магнитного поля в контрольных точках. Затем отдельно измерили магнитное поле в каждой точке пересечения при выключенном и включенном двигателе. Испытание при включенном двигателе проводилось при моделируемой мощности тяги в воздухе. CW30 - это относительно небольшой летательный аппарат, мощность тяги которого не очень велика; таким образом, два инженера-изготовителя могут управлять летательным аппаратом. Проверка движения сервоприводов крыла и хвостового руля была проведена во время фонового испытания перед запуском двигателя. Вблизи сервопривода наблюдались очевидные помехи, а серводвигатели заблокированы во время полета; следовательно, вмешательство в движения сервопривода не проводилось. Результаты измерений показали, что силовой двигатель генерировал наибольшее магнитное поле, достигающее примерно 150 нТл при выключенном состоянии и 210 нТл при включенном (рис. 2). Максимальные магнитные помехи от беспилотника возникают у двигателя и быстро уменьшаются по мере увеличения расстояния от него. Поэтому, чтобы свести к минимуму воздействие маршевых двигателей, магнитометрические датчики следует устанавливать как можно дальше от двигателей. В этом случае разместили магнитный датчик на расстоянии 2,5 м от маршевого двигателя, чтобы уменьшить магнитные помехи.

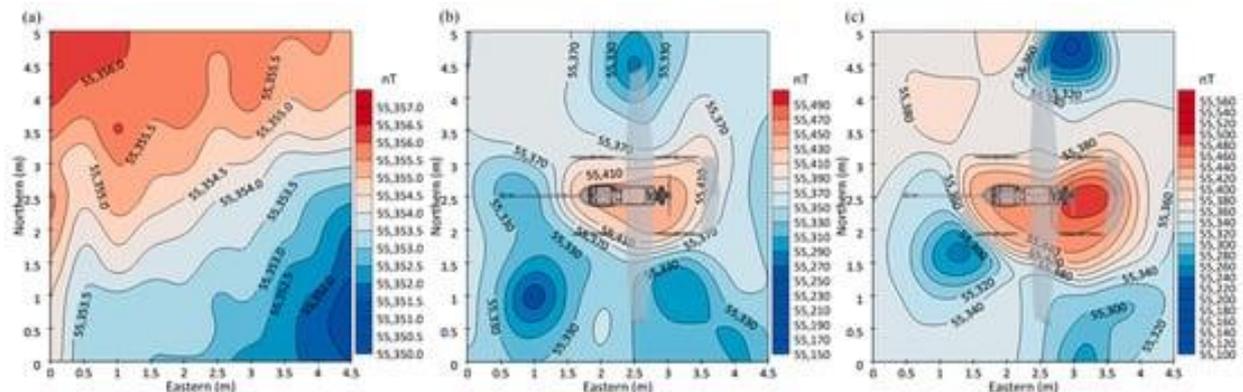


Рис. 2. Испытание беспилотника на магнитные помехи: (а) Магнитный фон испытательной зоны; (б) магнитное поле при выключенном силовом двигателе; (с) магнитное поле при включенном силовом двигателе.

Способ СВВП в беспилотниках этого типа позволяет использовать схему, при которой аэромагнитометр подвешивается на несколько метров ниже беспилотника. Однако подвесной аэромагнитометр может в большей или меньшей степени увеличить эксплуатационные трудности и риск при взлете и посадке. Поэтому после всестороннего анализа мы выбрали текущий тип для переоборудования.

Переоборудование и интеграция.

Основываясь на результатах теста магнитного фона, установили магнитометр CS-VL с цезием от SCINTREX на гибком жестком стержне, который выступает примерно на 1,5 м впереди от носа. Стержень одним концом прикреплен к кабине, а датчик прикреплен к

специальному инженерному пластиковому кронштейну, расположенному на другом конце. Флюксгейт расположен в середине стержня. iMAMS расположен на специально разработанном кронштейне внутри кабины, в то время как антенна GNSS закреплена на крыше кабины, а высотомер установлен под брюхом. Полезная нагрузка iHFUAM составляет около 6 кг и питается от отдельного аккумулятора высокой плотности, что позволяет аэромагнитным приборам функционировать независимо от источника энергии. Это позволяет проводить простые и эффективные полетные съемки с возможностью взлета и посадки на любую небольшую, устойчивую, плоскую поверхность, такую как дороги, луга и даже крыша автомобиля (рис. 3).

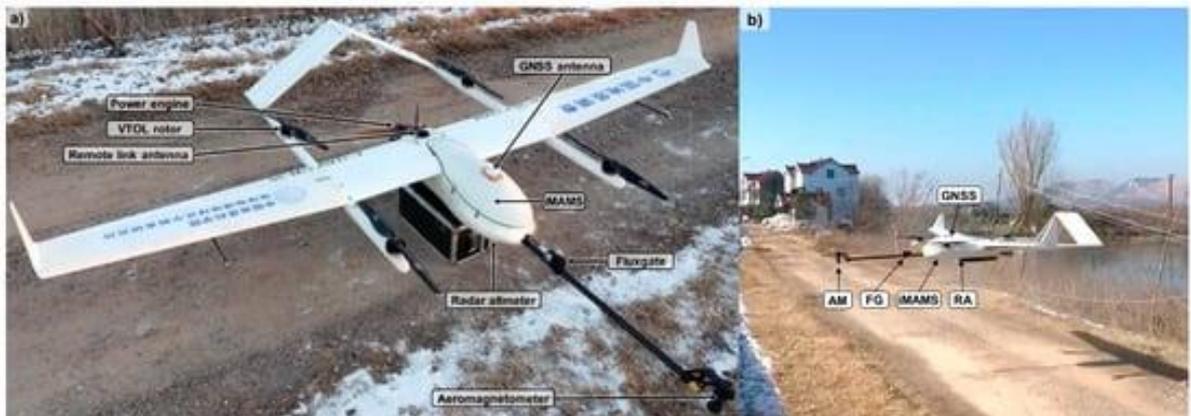


Рис. 3. iHFUAM: (а) Конфигурация системы; (б) iHFUAM при взлете с проселочной дороги.
(Сокращения: AM — аэромагнитометр; RA — радиолокационный высотомер; FG—fluxgate).

3. Применение при ГРР.

Были проведены экспериментальные измерения с использованием iHFUAM вокруг недавно открытого медно–золоторудного месторождения Чатинг в провинции Аньхой, Китай, с целью выявления магнитных характеристик месторождения и выявления потенциальных минерализованных зон вблизи.

3.1. Геология района.

Район съемки расположен в рудном районе вдоль северной окраины плиты Янцзы, к северо-западу от орогенного пояса Даби, который является важным полиметаллическим металлогеническим поясом, производящим медь, железо, золото и серебро в Китае. Здесь находится более 100 типов месторождений полезных ископаемых с доказанными ресурсами. Было обнаружено более 2200 проявлений цветных, черных, драгоценных и редких металлов, образующих семь металлогенических зон (рис. 4а).

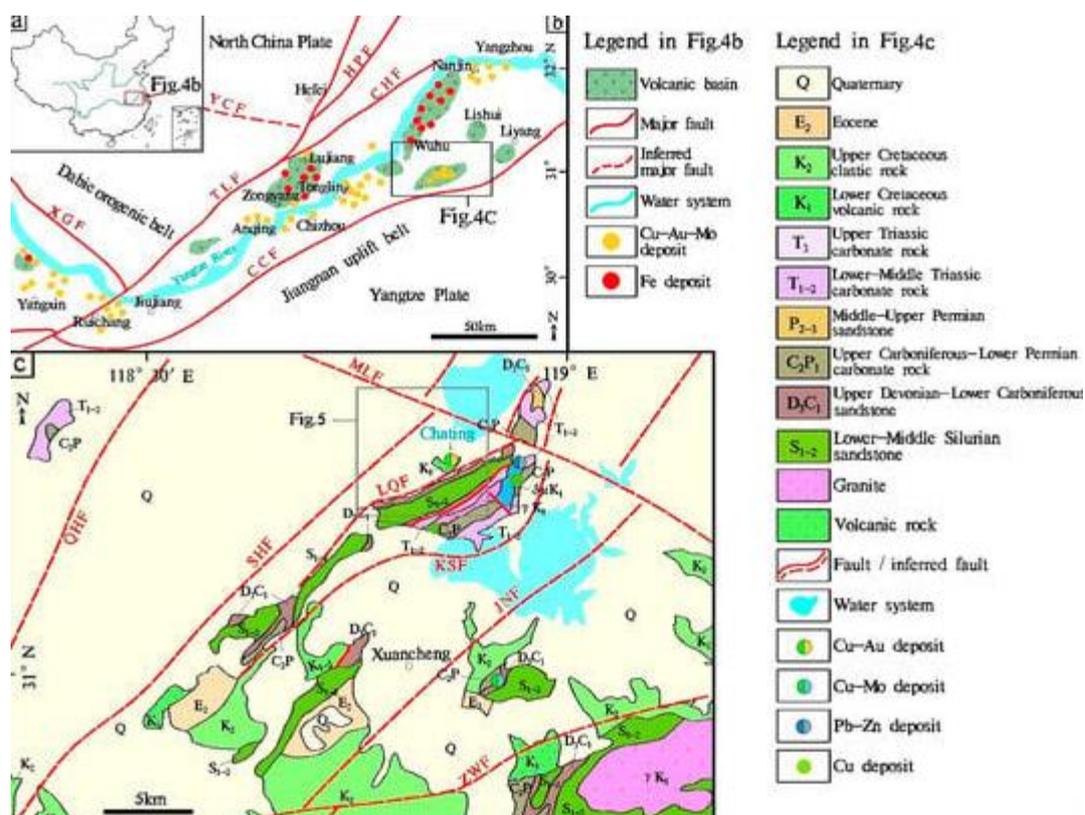


Рис. 4 (а, b) геологические схемы области исследований; (с) геологическая карта рудного района.

Большая часть территории покрыта мощным четвертичным чехлом. Основные разломные структуры имеют СВ и СЗ простирания.

Месторождение Чатинг расположено под четвертичными отложениями мощностью около 20 м. Вулканические породы верхнего мела обнажаются к югу. Вмещающие породы представлены силурийским песчаником, девонским аргиллитом и карбонатными породами перми и раннего триаса. Согласно данным бурения, рудовмещающее порфировое кварц-диоритовое тело и системы жил того же состава имеет параметры 5 x 1 км. Рудное тело имеет форму перевернутого колокола размером 1000 на 500 м. Глубина бурения до 2000 м (рис. 5 а, b).

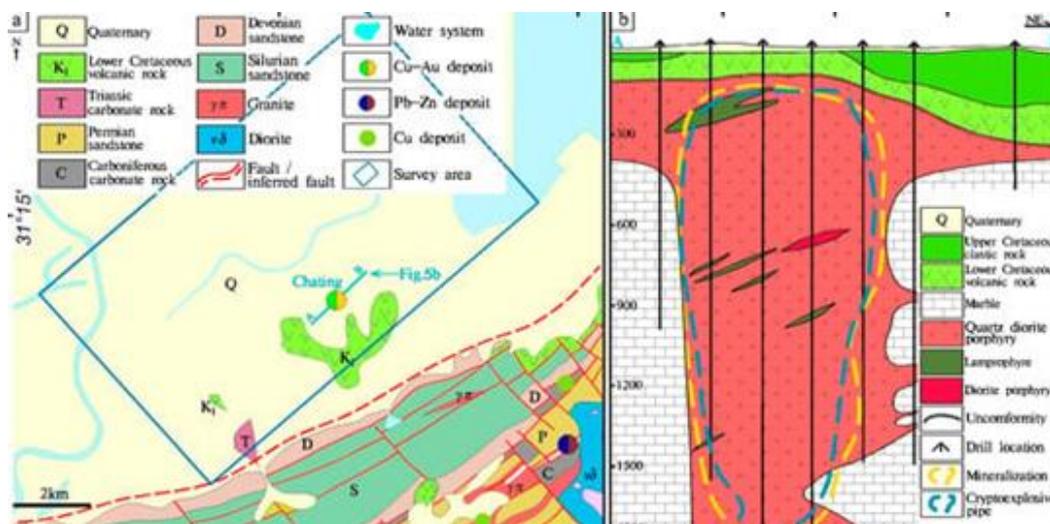


Рис. 5. Геологическая схема (а) и разрез (b) месторождения Чатинг.

3.2. Магнитные характеристики рудного района Чатинг

Магнитные параметры геологических пластов, магматических пород и руд в районе Чатинг были статистически получены с использованием данных о магнитной восприимчивости образцов горных пород и кернов буровых скважин. Результаты приведены в таблице 1.

Табл. 1.

Статистические магнитные параметры в районе Чатинг.

Strata and Rock Type	Samples	Susceptibility (10^{-6} SI)		
		Minimum	Maximum	Average
Upper Cretaceous clastic rocks	3	1.36	1.39	1.36
Lower Cretaceous volcanic rocks	120	2.6	3533.1	335.6
Triassic carbonate rocks	60	0.9	23.1	7.9
Permian sandstone	60	0	18	2.5
Carboniferous carbonate rocks	90	0	24.4	2.9
Devonian sandstone	40	0	1195.6	84.8
Silurian sandstone	60	3.1	1470	88.2
Quartz diorite porphyry	270	1.9	6691.9	1673.6
Lamprophyre	180	1.5	7827.7	2654.8
Diorite porphyry	30	110.5	6041.5	3385.5
Copper-bearing breccia	60	1.1	8422.4	486.3
Chalcopyrite ore	60	26.4	2410.9	252.8

В целом, магнитная восприимчивость осадочных пород в исследуемом районе варьируется в относительно небольшом диапазоне, примерно от 0 до 80×10^{-6} СИ. Основные интрузивные породы в районе демонстрируют значительное увеличение восприимчивости, варьирующееся примерно от 1600 до 3300×10^{-6} СИ. Поскольку рудные залежи в основном формируются в пределах этих сильно магнитных интрузивных пород, их картирование с помощью магнитометрии имеет поисковое значение.

3.3. Полевая съемка.

Район съемки в основном сельскохозяйственный, с ровной местностью и отсутствием значительных магнитных возмущений, за исключением нескольких небольших деревень и города на западе. Это делает ее пригодной для аэромагнитной съемки с БПЛА. Были спроектированы 47 линий съемки в направлении ЮВ-СЗ, перпендикулярном основной структурной ориентации, общей протяженностью около 350 км (рис. 6).



Рис. 6. Спроектированные линии съемки.

Полевая съемка была завершена за один день двумя полетами. Первый полет длился 2,4 часа, а второй - 3 часа, со средней скоростью от 90 до 100 км/ч и частотой выборки магнитных данных 10 Гц. Были получены в общей сложности 372 км аэромагнитных данных со средним расстоянием между линиями $250 \pm 1,3$ м и средней высотой полета (расстояние до земли) 152 м. Фактическая измеренная высота от земли составляла от 140 до 160 м, что соответствовало намеченной средней высоте полета в 150 м (рис. 7).

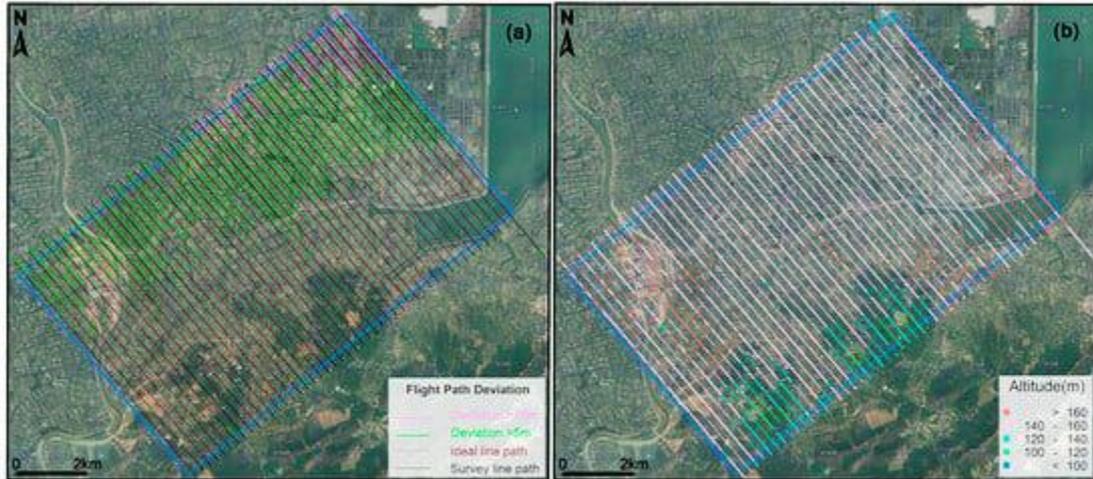


Рис. 7. Отклонения при полевой съемке: (а) траектории полета; (б) высоты.

Сначала рассчитали среднее значение всех измерений ТМІ и использовали это среднее значение в качестве базовой линии. На основе этого подхода сгенерировали два графических представления данных ТМІ: точечный график цветной зоны и график профиля вдоль линий съемки (рис. 8).

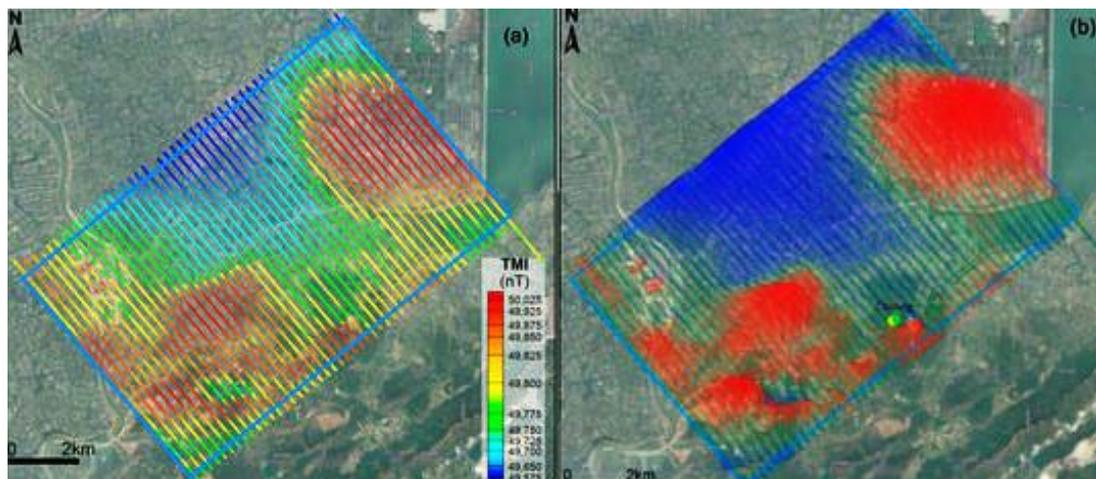


Рис. 8. Цветные зоны профиля ТМІ в районе съемки: (а) Символы цветных зон; (б) карта профиля ТМІ. (база профиля- 49 800 нтл. Значения ТМІ >49 800, выделены красным цветом, а значения, меньшие - синим).

Разница между максимальным и минимальным значениями ТМІ составляет примерно 500 нТл. Наибольшая напряженность магнитного поля наблюдается на северо-востоке, в то время как на юго-западе напряженность магнитного поля относительно слабее. Область с высоким значением ТМІ над месторождением Чатинг, вероятно, связана с наличием

скрытых интрузивных пород. Можно предположить, что под участками с высоким значением ТМІ на северо-востоке и юго-западе также могут существовать другие скрытые интрузивные тела.

3.4. Исправления

Во время магнитной съемки в данных измерений могут возникать ошибки из-за изменений магнитного поля Земли с течением времени, различий в методах установки приборов и присущих системе магнитных помех. Важно скорректировать исходные данные, полученные в результате измерений, для обеспечения более высокого их качества.

Коррекция суточных колебаний (DVC).

Во время полета данные о суточных изменениях магнитного поля синхронно записывались с помощью магнитной базовой станции с частотой записи 10 Гц. Данные измерений базовой станции были вычтены из аэромагнитных данных с использованием временного канала GNSS в качестве эталона, чтобы исключить влияние суточных изменений геомагнитного поля на данные измерений.

Коррекция запаздывания.

Магнитометр iHFUAM установлен на расстоянии 1,5 м перед носовой частью, антенна GNSS - над кабиной, в результате разница в местоположении между ними составляет примерно 2,5 м. Коррекция запаздывания - это процесс соответствующего смещения значений магнитного поля назад для достижения согласованности между значениями магнитного поля и пространственными позициями магнитометра и антенны. Учитывая скорость полета около 90-100 км/ч и частоту отбора данных 10 Гц, расчетное расстояние до точки отбора проб составляет приблизительно 3 м. была выполнена коррекция запаздывания магнитных данных после DVC.

Коррекция курса.

Коррекция курса обычно используется для уменьшения ошибок, вызванных собственным магнитным полем БПЛА. Как правило, взаимные измерения на двух линиях пересечения используются для получения параметров коррекции во время съемок. Из-за невозможности выполнить компенсационный полет, была оценена разница двух соседних обратных линий измерения в области стабильного магнитного поля для коррекции курса. Были применены поправки в -3 нТл и +3 нТл для северо-западной и юго-восточной линий измерения соответственно.

Удаление IGRF.

Чтобы исключить влияние изменений магнитного поля Земли в отношении географических координат и высоты над уровнем моря, использовали Международное геомагнитное эталонное поле 13-го поколения (IGRF 13) для вычисления нормального

значения магнитного поля для каждого значения измерений и корректировали их по пунктам.

После применения этих поправок получили то, что обычно называют магнитной аномалией (МА). Фактически, из-за того, что iNFUAM базируется на БПЛА малого и среднего размера с низким уровнем собственных помех, были внесены лишь незначительные корректировки в коррекцию запаздывания и коррекции курса, что позволило достичь удовлетворительных результатов съемки.

3.5. Уровень шума магнитных данных.

Для оценки качества данных измерений рассчитали четвертый разностный шум магнитного поля на линии съемки, который может в некоторой степени отражать качество данных во время динамического измерения. Четвертое различие для магнитных данных может быть рассчитано следующим образом:

$$\text{fourth difference} = \frac{T_{-2} - 4T_{-1} + 6T_0 - 4T_{+1} + 2T_{+2}}{16} \quad (1)$$

где T_{-2} , T_{-1} , T_{+1} и T_{+2} - два последовательных показания до и после текущего значения магнитного поля T_0 соответственно.

В качестве примера рассчитали четвертую разницу линии съемки, проходящей через месторождение Чатинг, и построили профиль вместе со значениями магнитного поля. Дополнительно рассчитали четвертую разницу аэромагнитных данных для всех линий съемки и выполнили гистограммную статистику. Результаты показали, что большинство четвертых различий в аэромагнитных данных составляли $\pm 0,01$ нТл. Это можно рассматривать как хороший уровень аэромагнитного шума с точки зрения отраслевого стандарта (в пределах $\pm 0,05$ нТл) (рис. 9).

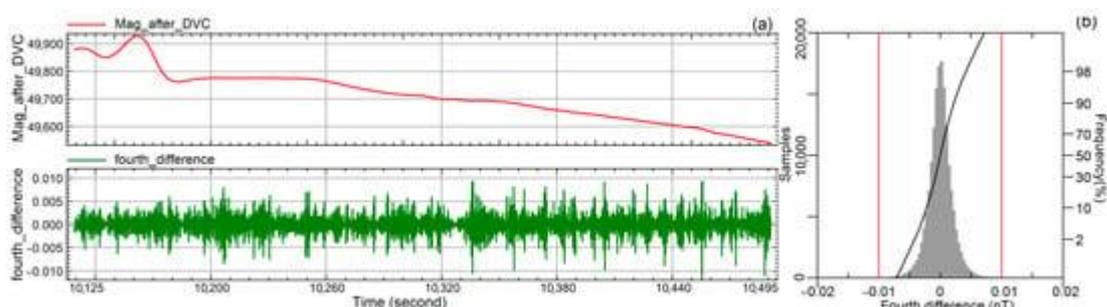


Рис. 9. Профиль четвертых различий и статистика гистограммы: (а) кривые магнитных данных после коррекции суточных колебаний и их четвертое отличие от линии съемки, проходящей через месторождение Чатинг; (б) карта статистики гистограммы четвертых различий всех аэромагнитных данных.

3.6. Построение сетки и преобразования.

Данные МА обычно преобразуются в сеточные данные после внесения поправок. Сеточные данные более регулярны и облегчают статистический анализ и визуализацию. Кроме того, привязка к сетке уменьшает объем данных, повышает

эффективность обработки и облегчает дальнейший анализ. Как правило, размер ячейки сетки рекомендуется составлять от одной четвертой до одной трети межстрочного интервала. В этом случае расстояние между линиями составляет 250 м, а типичный размер ячейки должен составлять около 75 м. Однако, поскольку высота полета немного выше и составляет около 150 м, размер ячейки сетки скорректирован до 100 м с использованием метода минимальной кривизны для построения сетки МА (рис. 10).

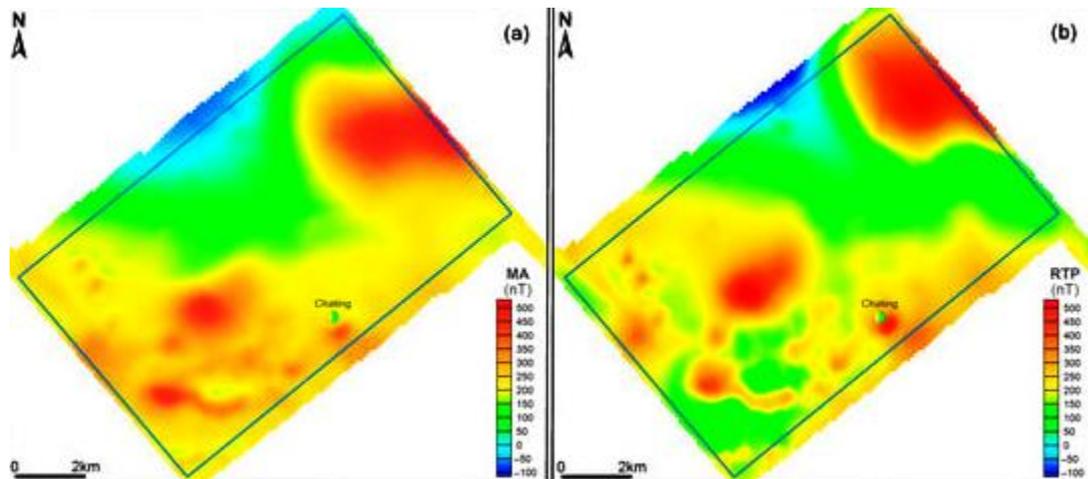


Рис. 10. Цветная карта данных МА и RTP: (а) МА; (б) RTP.

Сведение к полюсу (RTP) является полезным методом обработки магнитных данных. RTP преобразует магнитные данные в направлении, перпендикулярном поверхности Земли. По сути, это устраняет дипольный характер магнитных аномалий посредством вычислений, позволяя аномалиям лучше соответствовать геологическим источникам. Было применено преобразование RTP к МА исследуемой области, используя геомагнитное наклонение $47,67^{\circ}$ и склонение $-5,87^{\circ}$. В результате RTP диапазон большинства аномалий сокращается, а их морфология упрощается, что облегчает интерпретацию и использование данных. На рисунке 10 видно, что после выполнения процесса RTP произошли четкие изменения в распределении магнитных аномалий. Центральные положения нескольких крупных аномалий сместились к северу. Более того, основные диапазоны стали более концентрированными, более точно отражая местоположения и размеры магнитных геологических объектов.

3.7. Интерпретация.

Трехмерная инверсия в настоящее время является важным методом обработки и интерпретации данных магнитных съемок. Была проведена быстрая самоограниченная трехмерная инверсия намагниченности аэромагнитных данных с использованием MAG3D. (в настоящее время один из наиболее широко используемых модулей инверсии магнитных трехмерных свойств). Основываясь на существующей базовой геологической информации, ожидалось, что магнитные геологические тела в исследуемом районе являются не особенно

сложными. Для быстрого получения трехмерной информации о намагниченности создали простой обычный файл 3D-сетки с длиной стороны ячейки 200 м каждая и 83 ячейками в восточном направлении, 78 ячейками в северном направлении, 20 ячейками в направлении глубины. При наличии двух сильных магнитных аномалий на границе были добавлены четыре дополнительные ячейки в каждом направлении для уменьшения пограничных эффектов. Использовали параметры MAG3D по умолчанию для выполнения самоограниченной и быстрой трехмерной инверсии намагниченности: входными данными были разработанный файл сетки и измеренные аэромагнитные данные (значения магнитного поля, умноженные на 5% и плюс 0,01 нТл в качестве шумов неопределенности); файл чувствительности был автоматически сгенерирован программой с использованием параметра взвешивания глубины по умолчанию $\beta = 3$; режим инверсии был режимом расхождения по умолчанию; коэффициент сглаживания использовал параметры по умолчанию в качестве $= 0.0001$ и $a_x = a_y = a_z = 1$; начальное значение SI было установлено равным 0,0001, а нижняя и верхняя границы SI были установлены в 0 и 1 соответственно. Затем получили пространственную информацию о намагниченности в диапазоне глубин 4 км. Рисунок 11 иллюстрирует прямую реакцию модели инверсионной восприимчивости и разницу между наблюдаемыми данными и прямыми данными. Можно заметить, что большие ошибки в основном распределены в области сложного магнитного поля с большим магнитным градиентом в южной части съемки.

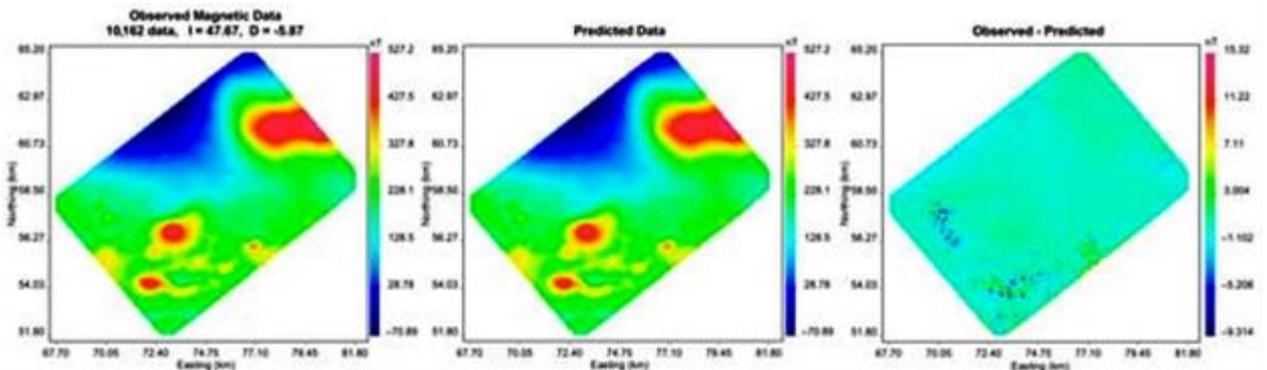


Рис. 11. Прямая реакция результата инверсии и разница между ним и данными наблюдений.

На рисунке 12 показаны результаты инверсии, включая трехмерную воксельную модель всей площади, пять вертикальных разрезов вдоль линий съемки, один вертикальный разрез вдоль перпендикулярной линии и геологический разрез месторождения Чатинг. Согласно обобщенным магнитным характеристикам горных пород (табл. 1), можно наблюдать, что диапазон намагниченности интрузивных пород в пределах района съемки составляет приблизительно несколько тысяч раз 10^{-6} СИ. Затем сократили диапазон отображаемых ячеек, скорректировав значения чувствительности в 3D-виде, и сравнили его с геологическим разрезом месторождения, чтобы диапазон отображаемых ячеек был

примерно эквивалентен интрузивной породе в геологическом разрезе. Было обнаружено, что установка минимального значения чувствительности 5000×10^{-6} (т.е. 0,005) SI хорошо соответствует диапазону оставшихся ячеек и диапазону интрузивных пород в геологическом разрезе (рис. 13). Таким образом, ячейки с чувствительностью более 0,005 SI представляют собой участки, где в районе съемки присутствовали интрузивные породы.

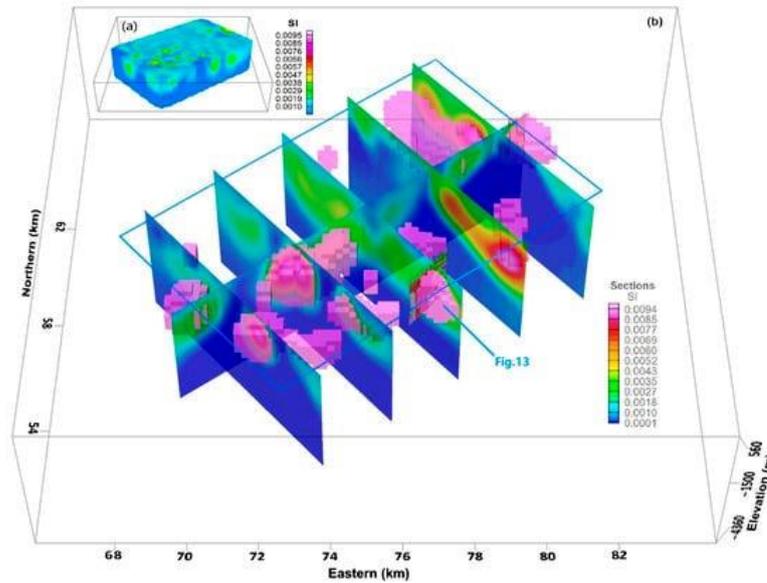


Рис. 12. Результаты инверсии магнитной восприимчивости и предполагаемое распределение интрузивных пород: (а) Результаты инверсии магнитной восприимчивости в 3D; (б) фрагменты воксельных данных магнитной восприимчивости и ячейки с магнитной восприимчивостью более 0,005 SI.

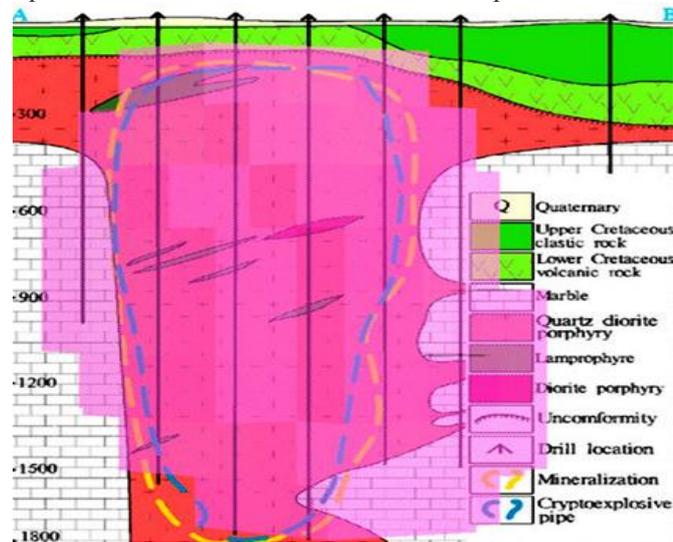


Рис. 13. Наложение результатов трехмерной инверсии магнитной восприимчивости на разрез м-ния Чатинг. -

На рисунке 14 показаны проекции на поверхность интрузивных горных пород, пронумерованных от R1 до R12.

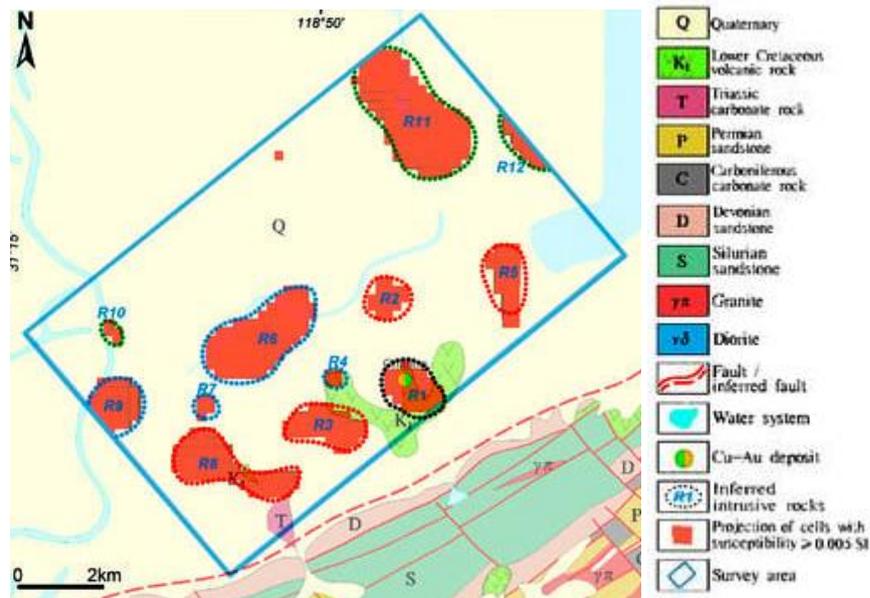


Рис. 14. Проекция на дневную поверхность ячеек инверсии с чувствительностью более 0,005 SI.

Месторождение Чатинг имеет хорошую корреляцию с R1, что позволяет сформулировать некоторые простые поисковые критерии для оценки возможности минерализации в других массивах интрузивных пород:

1. Массивы ближе к R1 с большей вероятностью минерализованы (R2, R3, R4, R5, R6, R7 и R8).
2. Массивы, похожие по форме и размерам на R1, имеют более сходные с R1 условия рудообразования (R2, R3, R5, R8, R9 и R12).
3. Массивы в той же локальной структурной зоне, что и R1, с большей вероятностью минерализованы (R2, R3, R4, R5, R6, R7, R8, R9 и R10).

Простым пересечением классификации интрузивных массивов по трем признакам, можно их сгруппировать по степени перспективности и приоритету постановки поисковых работ:

1. R2, R3, R5, R8 (обведенные красной линией).
2. R4, R6, R7, R9 (обведенные синей линией).
3. R10, R11, R12 (обведенные зеленой линией).

4. Обсуждение и выводы.

Для формирования поисковых признаков на основе магнитометрии на локальной площади была разработана система БПЛА iMAMS. В качестве эталонного использовался район месторождения Чатинг. На основе 3D-инверсии магнитной восприимчивости были очерчены 12 скрытых рудоперспективных массивов интрузивных пород и рекомендован порядок поисковых работ. Основываясь на результатах можно сделать несколько выводов:

1. По сравнению с традиционными аэромагнитными системами, используемыми на БПЛА, iMAMS имеет меньшие размеры и вес. Вес носителя составляет примерно 2,5 кг, а вес всей системы с ОРМ - около 6,5 кг. Она наиболее эффективна для использования в аэромагнитных съемках среднего и локального масштабов.

2. iHFUAM компактен и очень гибок в развертывании. Для проведения летной съемки требуется всего три человека. Возможности СВВП в районе съемки, а также скорость полета от 90 до 100 км/ч с максимальной продолжительностью 3,5 ч за один вылет - все это способствует повышению эффективности измерений. Возможность автономного полета по заранее заданной траектории обеспечивает хорошее качество управления полетом и меньшие магнитные помехи от самого БПЛА, что необходимо для получения достоверных данных.

3. В дополнение к прямому поиску магнитных объектов, таких как магнетит и др., было показано, что с использованием 3D инверсии магнитной восприимчивости возможно выявление прямых поисковых признаков потенциально рудных площадей.

4. Для улучшения результатов необходима интеграция в систему iHFUAM модуля компенсации.

МЕТОД FCM АЭРОМАГНИТНЫХ И ГРАВИТАЦИОННЫХ ДАННЫХ
ДЛЯ ГЕОЛОГО-МИНЕРАГЕНИЧЕСКОГО КАРТИРОВАНИЯ
(*орогенный пояс Северный Сингхбхум, Восточно-Индийский кратер*) [3]

1. Введение

Литологическое картирование районов имеет важное значение для оценки природных ресурсов. Однако прямая литологическая интерпретация может быть сложной в случае развития мощного почвенного покрова. В таких сценариях многопараметрические наземные и аэрофизические наборы данных имеют решающее значение для точного картирования литологии. Обычно эти геофизические наборы данных обрабатываются и интерпретируются индивидуально для получения литологической информации, что отнимает много времени, а успех интерпретации сильно зависит от опыта пользователя. Подходы, основанные на данных, оказались эффективными для автоматического извлечения информации из одного или нескольких совместно расположенных наборов данных. До машинного обучения (ML) для автоматического литологического картирования и моделирования перспективности полезных ископаемых (MPM) широко использовался *weights of evidence* (WofE). Одним из основных недостатков WofE является то, что для анализа требуется независимая тематическая карта, а целевой слой должен включать известные объекты. Другим ограничением является неопределенность в интерпретации целевой глубины при построении 3D-геологической модели на основе геологических разрезов.

С появлением контролируемых и неконтролируемых алгоритмов ML стало возможным идентифицировать нелинейные взаимосвязи между известными литологиями и геофизическими аномалиями. Оба метода имеют свои преимущества и недостатки. Построение соответствующей контролируемой модели ML требует обучения модели с использованием большого количества наборов данных, что может быть утомительным. Неконтролируемые алгоритмы ML, такие как четкий или нечеткий кластерный анализ, не требуют таких наборов данных, они предоставляют различные кластеры на основе сходства или шаблонов наборов данных. Четкий алгоритм кластеризации, например, анализ кластеризации *k*-средних, привязывает каждую точку данных к ближайшему центру кластера. Напротив, анализ нечеткой кластеризации позволяет каждой точке данных иметь некоторую степень нечеткой принадлежности к другим кластерам. Эта степень нечеткой принадлежности указывает на количественную значимость точки данных, принадлежащей определенному кластеру.

Одним из недостатков применения методов кластерного анализа на основе пикселей является то, что они могут создавать проблемы из-за отсутствия четкой кластеризации в

общем наборе данных. Аналогичные проблемы возникают при обработке изображений тонких разрезов с использованием кластерного анализа и сейсмических наборов данных. Чтобы смягчить эти недостатки, возможным решением является использование анализа характеристик, разработанного Ботболлом и др. для геохимической разведки. По сути, этот метод предполагает работу в окне шаблона вокруг местоположения пикселя, а не фокусировку исключительно на самом пикселе. Другим подходом является факторный анализ Кригинга, который учитывает пространственные структуры.

В настоящем исследовании используется алгоритм кластеризации нечетких С-средних (FCM) с целью интеграции наземных гравитационных данных и аэромагнитных измерений для автоматизированного геологического картирования западной части подвижного пояса Северный Сингхбхум (NSMB).

2. Район исследований.

В пределах исследуемой территории идентифицированы пять различных формаций: CGGC, Чандил, Далма, Дхалбхум и Чайбаса (рис. 1). Участок CGGC в основном состоит из гранитно-гнейсовых пород и порфиридных гранитоидов. Остальные четыре формации отделены от CGGC зоной сдвига и состоят из филлитов, кварц-сланцев, метабазитов и туфов. Формация Далма характеризуется метабазитовыми и ультраосновными породами с линзами карбонатов. Формации Чайбаса и Дхалбхум состоят из филлитовых, слюдяных, риолитовых и хлорит-филлитовых/серицитово-мусковитовых сланцев.

В районе выявлены проявления рудного золота в формациях Чандил и Далма.

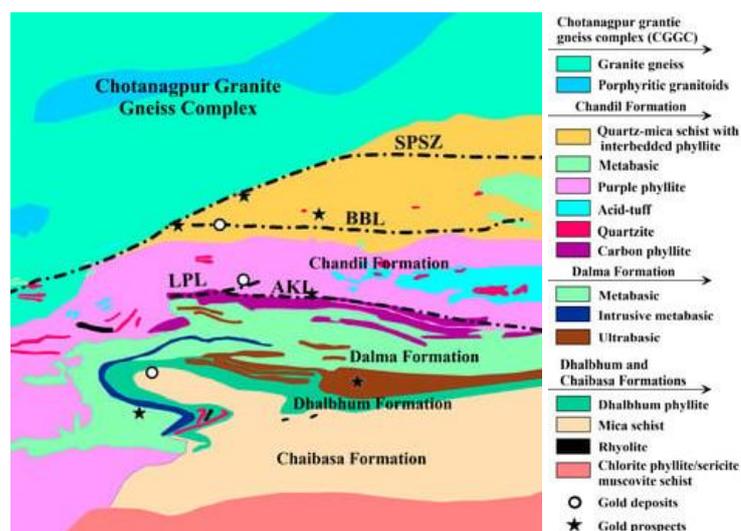


Рис. 1. Геологическая схема западной части мобильного пояса Северный Сингхбхум.

3. Данные и методология.

Рабочий процесс алгоритма кластеризации FCM, реализованного в этом исследовании, показан на рисунке 2. Данные о наземной гравитации состояли из примерно 1085 наблюдений, сделанных вдоль всех доступных дорог с интервалом примерно 1,5–2,0 км. Эти наблюдения были получены с помощью автогравиметра Scintrex CG-5, точность которого составляет 0,001 мГал. Данные о аэромагнитных полях были собраны Геологической службой Индии в рамках программы Operation Hard Rock (OHR). Съемка была ориентирована с севера на юг, линии полетов на расстоянии 0,5 км друг от друга, на высотах 61 м и 122 м с поправкой на рельеф. Гравитационные наблюдения были подвергнуты стандартным поправкам, включая широту, свободный воздух, поправки Буге и рельеф местности.

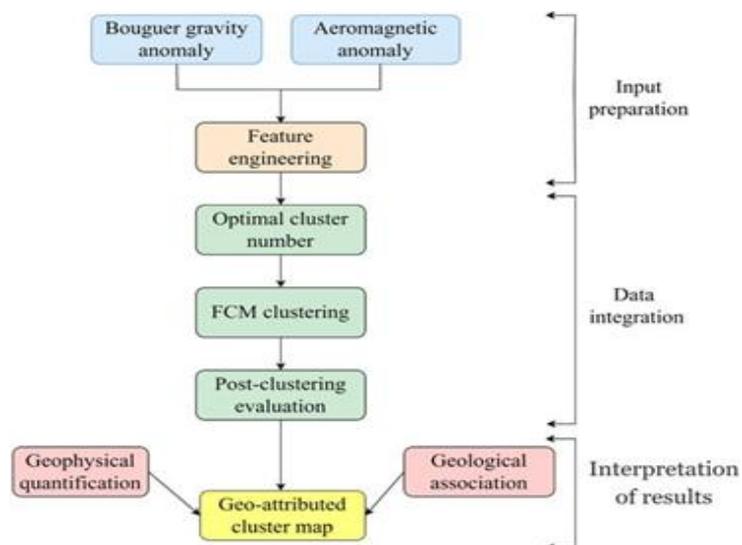


Рис. 2. Интеграция гравитационных и аэромагнитных аномалий с использованием алгоритма нечеткой кластеризации С-средних.

Магнитные наблюдения были скорректированы с использованием модели Международного геомагнитного эталонного поля (IGRF). Кроме того, было выполнено разделение гравитационных и магнитных аномалий по источникам, с разной глубиной и разной плотностью или намагниченностью. С этой целью к гравитационным и магнитным аномалиям была применена фильтрация с продолжением вверх для получения длинноволновых сигнатур, связанных с глубинными источниками. Эти длинноволновые сигнатуры были дополнительно вычтены из гравитационных и магнитных аномалий, чтобы получить остаточные аномалии. Чтобы использовать эти наборы данных были сгенерированы карты остаточной гравитации Буге (рис. 3а) и карты магнитных аномалий (рис. 3б) с использованием равномерной сетки с шагом 500 м, в результате чего получилось 10 201 образец. Соответствующие распределения данных представлены на рисунке 3с, d соответственно.

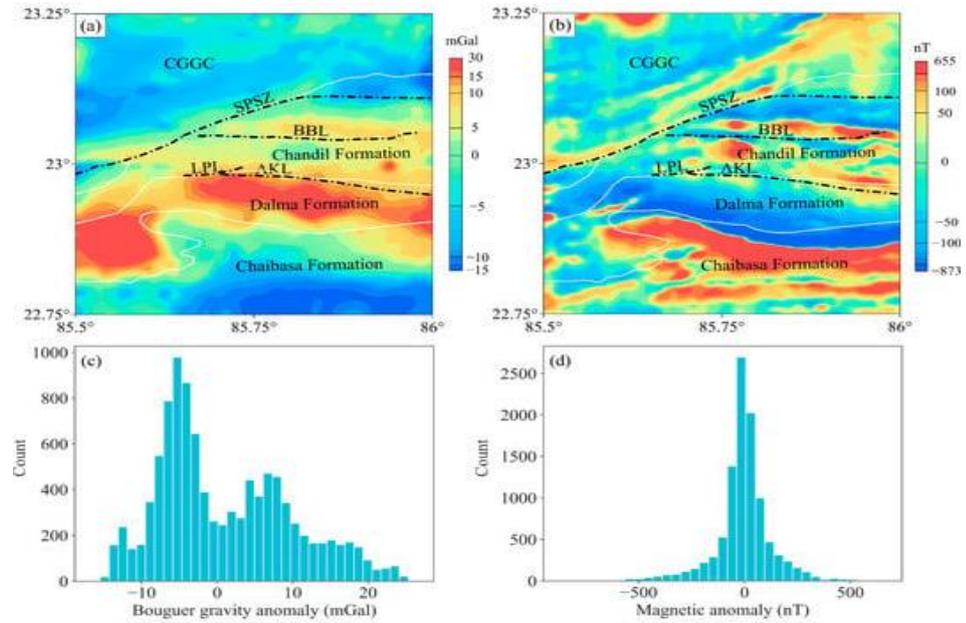


Рис. 3. Карты гравитации Буге (а) и магнитных аномалий (б) с интервалом сетки 500 м. Соответствующие гистограммные графики (с, d).

3.1. Алгоритм кластеризации нечетких C-средних (FCM).

Алгоритм кластеризации Fuzzy C-Means (FCM) представляет собой неконтролируемый метод ML, используемый для обнаружения закономерностей в данных. Основная цель этого метода - максимизировать сходство между точками данных внутри кластеров и минимизировать сходство между кластерами. При таком подходе каждой точке данных присваиваются реальные значения от '0' до '1', известные как степени принадлежности. Сумма степеней принадлежности для точек данных по всем кластерам равна '1'. Величина степеней принадлежности указывает степень принадлежности к каждому кластеру. Для определения оптимальных нечетких с-разделов функция ошибки наименьших квадратов определяется с использованием следующего уравнения:

$$J_{FCM}(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2$$

dependent upon $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1,$

(1)

где n - общее количество точек данных ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_k, \dots, x_n$) ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_k, \dots, x_n$); c - общее количество кластеров; m является весовым показателем ($1 \leq m < \infty$), которая контролирует степень нечеткости; и $V=(v_1, v_2, v_3, \dots, v_c)$ определяет местоположение центральных точек. $U=\{u_{ik} \in [0, 1]$ является ли матрица принадлежности, где каждый элемент (u_{ik}) представляет степень принадлежности i-й точки данных к k-му кластеру. Символ $\|\cdot\|$ обозначает Евклидову норму, которая измеряет степень сходства между точкой данных и центральной точкой. Центральная точка (v_i) i-го кластера определяется с использованием следующего уравнения:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (2)$$

Далее, каждый элемент (u_{ik}) U-матрица может быть рассчитана с использованием следующего уравнения:

$$u_{ik} = \left[\sum_{a=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{ak}} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1} \quad (3)$$

subjected to $d_{ik}^2 = \| x_k - v_i \|^2$

Для определения оптимальных значений центров и степеней принадлежности алгоритм итеративно вычисляет матрицы U и V для каждой точки данных. Этот процесс начинается с предоставления начальных параметров, включая количество кластеров, весовой показатель m и начальную оценку либо матрицы принадлежности U, либо матрицы V, представляющей местоположения центров кластеров. Матрица V определяется из матрицы принадлежности U с использованием уравнения (2), в то время как матрица принадлежности U определяется из матрицы V с использованием уравнения (3). Этот итерационный процесс продолжается до тех пор, пока не станут нормой обновленные матрицы принадлежности U^k и U^{k+1} для двух последовательных шагов (k-step и k + 1 step) падает ниже заранее определенного порогового значения ϵ . На этом этапе алгоритм сходится и обеспечивает окончательные степени принадлежности и местоположения центра кластера.

3.2. Проектирование объектов.

Для достижения оптимальной производительности алгоритмов ML важно иметь соответствующие функции ввода. Этот процесс, известный как разработка объектов, включает преобразование необработанных наборов данных в подходящие входные объекты для алгоритмов ML. По сути, перед применением алгоритмов ML необходимо предварительно обработать необработанные наборы данных с использованием методов разработки объектов, таких как вменение, биннинг, обработка выбросов, фильтрация, преобразование журнала, масштабирование и т.д. Это обеспечивает лучшую производительность алгоритма. В этом исследовании использовали алгоритм кластеризации Fuzzy C-Means (FCM), неконтролируемый ML-алгоритм, для анализа данных о гравитации Буге и аэромагнитных данных. Алгоритм кластеризации FCM работает на основе Евклидова расстояния, и результирующие кластеры имеют тенденцию иметь сферическую форму. Однако входные наборы данных с длинным хвостом или асимметричным распределением могут создавать проблемы при достижении оптимальных результатов кластеризации. Поэтому крайне важно, чтобы все входные объекты имели

относительно нормальное распределение в области данных, без значительных длинных хвостов и искаженных распределений.

Данные о гравитации Буге и магнитных аномалиях проиллюстрированы на рисунке 3a,b соответственно. Их соответствующие гистограммы показаны на рисунке 3c, d соответственно. Распределение данных аномалии Буге имеет бимодальную природу, указывая на наличие двух различных режимов или пиков (рис. 3c). С другой стороны, распределение магнитных аномалий показывает длинные хвосты, указывающие на возникновение экстремальных значений (рис. 3d). На основе наблюдаемых распределений данных использовали различные методы проектирования объектов для улучшения конкретных наборов данных. Для Bouguer gravity использовали данные об аномалиях вертикального градиента для увеличения сигнатур неглубоких подземных источников. Чтобы исключить дипольные сигнатуры в магнитных данных, применили пошаговый процесс проектирования объектов. Этап 1 включал вычисление вертикального градиента магнитных данных для улучшения характеристик неглубоких тел (рис. 4a). Соответствующий график гистограммы представлен на рисунке 4d, показывающий более сжатое распределение около нуля. Шаг 2 - получение абсолютных значений магнитных данных вертикального градиента для устранения отрицательных значений (рис. 4b). Соответствующее распределение данных показано на рисунке 4e - сильно искаженную форму с длинным хвостом. Чтобы устранить эту асимметрию и длинный хвост, шаг 3 включал применение логарифмического преобразования к магнитным данным с абсолютным вертикальным градиентом. Это преобразование привело к получению согласованных магнитных сигнатур (рис. 4c, f). После выполнения этих шагов применили метод фильтрации нижних частот к обоим наборам данных для достижения подходящего распределения данных и обеспечения их совместимости. Наконец, применили метод нормализации к обоим наборам данных, чтобы получить сопоставимые наборы в пространстве параметров кластеризации. Специально разработанные гравитационные и магнитные наборы данных показаны на рисунке 5a, b соответственно, тогда как их распределение показано на рисунке 5c, d соответственно. Рисунок 6 демонстрирует распределение данных на 2D перекрестных графиках гравитационных и магнитных аномалий до и после проектирования объектов.

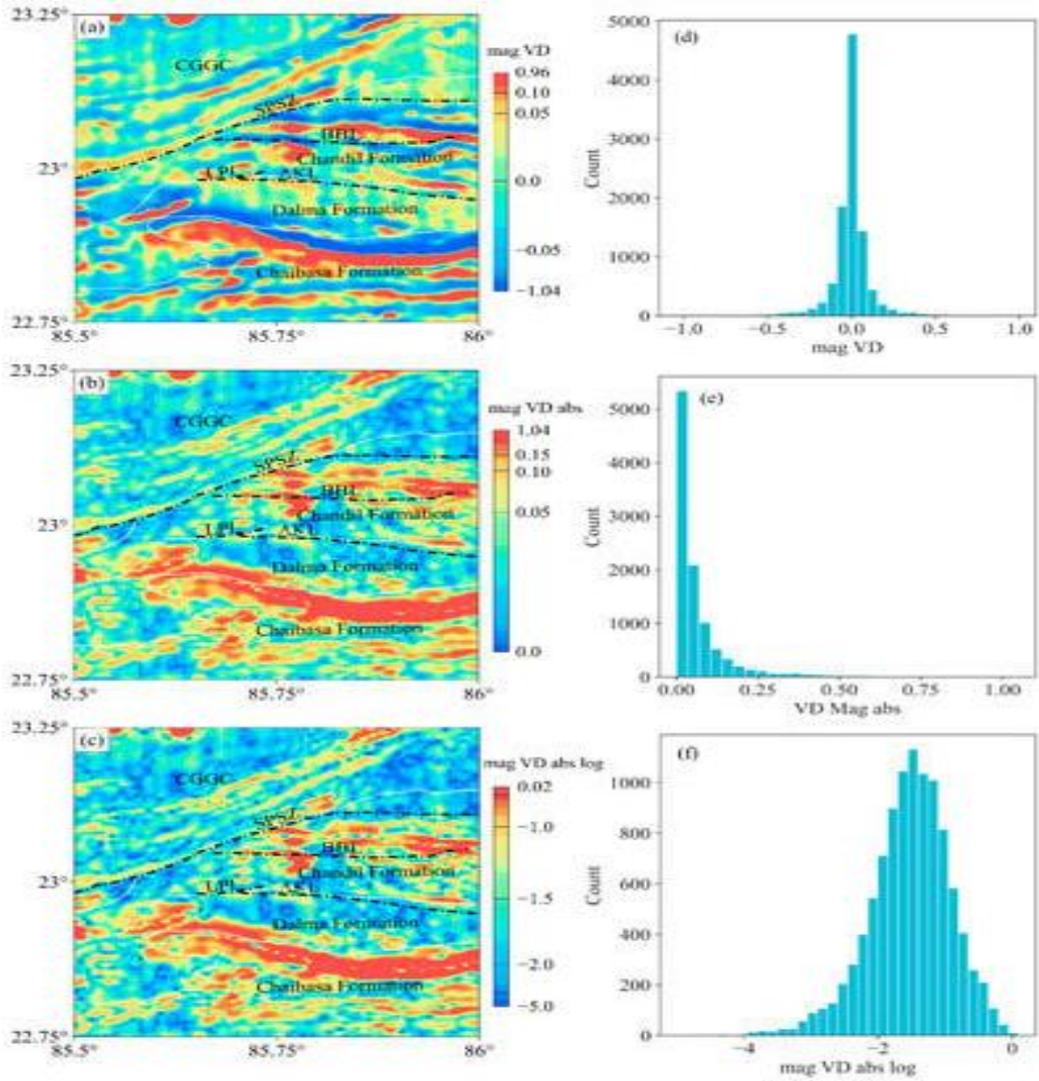


Рис. 4. Магнитная аномалия (a); вертикальная производная магнитной аномалии (b); абсолютные значения вертикальной производной магнитной аномалии (c); графики (d–f) логарифмического преобразования (\log_{10}) вертикальной производной магнитной аномалии.

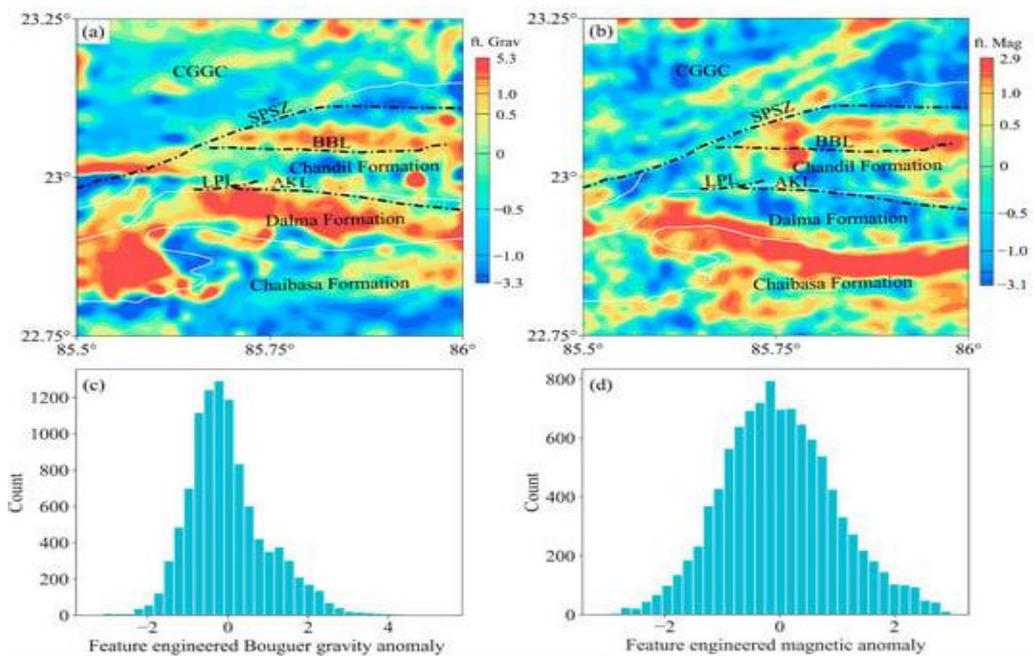


Рис. 5. Карты Буге (a) и магнитных аномалий (b) вместе с графиками распределения данных (c, d)

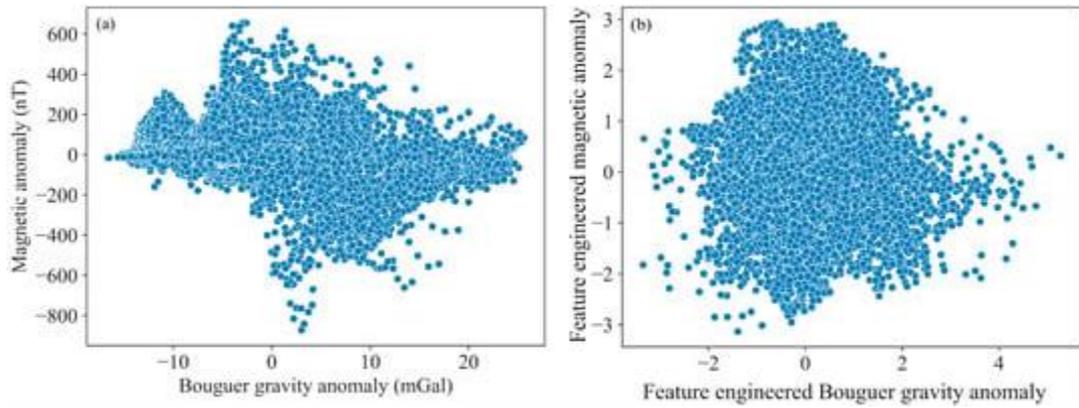


Рис. 6. 2D графики гравитационных и магнитных аномалий до (а) и после (б) проектирования объектов.

3.3. Выбор оптимального номера кластера.

Для эффективного использования алгоритма кластеризации FCM необходимо определить подходящее количество кластеров для данного набора данных. В настоящем исследовании оптимальное число кластеризаций было определено путем сравнения результатов, полученных с помощью трех различных математических методов: метода Elbow, оценки Caliński–Harabasz и оценки Silhouette. Метод Elbow вычисляет внутрикластерную сумму квадратов (WCSS), которая представляет собой сумму квадратов расстояний между каждой точкой и центром внутри кластера. Значения WCSS отображаются на графике в зависимости от количества кластеров. Оптимальное количество кластеров определяется в точке, где крутой наклон кривой переходит в пологий, образуя характерную ‘форму локтя’. Показатель Калински–Харабаша, также известный как критерий коэффициента дисперсии, оценивает разброс точек данных в пределах их соответствующего кластера и их отделение от других кластеров. Рассчитывается как отношение суммы внутрикластерной к сумме межкластерной дисперсии. Более высокий балл Калински–Харабаша указывает на четко определенные кластеры в данных. Индекс силуэта измеряет близость каждой точки данных к ее собственному кластеру по сравнению с другими кластерами. Она варьируется от -1 до +1, где оценки, близкие к +1, указывают на четко определенные кластеры в наборе данных, а оценки, близкие к -1, указывают на неправильную кластеризацию. Учитывая результаты этих трех методов, можно определить оптимальное количество кластеров, обеспечивающее наилучшее представление основных закономерностей в данных.

В этом исследовании все три метода были рассчитаны в диапазоне кластеров от 2 до 14 для определения оптимального числа кластеров. На рисунке 7а–с представлены значения WCSS, полученные с помощью метода Elbow, балла Калински–Харабаша и балла Silhouette соответственно. График метода Elbow показывает четкую структуру Elbow в кластере под номером 4, указывающую на потенциально оптимальный номер кластера (рис. 7а). Оценка

Калински–Харабаша показывает наивысший балл в кластере под номером 4, за которым следуют кластеры под номерами 3 и 5, предполагая, что они являются потенциально оптимальными номерами кластеров (рис. 7b). При анализе оценки силуэта наивысший балл наблюдается в кластере № 3, за которым следует второй по величине балл в кластере № 4 (рис. 7c). Учитывая результаты по трем математическим критериям, как метод Elbow, так и оценка Caliński–Harabasz предлагают кластер № 4 в качестве оптимального выбора. При анализе баллов Калински–Харабаша номера кластеров 3 и 5 кажутся оптимальным выбором. Определение оптимального количества кластеров может зависеть от конкретного используемого метода и опыта пользователя. Хотя кластер № 4 был признан оптимальным на основе трех математических критериев, рассмотренных ранее, он может не в полной мере отражать сложность геологии исследуемого района. Поэтому важно признать, что для получения сложной геологии исследуемого района требуется более тонкий и комплексный подход. Поэтому кластер № 5 был выбран как наилучший компромисс между математическими критериями и необходимостью точного представления геологической информации с помощью кластерного анализа FCM.

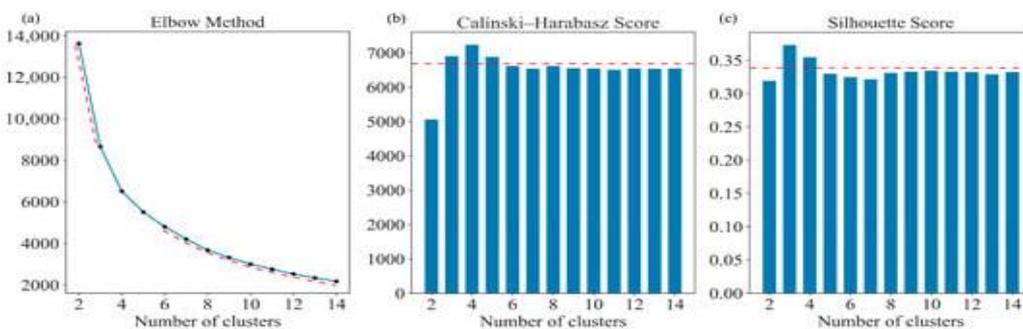


Рис. 7. Оценка эффективности кластера: (а) метод Локтя, (б) оценка Калински–Харабаша и (с) оценка силуэта для выбора оптимального номера кластера для наборов данных о гравитации Бугера и аэромагнитных данных.

(На панели (а) пунктирными красными линиями указаны более крутые и пологие склоны по обе стороны от колена, помогая определить оптимальное количество кластеров. На панели (б) пунктирными красными линиями отмечены более высокие показатели производительности кластеров с номерами 3-5, контрастирующие с более низкими показателями производительности кластеров с номерами 2 и 6-14. На панели (с) пунктирные красные линии отделяют более высокие показатели производительности кластеров с номерами 3 и 4 от более низких показателей производительности кластеров с номерами 2 и 5-14, предоставляя представление об оптимальном номере кластера).

4. Результаты и интерпретация

Гравитационные и магнитные аномалии демонстрируют нормальное распределение с амплитудами в диапазоне от -3,3 до 5,3 фута для силы тяжести и от -3,1 до 2,9 фута для магнитных аномалий (рис. 5). Кластеры, полученные с помощью алгоритма кластеризации FCM, отображаются на 2D перекрестном графике специально разработанных гравитационных и магнитных аномалий (рис. 8). Кроме того, для понимания характеристик кластеров были рассчитаны среднее значение, стандартное отклонение и минимальные/максимальные значения для каждого кластера. Результаты статистического анализа проиллюстрированы на рисунке 9, где горизонтальная ось представляет номер

кластера, а вертикальная ось указывает диапазон значений для каждого объекта. Относительные характеристики (высокие/низкие) спроектированных значений более важны для дифференциации геологии, а не их абсолютные амплитуды. Следовательно, более высокие значения параметров в кластере указывают на более высокие значения силы тяжести и магнитной аномалии, в то время как более низкие значения параметров указывают на более низкие их значения.

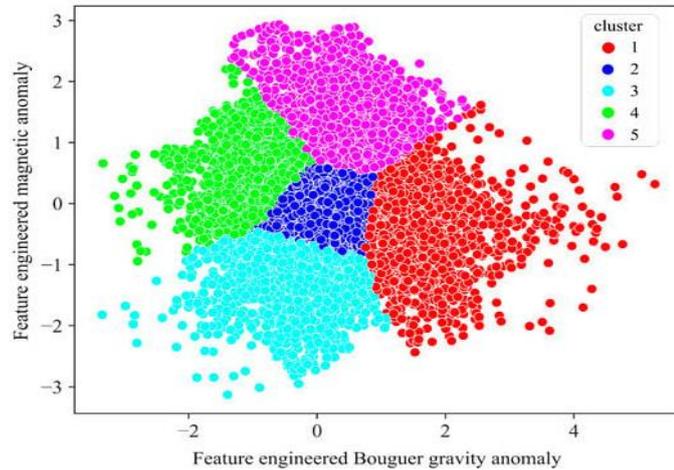


Рис. 8. 2D перекрестный график кластеров гравитационных и магнитных аномалий, полученных с помощью алгоритма кластеризации нечетких С-средних.

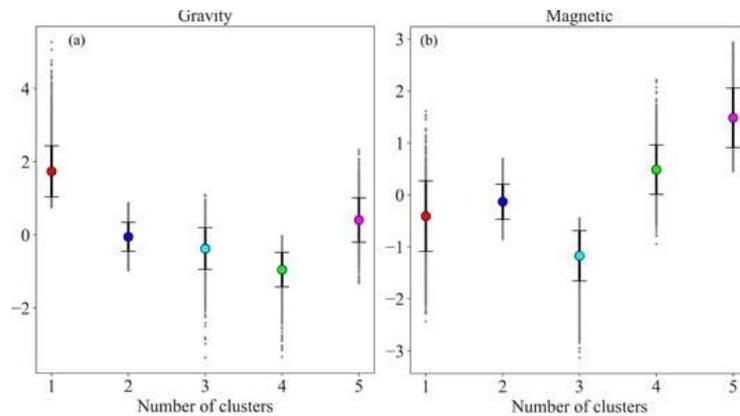


Рис. 9. Результаты статистического анализа каждого кластера: (а) гравитационных аномалий Буге и (b) магнитных аномалий.

(Оси X на обоих графиках представляют количество кластеров в диапазоне от 1 до 5, оси Y - диапазон амплитуд спроектированных значений объектов).

Диапазон амплитуд по оси y, отображаемый на этих графиках, соответствует рассчитанным значениям гравитации Буге и магнитных характеристик, представленным на рисунке 5a, b соответственно. Каждый кластер представлен сплошным кругом разных цветов, указывающим среднее значение этого кластера. Интервал сплошной черной линии по обе стороны от среднего значения обозначает стандартное отклонение значений кластера. Пунктирные серые линии представляют минимальные и максимальные значения кластеров.

В таблице 1 показаны гравитационные и магнитные характеристики каждого кластера на основе статистического сравнения (рис. 9). Очевидно, что все кластеры обладают

различными характеристиками аномальности. Кластер 1 демонстрирует самые высокие гравитационные и промежуточные магнитные характеристики (рис. 9 и табл. 1). И наоборот, кластер 5 демонстрирует самые высокие магнитные характеристики и промежуточные гравихарактеристики (рис. 9 и табл. 1). Кластер 4 отображает самую низкую гравитацию и более высокие магнитные отклики, в то время как кластер 3 характеризуется самыми низкими магнитными характеристиками и промежуточными гравитационными. Кластер 2 представляет промежуточные гравитационные и магнитные характеристики. Кроме того, сигнатура кластера 2 перекрывается с гравитационными атрибутами кластера 3 и магнитными атрибутами кластера 1 (рис. 9 и табл. 1).

Табл. 1.

Анализ кластеризации FCM на основе данных о наземной гравитации Буге и аэромагнитных данных.

Cluster	Gravity Attributes	Magnetic Attributes	Geological Association
Cluster 1	Highest	Intermediate	Metabasic and phyllite rocks
Cluster 2	Intermediate	Intermediate	Granite gneiss, phyllite, acid-tuff, quartz-mica schist with interbedded phyllite (QMSIP), and mica schist rocks
Cluster 3	Intermediate	Lowest	Granite gneiss, phyllite, and QMSIP rocks
Cluster 4	Lowest	Higher	Chlorite phyllite/sericite muscovite schist (CP/SMS), granite gneiss, and mica schist rocks
Cluster 5	Intermediate	Highest	Phyllite, mica schist, and QMSIP rocks

Чтобы присвоить геологические атрибуты пяти кластерным зонам, полученным в результате анализа кластеризации FCM, наложили ранее существовавшие сведения о геологии поверхности (рис. 1) на кластерную карту (рис. 10). Кластер 1 отображается в двух разных местах на карте кластера. Первое местоположение находится в центре кластерной карты, отображает тенденцию с востока на запад и демонстрирует сильную корреляцию с метабазитовыми породами формации Далма (рис. 10 и табл. 1). Второе местоположение имеет почти круглую форму и находится в юго-западной части карты. Она показывает сильную корреляцию как с метабазитовыми породами формации Далма, так и с филлитовыми породами формации Чандил.

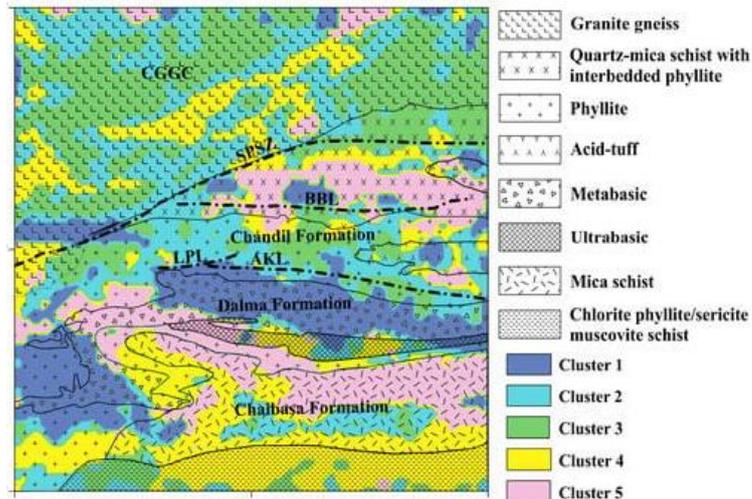


Рис. 10. Карта кластеров, полученная алгоритмом FCM на геологической карте исследуемого района.

Среди всех пяти кластеров кластер 2, который характеризуется промежуточными гравитационными и магнитными сигнатурами (табл. 1), не соответствует ни одному уникальному геологическому образованию и неравномерно распространяется по исследуемой территории в виде пятен (рис. 10). В северной части кластера 2 обнаружен над гранитно-гнейсовыми породами CGGC, филлитом и кислотно-туфовыми породами формации Чандил. В южной части кластер 2 обнаружен над слюдястыми породами формации Чайбаса и породами QMSIP формации Чандил.

Кластер 3 преимущественно связан с гранитно-гнейсовыми породами региона CGGC (рис. 10 и табл. 1). Однако несколько проявлений кластера 3 появляются над центральной и северной частями формации Чандил, которые связаны с филлитовыми породами и QMSIP. Также наблюдается, что кластер 2 окружен кластером 3 в большинстве районов из-за незначительных различий в их гравитационных характеристиках, что указывает на то, что оба кластера могут представлять похожие типы горных пород, но могут находиться под чехлом и ассоциироваться с разными типами горных пород (рис. 10 и табл. 1). Кластер 4 в основном охватывают самую южную часть формации Чайбаса. Основными типами горных пород в этом регионе являются слюдяные сланцы и породы CP/SMS, которые соответствуют низкой гравитации и промежуточным магнитным откликам, отображаемым кластером 4. Центральная часть CGGC также является заметной областью для кластера 4, и она связана с гранитно-гнейсовыми породами. Подобно кластеру 1, кластер 5 также отображает преобладание над формацией Чандил и формацией Чайбаса. Более конкретно, слюдясто-сланцевые породы формации Чайбаса и породы QMSIP формации Чандил представлены кластером 5, который демонстрирует промежуточную гравитацию и самые высокие магнитные характеристики (рис. 10 и табл. 1).

В таблице 2 представлены условные вероятности единиц конкретного типа породы в каждом кластере, причем строки представляют номер кластера, а столбцы указывают различные типы породы. В кластере 1 метабазитовые породы демонстрируют наибольшую вероятность 0,66. Ультраосновные и филлитовые породы демонстрируют более высокие вероятности 0,23 и 0,22 соответственно. В кластере 2 породы кислого состава, гранито-гнейсов и филлитов ассоциированы с относительно равными вероятностями 0,42, 0,31 и 0,29 соответственно. Аналогичные вероятности обнаружены для филлитов (0,42) и QMSIP (0,23) в кластере 3. Кластер 4 демонстрирует наибольшую вероятность 0,7, соответствующую CP/SMS, и вслед за этим слюдистые, ультраосновные и «кислые» туфовые породы демонстрируют относительно более высокие вероятности 0,36, 0,29 и 0,21 соответственно. Кластер 5 показывает наибольшую вероятность 0,42, связанную со слюдистыми сланцами. QMSIP и ультраосновные породы демонстрируют более высокие вероятности 0,35 и 0,26 соответственно.

Табл. 2.

Вероятность различных типов горных пород в пределах каждого кластера.

		Rock Types							
		Granite Gneiss	Quartz-Mica Schist with Interbedded Phyllite	Phyllite	Acid-Tuff	Metabasic	Ultrabasic	Mica Schist	Chlorite Phyllite/Sericite Muscovite Schist
Clusters	C1	0.05	0.09	0.22	0.18	0.66	0.23	0.03	0
	C2	0.31	0.2	0.29	0.42	0.08	0.17	0.16	0.11
	C3	0.42	0.23	0.15	0.13	0.03	0.06	0.04	0.18
	C4	0.18	0.13	0.18	0.21	0.06	0.29	0.36	0.7
	C5	0.04	0.35	0.16	0.06	0.16	0.26	0.42	0.01

5. Обсуждение.

В масштабе пяти кластеров, полученных с помощью FCM-анализа гравитации и аэромагнитных аномалий, выявляется значительная корреляция с основными геологическими образованиями в исследуемом районе. Поэтому FCM может быть полезным инструментом для первоначального геологического картирования. Чтобы количественно связать геофизические характеристики каждого кластера с уже существующей геологией поверхности, были определены нечеткие оценки принадлежности для каждой точки данных в каждом кластере (рис. 11). Оценка нечеткой принадлежности выше 0,8 считалась надежным показателем для присвоения геологических атрибутов кластерным откликам геофизических данных. Для кластера 1 были найдены нечеткие оценки принадлежности $>0,8$ для метабазитовых пород формации Далма (рис. 11a). Достоверность (нечеткий балл $>0,8$) кластера 2, по-видимому, указывает на менее четкую связь с конкретной геологической формацией (рис. 11b). Высокие показатели нечеткой принадлежности ($>0,8$) кластеров 3 и 4 соответствуют гранитно-гнейсовым породам CGGC (рис. 11c, d). Кроме того, высокие показатели нечеткой принадлежности

(>0,8) кластера 4 связаны со слюдистыми сланцами и породами CP/SMS формации Чайбаса (рис. 11d). Слюдисто-сланцевые породы формации Чайбаса и породы QMSIP формации Чандил демонстрируют значение достоверности (>0,8 нечетких баллов) в кластере 5 (рис. 11e).

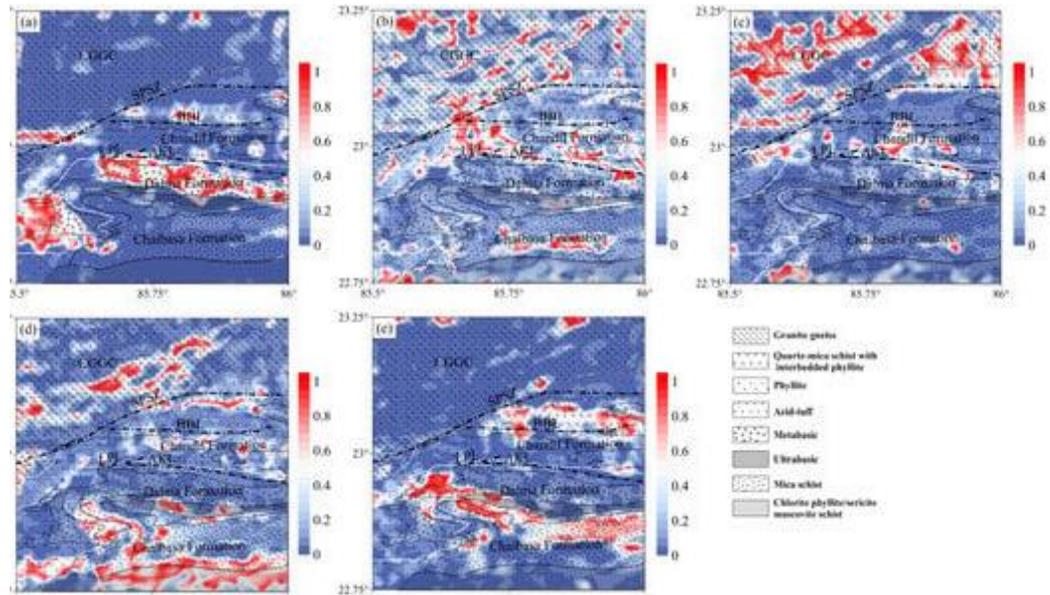


Рис. 11. (а–е) оценки принадлежности кластеров (1-5), сгенерированные алгоритмом FCM.

Кластеризованная карта отражает все основные зоны и геологические образования с высокой степенью нечеткости (>0,8). Однако при сравнении на более детальном уровне наблюдаются некоторые несоответствия. Эти несоответствия объясняются ограничением числа кластеров, которых может быть недостаточно для точного отображения геологии больших или более сложных площадей. Карта с пятью кластерами представляет собой объективную интеграцию гравитационных и магнитных наборов данных для разной глубины источников. Магнитные аномалии фиксируют исходные тела до глубины Кюри, в то время как гравитационные аномалии отражают аномальные контрасты плотности со всех глубин вплоть до поверхности. Таким образом, интегрированная кластерная карта содержит информацию различной глубины, что затрудняет установление прямой корреляции между результатами кластеризации и существовавшей геологией поверхности исследуемого района.

Статистический анализ также показывает, что несколько кластеров демонстрируют перекрывающиеся сигнатуры, предполагая, что эти кластеры состоят из похожих типов пород. Например, кластеры 2 и 3 отображают идентичные гравитационные атрибуты, но отличаются магнитными характеристиками (рис. 9). Аналогично, кластеры 1 и 2 демонстрируют промежуточные магнитные характеристики, указывающие на минимальные различия в типах пород между этими кластерами. Однако они значительно отличаются по гравитации, причем кластер 1 имеет более высокий средний вертикальный

градиент, чем кластер 2. Эта разница в гравитации помогает отображать типы пород под осадочным покровом (рис. 9). Кроме того, все пять кластеров представляют ультраосновные породы формации Далма и «кислые» туфовые породы формации Чандил, что предполагает возможность их объединения с другими типами горных пород (рис. 10). Результаты показывают, что недостаточно полагаться исключительно на гравитационные и магнитные аномалии при анализе кластеризации всех типов горных пород, присутствующих в исследуемой области. Отсутствие элементных или минералогических данных затрудняет идентификацию фаций горных пород на основе исключительно гравитационных и магнитных откликов. Интеграция геохимических и дополнительных геофизических наборов данных может увеличить количество кластеров и предоставить более подробную информацию на геологической карте. Кроме того, включение петрофизической информации в анализ способствовало бы проверке геологических атрибутов, выведенных из алгоритма кластеризации FCM, с использованием геофизических наборов данных.

6. Выводы

Ключевые выводы этого исследования можно резюмировать следующим образом:

- Анализ кластеризации FCM выявил пять кластеров с различными геофизическими сигнатурами, каждый из которых соответствует определенному типу пород. Кластеры, связанные с самыми высокими гравитационными реакциями, обнаружены в метабазитовых породах формаций Далма, в то время как кластеры с самыми высокими магнитными сигнатурами были связаны со слюдястыми породами формаций Чайбаса. Кластеры, демонстрирующие наименьшие гравитационные и магнитные характеристики, наблюдались над гранитно-гнейсовыми породами комплекса Чотанагпур.
- Нечеткие оценки принадлежности большинства точек данных в каждом кластере превышают 0,8, что указывает на сильную взаимосвязь между геофизическими атрибутами и существующими литологическими единицами.
- Результаты анализа кластеризации FCM продемонстрировали сильную пространственную корреляцию с существующей геологической картой. Однако в более детальном геологическом масштабе были обнаружены некоторые несоответствия между ответами кластеров и известными наземными геологическими единицами. Эти несоответствия могут быть отнесены к ограниченному числу кластеров, используемых в анализе FCM. Следовательно, интеграция другой соответствующей геофизической информации с наборами данных о гравитации и магнитном поле может помочь увеличить количество кластеров и устранить эти несоответствия. В целом, анализ кластеризации FCM

предоставил ценную информацию о литологической дифференциации в исследуемом районе и продемонстрировал потенциал интеграции геофизических данных для геологического картирования.

ПОИСКОВОЕ ЗНАЧЕНИЕ ГЕОХИМИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ХЛОРИТА
В КАЧЕСТВЕ ИНДИКАТОРОВ УРАНОВОГО ОРУДЕНЕНИЯ В ВТС
(*p-он Сяншань, Южный Китай*) [6]

1. Введение.

Минеральная группа хлорита $(\text{Mg}, \text{Fe}^{2+}, \text{Fe}^{3+}, \text{Mn}, \text{Al})_{12}[(\text{Si}, \text{Al})_8\text{O}_{20}] (\text{OH})_{16}$ включает наиболее распространенные в природе филлосиликаты и может образовываться в ходе осадочных, метаморфических и магма-гидротермальных процессов; для простоты это в дальнейшем именуется минералом. В большинстве магма-гидротермальных систем хлорит тесно связан с образованием некоторых месторождений, таких как связанные с порфиром месторождения Cu-Au, вулканогенные массивные сульфидные (VMS) месторождения Zn-Pb, орогенные месторождения Au, скарновые Fe-Cu месторождения и гидротермальные U (Th) месторождения. Хлорит обычно демонстрирует широкий диапазон вариаций кристаллохимического и химического составов, зависящих от основного состава породы и физико-химических условий формирования. Например, обнаружены хорошие линейные зависимости между температурами и концентрациями Fe, Mg, Al^{iv} в хлорите. Также обнаружено, что химический состав хлорита коррелирует с летучестью серы и кислорода во время кристаллизации хлорита. Поэтому хлорит широко используется в качестве эффективного геотермометра для расчета температуры образования руд и в качестве векторного минерала для отслеживания эволюции флюидов. Было предложено в общей сложности четыре подхода к геотермометрии хлорита, включая структурный, эмпирический, термодинамический и полуэмпирический, из которых эмпирические и полуэмпирические методы в основном использовались при исследованиях рудных месторождений. Пространственное изменение микроэлементов в хлорите используется для определения гидротермального центра или скрытых рудных тел месторождений, связанных с порфиром и скарнами. Поскольку хлорит также широко встречается в большинстве гидротермальных месторождений урана, исследования химических изменений хлорита в этих месторождениях может дать новое представление об эволюции рудных флюидов и о направлении ГРР.

Урановорудный район Сяншань, расположен в северо-восточной части металлогенического пояса Гань-Ханг (GHMB). Он является крупнейшим урановорудным районом типа ВТС в Китае с доказанными запасами в 26 тыс т. Хлорит и иллит выявлены как во вмещающих породах так и в рудных телах. Вариации состава широко распространенного хлорита потенциально могут служить векторным минералом, отражающим природу и эволюцию рудообразующих флюидов и указывающим на скрытую U минерализацию.

Основываясь на полевых геологических исследованиях и подробных микроскопических наблюдениях, были выполнены анализы EPMA и LA-ICP-MS для различных типов хлорита из двух месторождений (Цзоудзиашань и Юньцзи), с целью использования полученных результатов по химическому составу и происхождению хлоритов в качестве поисковых признаков при ГРП на скрытый уран.

2. Геологические условия.

Металлогенический (или вулканический) пояс Гань-Ханг является наиболее важным поясом урановых руд, связанным с вулканитами, в котором находятся ряд месторождений с тоннажем >3 тыс т. Тектонически GHMB локализован в юго-западной части гигантской коллизионной зоны Цзян-Шао, пространственно разделяющей блоки Янцзы и Катайсия (рис. 1а). Стратиграфия GHMB в основном включает докембрийские метаморфические породы, мезозойские вулканические образования/гранитоиды и меловые осадки. С юго-запада на северо-восток три крупных рудных района, то есть Сяншань, Шэньюань и Дачжоу, присутствуют в пределах трех вулканических бассейнов GHMB, контролируемых разломами (рис. 1b).

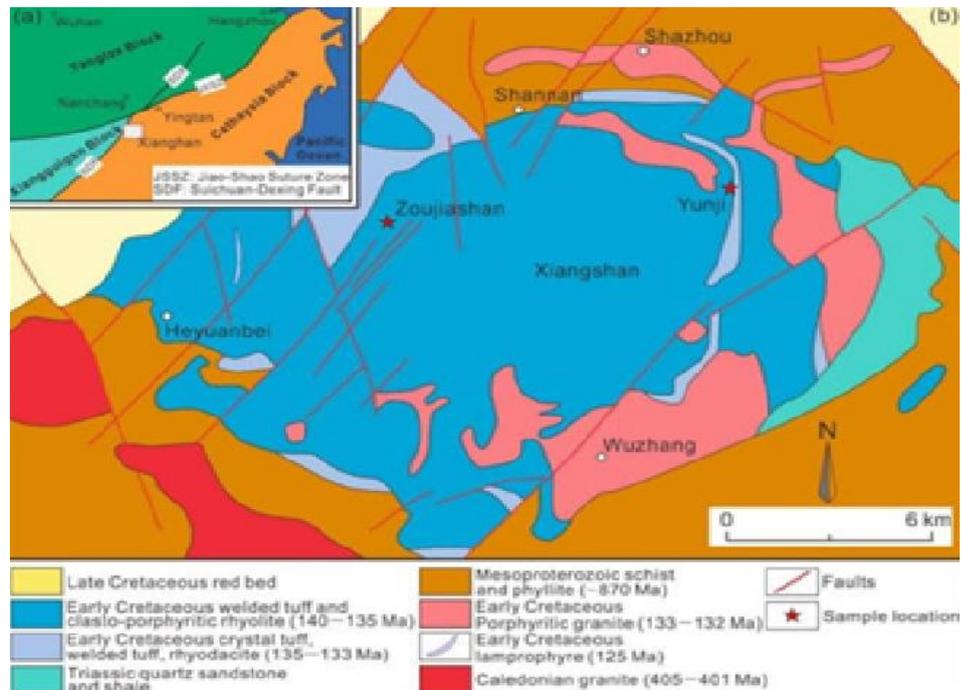


Рис. 1. (а) местоположение района Сяншань в Южном Китае; (b) геологическая схема района Сяншань.

Большинство выявленных месторождений урана на региональном уровне контролируются разломами СВ простирания. Выделены два этапа уранового оруденения: ранняя рудная стадия (щелочная метасоматическая минерализация) и основная рудная стадия (кислотная метасоматическая минерализация). Урановое оруденение ранней рудной стадии характеризуется преимущественно альбит-гематит-хлоритовыми ассоциациями,

тогда как основная рудная стадия характеризуется обилием урановой смолки, флюорита и иллита.

U-Th месторождение Цзоудзиашань расположено в кальдере западный Сяншань. Запасы руды - более 10 тыс т. (рис. 2а). От поверхности вниз пласты этого месторождения в основном состоят из порфировой лавы, риодацита и игнимбрита, а также мезопротерозойского кварцевого сланца. Метаморфические породы в основном распространены на глубинах <1000 м. Основные минералы неизменных вулканических пород имеют промежуточно-кислый состав и в основном включают плагиоклаз, К-полевой шпат, кварц и биотит. Урановые рудные в основном залегают в риодацитово-порфировой лаве, незначительная доля рудных тел залегают в пирокластических породах. Рудные тела обычно встречаются в виде линз или жил длиной 50-150 м, шириной 20-100 м и толщиной 1-3 м. Содержание урана в рудах обычно колеблется от 0,1 до 0,5%, в среднем 0,3%. Наиболее важные минералы включают: торийсодержащую урановую смолку, браннерит и коффинит, а также незначительные количества - торит, пирит, галенит и молибденит. К породным минералам относятся иллит, флюорит, кальцит и глинистые минералы (рис. 3).

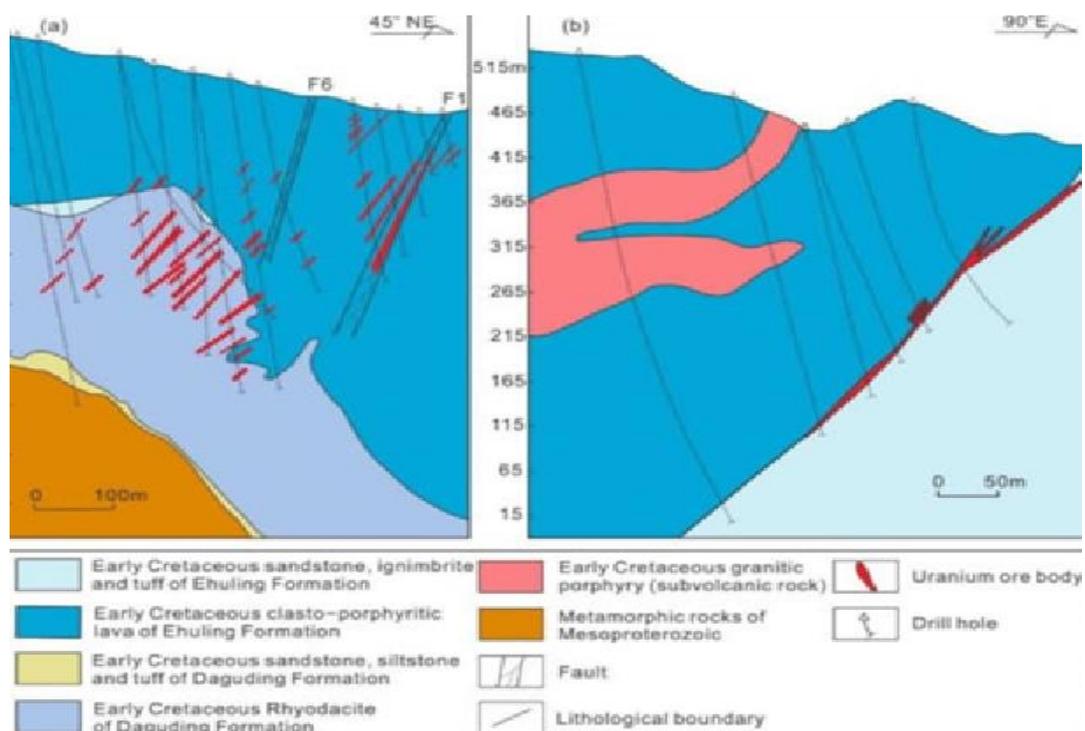


Рис. 2. Разрезы месторождений Цзоудзиашань (а) и Юньци (б).

Minerals	Pre-ore stage	Syn-ore stage		Post-ore stage
		Early ore stage	Main ore stage	
Illite	—	—	—	-----
Albite	—	—	—	-----
Chlorite	Chl1	Chl2	Chl3	-----
Carbonate	—	—	—	-----
Quartz	—	—	—	-----
Apatite	—	—	—	-----
Hematite	—	—	—	-----
Fluorite	—	—	—	-----
Pyrite	—	—	—	-----
Galena	—	—	—	-----
Sphalerite	—	—	—	-----
Chalcopyrite	—	—	—	-----
Molybdenite	—	—	—	-----
Arsenopyrite	—	—	—	-----
Brannerite	—	—	—	-----
Coffinite	—	—	—	-----
Thorite	—	—	—	-----
Uranothorite	—	—	—	-----
Pitchblende	—	—	—	-----
Xenotime	—	—	—	-----

Рис. 3. Парагенетическая последовательность измененных и рудных минералов на м-нии Сяншань.

Месторождение Юньци расположено в северной части кальдеры Сяншань и содержит >1 тыс т руды со средним содержанием 0,1% (рис. 2b). На месторождении Юньци преобладает щелочное метасоматическое урановое оруденение. Обнаженными пластами месторождения являются порфировая лава, туфовый песчаник и игнимбрит. Гранитпорфир встречается в виде даек, внедряясь в порфировую лаву. Рудные тела контролируются дугообразным разломом СЗ направления, и в основном распределены вдоль подчиненных разломов. Основные рудные тела имеют форму крупных жил длиной 45 м и мощностью 2 м. Некоторые небольшие рудные тела имеют линзовидную форму с ограниченной длиной и толщиной. Рудные тела на двух этих месторождениях имеют разную морфологию и размеры. Минералогия месторождения Юньци также отличается от минералогии месторождения Цзоудзишань. Широко распространены альбит и гематит (типичные измененные минералы щелочной метасоматической урановой минерализации) Основные урановые минералы включают браннерит, фазы U-Ti и коффинит, наряду с незначительными галенитом и сфалеритом. К породным минералам относятся альбит, гематит, кальцит, хлорит и апатит (рис. 3).

3. Парагенезис изменений хлорита.

Хлоритизация - наиболее широко представленный вид изменений в Сяншане. На м-нии Юньци были идентифицированы два типа хлоритов на основе их пространственного распределения, морфологии и парагенеза - Chl1-Y и Chl2. Chl1-Y частично или полностью отличается от магматического и тесно связан с предрудными изменениями. Изменение Chl1-Y происходит повсеместно как в проксимальной, так и в дистальной частях рудного тела и обычно может простираться на десятки метров. Сопутствующими предрудными минералами являются альбит и кальцит. Chl2 преимущественно встречается в виде рассеянных агрегатов или прожилок в центре рудных тел и генетически связан со щелочной

метасоматической U минерализацией. Обычно наблюдалось сосуществование Chl2 с U-минералами (рис. 4е, ф). Минеральный комплекс изменения для стадии Chl2 состоит из хлорита, кальцита, апатита и гематита (рис. 3 и рис. 4е,ф).

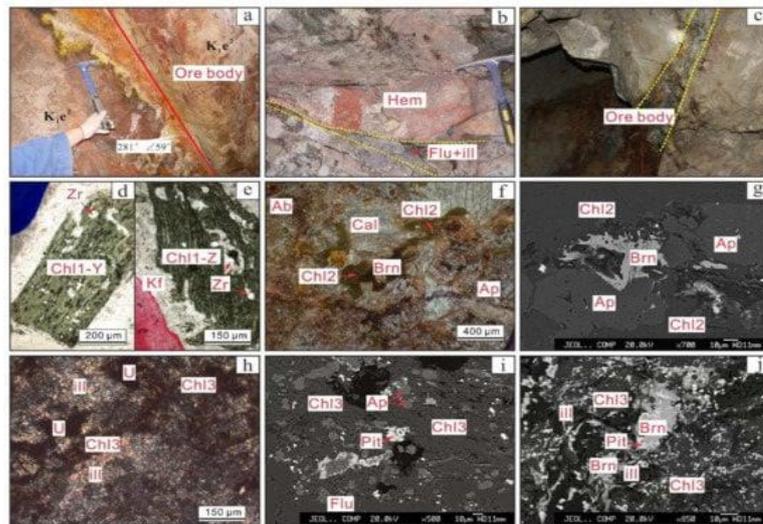


Рис. 4. Фотографии и микрофотографии изменений хлорита (Chl1, Chl2 и Chl3).

(a) Щелочно-метасоматическое урановое оруденение (ранняя рудная стадия) на м-нии Юньцзи, красная линия - трещина; (b) щелочно-метасоматическое урановое оруденение (ранняя рудная стадия) с флюорит-иллитным изменением (основная рудная стадия) на м-нии Цзоудзишань, желтая линия – граница двух типов изменений; (c) типичное урановородное тело на м-нии Юньцзи. Месторождение Цзоудзишань; (d, e) биотит заменен на хлорит (Chl1-Y и Chl1-Z) в слабо измененной породе; (f, g) жильный Chl2 сростается с браннеритом или уранинитом в щелочных рудах метасоматического типа (м-ние Юньцзи), сопровождается отложением апатита и альбита; (h-j) рассеянный Chl3 тесно связан с урановыми минералами, иллитом и флюоритом (м-ние Цзоудзишань).

Аналогичным образом, на м-нии Цзоудзишань были обнаружены два типа хлорита - Chl1-Z и Chl3. Предрудный Chl1-Z также широко представлен во вмещающих породах и может распространяться на сотни метров. Chl1-Z имеет сходные характеристики с предрудным Chl-Y из месторождения Юньцзи по морфологии и генезису. Аналогичным образом, Chl1-Z также образуется в результате частичной или полной трансформации магматического биотита на предрудной стадии (рис. 4d). Chl3 в Цзоудзишань интенсивно модифицирован или полностью отсутствует из-за более поздних кислотных метасоматических изменений (рис. 4б). В отличие от Chl2, Chl3 связан с кислой метасоматической U-Th минерализацией. Рассеянная урановая смолка, флюорит и иллит обычно сростаются с Chl3 (Рис. 4g, h).

4. Методы отбора проб и анализа.

Были отобран двадцать один образец руды и вмещающих пород из керна буровых скважин и подземных горных выработок в районе добычи на м-ниях Цзоудзишань и Юньцзи. Для хлоритсодержащих или флюоритсодержащих образцов было подготовлено более 50 полированных тонких срезов для электронной визуализации с обратным рассеянием, элементного анализа in situ EPMA и LA-ICP-MS.

Анализ основных элементов для хлорита был проведен с помощью электронного микронзонда JXA-8100 в Пекинском научно-исследовательском институте геологии урана (BRIUG, CNNC). Условия включали повышенное напряжение 20 кВ, ток пучка 1×10^{-8} А, диаметр пучка 1 мкм и предел обнаружения 0,01%. Было установлено время отсчета от десяти до тридцати секунд для разных пиков, а предел обнаружения составлял 0,002%. Измеренные элементы включали Si, Mg, Fe, Al, Na, K, Ca. Используемые стандарты включают каэрсутит для K, Fe и Mg, роговую обманку для Si и Ca, топаз для Al. Химическая формула хлорита рассчитана на основе 14 атомов кислорода на единицу формулы (a.p.f.u).

Определение микроэлементов LA-ICP-MS для хлорита было выполнено в Центре рудных месторождений и разведки Технологического университета Хэфэй, Китай. Лазерная абляция была выполнена с использованием Agilent 7900 ICP-MS, соединенного с эксимерным лазером Teledyne Cetac Technologies Analite HE 193 нм ArF. Условия анализа включали диаметр пятна 30 мкм, частоту следования импульсов 10 Гц и плотность энергии 4 Дж/см². Образцы и эталоны удаляли в течение 40 с после измерения газовой пробы в течение ~20 с. В качестве внешних стандартов использовались стандарты NIST 610, NIST 612 и BCR 2G. В качестве внутреннего стандарта для хлорита использовался алюминий. В общей сложности для хлорита Сяншань было проанализировано 50 химических элементов, включая Si, Al, Mg, Fe, Mn, K, Ca, Na, Sc, Ti, V, Cr, Co, Ni, Cu, Zn, Ga, As, Rb, Sr, Y, Zr, Nb, Mo, Cd, Sn, Sb, Ba, La, Ce, Pr, Nd, Sm, Eu, Gd, Tb, Dy, Ho, Er, Tm, Yb, Lu, Hf, Ta, W, Bi, Pb, Th и U. Сокращение данных было выполнено с использованием собственного программного обеспечения ICPMSDataCal. Аналитические неопределенности составляли <10% для большинства анализов микроэлементов.

5. Результаты.

5.1. Основные элементы и классификация хлорита.

Хлорит обычно содержит минеральные включения (например, минералы урана) и первичные минеральные фазы (например, циркон, апатит). В спектрах с временным разрешением LA-ICP-MS большинство сигналов элементов для хлорита плоские, что свидетельствует о том, что микроэлементы в основном присутствуют в кристаллической решетке. Кроме того, чтобы в дальнейшем избежать загрязнения другими филлосиликатными минералами, были отброшены анализы хлорита с содержанием более $w(\text{Na}_2\text{O}+\text{K}_2\text{O}+\text{CaO}) > 0,5\%$. Соответственно, в общей сложности 92 точечных анализа EPMA и 57 точечных анализов LA-ICP-MS были подтверждены и отобраны для обсуждения.

В целом, содержание хлорита из Цзоудзиашань и Юньци составляет от 85,25% до 93,12%. Они показывают довольно широкий диапазон содержаний SiO_2 и Al_2O_3 , в диапазоне от 23,73% до 30,48%, и 15,43% до 22,01%, соответственно. Содержание MgO и FeO в различных типах хлоритов сильно различается, вероятно, из-за основных замен: $\text{Mg}^{2+} \leftrightarrow \text{Fe}^{2+}$. Chl1 и Chl3 имеют относительно высокое содержание FeO в среднем 36,77% и 40,96% соответственно, но относительно низкое содержание MgO в среднем 5,15% и 4,47% соответственно. Напротив, Chl2 имеет относительно низкое содержание FeO в среднем 26,81%, но более высокое содержание MgO в среднем 12,73%. Результаты EPMA по CaO , K_2O и Na_2O для всех различных типов хлоритов одинаково низкие.

Были пересчитаны данные EPMA по хлориту на основе 14 атомов кислорода на единицу формулы (a.p.f.u.). На тройной диаграмме $\text{Al} + \square - \text{Mg} - \text{Fe}$ (рис. 5b) почти все данные нанесены в области Fe-хлорит. Si против диаграмма классификации Fe (a.p.f.u) (рис. 5a) показывает, что большая часть Chl1-Y и Chl-Z в основном нанесена в области брусвигита/вблизи нее, тогда как Chl2 в основном приходится на пикнохлорит и брусвигит. Chl3 демонстрирует значительные вариации состава и в основном рассеян по доменам от брусвигита до дафнита.

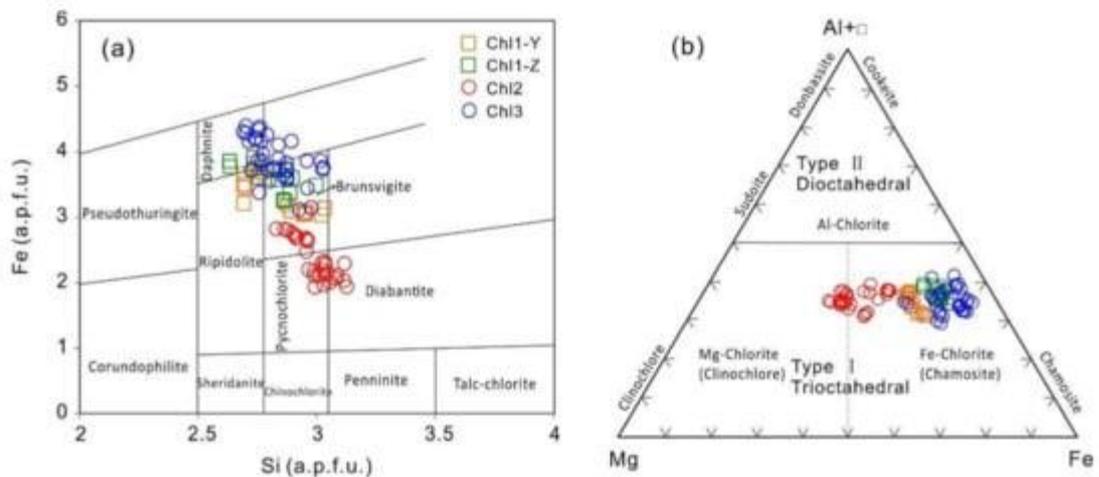


Рис. 5. Диаграммы классификации хлорита на м-ниях Цзоцзяшань и Юньци.

5.2. Микроэлементы в хлорите.

Данные о микроэлементах LA-ICP-MS для различных типов хлоритов проиллюстрированы на рисунке 6. Содержание Fe, Mg, Si и Al, измеренное с помощью LA-ICP-MS, согласуется с данными EPMA. Содержание некоторых микроэлементов в этих хлоритах (например, Mn, Ti, Zn, V, Cr, Ni, Sc, Co, Ga, Sr, Ce, U и Pb) значительно превышает пределы обнаружения (рис. 7). Однако содержание других микроэлементов (например, Be, Cu, Ba, Zr, Nb, Mo, Ag, Sn, Sb, Cs, Ta, Tl, Bi) почти ниже пределов обнаружения. Таким образом, эти элементы не будут включены в последующее обсуждение.

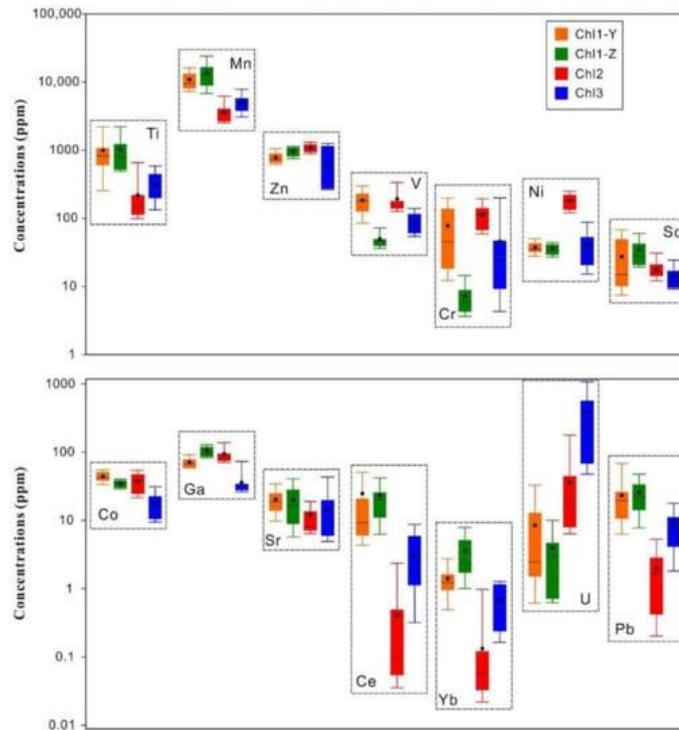


Рис. 6. Таблица микроэлементов в хлорите на м-ниях Цзоцзяшань и Юньци.

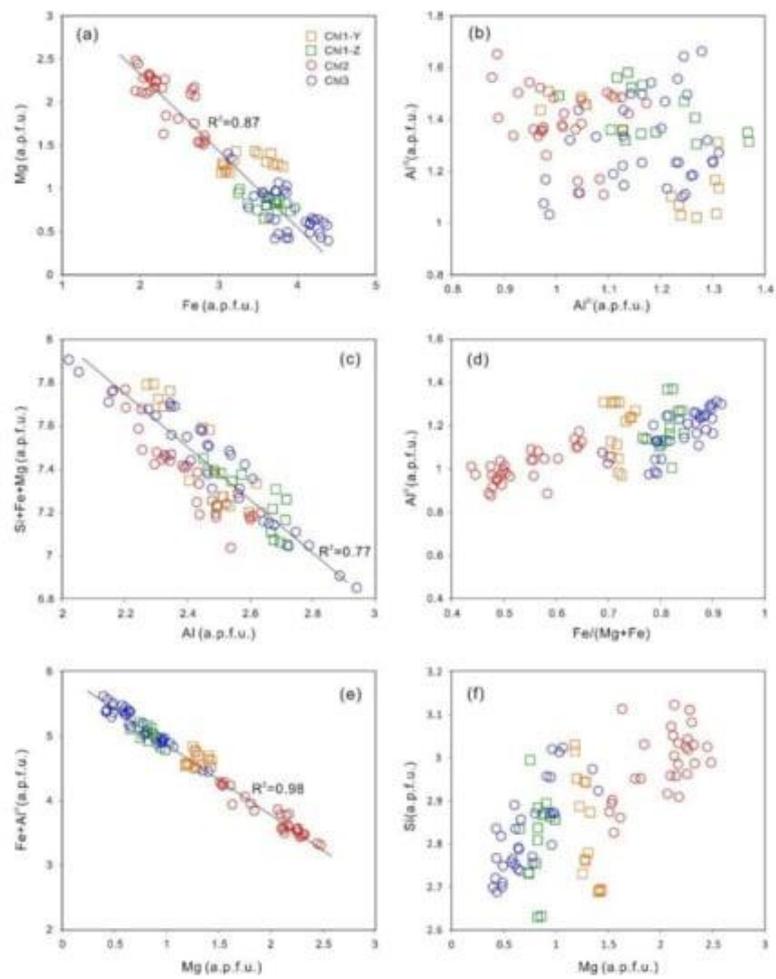


Рис. 7. Бинарные диаграммы хлорита на м-ниях Цзоцзяшань и Юньци.
(на основе 14 атомов кислорода, а.п.ф.у.е.) (а) Fe по сравнению с Mg; (б) Al^{VI} по сравнению Al^{IV}; (с) Al против Si + Fe + Mg;
(д) Fe / (Mg + Fe) по сравнению с Al^{IV}; (е) Mg по сравнению Fe + Al; (ф) Mg в сравнении с Si.

Марганец является наиболее распространенным микроэлементом во всех анализах хлорита и обычно составляет от 2000 до 15 000 ppm. Chl1, Chl2 и Chl3 содержат аналогичные высокие содержания Sr (6-37 ppm, 6-44 ppm и 5-39 ppm). В целом, предрудный Chl1-Y имеет сходный с Chl1-Z состав микроэлементов, за исключением более высоких значений V (130-279 ppm) и Cr (15,5–186 ppm). По сравнению с дорудным хлоритом (Chl1-Z и Chl1-Y), жильноподобный/рассеянный хлорит (Chl2 и Chl3), связанный с урановой минерализацией, демонстрирует заметно выраженные тенденции изменения содержания микроэлементов, такие как значительно меньшее содержание Ti, Mn, Sc, Rb, REEs и Pb, но значительно большее U и Th (рис. 6). По сравнению с Chl2, который образовался на ранней стадии рудообразования, Chl3 слегка обогащен Ti (140-550 ppm), Mn (3981-6200 ppm, REEs (1,3–21 ppm), U (51-901 ppm) и Pb (1,7–135 ppm), но обеднен Zn (280-1176 ppm), V (63-131 ppm), Cr (5-188 ppm), Ni (16-82 промилле), Sc (9-27 промилле), Co (10-49 промилле) и Ga (30-68 промилле).

6. Обсуждение.

6.1. Механизм замещения элементов в хлорите.

Минералы группы хлорита представляют собой водные филлосиликаты с широким диапазоном состава, в которых Si и Al^{IV} обычно занимают тетраэдрическое положение, тогда как Mg, Fe и Al^{VI} занимают октаэдрическое положение. Три иона замена механизмов хлорит были предложены в прошлом, т. е., (1) $Fe^{2+} \Leftrightarrow Mg^{2+}$, (2) Tschermak Al^{IV} и Al^{VI} \Leftrightarrow Si (Mg²⁺, Fe²⁺), и (3) ди-триоктаэдрическим $3(Mg^{2+}, Fe^{2+}) \Leftrightarrow \square + 2Al^{VI}$. Механизм замещения в основном зависит от давления, температуры, химического состава вмещающей породы и физико-химических условий гидротермальной среды.

Как показано на рисунке 7а, Fe (a.p.f.u) имеет хорошую отрицательную корреляцию с Mg (a.p.f.u) ($R^2 = 0,87$), что позволяет предположить, что замещение между Mg²⁺ Fe²⁺ является преобладающим для ионного замещения в октаэдрическом положении. Для всех типов хлоритов значения Al^{VI} для хлорита Сяншань варьируются от 1,031 до 1,664, а значения Al^{IV} варьируются от 0,876 до 1,312. В целом значения Al^{VI} выше, чем Al^{IV} в четырех типах хлоритов. На диаграмме Al^{VI} (рис. 7b) Al^{IV} не имеет корреляции с Al^{VI}, предполагая, что дитриоктаэдрическое замещение ($3(Mg^{2+}, Fe^{2+}) \Leftrightarrow \square + 2Al^{VI}$), вероятно, не так важно. Содержание Al_{Общее} показывает хорошую отрицательную корреляцию ($R^2 = 0,77$) со значением (Si + Fe²⁺ + Mg²⁺) (рис. 7c), что указывает на преобладание замещения Tschermak в хлорите Сяншань. На диаграмме Mg-(Fe + Al^{VI}) (рис. 7e) все четыре типа хлоритов демонстрируют абсолютно отрицательную корреляцию ($R^2 = 0,98$), предполагая,

что Fe и Al^{VI} преимущественно замещают Mg в октаэдрическом положении. Кроме того, существует умеренная корреляция между Al^{IV} и Fe/(Fe + Mg) в хлорите из двух месторождений (Рис. 7d), показывающий, что соотношение Fe/(Fe+Mg) оказывает существенное влияние на расчетные температуры образования хлорита.

6.2. Геотермометрия хлорита.

Многочисленные исследования доказали, что температуры образования хлорита можно оценить с использованием химического состава. До настоящего времени было предложено несколько геотермометров с эмпирическими формулами, которые успешно использовались в различных геологических средах.

Было обнаружено, что существует качественная взаимосвязь между политипом хлорита и температурой его образования. Была изучена взаимосвязь между составом и температурой хлорита в геотермальных системах Лос-Азуфрес и Солтон-Си в Мексике и предложен хлоритный геотермометр, основанный на положительной корреляции между Al^{IV} в хлорите и температурой пласта. Формула подходит для насыщенного Al хлорита. Дополнительно модифицировали термометр, предположив, что исходная формула термометра применима к хлориту с n(Fe)/n(Fe+Mg) < 0,6, который образовался при температуре 150~325°C в геотермальной системе. Результаты рентгенографии использовали для расчета температуры, при которой образовался хлорит.

Соотношение Fe/(Fe+Mg) и Al^{IV} демонстрирует хорошую положительную корреляцию (рис. 7d), а большинство соотношений Fe/(Fe+Mg) в хлоритах Цзоудзиашань и Юньци выше 0,6. Таким образом, вклад Fe и Mg в термометр хлорита нельзя игнорировать. Содержание Al₂O₃ в четырех типах хлоритов обычно варьируется от 16% до 21% (среднее значение = 19,05%), а богатые Al минералы отсутствуют в рудах, что указывает на то, что хлорит в Сяншане является ненасыщенным Al. Поэтому для оценки температур образования хлорита использовалась эмпирическая формула (рис. 8), а формула расчета такова: $t(^{\circ}\text{C}) = [14,379 - (d_{001}/0,1 \text{ нм})]/0,001$. Значение $d_{001}/0,1 \text{ нм}$ было получено по формулам в виде $d_{001}/0,1 \text{ нм} = 14,339 - 0,115 n(\text{Al}^{\text{IV}}) - 0,0201 n(\text{Fe}^{2+})$ (структурная формула хлорита в этой формуле рассчитана на основе 14 атомов кислорода). Основываясь на этих эмпирических формулах, синтетическая диаграмма дала широкий диапазон температур 179 ~ 277°C. Расчетные температуры прерудного Chl1-Y (214 ~ 264°C, среднее = 242°C) из Юньци согласуются с температурами Chl1-Z (225 ~ 275°C, среднее = 249°C). Напротив, расчетные результаты Chl2 (179 ~ 231°C, среднее значение = 203°C), относящиеся к щелочной метасоматической U-минерализации, однозначно ниже, чем результаты Chl3 из Цзоудзиашаня, который образовался при кислой метасоматической U-минерализации (22 ~

278°C, среднее значение = 253°C). Между тем, результаты для Chl3 также аналогичны температурам гомогенизации кварца и флюорита на месторождения Цзоудзиашань с включением флюидов (FI) (180-320°C), тогда как результаты для Chl2 согласуются с температурами гомогенизации кальцита, который является ровесником урановых минералов (120-210°C). Поэтому предположили, что эти расчетные температуры могут представлять температуру кристаллизации хлорита как на месторождении Цзоудзиашань, так и на месторождении Юньци, поскольку образование Chl2 и Chl3 связано с гидротермальными флюидами низкой промежуточной температуры. Большие колебания температур кристаллизации хлорита, вероятно, обусловлены многоступенчатой гидротермальной активностью.

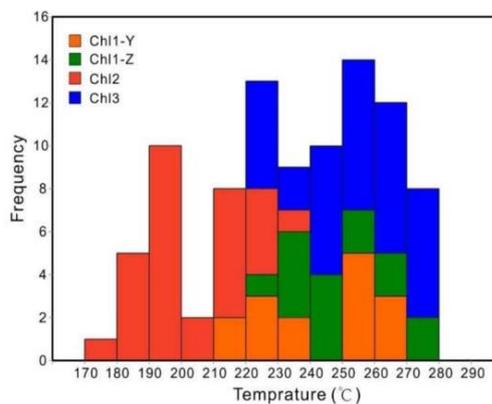


Рис. 8. Гистограмма диапазона пластовых температур для хлорита м-ний Цзоудзиашань и Юньци.

6.3. Механизм образования хлорита.

Как обсуждалось выше, изменения вмещающих пород широко распространено на м-ниях Цзоудзиашань и Юньци, особенно хлоризация и иллитизация. Благодаря полевым и микроскопическим наблюдениям хлорит в основном подразделяется на три типа, т.е. (1) хлорит замещающего типа (Chl1-Z и Chl1-Y), который частично или полностью заменил биотит; (2) хлорит рассеянного типа, который (почти) ровесник урановых минералов; (3) хлорит жильного типа в урановых рудах. Хлорит замещающего типа (Chl1-Z и Chl1-Y) образуется на прерудной стадии и обычно имеет мало или вообще не имеет прямых связей с урановой минерализацией, тогда как два других типа тесно связаны с урановой минерализацией.

Сообщалось о различных механизмах кристаллизации хлорита, таких как механизм твердофазного превращения (SST), механизм растворения-кристаллизации (DC-механизм) и прямое осаждение хлорита из пересыщенных растворов. В данном случае измененный биотит (Chl1-Z и Chl1-Y) в основном сохранил первоначальную морфологию и структуру (рис. 4d). Таким образом, механизм образования хлорита замещающего типа однозначно является механизмом растворения-перекристаллизации (DC-механизм). В ходе дорудных

изменений гидротермальный флюид вступал в контакт с вмещающей породой, мигрировал вдоль микротрещин во вмещающей породе или минералах и далее превращал биотит в хлорит. Из гидротермальных флюидов почти не образуются Mg и Fe. Другим важным механизмом, приводящим к образованию жильного и рассеянного хлорита в Сяншане, является растворение-миграция-осаждение. В отличие от случая с предрудным хлоритом, поскольку он образуется по механизму растворения–осаждения, гидротермальные флюиды, богатые ураном, могут растворять породообразующие минералы (например, биотит, полевошпат), которые непосредственно осаждаются в виде новообразованного хлорита после миграции на определенное расстояние. Этот тип хлорита (Chl2 и Chl3) тесно связан с урановой минерализацией и сосуществует с пиритом, иллитом и альбитом, хотя они могут образовываться на разных стадиях рудообразования. Таким образом, большое количество Fe, Mg и других важных микроэлементов в рассеянном или жильном хлорите может быть внесено из внешних флюидов.

6.4. Химическое сравнение четырех типов хлорита.

Хлорит может образовываться во многих гидротермальных средах и, следовательно, обладает различным химическим составом. Эти изменения состава хлорита в значительной степени вызваны различными условиями формирования (например, температурой–давлением (P–T) и окислительно-восстановительным состоянием), а также составами флюидов и протолитов. Следовательно, химические изменения хлорита, образующегося на разных стадиях рудообразования, могут отражать эволюцию состава рудных флюидов.

Chl1-Y и Chl1-Z имеют схожее содержание микроэлементов, таких как Ti, Mn, Ce, Ga, Ni, Zn и U, что указывает на то, что они образовались на одной стадии в Юньцзи и Цзоцзяшане, соответственно. Это дополнительно предполагает, что предрудные гидротермальные флюиды, образующие Chl1-Y и Chl1-Z, характеризуются сходным составом. Как показано на рисунке 6, образцы хлорита замещающего типа (Chl1-Y и Chl1-Z) характеризуются относительно высокими концентрациями Ti, Mn, Rb, некоторых совместимых элементов (например, V, Sc, Co) и редкоземельных элементов, что позволяет предположить, что на этот тип хлорита в основном повлияли протолит и состав первичных минералов, а не внешние флюиды.

Как упоминалось выше, среди четырех типов хлоритов хлориты рассеянного и жильного типа, то есть Chl2 и Chl3, в большей степени связаны с урановой минерализацией (рис. 4f–j). Однако Chl3, образовавшийся на поздней стадии рудообразования, имеет более высокие соотношения FeO и Fe/(Fe+Mg), тогда как Chl2 имеет более высокое содержание MgO. Считается, что содержание FeO и MgO в хлорите контролируется первичным биотитом. Поскольку комплекс, вмещающий все типы хлоритов из Юньцзи и

Цзоуджиашаня, представляет собой кисло-порфировую лаву, первичные минералы или протолит, возможно, не являются основными факторами, ответственными за несоответствие содержания FeO и MgO между Chl2 и Chl3. Кроме того, Chl2 и Chl3 обычно сосуществуют с минералами урана, пиритом и другими новообразованными гидротермальными минералами, что указывает на то, что рассеянный или жильноподобный хлорит, скорее всего, был непосредственно выделен из рудоносных гидротермальных флюидов. Таким образом, разумным объяснением является то, что условия формирования (например, температура, давление) и состав флюидов приводят к химическим изменениям Chl2 и Chl3. Большая разница расчетных температур пласта для Chl2 и Chl3 подтвердила эту гипотезу. Кроме того, разная природа рудных флюидов, которые приводят к двум эпизодам урановой минерализации, может, следовательно, влиять на вариации состава новообразованного гидротермального хлорита. Таким образом, микроэлементный состав Chl2 и Chl3 указывает на большое различие. Гидротермальный флюид, образующий Chl3, обогащен U, Th, REEs, Mn и Ti, тогда как Chl2, связанный со щелочными метасоматическими изменениями, более богат Zn, Cr, Ni, Ga и Co (рис. 6).

В заключение следует отметить, что температуры пласта и химический состав флюидов, вероятно, являются доминирующим фактором расхождения в составе между Chl2 и Chl3, которое относится к двум эпизодам урановой минерализации. Однако для хлорита замещающего типа (Chl1-Z и Chl1-Y) дифференциальный состав, возможно, контролировался протолитом и первичными минералами (например, биотитом) соответственно.

6.5. Значимость характеристики хлорита для поисков.

На двух месторождениях урана в Сяншане определили хлорит рассеянного и жильного типа внутри или вблизи рудных тел, а также хлорит замещающего типа в дистальных измененных вмещающих породах (рис. 4). Образцы вблизи рудного тела, как правило, характеризуются интенсивной хлоризацией, в то время как отдаленные образцы демонстрируют слабую хлоризацию. Таким образом, хлорит рассеянного и жильного типа, присутствующий вблизи уранового оруденения, может быть использован в качестве эффективного ориентира при поисках скрытых урановых рудных тел. Для большинства месторождений урана в Сяншане щелочная метасоматическая U-минерализация (ранняя рудная стадия) широко распространена в глубинных зонах, тогда как кислая метасоматическая U-минерализация обычно встречается в приповерхностных, хотя часто наблюдается, что изменения ранней руды покрывают зону изменений основной (рис. 4б). Таким образом, присутствие Chl3 является эффективным индикатором наиболее оруденелой (с высоким содержанием U) минерализованной зоны в Сяншане. Напротив,

Chl2 является векторным минералом, который, вероятно, указывает слабую минерализацию U и относительно низкую перспективу присутствия урана на глубине.

Таким образом, эти тенденции могут быть использованы для отслеживания гидротермальных очагов и скрытых рудных тел на глубине. Однако большинство проанализированных элементов Chl1, Chl2 и Chl3 из Сяншаня не демонстрируют такой непрерывной тенденции от предрудной стадии к пострудной. Вероятно, это связано с тем, что два эпизода уранового оруденения в Сяншане были получены из разных источников и имеют значительные различия в возрасте рудообразования (120-105 млн лет и 100-80 млн лет соответственно). Тем не менее, по сравнению с широко распространенным хлоритом замещающего типа (Chl1), жильный или рассеянный хлорит вблизи рудного тела имеет относительно высокое содержание U, но низкое содержание Mn, Ti, REEs и Pb, которые могут быть использованы в качестве признаков скрытых урановых рудных тел. Более того, Chl3 в наиболее оруденелых минерализованных телах (основная рудная стадия) обычно имеют более высокую концентрацию U и соотношение Fe/(Fe+Mg). Таким образом, соотношение Fe/(Fe + Mg), содержание FeO, MgO и U в хлорите можно рассматривать как эффективные геохимические показатели при поисках уранового оруденения. Тем не менее, более надежные химические показатели должны быть дополнительно изучены путем получения большего количества данных в будущем.

7. Выводы

(1) В Сяншане выявлены четыре типа хлоритов - Chl1-Y, Chl1-Z, Chl2 и Chl3. Как Chl1-Y из Юньцзи, так и Chl1-Z из Цзоудзиашаня являются хлоритом замещающего типа, который отличается от биотита и образуется на предрудной стадии. Предрудный хлорит широко распространен в дистальных измененных вмещающих породах. Chl2 и Chl3 встречаются в виде жил/рассеянности и тесно связаны с ранней и основной U-минерализацией U-минерализацией соответственно.

(2) Расчетные температуры образования Chl2 на месторождении Юньцзи и Chl3 на месторождении Цзоцзяшань варьируются от 179°C до 231°C и от 221°C до 278°C соответственно, что аналогично однородным температурам флюидных включений в кальците ранней рудной стадии на месторождении Юньцзи и флюорите основной рудной стадии на месторождении Цзоцзяшань.

(3) Два важных механизма образования ответственны за кристаллизацию хлорита в Сяншане - механизм растворения-кристаллизации для предрудных Chl1-Y и Chl1-Z и механизм растворения-миграции-осаждения для Chl2 и Chl3.

(4) Разница в составе между Chl2 и Chl3 в основном определяется температурами пласта и составом/природой флюидов. Дифференциальный состав хлорита замещающего типа (т.е. Chl1-Z и Chl1-Y), возможно, контролировался протолитом и первичными минералами (например, биотитом, роговой обманкой).

(5) В Сяншане наличие жиловидного/рассеянного хлорита с высокой концентрацией U и соотношением $Fe/(Fe+Mg)$, но низким содержанием Mn, Ti и Pb является ближайшим показателем минерализованной зоны с высоким содержанием U. Напротив, наличие Chl2 является векторным минералом, указывающим на слабую минерализацию U и ее отсутствие на глубине.

ДДЗ ASTER ПРИ ПОИСКАХ МЕДНО-ПОРФИРОВЫХ М-НИЙ
(Гондванский орогенный пояс) [7]

1. Введение

Одним из важнейших геологических условий образования медно-порфировых руд является внедрение базальтовой магмы. Базальтовая магма состоит из средне-основных и кислых пород с небольшим количеством обломочных и вулканических пород. Из-за своего особого тектонического положения базальтовая магма часто взаимодействует с другими породами во время внедрения. Когда эти породы одновременно подвергаются вторичному гидротермальному метаморфизму, изменяющему первоначальные минералогические характеристики пород, формируются медно-порфировые месторождения. Применение технологии дистанционного зондирования для извлечения информации о гидротермальных изменениях стало важным инструментом при разведке и открытии медно-порфировых руд, особенно в труднодоступных районах, где использование технологии дистанционного зондирования при поисках руд имеет очевидные преимущества. Геотектонически, большинство медно-порфировых месторождений формируется на окраинах плит или во внутренних орогенных зонах. По этим причинам быстрые и экономичные ДДЗ из нескольких источников, включая мультиспектральные и гиперспектральные изображения, широко используются для обнаружения медно-порфировой минерализации руд во всем мире.

Изображения Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) на борту спутников Terra имеют более высокое спектральное разрешение в коротковолновом инфракрасном диапазоне по сравнению с мультиспектральными данными, такими как Landsat. Они использовались для различения различных оксидов железа, а также минералов изменения Al-OH и Mg-OH, таких как каолинит, монтмориллонит, доломит и желтые калиево-железистые квасцы. Они также доказали свою эффективность в видимом ближнем ИК и коротковолновом ИК-диапазонах для выявления гидротермальных изменений. Данные ASTER стали наиболее часто используемыми ДДЗ для извлечения информации о гидротермальных изменениях на медно-порфировых месторождениях. Однако методы извлечения информации ASTER, такие как традиционный анализ главных компонент (PCA), удаляют корреляцию полос за счет математического уменьшения размерности и выделяют первичную информацию для анализа главных компонент, что не учитывает влияние таких факторов, как влияние эрозионных процессов.

Восточная Тетис-Гималайская тектоническая область является одной из трех самых сложных минерализованных областей в мире. Регион формируется глубинной геодинамикой и магмо-гидротермальными процессами с образованием богатых медно-порфировых руд. Месторождения порфирирового типа, такие как Qulong и Jiama, которые разрабатываются в пределах Гондванского минерализованного пояса, представляют собой объекты мирового класса с запасами в 10-ки млн т.

Традиционные ГРП характеризуются высокими затратами и трудностями в получении информации из-за труднодоступности районов работ. В то же время слабый растительный покров, широкое обнажение массивов коренных горных пород и их обширные гидротермальные изменения хорошо подходят для ДЗ. Применение инфракрасной спектроскопии при изучении геохимии рудосопровождающих гидротермально-метасоматических изменениях на месторождениях Qulong и Jiama, позволило сформулировать ряд поисковых признаков медно-порфирирового оруденения.

В данном исследовании предлагается метод анализа основных компонентов с расширенными спектральными характеристиками (ЕРСА) данных ASTER, для извлечения информации о гидротермальных изменениях, сопровождающих медно-порфирировое оруденение во всем Гондванском металлогеническом поясе.

2. Геология района исследования.

Район исследований расположен на северной окраине Восточно-Тетис-Гималайской тектонической области (рис. 1).

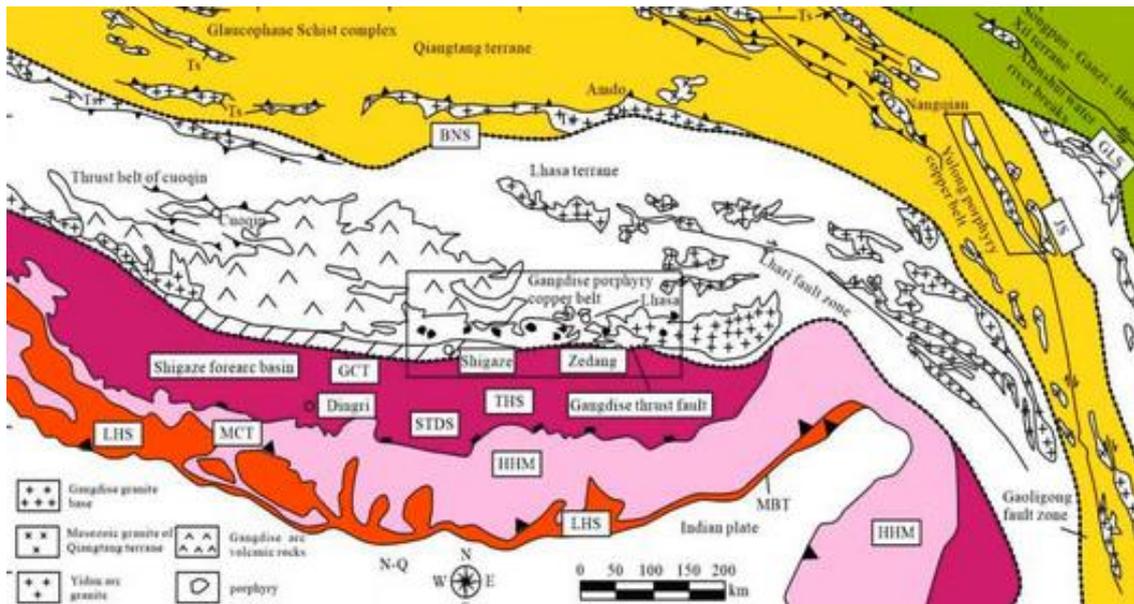


Рис. 1. Схема Гондванского орогенного пояса.

(Ts, третичные осадочные породы; THS, Тетис-Гималайская осадочная толща; ННМ, высокогималайская метаморфическая система; LHS, низкогималайская метаосадочная толща; IYS, шовная зона Инд-Ярлунг Цангпо; BNS, озеро Бенгонг - шовная зона Нуцзян; JS, Цзиньша. Шовная зона реки; АКМС, шовная зона Анимачин-Куньлунь-Музетаг; GLS, шовная зона Ганзи-Литанг; STDS, Южно-Тибетская система диссоциации; MCT, главный центральный ретроградный разлом; MBT, главный пограничный ретроградный разлом; GCT, Gondes центральный ретроградный разлом).

Район был сформирован в процессе морского осадконакопления в позднем триасе – позднем мелу на южной стороне океана Неотетис и крупномасштабного магматизма. Континентальный рифтогенез в раннем мелу (130–135 млн лет), сопровождался быстрым поднятием фундамента, внедрением миоценовых гранит-порфиоров в триас-меловые толщи, многократными фазами интенсивных тектонических движений и формированием порфирового медно-молибденового и силикокластического медно-свинцово-цинкового оруденения.

3. Данные и методы обработки.

Пространственное разрешение и спектральные характеристики датчика ASTER хорошо подходят для извлечения информации о гидротермальных изменениях пород. Он состоит из трех независимых подсистем, охватывающих в общей сложности 14 диапазонов данных в трех каналах: видимом ближнем инфракрасном диапазоне (VNIR), коротковолновом инфракрасном диапазоне (SWIR) и тепловом инфракрасном диапазоне (TIR), с пространственным разрешением 15 м, 30 м, и 90 м для трех каналов соответственно. Основные технические параметры приведены в таблице 1.

В исследовании были использованы 93 изображения исследуемого района в масштабе ASTER 1T, размер каждого изображения 60×60 км, всего 36,51 Гб.

Табл. 1.

Основные технические параметры.				
Remote Sensing Data	Channel	Waveband Number	Spectral Range/ μm	Spatial Resolution/m
ASTER	VNIR	1	0.52–0.60	15
		2	0.63–0.69	
		3N	0.78–0.86	
		3B	0.78–0.86	
	SWIR	4	1.600–1.700	30
		5	2.145–2.185	
		6	2.185–2.225	
		7	2.235–2.285	
		8	2.295–2.365	
9	2.360–2.430			

Спектральные характеристики гидротермальных изменений в основном представляют собой аномалии окрашивания железом и гидроксильные аномалии. Аномалии окрашивания железом отражают наличие гематита, лимонита и желтого оксида калия и железа. Гидроксильная аномалия демонстрирует присутствие в пластах гидроксилсодержащих минералов, таких как каолинит, серицит, и хлорит. Использование данных ASTER в нескольких диапазонах в инфракрасном спектральном диапазоне дополнительно отличает гидроксильные минералы алюминия, такие как каолинит, от гидроксильных минералов магния, таких как хлорит и кальцит. Поскольку спектры минералов могут различаться на разных площадях, чтобы получить более точное представление о спектральном

распределении измененных минералов и для устранения ложных пиковых помех использовались лабораторные спектры оксида железа, минералов гидроксила алюминия и минералов гидроксила магния на основе базы данных Геологической службы США (USGS) (рис. 2).

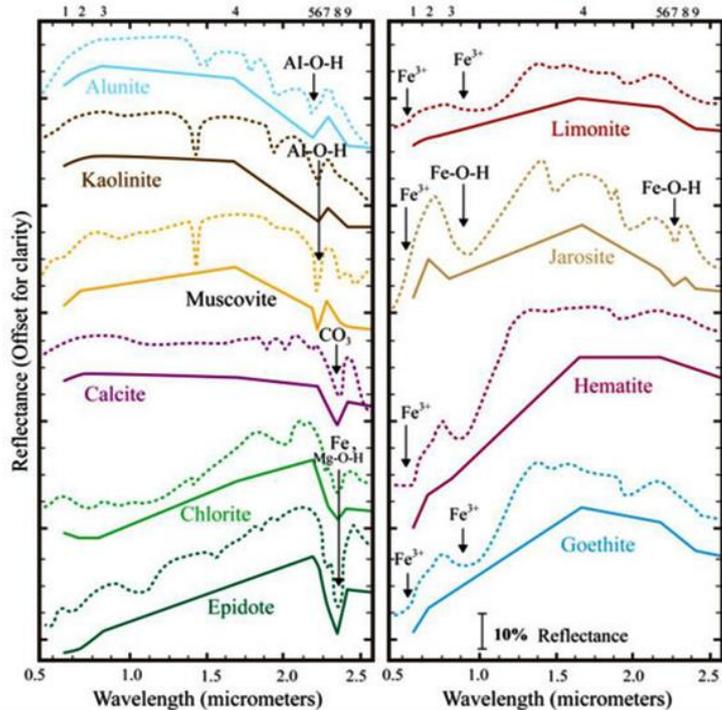


Рис. 2. Лабораторные спектры гидротермальных минералов.

(линии обозначают кривую спектрального изменения минерала или элемента и соответствующую полосу изображения ASTER со стрелкой, указывающей на видимое изменение этого минерала или элемента).

Предварительная обработка изображений состояла из трех частей: радиометрическая калибровка, атмосферная коррекция и повторная выборка, а также извлечение маски фоновых признаков.

Изображения ASTER L1T были передискретизированы и обрезаны для получения данных об отражательной способности, содержащих только видимый и ближний инфракрасный (VNIR) и коротковолновый инфракрасный (SWIR) диапазоны в центральной области, в общей сложности девять раз с разрешением 30 м.

Учитывая, что спектральная информация об облачности, обводненности и растительности, может повлиять на окончательные результаты, они маркируются и исключаются «травлением». Например, поскольку облачные объекты имеют сильную отражательную способность в видимой первой полосе, их можно убрать высокими значениями. Пусть максимальное значение первой видимой полосы будет $V1_{max}$, тогда в качестве порогового интервала берется $[V1_{max}-T1, V1_{max}]$ и удаляются содержащиеся в нем пиксели с помощью маскирования. Для водных объектов использовался общий нормализованный разностный индекс воды (NDWI), а затем устанавливается $T2$ для удаления маски для пикселей с $NDWI > T2$. Для растительности был рассчитан

нормализованный разностный индекс растительности (NDVI), а Т3 был установлен для удаления маски с пикселей с $NDVI > T3$. Пороги T1, T2 и T3 были установлены на 0,1, 0,2 и 0,8 соответственно с учетом области исследования. На рисунке 3 показана методологическая блок-схема предварительной обработки данных ASTER и улучшения спектральных характеристик.

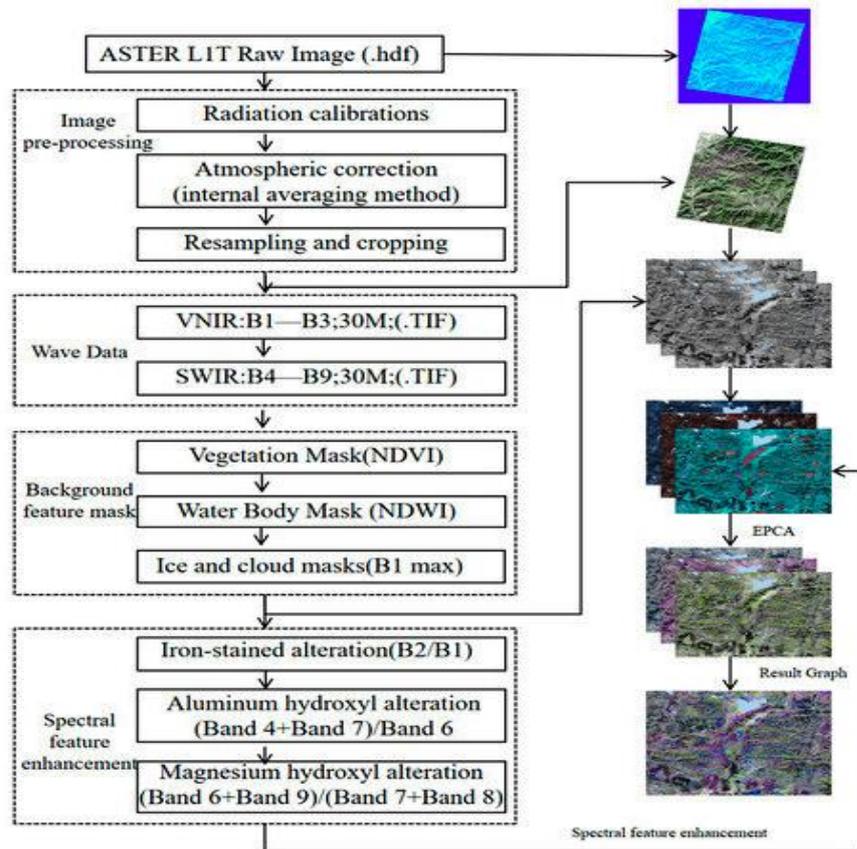


Рис. 3. Методологическая блок-схема предварительной обработки данных ASTER.

Метод анализа основных компонентов для улучшения спектральных характеристик является основным методом извлечения информации о гидротермально-метасоматических изменениях пород. Он анализирует все полосы мультиспектрального изображения в видимой-коротковолновой-инфракрасной области, чтобы создать ряд основных компонентов, затем определяет основные характеристики информации об изменениях на основе спектральных характеристик, создает матрицу собственных векторов и, наконец, используя методы обработки, такие как пороговая сегментация и цветовой синтез, формирует информацию о изменениях.

Предлагается улучшение спектральных характеристик с использованием метода анализа основных компонентов (EPCA) для подавления ложной информации. Всего было отобрано девять полос VNIR и SWIR из ДДЗ ASTER для определения спектрального диапазона процесса повышения отношения на основе характеристических спектров минералов, для определения интервала с наиболее заметным изменением наклона, а также

отражения поглощения на кривой. Соотношение «пика отражения и долины поглощения» используется для усиления спектральных различий различных литологий в качестве основного компонента в сочетании с методом Кроста для комбинации анализа альтерации EPСА, синтеза цвета с соответствующими соотношениями полос.

Из-за большого количества изображений, используемых в исследуемой области, и выбора главных компонент, представляющего собой сложную механическую операцию, следуя основным принципам анализа главных компонент, результаты спектрально усиленных полос с исходными девятью полосами изображений ASTER были использованы как десять переменных для построения матрицы 93×10 (уравнения (1) и (2)) для 93 сцен исследуемой области, которая была преобразована в матрицу 10×10 (уравнения (3) и (4)) путем преобразования главных компонент. Модель EPСА была написана на языке R для автоматического выбора PC1, PC2, PC3 и PC4 для каждой сцены изображения и определения основных источников вклада для анализа основных компонент.

Используя данные изображения ASTER в качестве выборочной информации, здесь p представляет количество каналов изображения, а n представляет количество используемых кадров и наблюдает переменные p X_1, X_2, \dots, X_p , массив информации данных для n отсчетов равен:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} = [X_1, X_2, \dots, X_p], n = 1, 2, 3, \dots, 93; p = 1, 2, 3, \dots, 10 \quad (1)$$

$$X_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni})^T, i = 1, 2, \dots, 10 \quad (2)$$

Анализ главных компонент объединяет p наблюдаемых переменных в p новых переменных (составных переменных). То есть процесс уменьшения размерности анализа главных компонент:

$$F_i = w_{1i}x_1 + w_{2i}x_2 + \dots + w_{pi}x_p, i = 1, 2, \dots, p; p = 1, 2, \dots, 10 \quad (3)$$

Когда F удовлетворяет соответствующим условиям для анализа главных компонент, можно построить матрицу преобразования 10×10 W :

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1p} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{p1} & \dots & \dots & w_{pp} \end{bmatrix}, p = 1, 2, \dots, 10 \quad (4)$$

4. Анализ и результаты.

4.1. Извлечение информации об изменениях.

Окрашивание железом данных ASTER (рис. 2.) показывает слабую долину поглощения в полосе 1 и высокий пик отражения в полосе 2. Спектральные характеристики сначала усиливаются полосой 2/полосой 1, а затем комбинируются с полосами 2, 3 и 4 для анализа основных компонентов, что соответствует требованиям извлечения информации об изменениях, окрашенных железом.

Al-OH-подобные минералы гидротермальных изменений, представленные алунином, каолинитом и монтмориллонитом, соответствовали долинам поглощения, образованным полосой 6 изображений ASTER, и пикам отражения, созданным полосой 4 и полосой 7, выбранными (полоса 4 + полоса 7)/полоса 6 для улучшения спектральных характеристик, а также в сочетании с полосами 4, 6 и 7 для анализа основных компонентов.

Mg-OH-подобные минералы гидротермальных изменений, представленные хлоритом и хризопразом, имеют четкую долину поглощения вблизи полос 7 и 8 данных ASTER, слабый пик отражения на полосе 6, и высокий пик отражения на полосе 9. (Полоса 6 + полоса 9)/(полоса 7 + полоса 8) была рассчитана для улучшения спектральных характеристик. Это было объединено с полосами 7, 8 и 9 для анализа основных компонентов.

Сравнили результаты метода расширенного анализа основных компонентов (ЕРСА) с улучшенными спектральными характеристиками с традиционным методом Кроста при извлечении информации о гидротермальных изменениях. Статистический анализ информации об изменениях в изучаемой области дал 3,48%, 4,12% и 6,89% в изучаемой области, извлеченных с помощью обычного метода Кроста, окрашенных железом изменений (синий), гидроксильных изменений алюминия (желтый) и изменение гидроксила магния (зеленый цвет) соответственно. Напротив, процентное соотношение трех результатов изменений, полученных с помощью экстракции методом ЕРСА на исследуемой территории, составило 8,11%, 6,80% и 8,34% соответственно.

Дальнейшее сравнение выбранных областей исследования (рис. 4) показывает, что результаты изменений, полученные с помощью ЕРСА, значительно лучше, чем результаты традиционного метода Кроста с точки зрения пространственного агрегирования; в то же время результаты изменений значительно улучшаются после спектрального усиления, особенно изменения, окрашенные железом, а три результата изменений, извлеченные с помощью усовершенствованного метода ЕРСА, могут быть пространственно обобщены до определенного паттерна агрегации, который может быть интегрирован с геологическими элементами посредством минерального анализа. Три результата изменений, извлеченные улучшенным методом ЕРСА, могут быть пространственно объединены. Они могут быть

проанализированы с использованием геолого-минералогического анализа и интегрированы с геологическими элементами из нескольких источников.

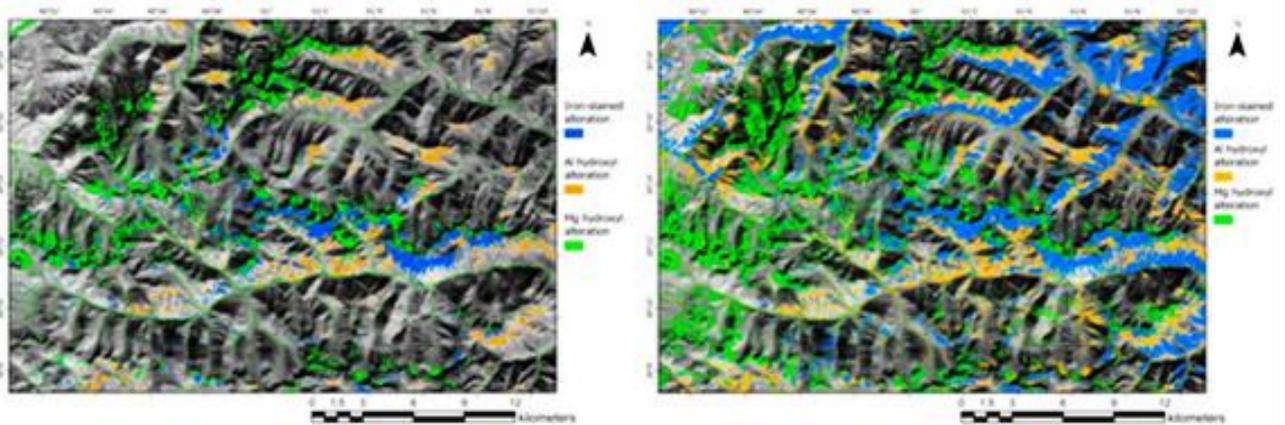


Рис. 4. Сравнение результатов метода Кроста (слева) и метода ERSA (справа).

Результаты, полученные методом ERSA для изменений, окрашенных железом, изменений Al-гидрокси и изменений Mg-гидрокси в исследуемой области, классифицируются по трем уровням интенсивности: уровень 1, уровень 2 и уровень 3, соответственно. На рисунках 5-7 показаны эффекты усиления спектра, рассчитанные для трех полос деформации. Наконец, результаты накладываются на базовую карту изображений дистанционного зондирования ASTER для создания карт изменений.

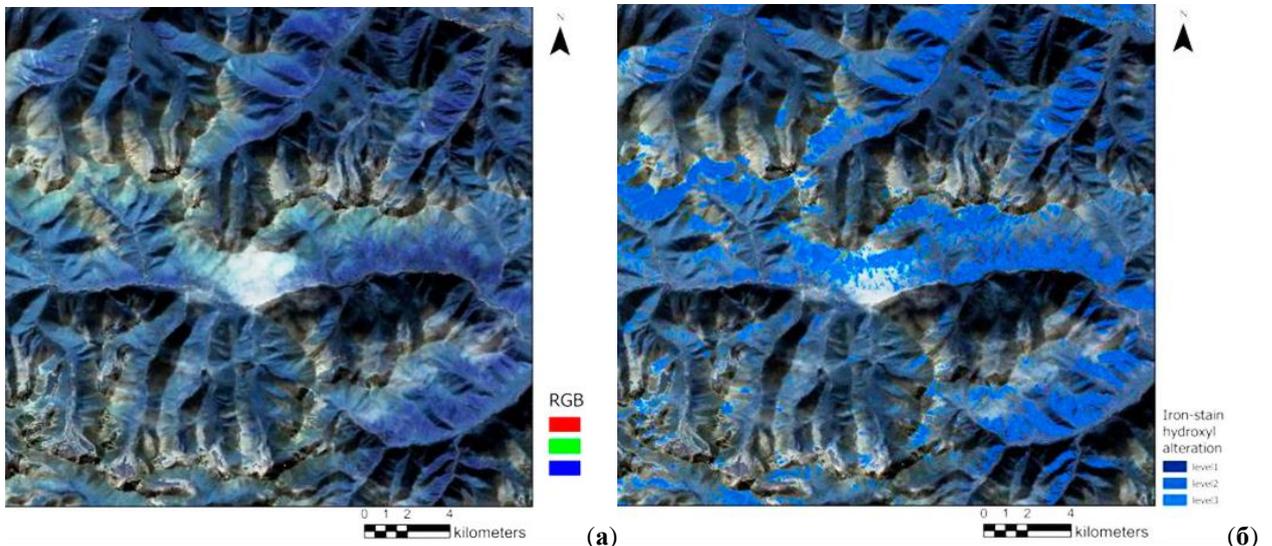


Рис. 5. Спектральные полосы железа (а), в расширенном диапазоне волн (б).

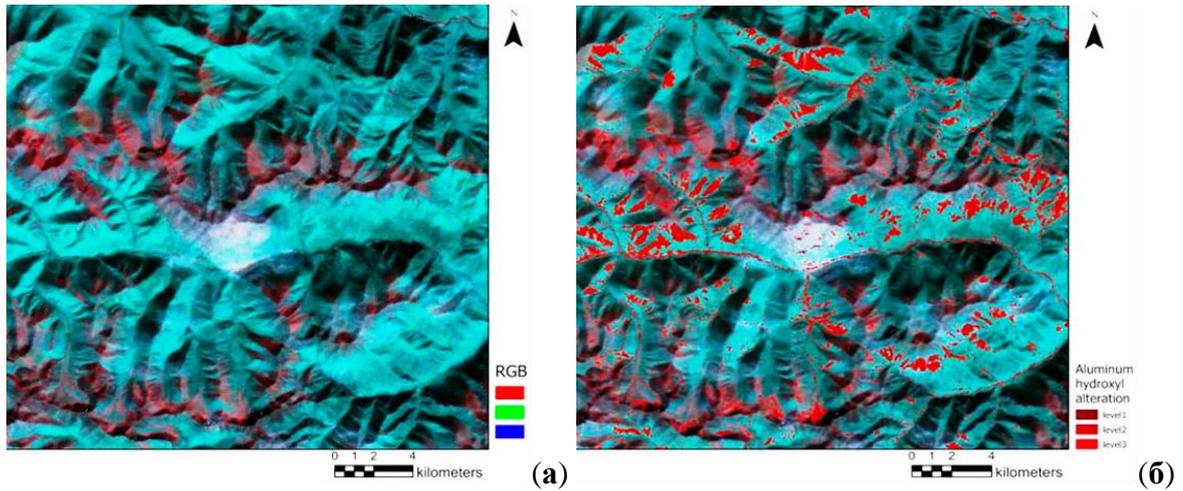


Рис. 6. Спектральные полосы гидроксила алюминия (а), в усиленной полосе (б).

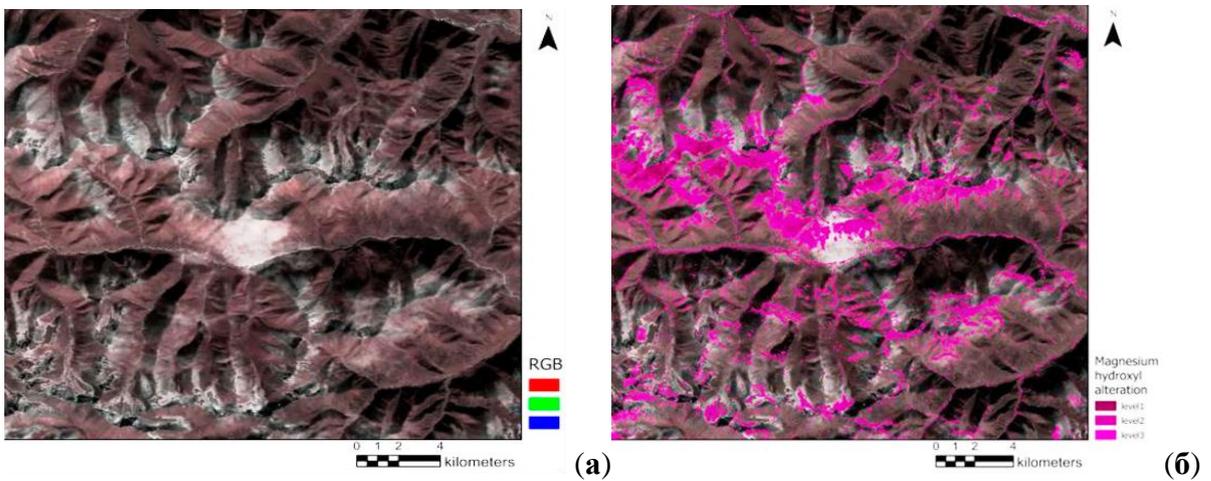


Рис. 7. Спектральные полосы гидроксила магния (а), в усиленной полосе (б).

На рисунках 8-9 показано лучшее соответствие спектров изображения результатам изменений после вычисления полосы, что указывает на то, что усовершенствованный метод ЕРСА улучшает информацию о слабых участках изображения после целевого улучшения диапазонов целевых измененных минералов как наиболее значительного источника в анализе главных компонент, исключая влияние топографии и других факторов.

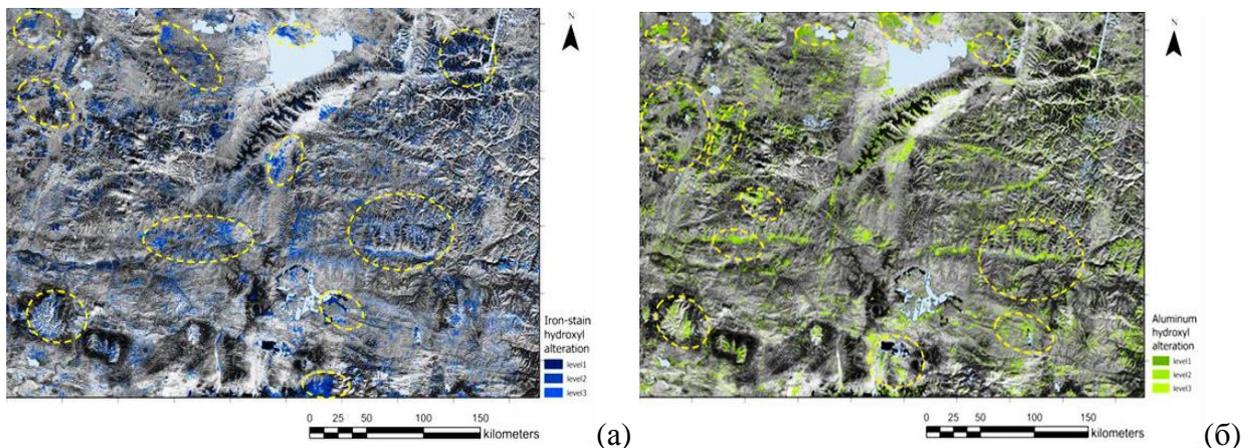


Рис. 8. Карты изменений железа (а) и гидроксила алюминия (б), полученные методом ЕРСА.

(желтые пунктирные овалы - более выраженные изменения).

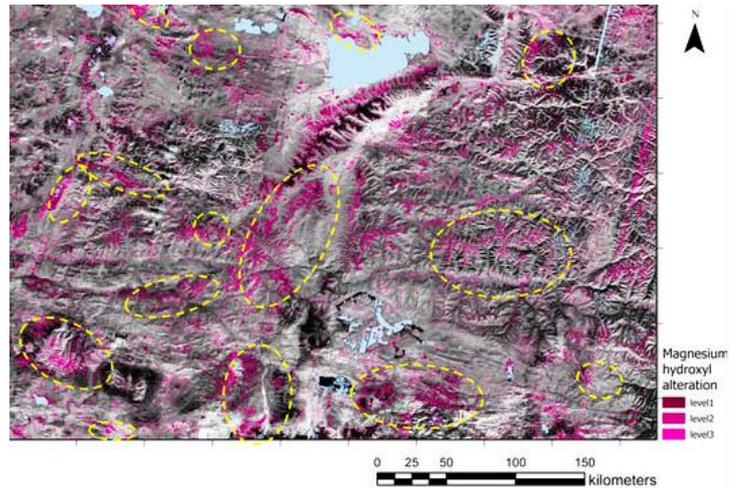


Рис. 9. Карта изменений гидроксила магния, полученная методом ЕРСА.
(желтые пунктирные овалы - более выраженные изменения).

Сочетание особенностей изображения и теории минерализации гидротермальных изменений подтверждает, что изменения в районе исследования широко распространены, в основном, в складчатых и линейно-кольцевых тектонических зонах, что обеспечивает основу для дальнейшего сужения целевой области минерализации. Желтая пунктирная рамка на рисунках указывает на пространственное накопление информации об изменениях, и можно видеть, что три области скопления изменений имеют тенденцию к объединению. Агрегированная информация в этих блоках важна для последующего очерчивания перспективных минерализованных участков.

4.2. Комплексный анализ геологических элементов.

Чтобы лучше визуализировать региональный обзор проявлений гидротермальных изменений, необходимо интегрировать геологическую информацию из нескольких источников, такую как литология, линейная и кольцевая тектоника, геоморфология и др. (рис. 10).



Рис. 10. Информационная карта литолого-тектонических данных и изменений.

На карте известные медно-порфировые проявления пространственно связаны с зонами выявленных изменений. Чтобы понять, насколько это соответствует реальной ситуации, приведенные выше элементы наложены на геологическую карту металлогенического пояса и сопоставлены с системами линеаментов и оруденением. Линеаменты в направлениях ЗЮЗ-ВСВ и ЮЗ-СВ наиболее развиты в районе (рис. 11а). На рисунках 11б и 12а, б представлены три репрезентативных площади медных рудников Chengba, Benglong и Sangri.

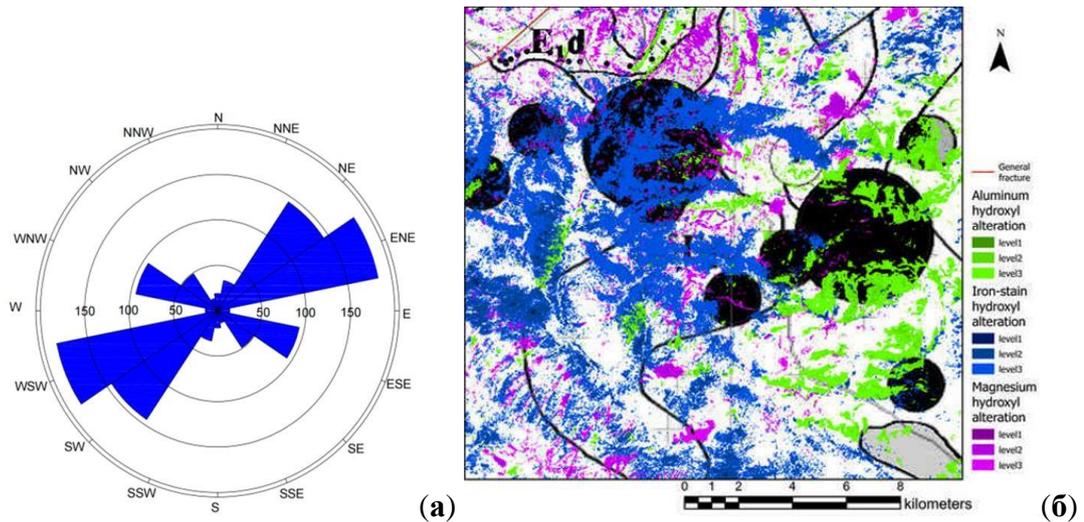


Рис. 11. (а) Роз-диаграмма линеаментов; (б) Медный рудник Чэнба.

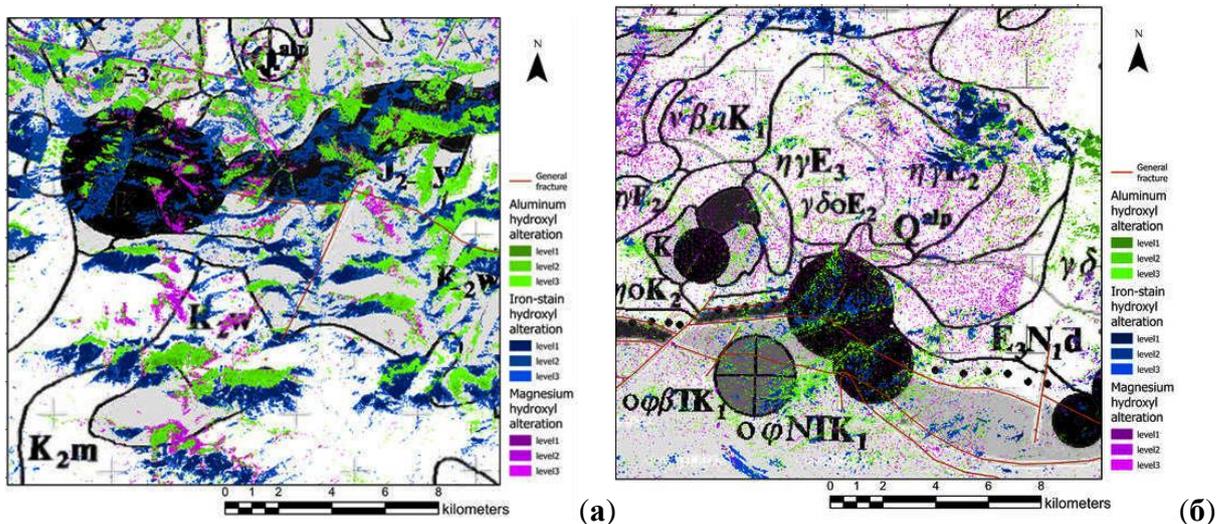


Рис. 12. Медные рудники Банлонг (а) и Сангри (б).

Для оконтуривания металлогенических перспективных площадей на основе выявленных пространственных связей изучаемую территорию разделили на прямоугольные блоки с использованием концепции термограммы. Количественно оценили различные геологические данные и информацию о гидротермально-метасоматических изменениях с ДДЗ посредством визуальной интерпретации по шкале от 0 до 9, всего десять уровней (рис. 13).

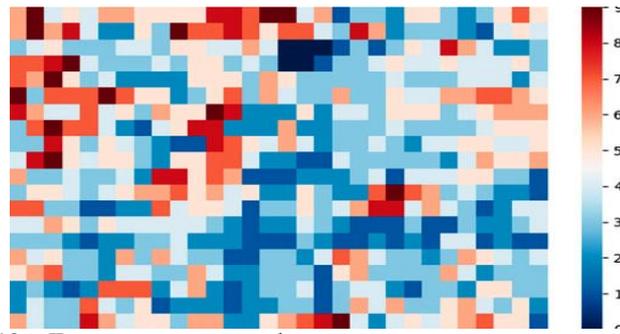


Рис. 13. «Тепловая карта» информации из нескольких источников.

На основе совместного анализа разнотипной геологической информации и ДДЗ определили наиболее перспективные в металлогеническом отношении четыре площади, (рис. 14, 15),

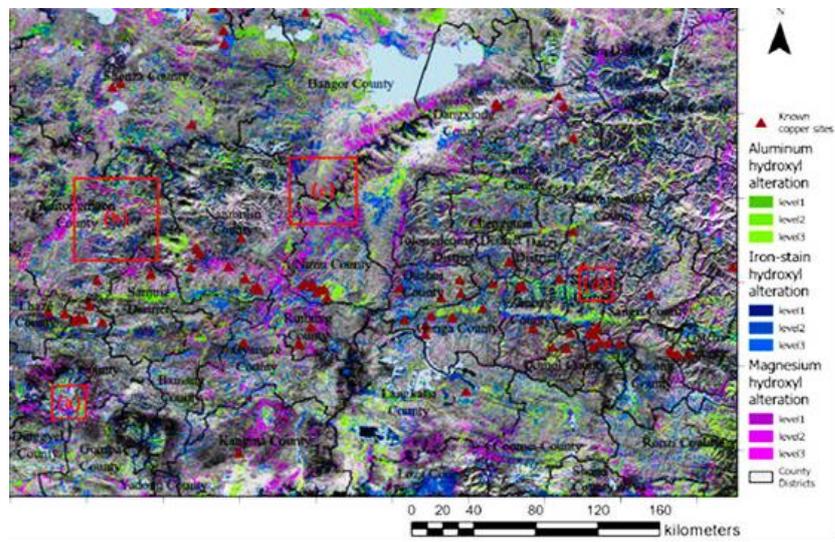


Рис. 14. Информация по изучаемой территории: (а) неопротерозойское порфировое тектоническое окно; (б) зона палеопротерозойских порфиров; (с) зона палеозойских и палеоценовых гранит-порфиров; (д) зона палеозойских порфиров.

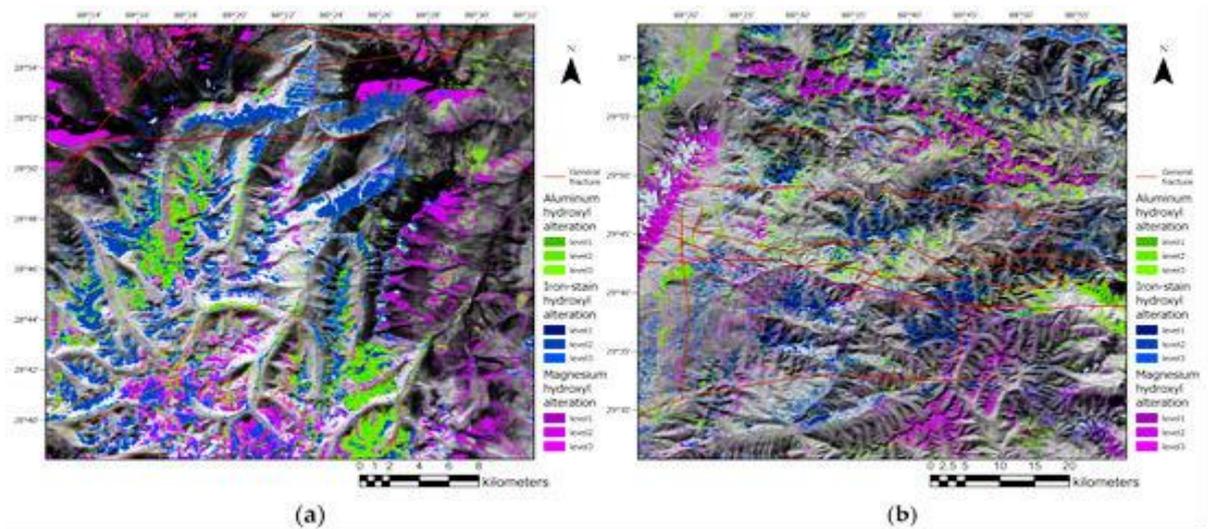


Рис. 15. ДДЗ: (а) неопротерозойское порфировое тектоническое окно; (б) зона палеопротерозойских порфиров;

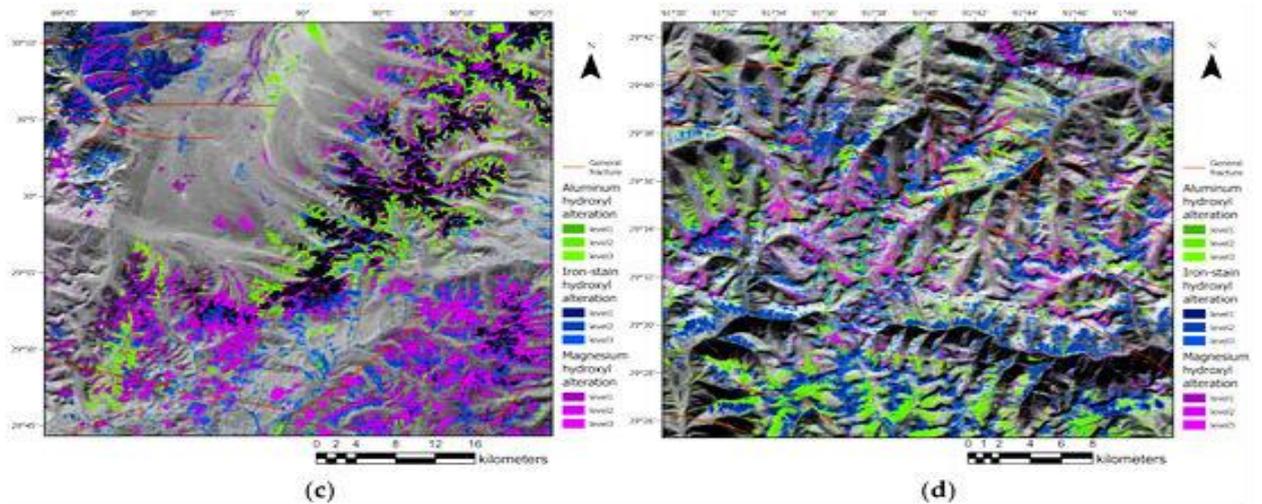


Рис. 15. ДДЗ (с) зона палеозойских и палеоценовых гранит-порфиров; (d) зона палеозойских порфиров.

5. Выводы.

1. В рудоперспективном районе Гондвана в Восточно-Тетис-Гималайском минерагеническом поясе на основе ДДЗ ASTER реализован метод анализа основных компонентов с расширенными спектральными характеристиками (EPСА), для извлечения информации о гидротермально-метасоматических изменениях пород, связанных с медно-порфировым оруденением.

2. Совместный анализ полученных результатов с разнотипными геолого-тектоническими и металлогеническими данными позволяет рассматривать их в качестве региональных прогнозных критериев при выделении рудоперспективных поисковых площадей.

3. Для устранения мешающих факторов предложена модель EPСА для автоматического выбора целевых элементов. Модель «травления» значительно лучше, чем традиционный метод Кроста, с точки зрения пространственного агрегирования. Она необходима при разработке прогнозных критериев на основе ДДЗ.

4. Однако, в ходе исследования также было установлено, что мультиспектральные изображения ASTER все еще нуждаются в улучшении при идентификации гомогенных и гетерогенных минералов, и дальнейшая работа должна оптимизировать степень классификации минералов и повысить надежность результатов, пытаясь уточнить средства идентификация минералов по гиперспектральным изображениям.

5. Кроме того, необходимо увязывать данные о региональных гидротермально-метасоматических изменениях с геофизической и геохимической информацией. Это имеет большое значение для углубленного анализа распределения элементов оруденения, процесса образования месторождений медно-порфирового типа.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ М-НИЙ МАРГАНЦА НА ОСНОВЕ БОЛЬШИХ ГЕОЛОГИЧЕСКИХ ДАННЫХ И ТРАНСФЕРТНОГО ОБУЧЕНИЯ

(район Хуаюань, Китай) [8]

1. Введение

Существующие методы металлогенического прогнозирования можно разделить на методы, основанные на знаниях, и методы, основанные на данных. В частности, метод, основанный на знаниях, включает в себя назначение параметров на основе опыта экспертов и интеграцию многомерной информации, в то время как метод, основанный на данных, проводит количественный анализ на основе корреляции путем создания математических моделей между прогнозируемыми переменными и известными объектами. Из-за особенностей металлогенической информации, состоящей из нескольких источников и нескольких режимов, особенно для трехмерного глубокого металлогенического прогноза, сложная модель данных представляет собой серьезную проблему для прогнозирования. При относительно простой структуре модели традиционные алгоритмы машинного обучения не могут обеспечить необходимую результативность прогнозирования. Таким образом, внедрение глубокого обучения в трехмерный металлогенический прогноз имеет важное значение для интеллектуального прогнозирования, что также является очень значимым исследованием применения интеллектуального алгоритма больших данных в геологических исследованиях.

Наиболее широко используемые алгоритмы глубокого обучения в области прогнозирования в основном включают сверточные нейронные сети (CNN), рекуррентные нейронные сети (RNN), автоматическое кодирование стека (автоматическое кодирование с шумоподавлением и многоуровневый разреженный автоэнкодер), глубокие сети с ограниченной машиной Больцмана в качестве ядра (глубокая сеть доверия и глубокая машина Больцмана) (DBN)) и полностью сверточная нейронная сеть (FCN). Кроме того, глубокое обучение также привело к прорывам в различных приложениях, таких как например, идентификация картожа и сейсмических данных. В практике при прогнозировании сочетание металлогенических теорий и методов глубокого обучения является ключом к решению проблем. При трехмерном прогнозировании используются различные методы для сбора геологической, геохимической и другой пространственной информации, включая информацию о минерализации и ее геологической эволюции.

Кроме того, традиционные методы линейного и нелинейного прогнозирования могут проводиться только при наличии большого количества данных об объекте исследования и, следовательно, не могут эффективно делать прогнозы при неполных базах данных.

С помощью метода трансферного обучения была реализована автоматическая идентификация и классификация литологии горных пород, что повысило эффективность обучения модели и послужило основой для решения трехмерного количественного прогноза минеральных ресурсов в условиях асимметричной информации.

В данном исследовании метод трансфертного обучения использовался на примере марганцевых проявлений в провинции Хунань, Китай. для области с наибольшим минерализованным потенциалом и подробными данными. Во-первых, был применен алгоритм 3DCNN для реализации 3D-прогнозирования в региональном масштабе. Во-вторых, для ограниченных 3D данных использовался метод переноса, основанный на аналогичном металлогеническом фоне, когда сходство металлогенического фона в исследуемой области с рудоносной областью принимается в качестве предварительного обучения, а ядро свертки переносится в целевую область исследования для обеспечения точности глубинного 3D-прогноза в области с неполными данными.

2. Геологические данные.

Район исследования расположен на границе провинций Хунань и Гуйчжоу (рис. 1). Он является наиболее перспективным для выявления марганцевых руд в Китае. Сравнение геологических данных исследуемого района с другими марганцеворудными районами показывает, что он имеет благоприятную среду для осадочного марганцевого оруденения.

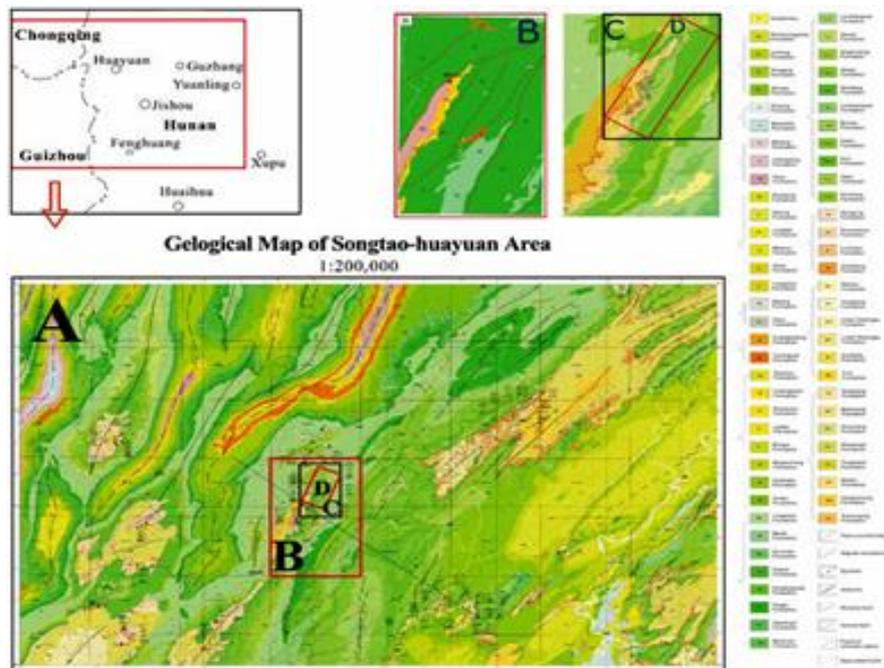


Рис. 1. Геологические карты: (A) район Songtao-Нуаууан; (B) район Нуаууан; (C) площадь трансферного обучения (Minle); (D) площадь с подробными данными

В районе исследований распространены многочисленные осадочные обломочные и карбонатные породы, раннепалеозойского, позднепалеозойского и в небольшом количестве

кайнозойского возраста. Породы, связанные с марганцевой минерализацией в основном представляют собой пласты формации Наньхуа (рис. 2). Согласно анализу пластов, месторождения марганца в основном связаны с третьей толщей, а литология ниже и выше границы раздела представлена углеродистыми сланцами.

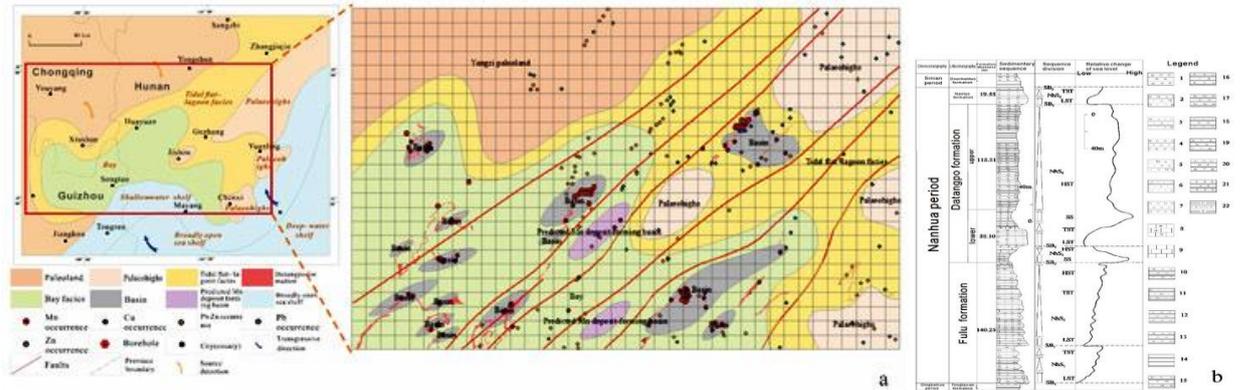


Рис. 2. (а) Литофациальная палеогеографическая карта. (б) Стратиграфическая колонка

По характеру тектонических деформаций район разделяется на четыре зоны. Наиболее важная каледонская складчатая тектоническая зона Сюэфэн включает подводное поднятие и депрессию, которые включают разномасштабные антиклинали и синклинали, которые контролируют распространение свинцово-цинкового и марганцевого оруденения.

В каледонское время в районе сформировались активные зоны глубинных разломов северо-восточного простирания и ряд вторичных поперечных нарушений. Эти линейные структуры имели важное рудоконтролирующее значение для марганцевого и свинцово-цинково-ртутного оруденения. Также важным фактором, контролирующим марганцевые руды в районе является литофациальная палеогеография древних мелководных замкнутых и полузамкнутых бассейнов. Эти бассейны, как правило, имели большие размеры, слабую гидродинамику, и водорослевые организмы, в которых преобладают цианобактерии.

Региональные металлогенические модели формирования марганцевого оруденения представлены на рисунке 3.

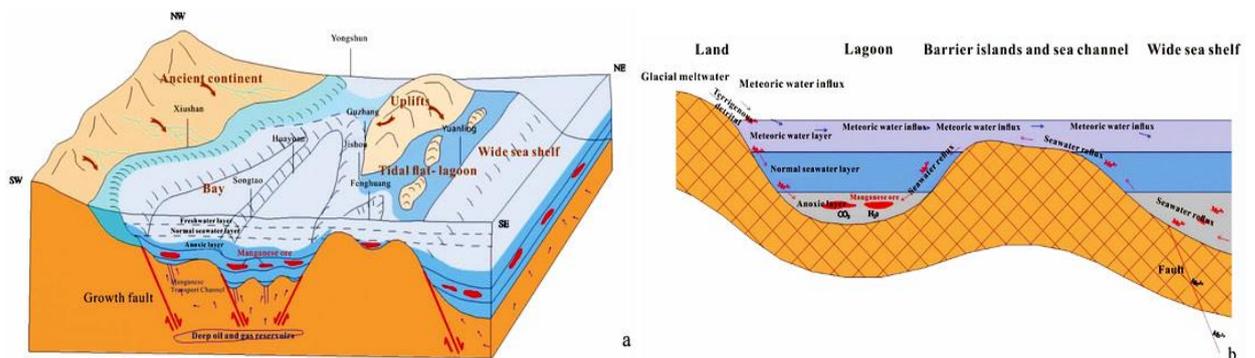


Рис. 3. (а) Металлогеническая модель региональной марганцевой руды. (б) Эволюционная модель регионального осадочного марганцевого бассейна.

Данные для прогноза марганцевого оруденения на изучаемой территории (геология, геофизика, геохимия, данные дистанционного зондирования и др., а также металлогенический фон и генетический тип) представлены в таблице 1.

Табл. 1.

Концептуальная модель прогноза марганцевых месторождений Сунтао-Хуаюань.

Ore Deposit Type	Factor Type	Ore-controlling Factors
"Datangpo type" sedimentary manganese ore	Rock	Rock strata: interglacial period, thick moraine conglomerate
	Morphology of ore body	Lenticular and interlaminar
	Stratigraphic marks	Metallogenic age: Datangpo formation of the Nanhua period Manganese-bearing rock series outcropped Speculated distribution of manganese-bearing rock series
	Structural marks	Manganese-forming sedimentary basin Syndepositional fault Lithofacies paleogeography
	Geophysics	Gravity anomalies Gravity anomaly transition zone
	Geochemistry	Mn geochemical anomaly P geochemical anomaly Y geochemical anomaly

3. Методы прогнозирования.

Количественные характеристики, металлогенических систем, основанные на *глубоком обучении*, способствуют пониманию формирования оруденения в различных масштабах. С помощью нового технического метода оконтуривания перспективного участка можно добиться всестороннего использования информации, эффективного извлечения прогнозно-поисковых признаков и количественного описания выявленного перспективного участка.

В этом исследовании первоначально делается двухмерный региональный металлогенический прогноз на основе интеллектуального алгоритма и очерчиваются пять металлогенических перспективных площадей. Затем используются трехмерные глубинные металлогенические прогнозы на основе интеллектуального алгоритма для области с подробными данными. Интеллектуальный трехмерный прогноз не охватывает все возможные комбинации рудоконтролирующих факторов, поэтому были проведены их сравнительные тесты. Согласно различным комбинациям, двадцать две предложенные контролирующие руду переменные были разделены на шесть групп для сравнения, и каждая группа далее разделена методом 3DCNN и методом совокупности доказательств (WofE). Благодаря корреляции связи между пространственным распределением переменных и залеганием установленных рудных тел, а также различными факторами, контролирующими руду, обучили интеллектуальную модель прогнозирования, исключив фактор «помех». Общая структура трехмерного металлогенического прогноза на основе модели миграции, предложенной в этом исследовании, состоит из четырех частей. Она проиллюстрирована на рисунке 4.

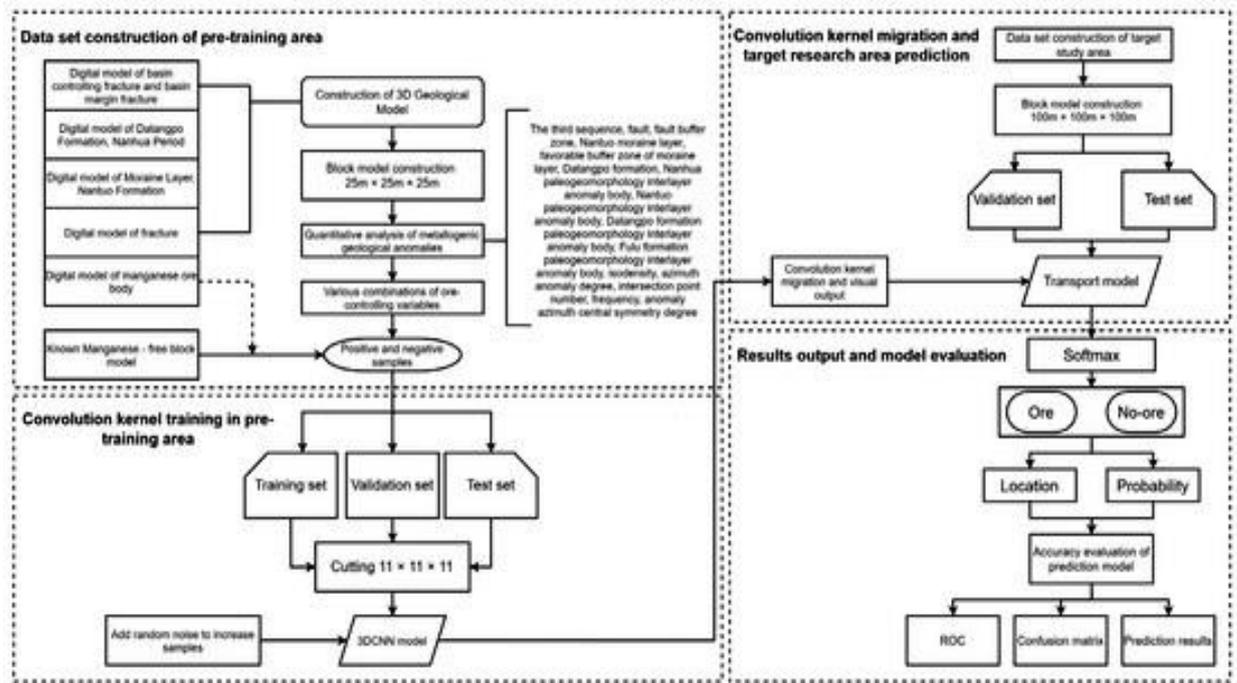


Рис. 4. Блок-схема трансферного обучения.

Построение набора данных области предварительной подготовки.

Область предварительной подготовки относится к области с подробными данными. Собранные данные включают 46 карт рудного района Хуомачонг, 90 карт месторождения Минле, 212 скважинных данных, палеогеографическую карту района масштаба 1:100 000, топографическую и геологическую карты месторождения в масштабе 1:10 000, данные дистанционного зондирования Aster с разрешением 30 м и др.

Обучение ядра свертки в области предварительного обучения.

Метод трансферного обучения создает параметры двух слоев свертки модели с данными предварительного обучения. Среди предварительно обработанных положительных и отрицательных образцов 80% берутся в качестве обучающей выборки и 20% — в качестве проверочной. Чтобы повысить достоверность модели, в этом исследовании размер выборки увеличивается за счет добавления случайного шума. Блочная модель хранится в центральной точке. Каждая точка центроида расширена во все стороны на 5 точек соответственно и состоит из $11 \times 11 \times 11$ частиц. В модель вводятся различные атрибуты каждого блока выборки.

Миграция ядра свертки и прогноз для целевой области исследования.

Структура модели миграции согласуется с моделью предварительного обучения. Параметры предварительно обученного двухслойного ядра свертки выводятся и визуализируются, а затем передаются в модель целевой области исследования для верификации модели. Подразумевается потенциальная корреляция пространственного распределения всех входных рудоконтролирующих факторов и оруденения. Наконец, два

класса оценок, а именно оценка содержания руды и оценка отсутствия руды, получаются для каждого тестового образца в целевом наборе тестов с помощью модели миграции соответственно.

Прогнозирование выходных результатов и оценка модели.

Выходная оценка полностью связанного слоя нормализуется слоем Softmax, и, наконец, получается оценка от 0 до 1, которая представляет собой вероятность наличия руды или отсутствия руды. Два индекса, то есть точность и потери, используются для проверки классификации трехмерных моделей CNN при различных комбинациях факторов. Кривая ROC и матрица путаницы применяются для оценки точности модели прогнозирования. Путем сравнения результатов оценки модели при различных комбинациях факторов получается наилучшая комбинация факторов прогнозирования и выводятся соответствующие результаты. Положение каждого блока определяется координатами для визуализации 3D-модели.

С помощью вышеуказанного технологического метода данные прогнозирования с неполной информацией и характеристики пространственного распределения области с богатыми данными могут быть интеллектуально обработаны потенциальной релевантностью обучающей модели классификации, что позволяет делать прогнозы поисков в целевой области исследования и получения локальных участков в процессе трехмерного прогнозирования.

4. Построение пространственной базы данных.

При изучении металлогенического прогноза точная, систематическая и всесторонняя сортировка исходных данных в изучаемой области является основой и предпосылкой построения модели. Основные данные в основном состоят из текстовых, двумерных и трехмерных.

Район исследования был разделен на «область 2D-прогнозирования», «область обучения 3D» и «область изучения миграции 3D» в соответствии с фактической степенью детализации. основных данных. Положение данных в 2D и 3D показаны на рисунке 1. В частности, область А представляет собой область двумерного прогнозирования, область В - глубокого обучения, а область С - область трехмерного трансферного обучения. Степень детализации исходных данных в трех областях последовательно возрастает. Все данные, собранные в каждой области, были отсортированы для построения наборов пространственных данных трех областей. Затем наборы пространственных данных были интегрированы в базовую базу данных. Пространственные данные после сопоставления перечислены в таблицах 2, 3 и 4.

Табл. 2.

Данные в области 2D-прогнозирования.

Data Name	Scale	Number	Investigation Depth (m)
Statistical table of geochemical element content	1:200,000	39	Earth's surface
Geochemistry mapping	1:200,000	20	Earth's surface
Geological and mineral map of the Songtao-Huayuan area	1:200,000	1	Earth's surface
Lithofacies paleogeography map of the Datangpo period in the Songtao-Huayuan area	1:100,000	1	Earth's surface
Distribution map of the Datangpo Formation in the Songtao-Huayuan area	1:100,000	1	Earth's surface
Sedimentary tectonic map of the Songtao-Huayuan area	1:100,000	1	Earth surface
Residual gravity anomaly map in the Songtao-Huayuan area	1:100,000	1	-
MT profile inversion map	1:100,000	2	4000

Illustrate: "-" in Table 2 means there is no depth data of residual gravity anomaly map in the Songtao-Huayuan area.

Табл. 3.

Данные в области глубокого обучения 3D.

Data Name	Scale	Number	Investigation Depth (m)
Prospecting line profile map of Minle	1:2000	46	700
Geological map of Heku and Malichang in the Huayuan area	1:50,000	1	Earth's surface
Borehole data of the Minle Mn mine	-	212	660
Lithofacies paleogeography of the Datangpo period in the Songtao-Huayuan area	1:100,000	1	Earth's surface
Schematic diagram of the cut section design	1:50,000	1	Earth's surface
Map cut profiles of the Minle Mn mine	1:50,000	23	1500
DEM data	Aster30m	1	Earth's surface

Illustrate: "-" in Tables 3 and 4 means there is no scale of borehole data.

Табл. 4.

Данные в области трехмерного обучения.

Data Name	Scale	Number	Investigation Depth (m)
Borehole data of the Minle Mn mine	-	212	660
Prospecting line profile map of Minle	1:2000	46	700
Lithofacies paleogeography of the Datangpo period in the Songtao-Huayuan area	1:100,000	1	Earth's surface
DEM data	Aster30m	1	Earth's surface
Topographic geological map of the Minle Mn mining area	1:10,000	1	Earth's surface
Schematic diagram of the cut section design	1:10,000	1	Earth's surface
Map cut profiles of the Minle Mn mine	1:10,000	90	700

Illustrate: "-" in Tables 3 and 4 means there is no scale of borehole data.

4.1. 2D-моделирование и построение слоя прогнозирования.

2D региональный металлогенический прогноз был проведен на основе сети Alexnet, а 3D глубинный металлогенический прогноз на основе алгоритма 3DCNN в сочетании со скважинными данными.

В этом исследовании использовалось программное обеспечение Suprac для моделирования переменных, связанных с минерализацией. Это исследование оптимизирует базовый принцип классической сверточной нейронной сети и использует область С (месторождение Минле), которая имеет такой же металлогенический фон, что и область предварительного обучения, и применяет метод трансдуктивного переноса обучения для передачи свертки - ядра глубокой нейронной сети для области предварительного обучения в целевую область исследования. Улучшенная CNN содержит потенциальную пространственную корреляцию между рудоконтролирующими факторами и рудными телами в районе обучения. Эта корреляция пространственного распределения может быть перенесена на целевую изучаемую область. С другой точки зрения, из-за разнообразия и сложности геологических характеристик, их пространственно-временной изменчивости

затруднительно встроить количественную проработку алгоритма в ядро свертки для улучшения металлогенических характеристик обучения. Алгоритм CNN превосходит по эффективности и простоте в результате общего веса. Если ядро свертки изменить напрямую, простая модель будет включать сотни тысяч весовых коэффициентов. В этом случае управлять моделью вручную нельзя из-за значительного объема вычислений. Однако метод миграции на основе моделей преодолевает эту трудность - когда имеется неполная информация между глубинными и поверхностными данными в изучаемой области,

Кроме того, для решения проблем ограниченных обучающих выборок в металлогеническом прогнозе, потери геологического смысла и увеличения сложности обучения CNN, вызванного традиционным методом расширения данных, был предложен метод расширения данных, подходящий для прогнозирования перспективных площадей, который не только сохраняет большинство пространственных характеристик, но и решает проблему ограниченных выборочных данных. Следовательно, скорость сходимости модели улучшается, а точность прогноза области трехмерного моделирования повышается.

4.2. Моделирование предтренировочной зоны.

В соответствии с существующими данными рудного района и месторождения Минле (поверхность, разломы, скважины и др.) и перспективной геологической моделью, устанавливается цифровая трехмерная модель (табл. 5, 6).

Табл. 5.

Перспективная модель рудного района Минле.		
Ore-Controlling Factors	Metallogenic Geological Anomaly	Ore Prospecting Digital Model
Stratum	The stratum of the Datangpo Formation	Stratum digital model of the Datangpo Formation
Rock stratum indicator	The thick moraine conglomerate, as the top plate of the ore bed, can indicate the mineralization	Digital model of the Nantuo moraine layer
Structure	Deep fracture and tectonic convergence (submarine volcanic eruption, sedimentary manganese deposit, and ancient natural gas leakage)	Fracture digital model
Lithofacies paleogeography	The secondary rift basin	Digital model of the basin control fracture and basin margin fracture
Ore body	The manganese ore body	3D digital model of the manganese ore body

Табл. 6.

Трехмерная пространственная реконструкция месторождения Минле.

Ore-Controlling Factors	Metallogenic Geological Anomaly	3D Spatial Reconstruction of Metallogenic Anomaly
Stratum	Sub-members under the Datangpo Formation	3D spatial reconstruction of the lower sub-members under the Datangpo Formation 3D spatial reconstruction of the medium sub-members under the Datangpo Formation 3D spatial reconstruction of the upper sub-members under the Datangpo Formation
Sequence stratigraphy	Favorable third-sequence stratigraphy	3D spatial reconstruction of the condensation layer
Rock stratum indicator	Favorable rock stratum indicator	3D spatial reconstruction of the high-stand domain 3D spatial reconstruction of manganese-bearing rock series
Lithofacies paleogeography	Favorable sedimentary facies	Secondary rift basin
Ancient landform	Ancient landform of the geological evolution period related to mineralization	3D spatial reconstruction of the ancient landform

4.3. Построение 3D-слоя предварительного обучения.

Блоковая 3D модель марганцевых руд Минле показана на рисунке 5. Размер единичного блока был установлен равным 25×25×25м. Модель включает 2 606 100 блоков, из которых общее количество положительных образцов составляет 1560 блоков, а общее количество отрицательных - 1450 блоков, и каждый единичный блок наделен атрибутами в перспективной геологической модели (область моделирования $X_{max}=635\ 975$, $X_{min}=630\ 025$, $Y_{max}=3\ 147\ 062$, $Y_{min}=3\ 137\ 937$; $Z_{max}=450$, $Z_{min}=-350$).

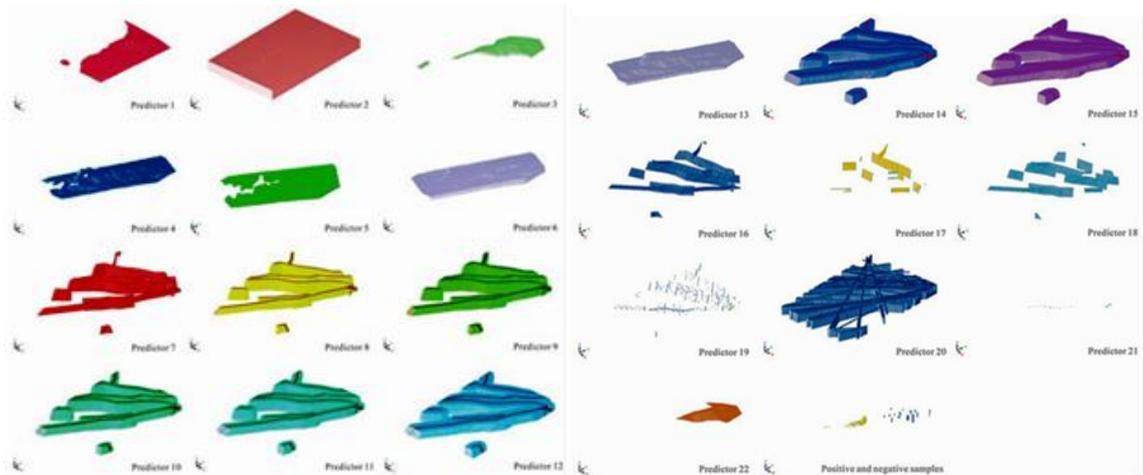


Рис. 5. Построение 3D-слоя предварительной подготовки (Область С).

По методу 3D веса доказательств каждого фактора показаны в таблице 7.

Табл. 7.

Вес доказательств переменных месторождения Минле.

Predictor Numbers	Evidence Item	W+	W-	C
Predictor 1	The third sequence	4.337955	1.802756	2.5352
Predictor 2	Datangpo Formation	3.620267	1.877229	1.743037
Predictor 3	Favorable metallogenic buffer zone of the Nantuo moraine layer	4.367813	-0.36435	4.732164
Predictor 4	Interlaminar anomalous body of ancient landform of Datangpo Formation	3.546471	-7.98981	11.53628
Predictor 5	Interlaminar anomalous body of ancient landform of Nantuo Formation	2.821807	2.024608	0.797199
Predictor 6	Interlaminar anomalous body of ancient landform of Nanhua Period	2.866911	1.833689	1.033222
Predictor 7	Fault	2.861902	1.564909	1.296994
Predictor 8	50 m Fault buffer	2.776001	1.329269	1.446732
Predictor 9	100 m Fault buffer	2.673975	1.17519	1.498785
Predictor 10	150 m Fault buffer	2.535793	0.878388	1.657405
Predictor 11	200 m Fault buffer	0.687016	2.197602	-1.51059
Predictor 12	250 m Fault buffer	2.535793	0.878388	1.657405
Predictor 13	Interlaminar anomalous body of ancient landform of Fulu Formation	2.535793	0.878388	1.657405
Predictor 14	300 m Fault buffer	2.264051	2.09229	0.171761
Predictor 15	350 m Fault buffer	0	0	0
Predictor 16	Equidensity	2.540403	2.085783	0.45462
Predictor 17	Azimuth anomalous degree	2.624474	2.092335	0.532139
Predictor 18	Anomalous azimuth	2.2477	2.091067	0.156634
Predictor 19	Centrosymmetry degree	0	0	0
Predictor 20	Normalization frequency	0	0	0
Predictor 21	Number of normalization intersections	4.337955	1.802756	2.5352
Predictor 22	Nantuo moraine layer	3.620267	1.877229	1.743037

4.4. 3D-моделирование CNN

Алгоритм 3D CNN.

Как правило, 3D CNN использует 3D сверточные слои, 3D объединяющие слои и плотные слои для извлечения изображений, а затем получает оценку, подключая слой Softmax. Кроме того, каждый слой имеет несколько каналов, и каждый канал представляет тип объекта. В трехмерной CNN свертка и объединение представляют собой блок

кубических трехмерных характеристик. В отличие от 2D-функций, 3D-функции представлены в виде набора нейронов в 3D-форме. В этом исследовании трехмерное пространственное распределение 22 факторов, контролирующих руду, принимается в качестве входных данных модели прогнозирования 3D CNN, затем вероятность рудоносности каждого блока может быть получена после обработки двух сверточных слоев и двух объединяющих слоев, а также слой сглаживания, слой выпадения, плотный слой и слой Softmax (рис. 6).

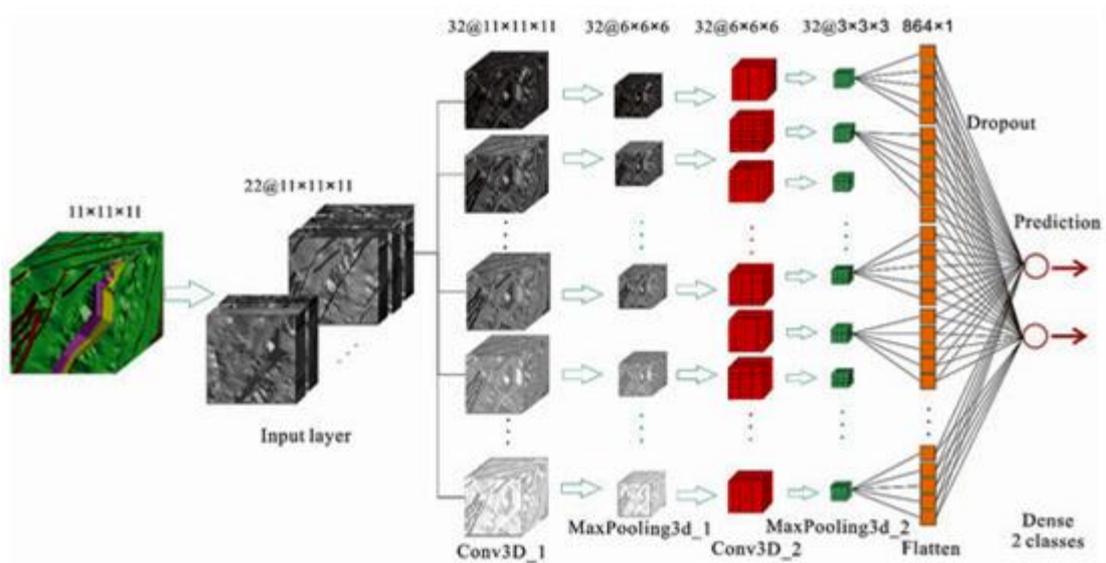


Рис. 6. Структура модели прогнозирования 3D CNN.

Первый слой — входной слой с 22 блоками, размер блоков — $100 \times 100 \times 100$ м. Conv3D1 и Conv3D2 — сверточные слои, размер фильтра обоих слоев составляет $5 \times 5 \times 5$. MaxPooling3d1 и MaxPooling3d2 — трехмерные слои максимального объединения с размерами $2 \times 2 \times 2$. Выпадение применяется между плоским слоем и плотный слой, а доля отбрасываемых входных единиц установлена равной 0,5.

Настройки суперпараметров для каждого слоя трехмерной модели CNN, принятые в этом исследовании, показаны на рисунке 7.

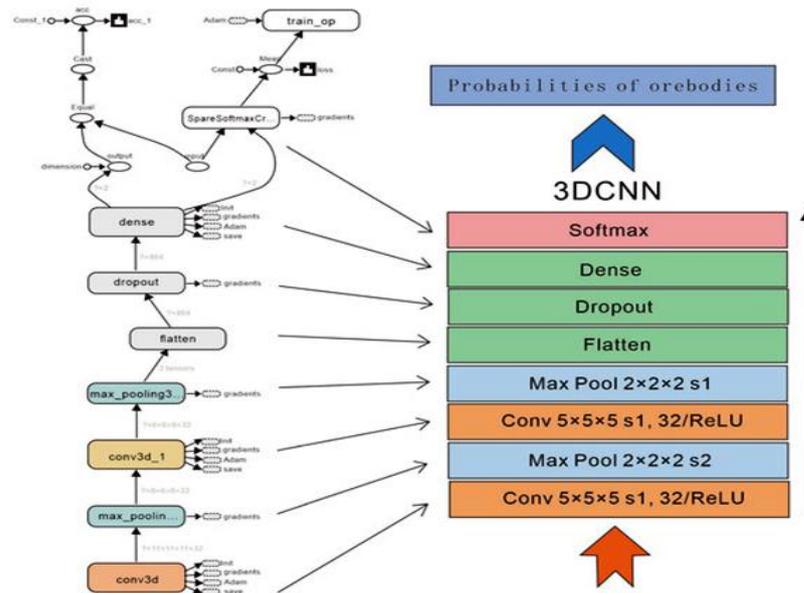


Рис. 7. Структура сети и параметры 3D CNN.

Первый (сверточный слой): размер ядра свертки=[5,5,5], шаг=[1,1,1], выходной канал=32, заполнение=то же (расширенное ребро, вход равен выходу).

Второй (слой объединения): pool_size=[2,2,2], шаг=[2,2,2], выходной канал=32 (по умолчанию) и заполнение=то же самое.

Третий (сверточный слой): размер сверточных ядер=[5,5,5], шаг=[1,1,1], выходной канал=32 и заполнение=то же самое.

Четвертый (слой объединения): pool_size=[2,2,2], шаг=[1,1,1], выходной канал=32 и заполнение=то же самое.

Каждый сверточный слой содержит функцию активации ReLU, а затем операцию понижения дискретизации (т. е. обработку объединения). В качестве функции активации CNN ReLU превосходят Sigmoid с точки зрения эффекта проверки в более глубокой сети - это может решить проблему градиентной диффузии, с которой сталкивается Sigmoid в более глубокой сети. Впоследствии выходные результаты 3D CNN подаются в плотный слой после операции выравнивания, а процесс предотвращения переобучения выпадающего слоя накладывается на последующие плотные слои. Наконец, вероятность рудоносности и нерудоносности каждого блока можно получить с помощью операции Softmax.

Локализация и определение вероятности.

При получении координат результатам прогноза сохраняются в формате CSV. При этом вероятность рудоносности можно определить с помощью функции активации Softmax. Однако она может применяться только к нейрону с более чем одним выходом, что гарантирует - сумма всех выходных нейронов равна 1,0, поэтому выход представляет собой значение вероятности, меньшее или равное 1, что облегчает сравнение различных выходных значений. Касательно P_k в качестве «вероятности» рудоносности или нерудоносности, например, если выход типа А «рудоносность» равен 0,8, можно считать, что рудоносность области, очерченной прогнозной моделью составляет 80%.

4.5. Модель трансферного обучения.

По сравнению с автоматическим изучением данных трансферное обучение как важная ветвь машинного обучения представляет собой процесс переноса модели из предыдущей области в новую в соответствии с подобием задачи. Поскольку данные или задачи в приложениях коррелируются, параметр уже обученной модели (знания) переносится в новую модель для увеличения скорости ее сходимости и эффективности обучения, а новая модель не начинается с нуля. Была реализована автоматическая идентификация и классификация литологии горных пород с переносом обучения, что обеспечило новый подход к автоматической классификации и были проверены ее надежность и способность к

обобщению. Самая важная проблема трансферного обучения заключается в обнаружении сходства двух доменов, и задача может быть выполнена после подтверждения сходства.

Область и задача - две важные концепции трансферного обучения; первое идентифицируется как специальное поле, а характеристики данных различаются в разных полях, поэтому задачу можно считать целью. Таким образом, данные для разных задач могут происходить из разных доменов. Трансферное обучение — это тип философии решения, а не конкретный алгоритм. Детальный процесс трансферного обучения состоит из двух этапов: (1) проводится предварительное обучение модели на основе данных большого размера и (2) выполняется точная настройка (по весу или конечной структуре) в соответствии с конкретной задачей. Существуют гетерогенное и изоморфное трансферные обучения на основе идентичности пространства признаков и пространства меток (рис. 8 а). В зависимости от используемого метода существует трансферное обучение на основе экземпляров (выборок), трансферное обучение на основе признаков, трансферное обучение на основе параметров (моделей) и трансферное обучение на основе отношений (рис. 8б). В этом исследовании для прогнозирования используется переносное обучение на основе моделей.

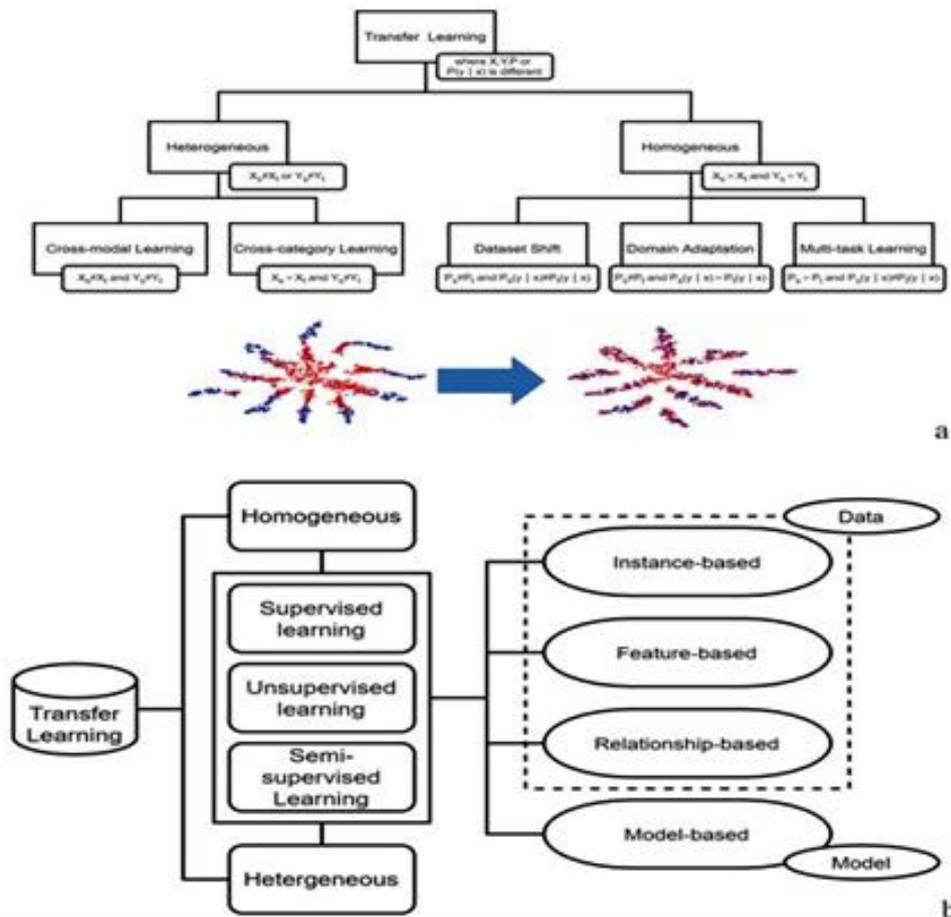


Рис. 8. Классификация трансферного обучения: (а) на основе характеристического пространства и пространства меток и (б) на основе метода трансферного обучения.

Расширение данных относится к применению ряда деформаций к группе отмеченных обучающих данных для получения диверсифицированных обучающих данных для расширения выборки. Было предложено множество методов расширения выборки, включая переворачивание и вращение, сдвиг и масштабирование, а также изменение интенсивности канала RGB. Важнейший принцип расширения заключается в том, что принятая деформация не изменит значения, часто используемые методы расширения данных, такие как отражение и вращение геологических данных, могут изменить направление данных. Эти методы, вероятно, генерируют новое положение разломов и интрузивных пород, которые либо не имеют отношения к месторождениям полезных ископаемых, либо находятся за пределами изучаемой территории. Следовательно, такое расширение кажется недопустимым и может увеличить сложность обучения модели прогнозирования CNN.

В этом исследовании предлагается метод расширения выборки для металлогенического прогноза, который обеспечивает диверсификацию расширенных данных и сохраняет геологический смысл. Основной принцип такого метода заключается в добавлении к выборочным данным случайного шума при сохранении геологического смысла данных. В отличие от большинства предыдущих исследований металлогенического прогнозирования, CNN фокусируется на пространственном распределении и корреляции данных, а не на значении конкретной точки. Большинство признаков пространственных данных содержат шум, а обучающих выборок недостаточно для прогнозирования, основанного на данных. В этом исследовании были внесены некоторые изменения, и принцип предлагаемого подхода представлен на рисунке 9:

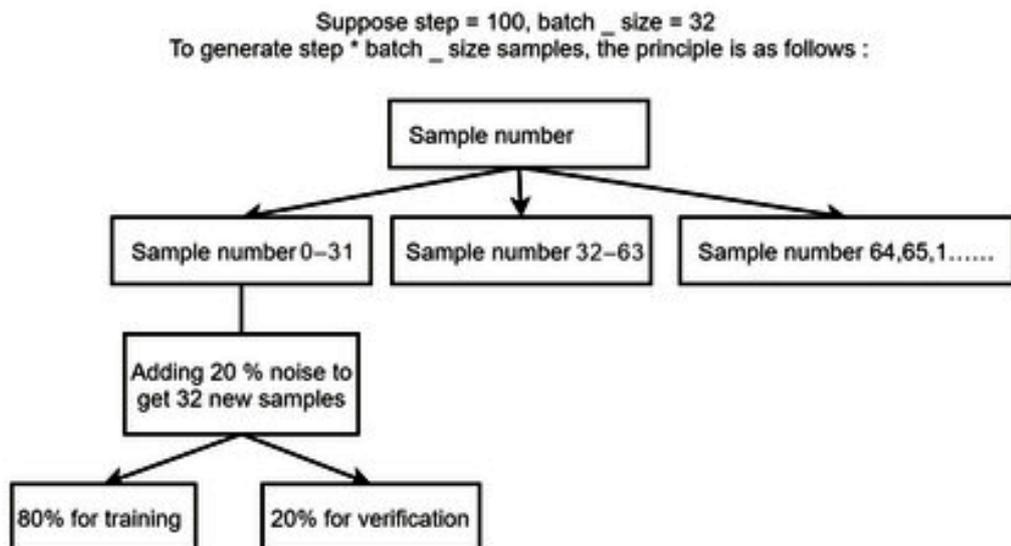


Рис. 9. Принцип расширения выборки.

В этом исследовании значение отсева шкалы шума установлено равным 20,0%.

Демонстрационные данные собираются, шаг установлен - 100, размер_пакета—32, а номер образца—0—65. Всего имеется 66 распознанных образцов, 32 из которых выбираются случайным образом итеративно.

Для получения распределения шума применяется распределение Гаусса. Всего в исследуемой области находится 20% всех выборок, и каждый раз отбираемые 32 выборки накладываются на случайное распределение шума для построения 32 новых случайных выборок, 80% из которых принимаются в качестве обучающих данных, а остальные являются проверочными. Эти шаги повторяются пока не будет достаточно положительных и отрицательных выборок для обучения модели CNN.

Кривая рабочей характеристики (ROC) в качестве одного из методов оценки эффективности классификаторов широко используется в геохимических аномалиях и качественном прогнозе. Аномальное распределение прогнозируемой модели сравнивается с известными месторождениями (точки), а их пространственная взаимосвязь обычно измеряется статистическими показателями, такими как AUC (площадь под кривой), ZAUC (Z-площадь под кривой) и т. д. Рисунок 10а показывает пространственную взаимосвязь между прогнозируемым результатом классификации и распределением по четырем категориям: (1) минерал существует в реальности и в прогнозе (ТП); (2) минерал существует в реальности, но не в предсказании (FN); (3) минерал существует в прогнозе, но не существует в реальности (FP); (4) минерал не существует ни в реальности, ни в предсказании (TN). Наконец, создается матрица путаницы, как показано на рисунке 10b.

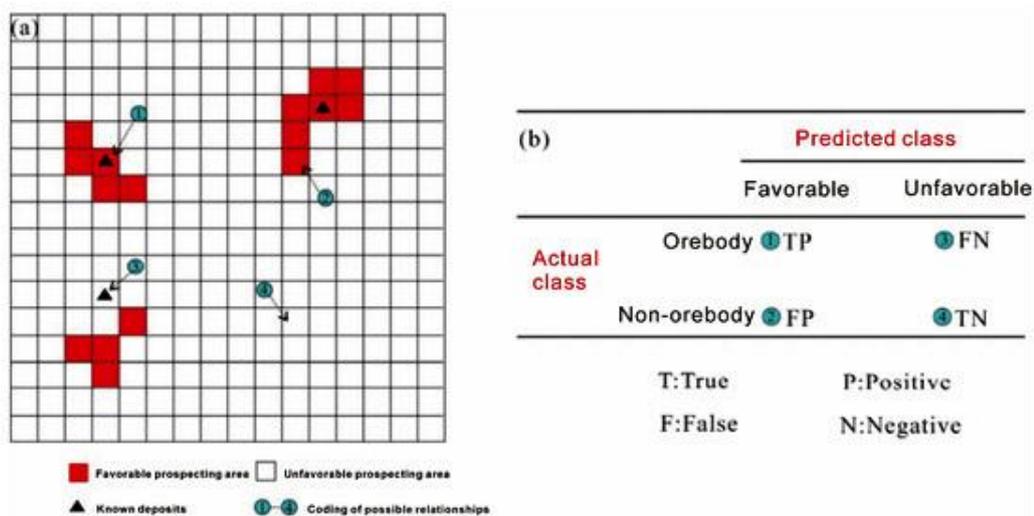


Рис. 10. Пространственные отношения и матрица неточностей: (а) пространственные отношения между результатами прогнозирования и известными месторождениями (точки) и (b) матрица неточностей для четырех типов отношений.

В ROC определяются разные пороговые значения, и каждый раз выбирается одно пороговое значение для получения FPR (отношение ложноположительных результатов) и TPR (отношение истинно положительных результатов), причем первое отображается на

горизонтальной линии, а второе — на вертикальной линии, соединяя многочисленные точки на рисунке 10а. Формулы расчета FPR и TPR приведены ниже:

$$FPR = \frac{FN}{N}, TPR = \frac{TP}{P} \quad (1)$$

В ROC, показанном на рисунке 11а, красная фиктивная линия, соединяющая (0, 0) и (1, 1), является случайной, точка (А) соответствует случайному процессу, когда TPR=FPR, а точка (В) выше линия указывает на то, что TPR >FPR, где вероятность того, что минерал существует как в реальности, так и в прогнозе, выше, чем у минерала, существующего в прогнозе, но не существующего в реальности. Чем ближе ROC приближается к точке (0, 1) в верхнем левом углу, тем выше эффективность прогнозирования модели прогнозирования в отношении прогнозирования известных месторождений (точек).

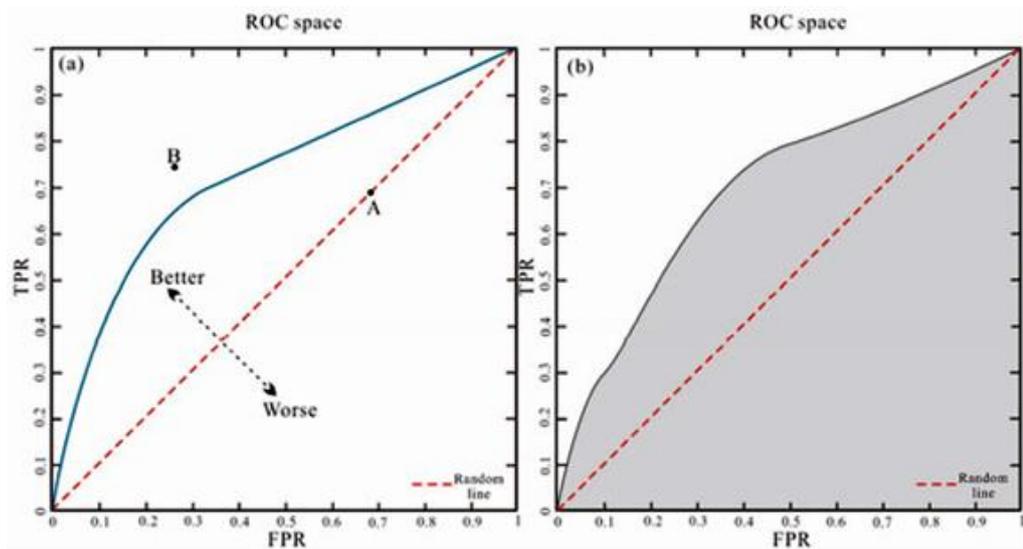


Рис. 11. Диаграмма кривой ROC (а) диаграмма ROC (б) диаграмма AUC.

Чтобы провести качественную оценку эффективности классификации, можно рассчитать AUC, образованный ROC и координатой, например, серой частью на рисунке 11б.. Затем предсказанные результаты модели можно качественно сравнить на основе AUC. AUC >0,5 указывает на лучшие результаты прогнозирования, чем случайный процесс, а AUC <0,5 указывает на лучший случайный процесс, чем прогнозируемые результаты. Чем выше значение, тем лучше результаты прогноза. Формула расчета AUC выглядит следующим образом:

$$AUC = \frac{1}{p \times n} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^n \varphi(x_i, y_j) \quad (2)$$

$$\varphi(x_i, y_j) = \begin{cases} 1, & x_i > y_j \\ 0.5, & x_i = y_j \\ 0, & x_i < y_j \end{cases}$$

где,

Формула расчета стандартного отклонения AUC , S_{AUC} , как следует:

$$S_{AUC} = \sqrt{\frac{AUC(1 - AUC) + (p - 1)(Q_1 - AUC^2) + (n - 1)(Q_2 - AUC^2)}{p \times n}} \quad (3)$$

где, $Q_1 = \frac{AUC}{2 - AUC}$, $Q_2 = \frac{2AUC}{1 + AUC}$

В этом исследовании проводится сравнительный анализ производительности модели трансфертного обучения и модели 3DCNN при различных комбинациях факторов с помощью ROC и матрицы путаницы, чтобы определить оптимальную комбинацию факторов и метод прогнозирования.

5. Обсуждение и результаты.

Поскольку параметры объединяющего и выпадающего слоев в модели не имеют значения, необходимо передать только параметры свертки. Всего 80% предварительно обработанных положительных и отрицательных образцов берутся в качестве обучающего набора, а оставшиеся 20% используются в качестве проверочного набора. Между тем, случайный шум добавляется для увеличения размера выборки для повышения достоверности модели. Хранилище, ориентированное на блочную модель, расширяет центр масс вперед, назад, влево и вправо на 5 точек, что приводит к $11 \times 11 \times 11$ точкам массы. В модель вводятся различные атрибуты каждого блока выборки.

Предварительно обученные параметры двух ядер свертки выводятся и визуализируются для выполнения проверки модели после их переноса в целевую область исследования. В этот процесс включены потенциальные связи между пространственным распределением всех внедренных рудоконтролирующих факторов. Для каждого тестового образца два значения (содержащие минералы и не содержащие) получаются с помощью модели переноса для целевого тестового набора. Предварительно обученное ядро свертки визуализируется в соответствии с весом, а размер каждого ядра свертки составляет $5 \times 5 \times 5$, а входной канал показан на рисунке 6 (структура модели предсказания 3DCNN), где всего имеется 22 слоя предсказания и 32 выходных канала. Таким образом, выводятся 176 000 весовых коэффициентов ядер свертки, и они расположены в виде кубика $5 \times 5 \times 5$, как показано на рисунке 12.

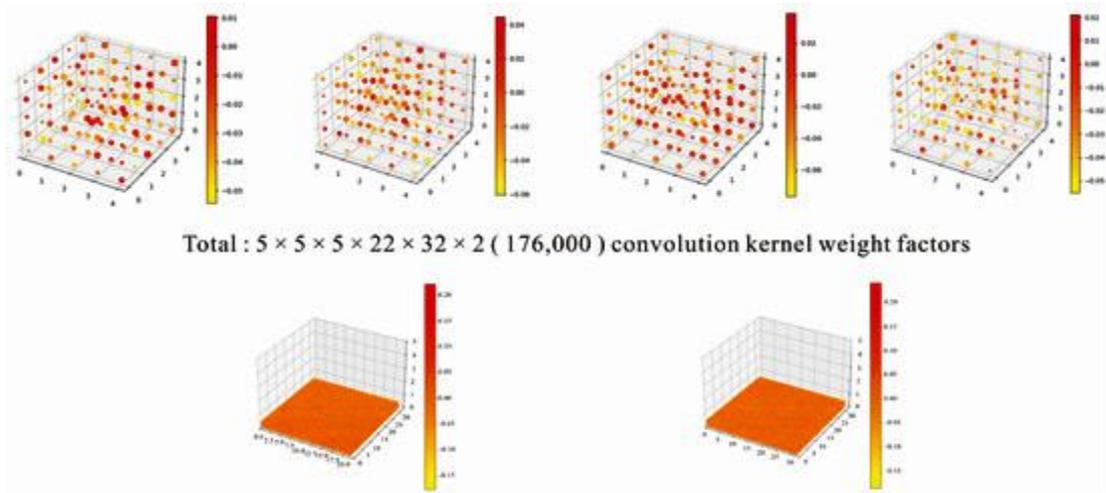


Рис. 12. Выходные данные ядра свертки при обучении передаче 3D CNN в районе м-ния Minle.

5.1. Сравнение различных комбинаций факторов.

Контрастный тест был проведен для шести групп из двадцати двух факторов, контролирующих руду, с комплексным прогнозированием поиска, примененным с помощью трансферного обучения и 3D CNN, для получения оптимальных комбинаций факторов, контролирующих руду, путем сравнения точности обучения, потерь обучения, точности проверки. Потеря достоверности моделей прогнозирования, обученных на разных факторных слоях, с результатами, показанными в таблице 8. Был проведен сравнительный анализ трансферного обучения, а результаты прогнозирования 3D CNN были использованы для оценки осуществимости и превосходства методов трансферного обучения в трехмерном металлогеническом прогнозировании.

Табл. 8.

Сравнение показателей модели в групповом тесте.

No	Prediction Factors/pcs	3D Prediction Layers Combination	Network Size/m	Iteration Frequency/Times	Training Accuracy	Training Loss	Validation Accuracy /%	Validation Loss
1	22	1-22	100 × 100 × 100	215	100%	0.000021	100%	0.000116
2	21	1-21 (remove 22)	100 × 100 × 100	215	100%	0.000203	100%	0.000299
3	15	1-15 (remove 16-22)	100 × 100 × 100	215	100%	0.000576	100%	0.000741
4	13	1-13 (remove 14-22)	100 × 100 × 100	215	100%	0.000004	100%	0.000099
5	12	1-12 (remove 13-22)	100 × 100 × 100	215	100%	0.000105	100%	0.000079
6	6	1-6 (remove 7-22)	100 × 100 × 100	215	100%	0.000022	100%	0.000022

На основе оценки шести групп моделей прогнозирования при переносном обучении и разработки матрицы путаницы и ROC-кривой этих моделей указано, что ROC-кривые всех моделей приближаются к верхней левой угловой точке (0, 1), демонстрируя превосходную эффективность прогнозирования этих моделей в отношении известных месторождений полезных ископаемых (точки). Затем была проведена качественная оценка эффективности классификации с помощью AUC, образованного ROC и координатой (рис. 13). AUC - значения всех шести групп моделей прогнозирования выше 0,5 и близки к 1, что указывает на то, что модели прогнозирования подходят из-за их преимуществ перед случайными

моделями с точки зрения способности прогнозирования. В частности, наилучшие и наихудшие результаты прогнозирования были получены в тесте 6 и тесте 4 соответственно, при этом AUC последнего равнялась 0,978 при комбинации факторов 1–13. По сравнению с тестом 4, тест 5 удаляет фактор 13 межслойных аномалий древней формы рельефа Fulu Fm и демонстрирует более сильную способность прогнозирования.

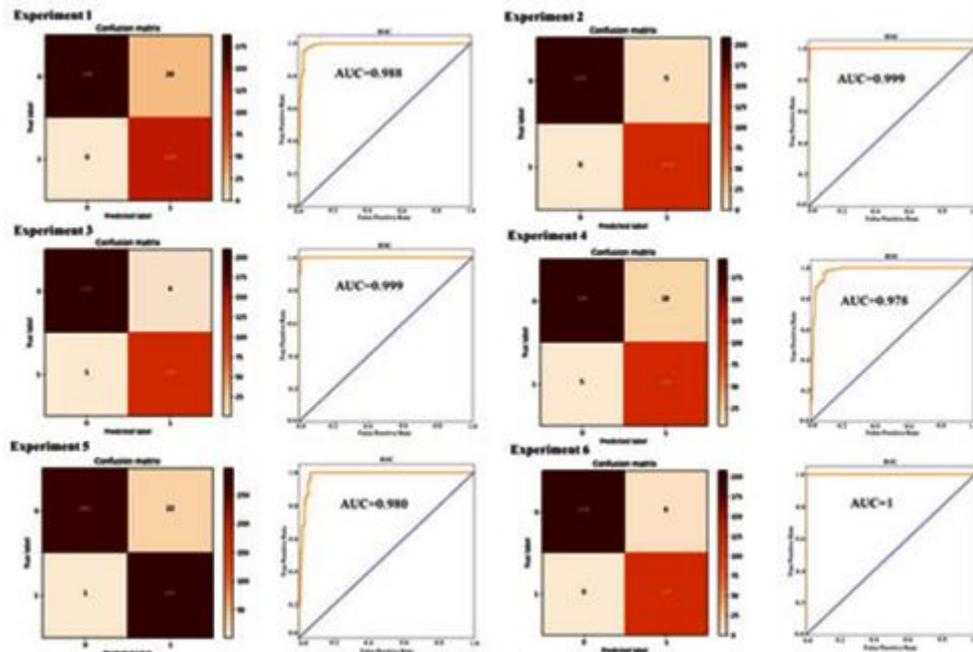


Рис. 13. Сравнение матрицы путаницы и ROC-кривых шести групп моделей трансферного обучения.

Согласно сравнительному анализу (рис. 14) потерь точности обучения, точности проверки и потерь при проверке шести групп моделей трансферного обучения можно заметить, что кривая окончательной модели достигает сходимости, а значение потерь приближается к 0. Самая высокая точность обучения и точность валидации достигает 100% (в тесте 6), который показывает оптимальную производительность прогноза и стабильность, с комбинацией факторов в диапазоне от 1 до 6.

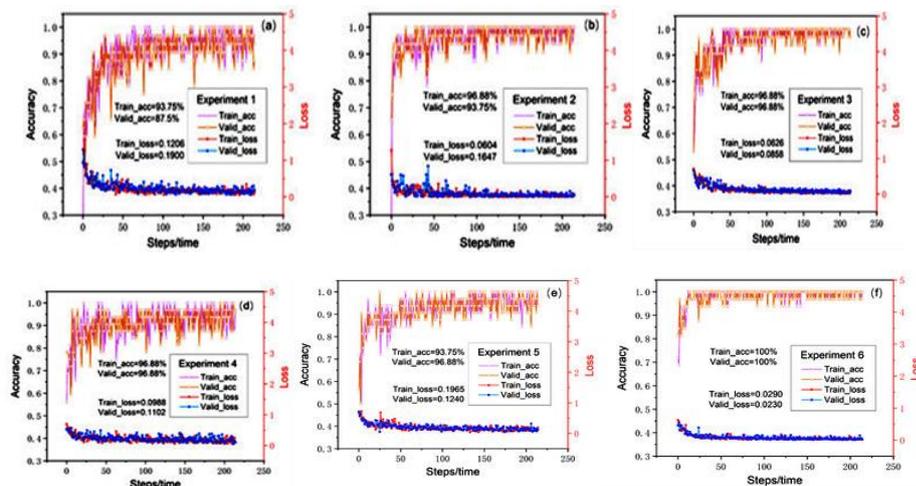


Рис. 14. Кривые точности и потерь шести групп моделей трансферного обучения. (a–f) соответственно показывает потери при обучении, точность обучения, точность проверки и потерю модели обучения.

5.2. Сравнительный тест на 3DCMM и TL.

Путем построения кривых успешности и кривых дебита рудоконтроля в этом исследовании была проведена дальнейшая количественная оценка производительности 3D-модели CNN и 3D-модели CNN-TL (рис. 15). Существуют различия между предсказанными результатами и результатами, полученными с помощью метода расчета 3D CNN, поскольку обе модели генерируют случайный шум через распределение Гаусса для увеличения количества выборки. Процесс расчета вероятности успеха описывается следующим образом: во-первых, получают прогнозируемую вероятность рудоносности всех блоков в нисходящей последовательности и извлекают блоки с прогнозируемой вероятностью рудоносности больше или равной 0,5. Затем извлеченная вероятность переклассифицируется путем установки различных пороговых значений. Наконец, вероятность успеха рассчитывается путем ведения статистики по количеству известных блоков в различных сегментах. Процесс расчета рудоконтролирующего коэффициента включает в себя проведение статистического анализа и расчетов всех блоков на изучаемой территории.

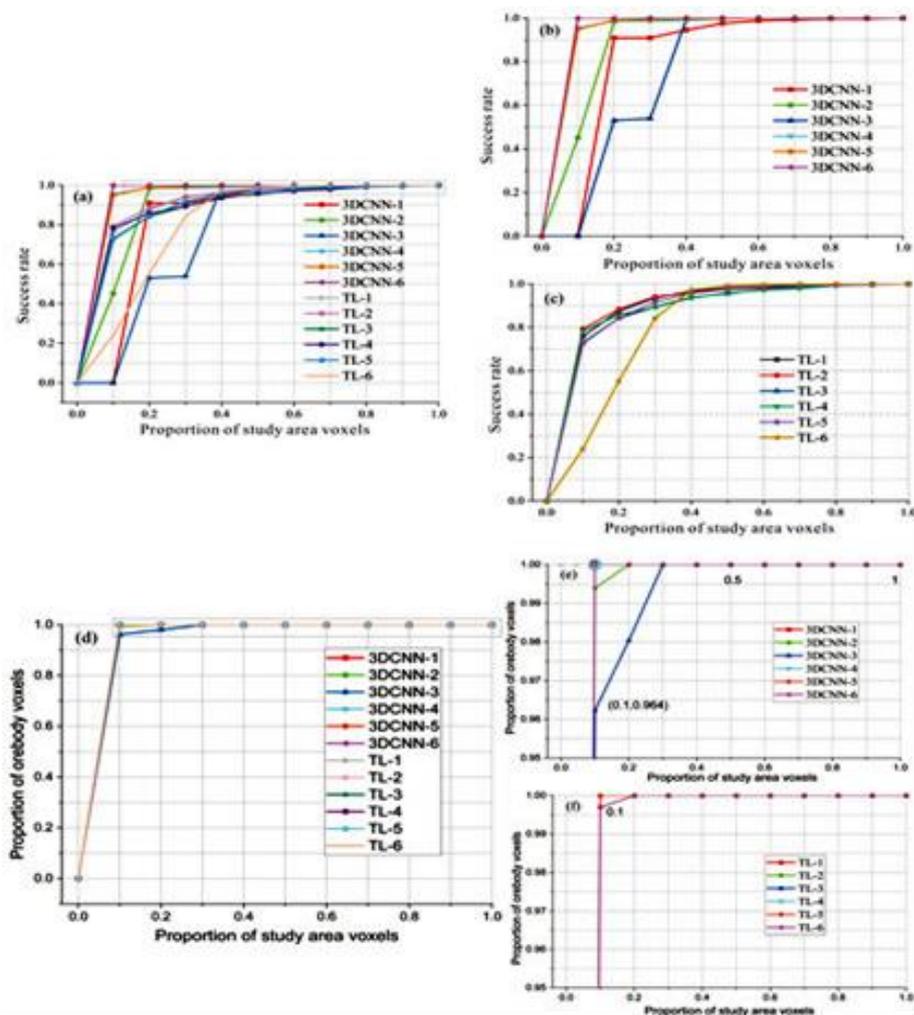


Рис. 15. Кривые оценки эффективности прогнозирования моделей 3D CNN и 3D CNN-TL в шести тестах

На рисунке 15а, г представлены кривые успешности и кривые дебита рудоконтроля 12 тестов, указывающие на то, что успешность модели CNN (3D CNN-TL) в тестах 1–5 превышает 70% при пороговом значении 10% после трансферного обучения, в то время как только последние три теста для модели 3D CNN достигают аналогичного уровня. Другими словами, первые 10% минералов, предсказанных 3D-моделью CNN-TL, охватывают более 70 известных минералов. Очевидно, что 3D CNN-TL превосходит 3D CNN по прогнозируемым результатам, и имеется большое расхождение в сходимости разных тестов и существенная разница в росте сходимости. Напротив, сходимость модели 3D CNN-TL намного более плавная и общая тенденция факторов в разных группах схожа. Под действием гауссовского шума (рис. 15б–с). Сравнительный анализ различных групп тестов показывает, что тест 4 и тест 5 обеспечивают наилучшие результаты независимо от модели. Комбинации рудоконтролирующих факторов для теста 4 составляют 1–13, а для теста 5 — 1–12.

На рисунке 15d кривые показывают, что уровень контроля руды превышает 95% при пороговом значении 10%. Чтобы дополнительно изучить различия во всех 12 тестах, в этом исследовании была проанализирована тенденция изменения (рис. 15 е–f) коэффициентов контроля руды в различных тестах путем выбора коэффициента контроля руды в диапазоне от 95% до 100%. На рисунке 11е, все известные блоки рудных тел входят в блоки верхних 20% с рудоносным потенциалом в 3D CNN-TL, в то время как только 98% блоков входят в блоки верхних 20% с рудоносным потенциалом в 3D CNN. Результат прогноза модели 3D CNN включает все известные блоки рудных тел только тогда, когда пороговое значение достигает 30%. Однако скорость сходимости TL-6 медленнее, чем у других групп, в отношении кривых успешности и кривых скорости контроля руды в моделях трансферного обучения. Следовательно, контролирующие руду факторы, содержащие от 1 до 6 в тесте 6, могут оказаться непригодными для применения в моделях трансферного обучения.

Подводя итог, можно сказать, что модель прогнозирования трансферного обучения демонстрирует высокую стабильность и скорость сходимости, поскольку пять тестов обеспечивают хорошую производительность. Исключением является тест 6, который имеет более низкую скорость сходимости, но самую высокую точность предсказания 100%.

На основании сравнительного анализа распределения вероятностей прогноза и результатов прогноза 3D-модели CNN и модели WofE с различными рудоконтролирующими факторами в шести группах можно сделать вывод, что 3D-проверочные слои 1–12 и 1–6, включенные в тест 5 и тест 6 способствуют производительности. Трехмерные металлогенические объекты (рис. 16 и 17) были разработаны с помощью моделей прогнозирования 3D CNN и 3D CNN-TL с

использованием одного и того же набора данных, размера блока и переменной. В разрезе известные рудные тела пробы 5 и пробы 6 прочно заключены в блоки с вероятностью предсказания 3D CNN в пределах 0,8–1,0 (рис. 16 и 17.в, д). Прогнозируемая руда широко распространена, в то время как вероятность других непрогнозируемых площадей значительно ниже. Тем не менее, есть много серьезно нарушенных разломами прогнозируемых рудных блоков в диапазоне вероятностей 0,5–0,7 в результатах переноса обучения теста 5. Это связано с тем, что факторы прогноза 7–12 представляют собой буферные зоны разломов, которые влияют на прогнозируемые результаты модели. 3D CNN работает лучше при тех же факторных условиях, как показано на рисунке 16 б–е. После интегрирования результатов прогноза рудных тел на основе интеллектуального алгоритма с 12 слоями рудоконтролирующих факторов можно увидеть, что прогнозируемые рудные тела существуют в третьей последовательности рядом с разломами. Таким образом, эти блоки представляют собой районы с высоким рудным потенциалом (рис. 16ж,з и рис. 17ж,з).

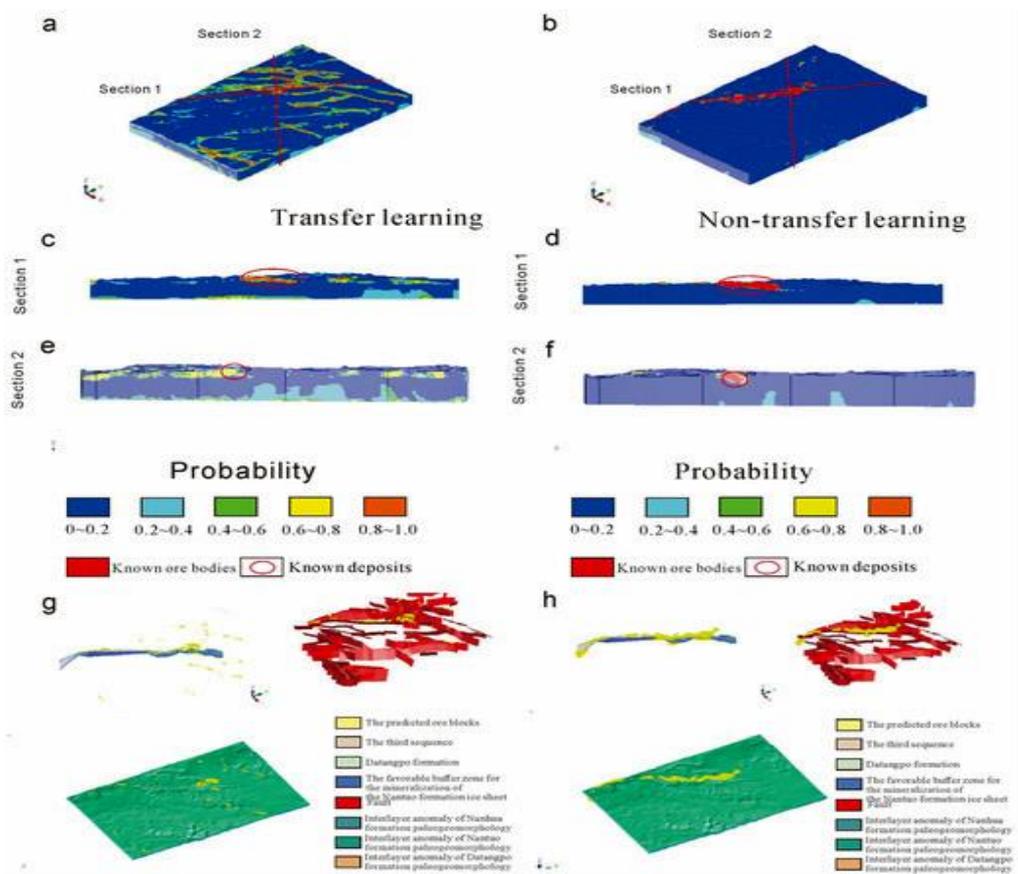


Рис. 16. Сравнение результатов трехмерного оконтуривания металлогенических объектов. (а,б,с) показаны результаты прогноза модели 3DCNN-TL; (б,д,ф) показывают результаты прогнозирования 3D CNN. (г) показывает целевой разрез, очерченный прогнозной моделью 3D CNN-TL, когда пороговое значение металлогенической перспективы составляет 0,65, а (h) показывает целевой разрез, очерченный 3D-моделью CNN.

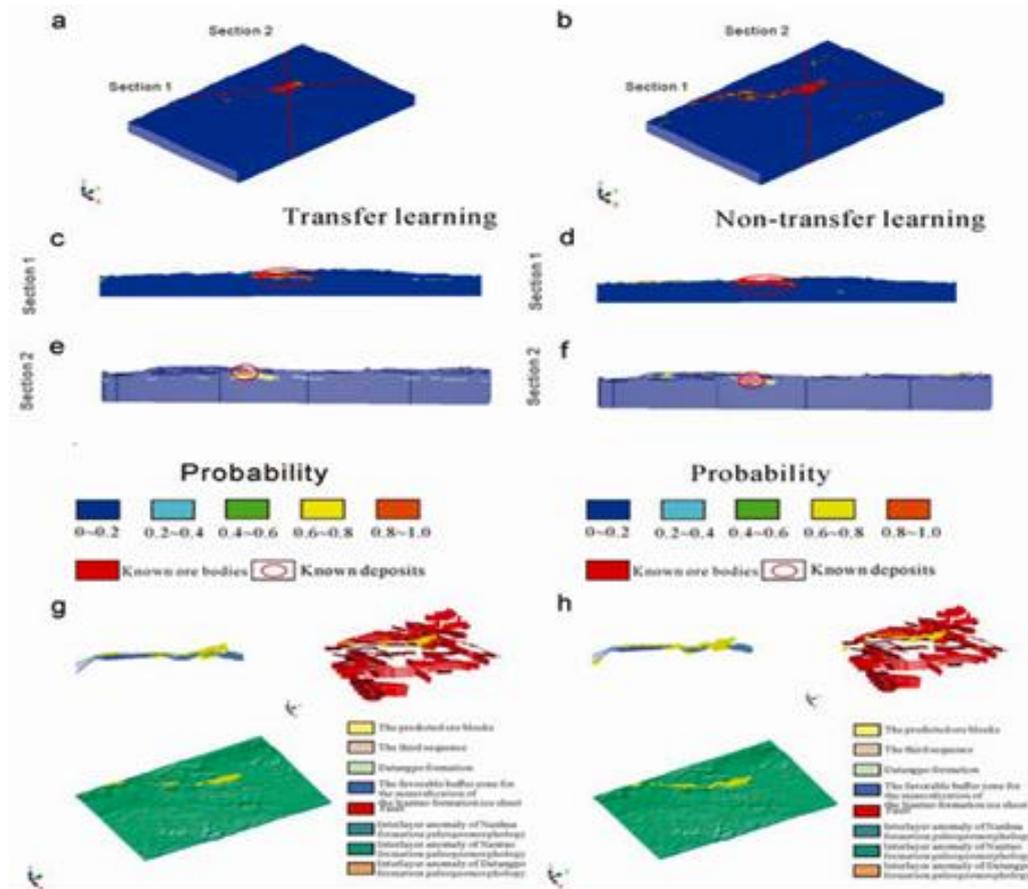


Рис. 17. Сравнение результатов 3D-оконтуривания металлогенических объектов в тесте 6. (a,c,e) показывают результаты прогноза 3D-модели CNN-TL; (b, d, f) показывают результаты прогнозирования 3D CNN. (g) — целевой разрез, очерченный прогнозной моделью 3D CNN-TL, когда пороговое значение металлогенического объекта составляет 0,65, а (h) — целевой разрез, очерченный 3D-моделью CNN.

Дальнейшее изучение теста 6 с лучшим эффектом прогнозирования (рис. 17) показывает, что результаты прогнозирования модели обучения без переноса относительно разбросаны (рис. 17 b–f) из-за большого количества блоков прогнозирования и отсутствия известной руды в некоторых блоках из высоко оцененных областей. Для сравнения, прогноз модели трансфертного обучения является концентрированным, и прогнозируемая область включает рудные блоки, в то время как известные рудные области простираются по периферии. Таким образом, модель переноса имеет преимущество в прогнозировании при комбинациях факторов теста 6.

Рудоконтролирующие факторы от 1 до 6 имеют преимущество, а факторы от 1 до 12 в слоях разломов существенно влияют на результаты обучения. Трехмерная модель CNN работает хорошо, без помех и обеспечивает точный прогноз. С комбинацией факторов, контролирующих руду, от 1 до 6, модель переноса обучения лучше из-за дефицита и концентрации прогнозируемых блоков с высокой вероятностью. Таким образом, метод трехмерного прогнозирования, основанный на трансферном обучении в этом исследовании, осуществим и точен.

5.3. Комплексный анализ результатов прогнозирования.

Согласно исследованию генетических типов марганцевых руд в районе Хуаюань, металлогеническая модель «утечек» древних марганцевых рудных газов в рифтовом бассейне является одним из наиболее важных генетических типов. Расположение древних источников природного газа оказывает значительное влияние на формирование месторождений марганцевой руды. Глубинные разломы могут служить не только благоприятным местом для древних источников природного газа, но и наиболее благоприятным каналом для гидротермальной миграции и хранения. Кроме того, глубокий рифтовый бассейн отвечает за обилие марганцевых осадочных руд. Таким образом, бассейны, системы разломов, проанализированные на основе литофаций, были сопоставлены с геофизическими данными, были окончательно определены пять бассейнов и построены 3D-модели (рис. 18 .а, б).

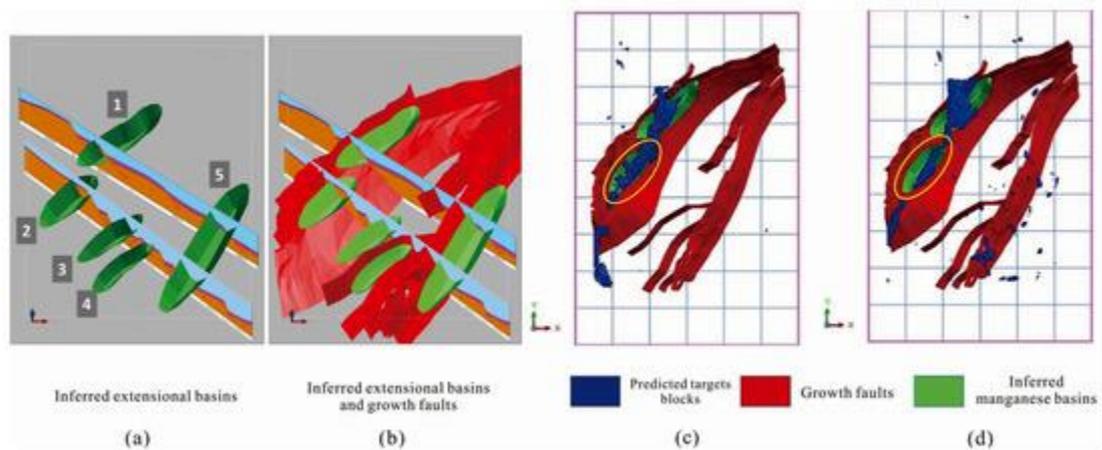


Рис. 18. Наложенные диаграммы результатов 3D-прогноза, бассейнов и разломов: (а) 3D-модель предполагаемых бассейнов растяжения, (б) 3D-диаграмма предполагаемых бассейнов растяжения и разломов, (с) диаграмма прогноза бассейны и разломы по трехмерной модели CNN в тесте 5 и (d) диаграмма трансферного обучения в тесте 6 с бассейнами и разломами (пороговое значение 0,65).

После интегрирования результатов прогнозирования теста 5, который обеспечивает оптимальную производительность модели с помощью алгоритма 3D CNN, с результатами теста 6, который обеспечивает наилучшую производительность в трансферном обучении с прогнозируемыми разломами роста и марганцевыми бассейнами (оба являются незаменимыми металлогеническими факторами для осадочного марганца), можно заметить, что результаты прогноза в наибольшей степени соответствуют бассейнам 1 и 2. Поскольку в бассейне 1 уже добывается марганец (м-ние Минле), окружающие его благоприятные районы не идентифицируются как металлогенические перспективы (желтый кружок). При этом наблюдается высокое совпадение оконтуренной металлогенической перспективы с прогнозируемой марганцевой впадиной, причем первая расположена на висячей стороне разлома, что обеспечивает наилучшие металлогенические условия. Когда пороговое значение очерченного участка равно 0,65, результаты прогнозирования, основанные на трансфертном обучении, рассредоточены на востоке и

юге, на которые не влияет распространение других бассейнов. Тем не менее, он сходится между двумя бассейнами по мере увеличения порогового значения, и в результатах прогноза есть некоторая направленность, которая соответствует геологическим особенностям области исследования, что подтверждает осуществимость и достоверность этого интеллектуального метода прогнозирования.

6. Выводы

В этом исследовании было проведено трехмерное металлогеническое прогнозирование на основе трансфертного обучения трехмерной модели CNN марганцевого оруденения в провинция Хунань. На основе анализа результатов прогноза в рифтовых бассейнах и син-осадочных разломов эффективность метода доказана. Сформулированы следующие выводы:

(1) Двадцать две предложенные контролирующие руду переменные были разделены на шесть групп для сравнительных экспериментов с различными комбинациями, и каждая группа была дополнительно разделена на метод прогнозирования 3D CNN и метод прогнозирования переноса обучения. После доказательства сходства регионального металлогенического фона ядро свертки района Минле было перенесено на безрудную площадь района Хуаюань. Затем обе площади были использованы для создания модели трехмерного прогнозирования для реализации обучения и переноса пространственной корреляции между распределением факторов, контролирующих марганцевое оруденение. Результаты показали, что точность модели трансферного обучения в тесте 6 может достигать 100%, демонстрируя высокую стабильность модели прогнозирования трансферного обучения и высокую скорость сходимости.

(2) Путем сравнения трехмерных прогнозируемых целей до и после переноса обучения тестов 5 и 6, трехмерная модель CNN и прогнозные модели после переноса обучения сравнивались и анализировались с точки зрения кривой ROC и коэффициента контроля руды. Было обнаружено что блоки с высокими значениями вероятности в результатах прогнозирования немногочисленны и сконцентрированы.

(3) Окончательные результаты прогноза были наложены и проверены с на моделях рифтового бассейна и систем разломов в непоискованной области. Результаты анализа показали, что оконтуренный перспективный участок имеет высокую степень перекрытия с рифтовой впадиной и расположен в висячем крыле разлома роста, с отличными металлогеническими условиями.

Можно сказать, что метод прогнозирования 3D CNN обладает большим потенциалом и имеет преимущества при прогнозировании, когда доступны большие объемы данных и значительно улучшает 3D прогнозирование в случае неполных данных.

ИСТОЧНИКИ:

1. Aref Shirazi, Ardeshir Hezarkhani, Adel Shirazy and Amin Beiranvand Pour. «GEOCHEMICAL MODELING OF COPPER MINERALIZATION USING GEOSTATISTICAL AND MACHINE LEARNING ALGORITHMS IN THE SAHLABAD AREA, IRAN». *Minerals* 2023.
2. <https://metabulletin.ru/analytics/ores>, <https://www.canadianminingjournal.com>, <https://www.juniorminingnetwork.com>, <https://www.mining.com>, <https://www.sedar.com>
3. Ning Lu, Yongzai Xi, Hongshan Zheng, Weidong Gao, Yongbo Li, Yu Liu, Zhiqiang Cui, Guixiang Liao and Junjie Liu. «DEVELOPMENT OF A HYBRID FIXED-WING UAV AEROMAGNETIC SURVEY SYSTEM AND AN APPLICATION STUDY IN CHATING DEPOSIT». *Minerals* 2023.
4. Santosh Kumar, Rama Chandrudu Arasada and Gangumalla Srinivasa Rao. «MULTI-SCALE POTENTIAL FIELD DATA INTEGRATION USING FUZZY-C-MEANS CLUSTERING FOR AUTOMATED GEOLOGICAL MAPPING OF NORTH SINGHBHUM MOBILE BELT, EASTERN INDIAN CRATON». *Minerals* 2023.
5. Sasan Farhadi, Peyman Afzal, Mina Boveiri Konari, Lili Daneshvar Saein and Behnam Sadeghi. «COMBINATION OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS WITH CONCENTRATION-AREA FRACTAL METHOD FOR SOIL GEOCHEMICAL ANOMALY DETECTION IN SEDIMENT-HOSTED IRANKUH PB-ZN DEPOSIT, CENTRAL IRAN». *Minerals* 2022, 12.
6. Yongjian Wang, Honghai Fan, Yaqing Pang and Wei Xiao. «GEOCHEMICAL CHARACTERISTICS OF CHLORITE IN XIANGSHAN URANIUM ORE FIELD, SOUTH CHINA AND ITS EXPLORATION IMPLICATION». *Minerals* 2022, 12.
7. Chunhui Liu, Chunxia Qiu, Luoqi Wang, Jie Feng, Sensen Wu and Yuanyuan Wang. «APPLICATION OF ASTER REMOTE SENSING DATA TO PORPHYRY COPPER EXPLORATION IN THE GONDWANA REGION». *Minerals* 2023, 13.
8. Shi Li, Chang Liu and Jianping Chen. «MINERAL PROSPECTING PREDICTION VIA TRANSFER LEARNING BASED ON GEOLOGICAL BIG DATA: A CASE STUDY OF HUAYUAN, HUNAN, CHINA». *Minerals* 2023, 13.