

**ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ «МИСИС»**

Мельниченко Илья Ашотович

**ТРЕХМЕРНОЕ ГЕОМОДЕЛИРОВАНИЕ ГРАНИЦ ЛИТОЛОГИЧЕСКИХ РАЗНОСТЕЙ
ЖЕЛЕЗОРУДНЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ НА ОСНОВЕ ПРОСТРАНСТВЕННО-
КООРДИНИРОВАННЫХ ДАННЫХ**

Шифр и наименование научной специальности

25.00.35 Геоинформатика

Автореферат диссертация на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Научный руководитель

кандидат технических наук

Щёкина Марина Владимировна

Москва – 2021 год

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность. Одной из наиболее сложных и трудоёмких задач при разработке железорудных месторождений является оконтуривание тел полезных ископаемых для их комплексного освоения. Применение компьютерных технологий в геологии позволяет отойти от традиционных методов сбора и обработки информации, решить проблему интерпретации больших массивов данных, исключить субъективность распознавания результатов исследований, что в конечном итоге способствует комплексному использованию полезных ископаемых и всех вмещающих пород в контурах месторождения. Это отвечает основным требованиям изучения природных геосистем посредством компьютерного моделирования.

В настоящее время существует ряд актуальных задач, одной из которых является построение цифровых инженерно-геологических и литологических моделей. Несмотря на то, что в своей работе инженер-геолог не обходится без использования САД (Система автоматизированного проектирования) и ГГИС (горно-геологических информационных систем), большинство процессов неавтоматизировано и приходится выполнять значительный объем ручной работы. В задачах исследования модели инженерно-геологических элементов такими неавтоматизированными процессами являются расчеты, оконтуривание, создание каркасной и блочной моделей, подсчет запасов полезного ископаемого. Поэтому в условиях применения геоинформационных технологий возникла необходимость разработки новых методов обработки геологической информации с целью создания инженерно-геологических моделей, отвечающих современным требованиям точности, полноты и достоверности.

Существующие методы построения трехмерных цифровых моделей, в основном, базируются на каркасном и блочном моделировании, при этом создание последующих включает этап формирования первых. Следует отметить, что при проектировании новых горнодобывающих предприятий и эксплуатации разрабатываемых участков недр возникает необходимость создания модели не только рудной толщи, но и вмещающих пород, а также техногенных массивов с целью прогнозирования их состояния, в том числе повышения точности оценки устойчивости уступов и бортов карьеров, ярусов отвалов, а также дамб намывных горнотехнических сооружений. При помощи технологии распознавания образов, основанной на методе классификации и идентификации инженерно-геологических элементов, становится возможным построить трехмерную инженерно-геологическую модель, где основой интерпретации результата является не субъективный характер модели, а математический аппарат.

Это позволит оперативно дополнять и вносить изменения в построенную цифровую модель, которую в дальнейшем возможно будет совершенствовать при помощи обученных искусственных нейронных сетей для более точного определения литологических разностей. В отличие от уже известных способов моделирования месторождений, математический аппарат искусственных нейронных сетей позволяет произвести более объективную оценку трехмерной модели месторождения, что способствует переходу на качественно новый уровень обработки результатов инженерно-геологических изысканий и минимизации объема ручного труда при анализе и преобразовании огромных массивов однотипной геологической информации в ГИС (геоинформационная система).

Поэтому разработка инструментария построения трехмерных блочных литологических моделей с использованием нейросетевых методов геомоделирования является актуальной научной задачей, решение которой позволит повысить оперативность обработки геологических пространственно-координированных данных и качество их интерпретации для планирования и проектирования горных работ.

Объект исследования - пространственно-координированные данные опробования литологических разностей при разработке железорудных месторождений.

Целью исследования является моделирование железорудных месторождений на базе геоинформационного инструментария определения границ литологических разностей и анализа отображения и распространения пространственно-координированных данных опробования.

Идея работы – повышение оперативности и достоверности обработки геологической информации на основе вероятностных моделей литологических разностей с использованием нейросетевых технологий для принятия объективных управленческих решений при освоении железорудных месторождений.

Для достижения поставленной цели были сформулированы и решены следующие основные **задачи**:

1. анализ и оценка существующих методов построения моделей литологических разностей;
2. разработка моделей литологических разностей месторождений на основе блочного моделирования и нейронных сетей;
3. моделирование границ литологических разностей, полученных на всех стадиях изучения участка недр, с использованием полученных моделей;
4. оценка элементов блочной модели месторождения, установленной на основе вероятностных характеристик литологических разностей;

5. апробация разработанного инструментария определения границ литологических разностей различных форм залегания в условиях освоения железорудного месторождения.

Научные положения, разработанные лично автором:

- обоснование параметров элементарной единицы блочной модели, определяемых для каждого рассматриваемого участка недр, необходимо производить на основе поиска наименьшего интервала опробования видов рудных тел и вмещающих пород;
- граничные вероятностные характеристики отдельных литологических разностей необходимо определять с использованием нейросетевых технологий и статистического моделирования, учитывающих изменчивость пространственно-координированных данных в элементарной единице блочной модели;
- изменение параметров разведочной сети и повышение точности подсчета запасов железорудных месторождений необходимо производить на основе установления зон неопределенности и граничных вероятностных характеристик литологических разностей, а также в зависимости от их вида, и условий их залегания.

Обоснованность и достоверность научных положений выводов и рекомендаций работы подтверждаются применением следующих апробированных методов исследований при разработке инструментария построения трёхмерной литологической модели с использованием искусственных нейронных сетей был использован традиционный комплекс исследований, включающий:

анализ и обобщение опыта построения объемных геологических моделей, а также инструментария нейронных сетей для решения задачи распознавания образов в геологии и других смежных областях;

методы геометрического моделирования формы и пространственного положения геологических тел в пространстве;

блочное моделирование месторождений полезных ископаемых;

методы кросс-валидации для определения достоверности результатов моделирования;

математические и геостатистические методы обработки, интерпретации и преобразования геологической информации, получаемой на различных стадиях освоения участков недр.

Научная новизна исследований:

1. Предложен алгоритм определения наименьшего интервала опробования видов литологических разностей железорудных месторождений с учетом разнородности геоинформации.

2. Установлены вероятностные характеристики элементарной единицы блочной модели видов литологических разностей в межскважинном пространстве, позволяющие определить достоверные границы рудных тел и вмещающих пород.

3. Разработан инструментарий оценки зон неопределенности, позволяющий повысить достоверность и представительность геоинформации, а также осуществить расчет вероятностных характеристик литологических разностей для оперативного принятия обоснованных решений по проектированию разведочной сети.

Научная значимость работы состоит в:

- разработке нового методического подхода к построению трехмерных литологических моделей участков недр с использованием функциональных возможностей нейронных сетей, который позволяет сократить временные и трудовые затраты моделирования с сохранением требуемой точности и достоверности результатов;
- определении на основе вероятностных характеристик необходимых и достаточных условий оценки элемента блочной модели месторождения для достоверного установления литологических разностей исследуемого участка недр.

Практическое значение исследований заключается в разработке инструментария определения границ литологических разностей рудных тел и вмещающих пород, позволяющего повысить качество геологического обеспечения, а также достоверность подсчета запасов для оптимального проектирования и планирования горных работ.

Реализация выводов и рекомендаций работы. Разработанный инструментарий использован ООО «ЭМ ЭНД ТИ ПРОД» «Man & Technologies Lab» для обоснования управленческих решений по развитию горных работ на железорудном месторождении КМА.

Апробация: Результаты научных исследований автора были представлены и получили одобрения на «Всероссийской конференции-конкурсе студентов выпускного курса и аспирантов» в 2016 и 2021 году (Национальный минерально-сырьевой университет “Горный”, Санкт-Петербург), Международном научном симпозиуме «Неделя горняка» (2016 – 2021 гг.), Международном форуме-конкурсе молодых ученых “Проблемы недропользования” в 2016-2018 гг. (Санкт-Петербургский Горный Университет), XV International Forum “Topical issues of rational use of natural resources” under the auspices of UNESCO (Санкт-Петербургский Горный Университет, 2019г.). Разработки автора были отмечены дипломом победителя «Всероссийской конференции-конкурса студентов выпускного курса» (диплом III-й степени в 2016 году), победителя «Всероссийской конференции-конкурса студентов и аспирантов» (диплом III-й степени в 2019 году),

победителя «Всероссийской конференции-конкурса студентов и аспирантов» (диплом в 2021 году).

Публикации: Основные результаты диссертации отражены в 10 научных публикациях, 2 из них - в изданиях, рекомендуемых ВАК Минобрнауки России.

Объем и структура работы: Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка использованных источников из 152 наименований, содержит 88 рисунков, 22 таблицы.

Основное содержание работы

Геологическое моделирование или геомоделирование позволяет создавать цифровые модели основываясь на геоинформацию дневной поверхности земной коры на основе геофизических и геологических наблюдений, сделанных на поверхности и под землей. Геомоделирование включает в себя различные аспекты, такие как сбор, анализ и управление цифровой информации. Развитием данной области науки занимаются Гончаренко С.Н., Темкин И.О., Кириченко Ю.В., Оганесян А.С. Агафонов В.В., Мосейкин В.В., Абрамян Г.О., Стадник Д.А., Стадник Н.М., Панкратенко А.Н., Ческидов В.В., Куликова Е.Ю., Перфилов О.В., Федянин О.С., Николаев П.В., Гончаренко А.Н., Ярощук И.В., Панкратенко Н.А., Панкратенко Г.А., Якимишин В.Р., Авдеев А.Б., Ютяев А.Е., Горн Е.В., Варыгин С.О., Клебанов Д.А., Дерябин С.А., Конов И.С.

Многочисленные примеры интерпретации представления границ литологических разностей в межскважинном пространстве в процессе оконтуривания и об особенностях геологического строения рудных тел и вмещающих пород месторождений, в том числе и из-за редкой сети разведочных пересечений данная проблема поднималась, изучалась и рассматривалась в трудах таких ученых и исследователей, как Каждан А.Б., Погребницкий Е.О., Кац А.Я., Смирнов В.И., Терновой В.И., Коган И.Д., Гальперин А.М., Шевелев В.В., Ермолов В.А., Мосейкин В.В., Кириченко Ю.В., Щёкина М.В., Дегтярев В.С., Денисов М.Н., Бирюкова В.И., Поздняков Н.И. Вашуркина Н.В., Гуськов О.И., Кобахидзе Л.П., Калинин А.Г., Ошкордин О.В. и др.

Для оценки оконтуривания границ литологических разностей в межскважинном пространстве на основе журнала опробования исследователями было предложено совместить геоинформацию пространственно-координированных данных первичной разведки и сгущённой разведочной сети (Рисунок 1).

На современном этапе развития науки и технологий процесс интерпретации геологической информации производится в цифровой среде на базе персонального компьютера используя CAD, CAM, CAE и BIM с заложенными алгоритмами работы

программного обеспечения, результаты которых могут не коррелировать между собой. Многие исследователи сходятся к единому мнению о необходимости разработки дополнительных программных обеспечений для работы с геоинформацией.

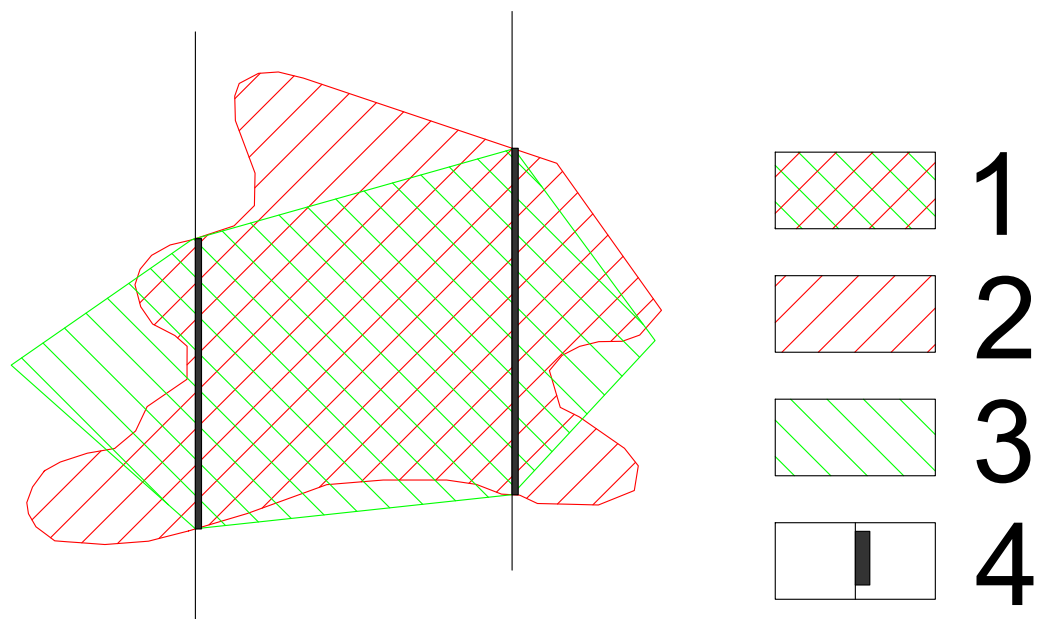


Рисунок 1 – Схематичная интерпретация геоинформации показывающая возникновение ошибки в межскважинном пространстве. 1 – совпадающие площади полезного ископаемого по данным сгущенной разведочной сетью; 2 – истинные площади полезного ископаемого; 3 – площади полезного ископаемого геометризованные по данным разведки; 4 – рудные интервалы в разведочных пересечениях.

В диссертации предлагается использовать искусственные нейронные сети при геомоделировании литологических разностей железорудных месторождений на основе пространственно-координированных данных. Чтобы определить возможность моделирования месторождения полезных ископаемых при помощи искусственной нейронной сети, необходимо построить модель при помощи традиционных способов геомоделирования.

К традиционным методам подсчета запасов твердых полезных ископаемых относится способ разрезов или сечений позволяющий наиболее полно учесть и отразить геологические особенности строения месторождения и всех его литологических разностей.

Для проведения исследования были использованы данные по метаморфизованному железорудному месторождению КМА. Вскрышные породы, представленные глинами; известняками; переслаиванием глин, песчаников и песков; переслаиванием мела, мергеля и песка; песчаниками и песком кварцево-слюдистым, имеют горизонтальное залегание.

Рудное тело и окружающие породы (железистые кварциты гематитовые; железистые кварциты магнетитовые; микросланцы кварц-слюдистые и микросланцы филитовидные) имеют наклонное залегание. Вкрапления в виде даек представлены микросланцами кварц-графит-биотитовыми и кварц-графитовыми.

Используя возможности AutoCAD проведено оконтуривание литологических разностей для выявления границ перехода от одной породы к другой в межскважинном пространстве с помощью самых распространённых команд в AutoCAD для оконтуривания месторождения - Polyline и Spline. На первый взгляд данные разрезы должны быть идентичны, но построения моделей литологических разностей позволили установить, что их использование при оконтуривании литологических разностей ведет к получению различных границ перехода одной литологической разности к другой в межскважинном пространстве, приводящих к неоднозначным результатам при подсчете запасов полезного ископаемого (Рисунок 2).

Чтобы повысить оперативность обработки геологических пространственно-координированных данных и качество их интерпретации для планирования и проектирования горных работ необходимо рассмотреть трехмерные способы моделирования месторождения полезных ископаемых. Для того, чтобы сравнить полученную блочную модель, в результате обучения искусственной нейронной сетью, инженеру-геологу необходимо построить каркасную модель месторождения используя ГИС редактор.

Создание каркасной модели достаточно ресурсоемкий процесс, а при помощи искусственных нейронных сетей возможно исключить процессы создания каркасной модели и получить готовую трехмерную блочную литологическую модель.

Для оконтуривания рудных тел, попутных ископаемых и вмещающих пород месторождения по разрезам (Рисунок 3) необходимо создать набор оконтуренных литологических разностей для получения каркасной модели.

После оконтуривания всех разрезов построены каркасы по всем контурам, и, таким образом, получить объемную трехмерную литологическую модель (Рисунок 4 А).

Используя инструмент AutoCAD так же возможно построить трехмерную модель месторождения (Рисунок 4 В), что позволит оценить сходимость с моделью, полученной в Micromine.

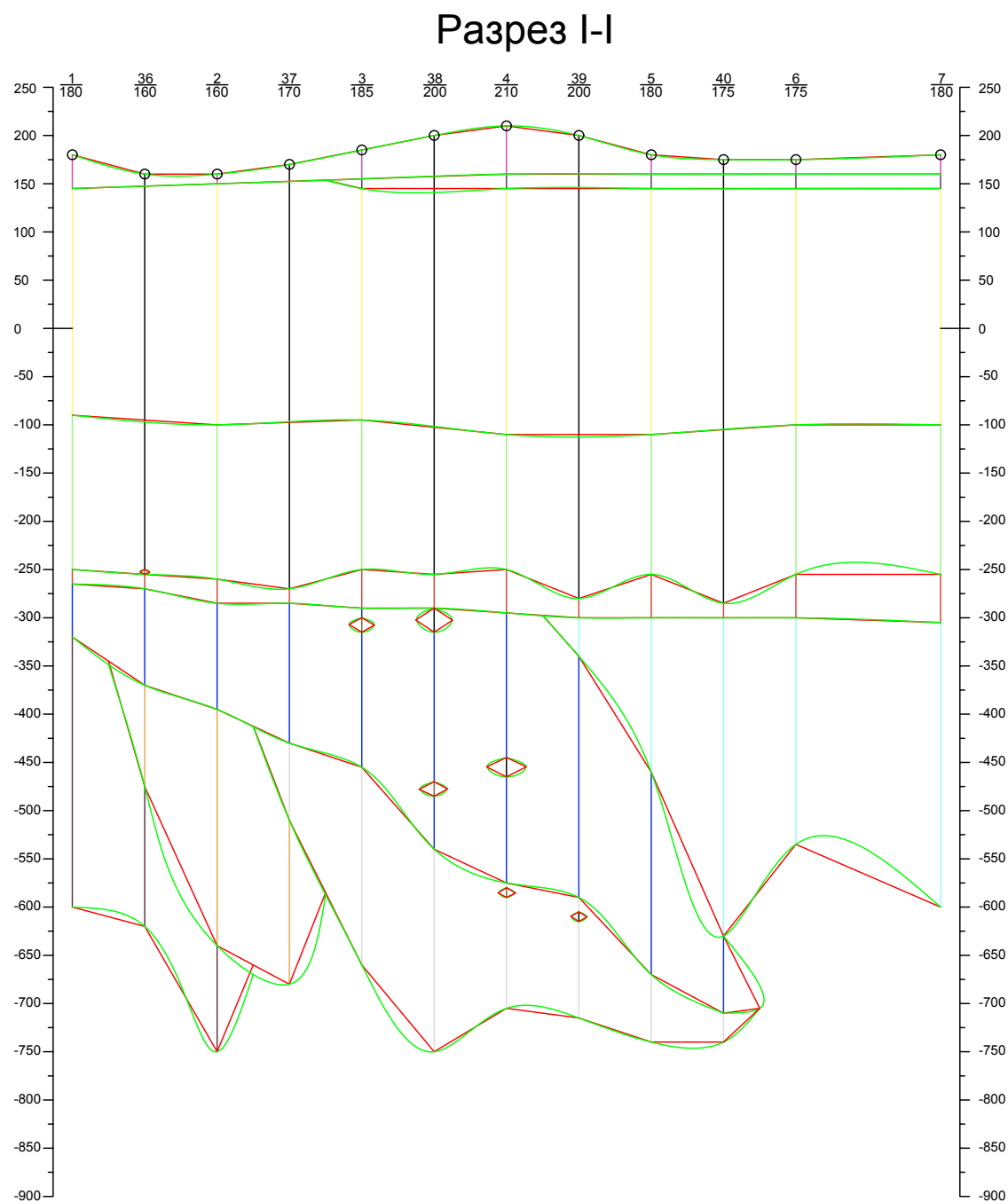


Рисунок 2 – Разрез по профилю (Разрез) I-I (красный контур - Polyline и зеленый контур - Spline)

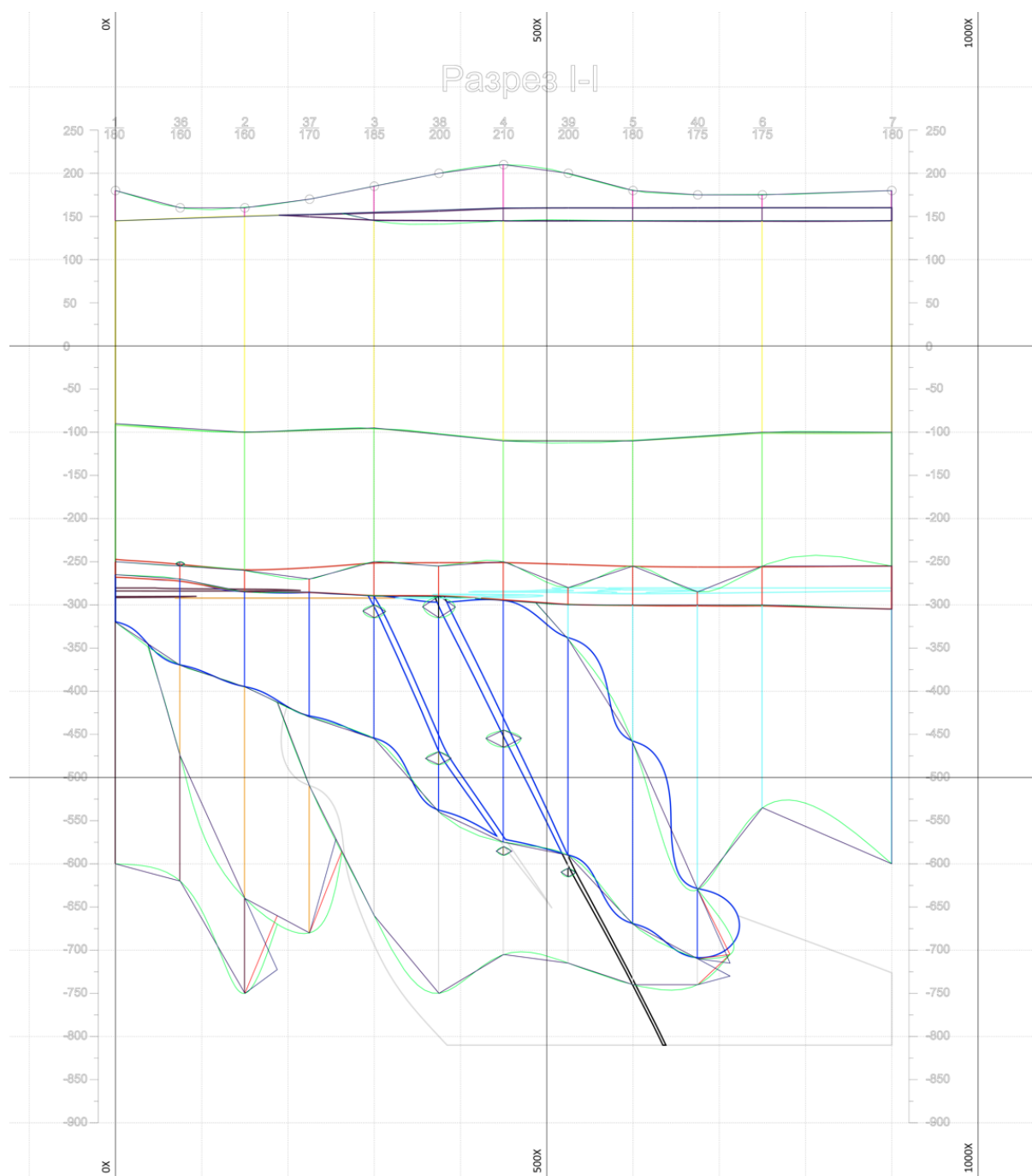


Рисунок 3 – Оконтуривание литологических разностей в разрезе по профилю (Разрез) I-I (совмещённые инструменты AutoCad, Micromine, LeapFrog)

На сегодняшний день инструмент LeapFrog уже позволяет уйти от ручного построения трехмерных литологических моделей месторождения полезных ископаемых (Рисунок 4 С).

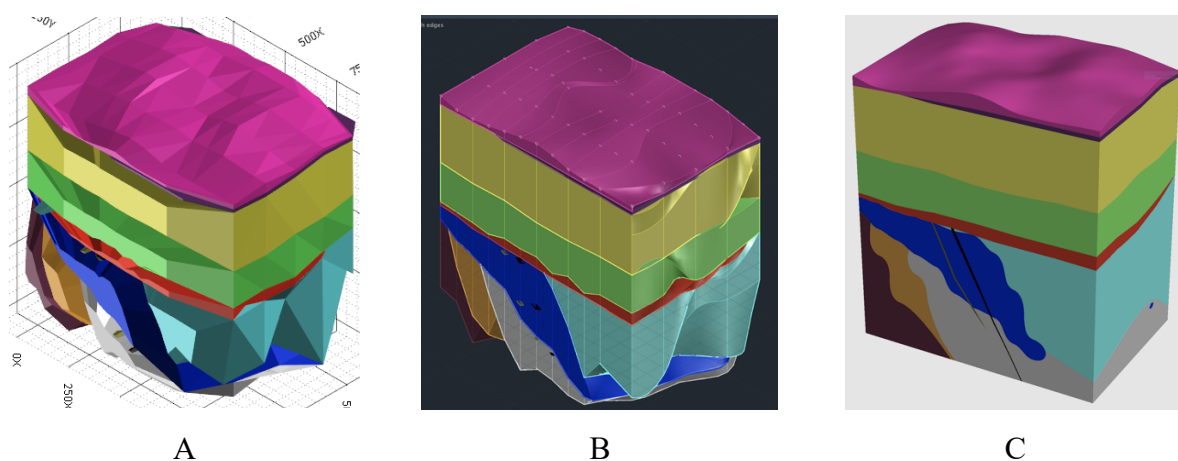


Рисунок 4 – Каркасная литологическая трехмерная модель А) построенная в Micromine В) с построенная в AutoCAD С) Построенная в LeapFrog

При проведении сравнительного анализа полученных трехмерных моделей месторождений полезных ископаемых (Таблица 1) присвоим номера способам построения литологических моделей с использованием различного программного обеспечения построения для подсчета объемов: 1 – инструмент Polyline AutoCAD 2022; 2 – инструмент Spline AutoCAD 2022; 3 – инструмент Минимальная площадь (Micromine 2021); 4 – инструмент Пропорциональная длина (Micromine 2021); 5 – инструмент Равные углы (Micromine 2021); 6 – инструмент Максимальный объем (Micromine 2021); 7 – инструмент AutoCAD 2022 3D; 8 – инструмент LeapFrog auto.

Для большей наглядности построен график разности объемов пород (Рисунок 5), где ось Y прологарифмирована, чтобы повысить качество представленной информации.

Разница в объемах между различными инструментами и способами построения моделей литологических разностей составляет от 1% до 456%. Такое явление можно объяснить различной границей перехода одной литологической разности к другой в межскважинном пространстве, приводящее к неоднозначным результатам при подсчете запасов полезного ископаемого (Рисунок 6).

Таблица 1 – Сравнение объемов литологических разностей

Литологическая разность\ № Способа	1	2	3	4	5	6	7	8
Песок кварцево-слюдистый	23725480,69	0,01%	0,09%	0,45%	-0,22%	0,69%	2,38%	14,59%
Песчаник	3087349,549	10,12%	-6,00%	-2,78%	-6,00%	-1,52%	-1,35%	45,52%
Переслаивание мела, мергеля и песка	133804797,5	-0,10%	0,26%	0,11%	0,29%	0,29%	0,05%	21,03%
Переслаивание глин, песчаников и песков	87307500	-0,46%	-0,14%	0,07%	-0,18%	0,07%	-0,12%	16,86%
Известняк	12478122,5	1,89%	-0,94%	0,09%	-0,83%	0,99%	-3,28%	54,63%

Литологическая разность\ № Способа	1	2	3	4	5	6	7	8
Микросланцы кварц- слюдистые	25588114,53	-4,20%	-1,29%	-1,31%	-1,11%	-0,42%	3,47%	310,42%
Железистые кварциты магнетитовые	23017692,74	3,99%	-5,61%	1,38%	-0,78%	2,39%	0,81%	47,43%
Железистые кварциты гематитовые	34964801,6	3,19%	-1,77%	-0,50%	-1,70%	-0,02%	-0,74%	105,57%
Микросланцы филлитовидные	34532677,34	3,66%	2,57%	2,38%	3,35%	3,62%	-3,96%	77,82%
Руда богатая	68983827,84	-1,20%	-1,36%	-0,16%	-1,03%	-0,16%	-0,65%	0,21%
Микросланцы кварц- графит-биотитовые	467527,3012	28,28%	-32,56%	-1,32%	-29,50%	-1,32%	-0,44%	422,09%
Микросланцы кварц- графитовые	285383,07	23,34%	-51,07%	-36,33%	-51,66%	-36,33%	-39,89%	456,62%
Глина	316,14375	39,12%	16,63%	16,63%	16,63%	16,63%	16,67%	187,84%
Сумма	448243590,8	0,36%	-0,59%	0,15%	-0,23%	0,48%	-0,23%	47,52%

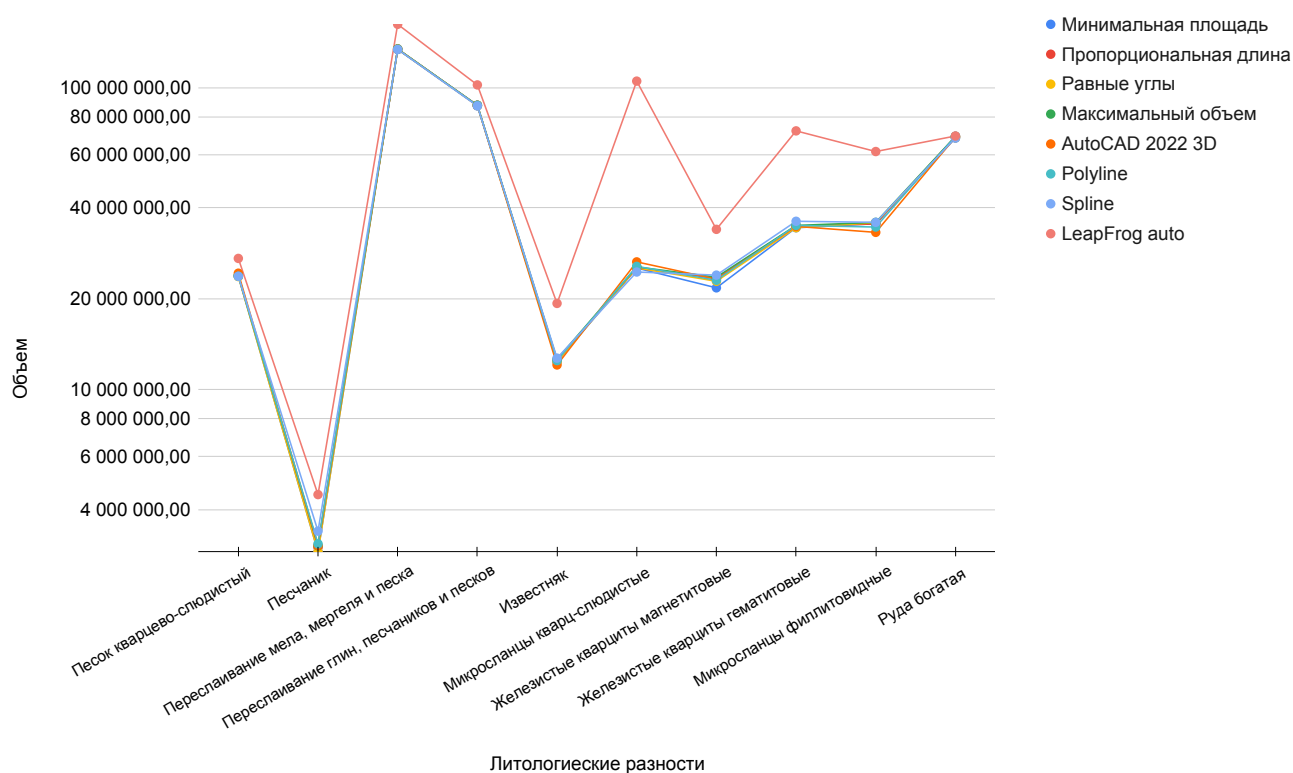


Рисунок 5 – Сравнение объемов моделей литологических разностей с использованием различных инструментов и способов построения

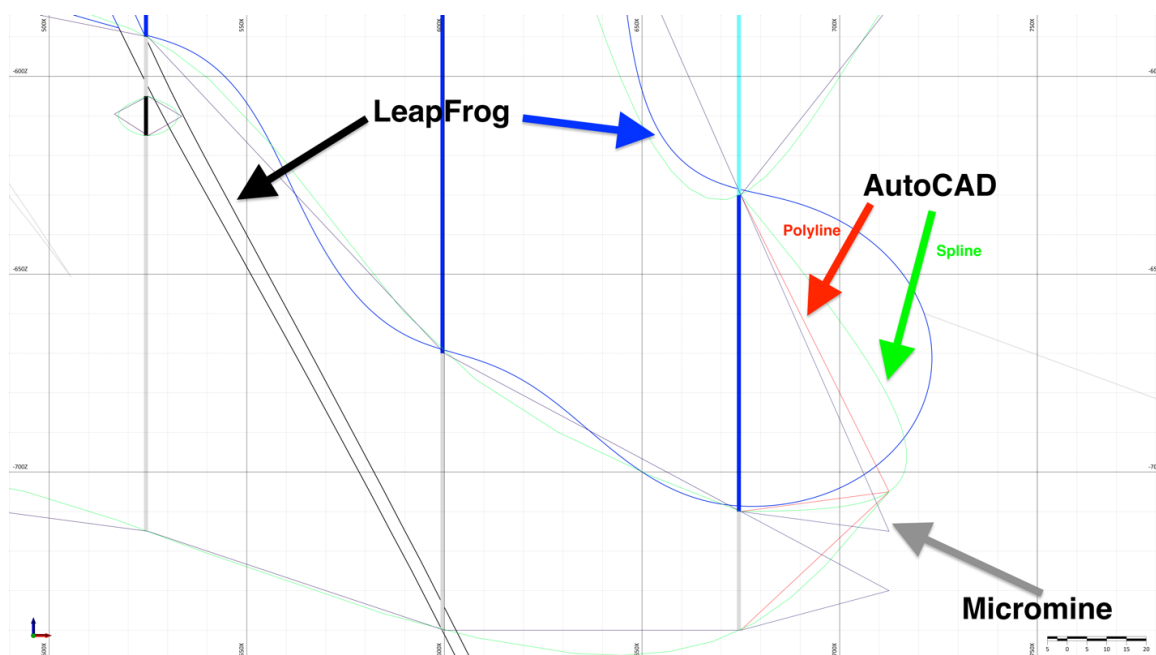


Рисунок 6 – Границы межскважинного пространства. по профилю (Разрезу) I-I
(AutoCAD, Micromine, LeapFrog)

Разработанный инструментарий трехмерного геомоделирования литологических разностей железорудных месторождений на основе пространственно-координированных данных с использованием нейросетевых методов позволяет не только повысить оперативность обработки геологической информации и качество ее интерпретации, но и более комплексно подойти к освоению месторождения.

Предложенный инструментарий заключается в следующем.

Чтобы обучить искусственную нейронную сеть необходимо подготовить геоданные, полученные в результате геологоразведочных работ. Для корректного представления результатов опробования в трехмерном пространстве, производится перевод их в декартову систему координат.

По полученным декартовым координатам удаленности интервала опробования от устья скважины определяются абсолютные координаты в декартовой системе координат в виде суммы декартовых координат и координаты устья скважины. По координате устья скважины и конечному интервалу скважины составляется уравнение прямой, описывающее скважины по классической формуле (уравнение прямой проходящей через две точки). Полученные прямые оконфуживаются границами блочной модели. Для создания границ блочной модели определяются минимальные и максимальные значения x , y , z из числа известных точек для каждой скважины.

Минимальные и максимальные значения $x_r, y_r, z_r \in [\min, \max]$ из всех известных точек будут ограничивать построение блочной модели.

Размер блока выбирается из минимального интервала опробования для того, чтобы избежать случая, когда один блок пересекает интервал с различными литологическими разностями. Для изучаемого железорудного месторождения минимальный интервал опробования литологической разности «Глина» составляет 1 метр, исходя из этого выбран размер элементарной единицы блочной составляет 1 метр.

Пустым блокам, которые пересекли скважины, необходимо присвоить параметры, соответствующие данному интервалу опробования пересекающей скважины. Также необходимо обратить внимание на случай, когда точка пересечения будет находиться на границе двух плоскостей. В данном случае принимаем, что оба блока принадлежат скважине.

Известным пересечённым скважиной пустые блоки необходимо присвоить известные параметры литологической разности.

Полученные пустые блоки и блоки с известными параметрами считаются подготовленным обучающим множеством, необходимым для обучения искусственной нейронной сети, где на входе подаются пространственно-координированные данные $x_{ц}y_{ц}z_{ц}$ блока, а на выходе - значение породы, соответствующее данным координатам для корректировки весов (Рисунок 7-9).

Динамическое моделирование месторождения полезных ископаемых осуществляется с использованием разработанного инструментария трехмерного геомоделирования литологических разностей на основе пространственно-координированных данных при помощи искусственной нейронной сети. Обучение искусственной нейронной сети производится на основе пространственно-координированных данных, подающихся на вход сети, на выходе сети - геоданные по известным литологическим разностям, полученные в результате разведки (Рисунок 8).

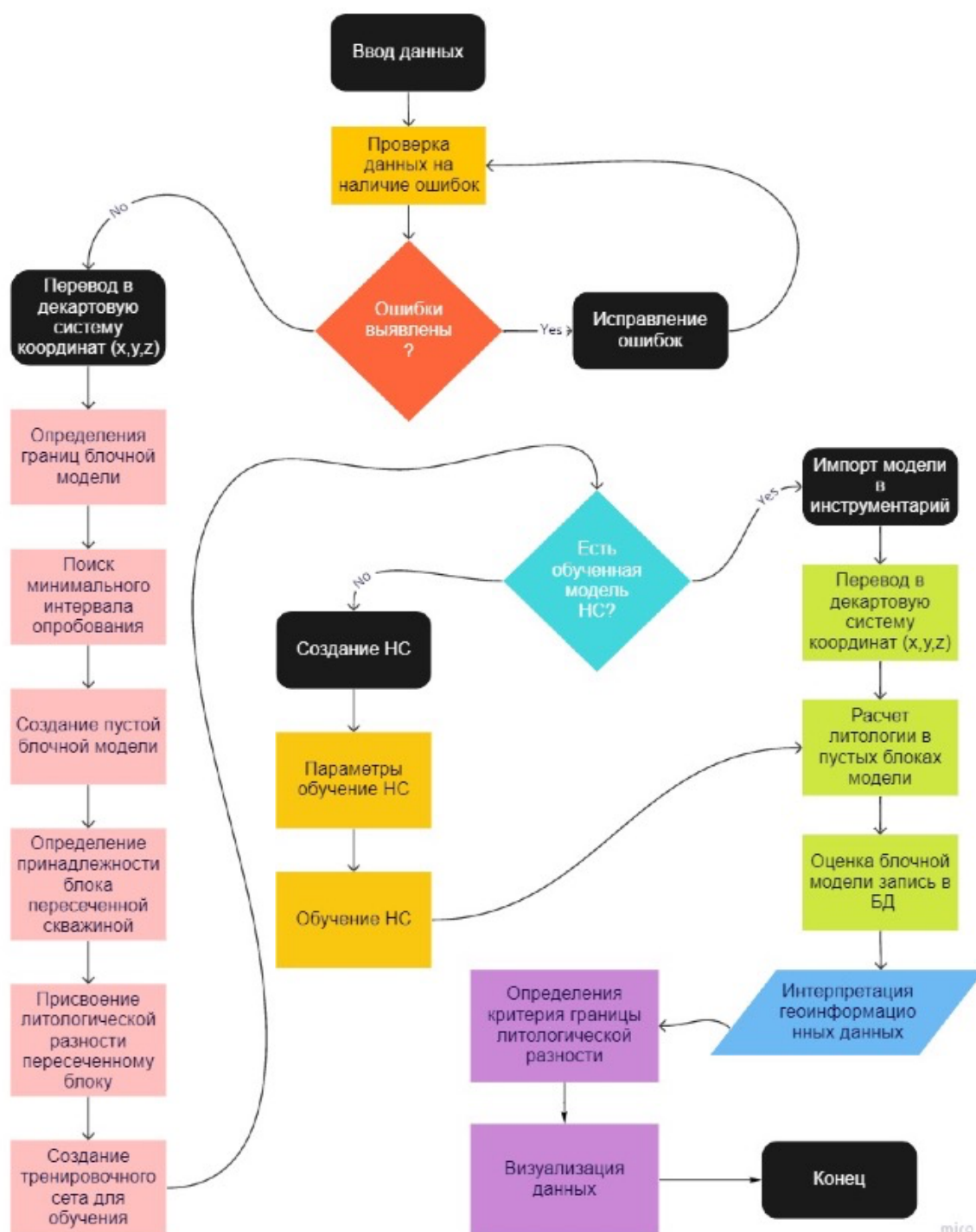


Рисунок 7 – Алгоритм реализации работы разработанного инструментария трехмерного геомоделирования

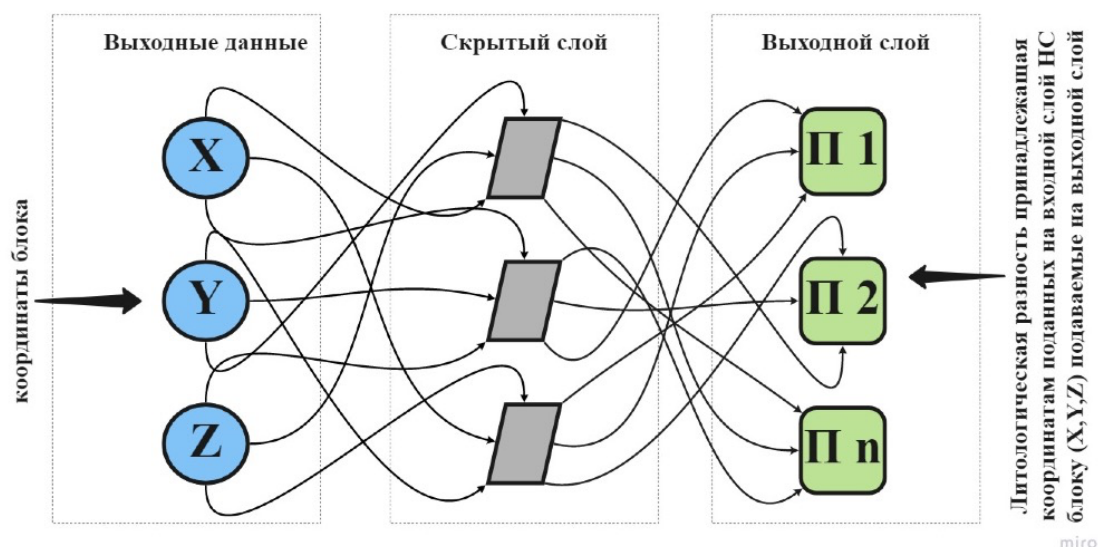


Рисунок 8 – Искусственная нейронная сеть с учителем

Полученные веса обученной искусственной нейронной сети, используются для предсказания литологической разности в заданных пространственно-координированных данных, на вход сети подаются только пространственно-координированные данные, на выходе - предсказанная литологическая разность с вектором вероятности, соответствующим поданным на входе геоданным (Рисунок 9).

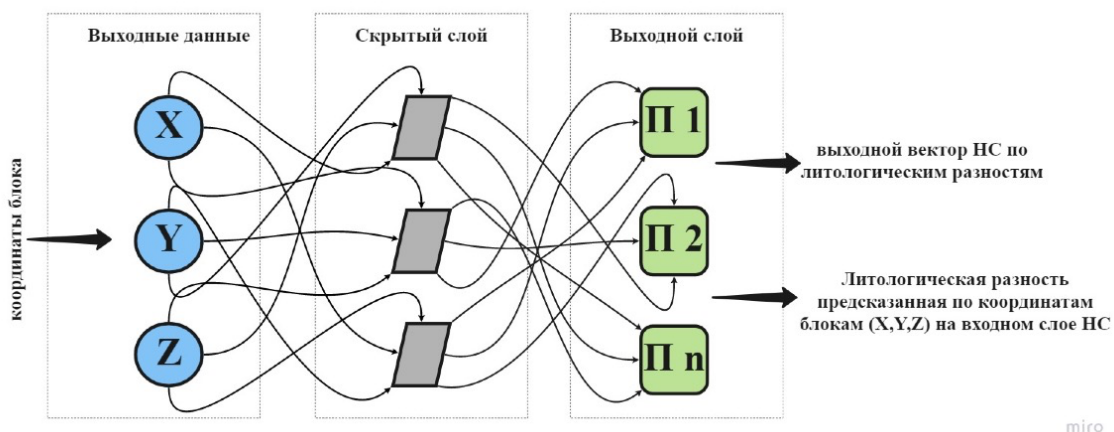


Рисунок 9– Искусственная нейронная сеть без учителя

Для того, чтобы алгоритм работал на независимом наборе данных, в процессе обучения используется метод кросс-валидации. Для этого все месторождение было разбито на k -частей, затем на $k-1$ частях было произведено обучение модели, а оставшаяся часть была использована для тестирования. Значение переменной k целесообразно принять равным количеству скважин, пробуренных при разведке конкретного месторождения.

Получив данные по всем скважинам из базы данных, из k-1 скважин создается тренировочный сет. Также создается новая нейронная сеть, которая использует полученный тренировочный сет для обучения. Данная операция проводится k раз, в итоге мы получаем k обученных нейронных сетей, каждая из которой также хранит информацию о скважине, которая не участвовала в обучении сети.

Для каждой скважины рассчитываем ошибку, основываясь на пространственно-координированных данных по известным блокам и предсказанным по формуле (1), и строим карту относительной погрешности, которая позволяет провести пространственное районирование месторождения полезного ископаемого. Формула расчета относительной погрешности по искомой скважине имеет вид:

$$error.number.well = \frac{falsePredicted.block}{all.number.block} \cdot 100 \quad (1)$$

где: *error.number.well* – относительная погрешность по искомой скважине;
falsePredicted.block – неверно предсказанные блоки по искомой скважине;
all.number.block – все блоки по искомой скважине.

Обучение и предсказание выполняются при помощи эмпирической оценки кросс-валидации, обобщающей способности алгоритма, обучаемых по прецедентам.

На основании полученных пространственно-координированных данных по предсказанным блокам проводится пространственное районирование месторождения полезных ископаемых по всему разведочному полю (в пределах разведочной сети распределения общей ошибки для разрезов I-V), представленному на Рисунке 10.

Предсказанные блоки в искомой скважине имеют помимо координат блока и названия породы вектор выходного слоя искусственной нейронной сети. Нормируем данный вектор и строим график распределения вероятности в зависимости от глубины скважины (Рисунок 11). Соотношение, полученное путём деления наибольшего выхода нейронной сети к сумме всех выходов нейронной сети, будем называть вероятностью предсказания данной породы в этом блоке. Расположим на графике искомую (оригинальную) скважину с правой стороны и предсказанную с левой стороны графика. На основе знания о том, что вероятность стремится к 0, мы можем определить литологическую изменчивость.

Для получения более точной границы смены литологических разностей на основе выходного вектора необходимо взять производную для каждого значения. По нормированным данным строится график (Рисунок 12). Пик на графике предоставляет возможность проведения более ярко выраженной границы смены литологических разностей.

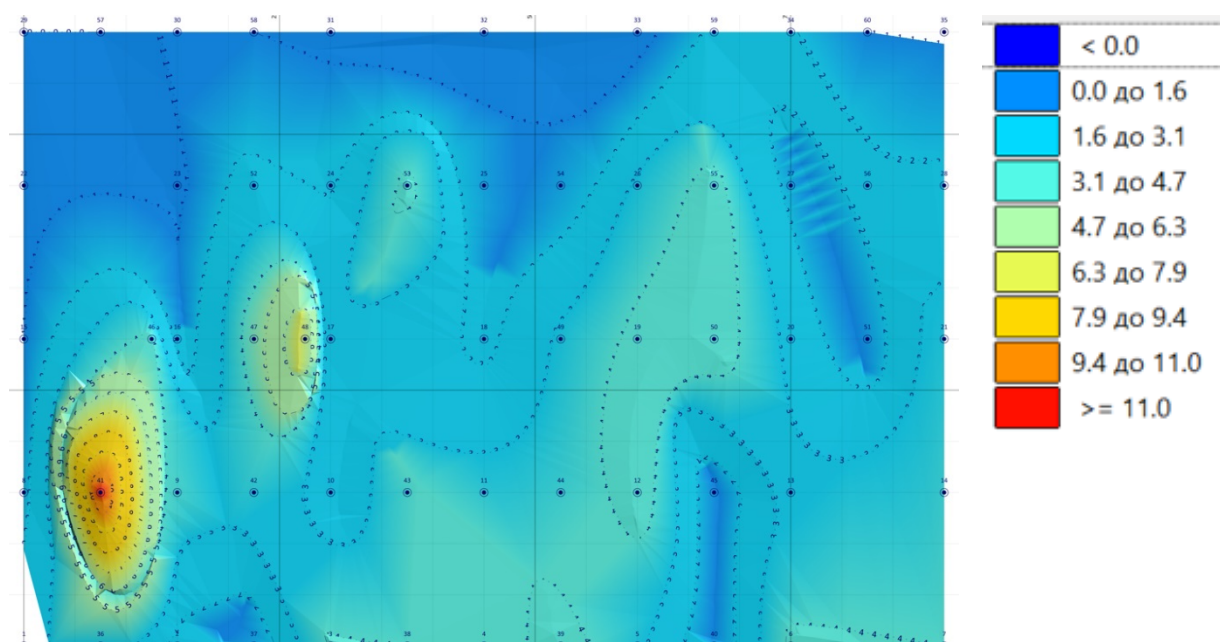


Рисунок 10– Карта скважин с относительной погрешностью (скважина 41, ошибка 11,1%)

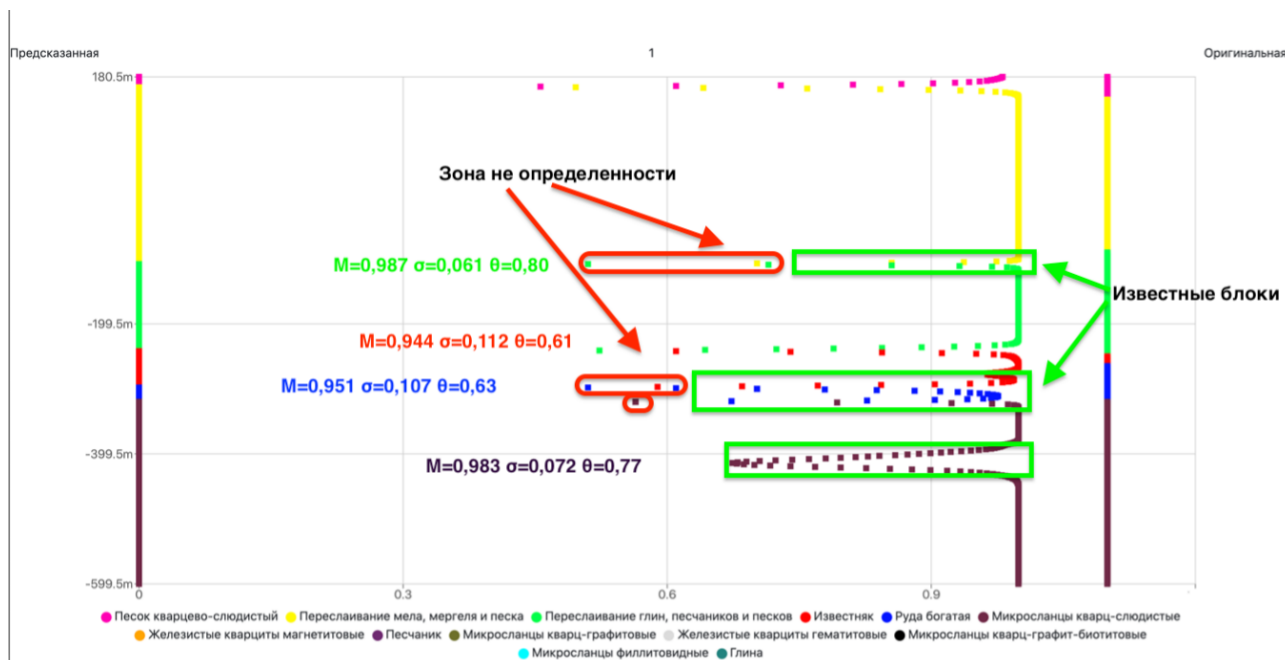


Рисунок 11 – Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 1)

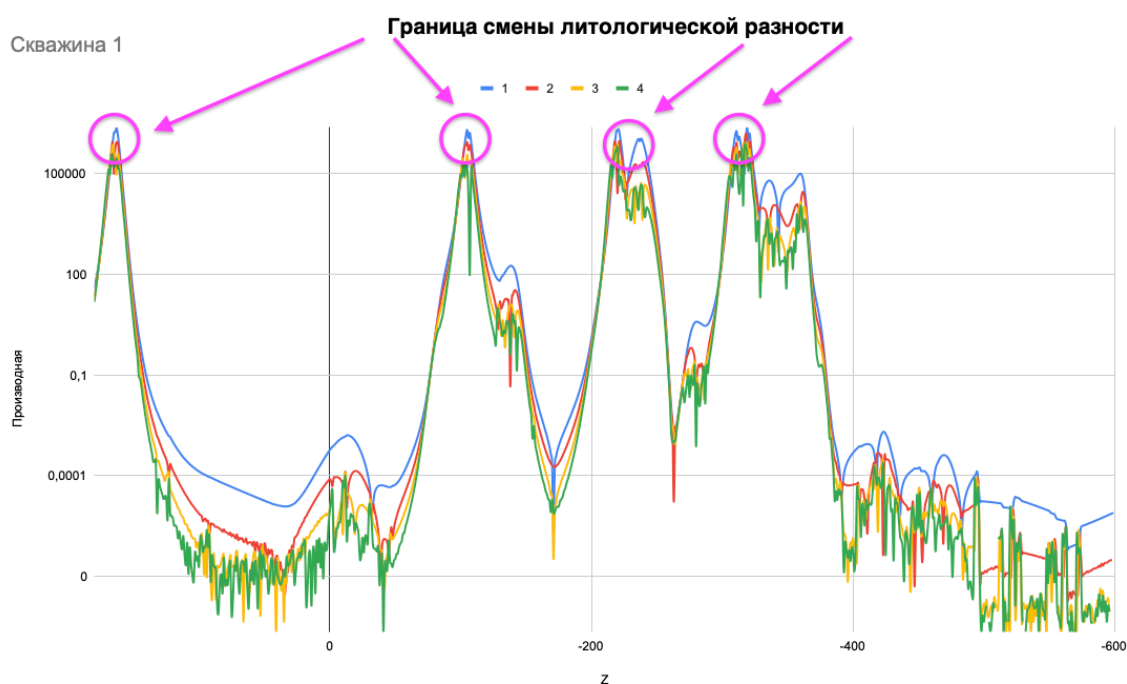


Рисунок 12 – Распределение производной в зависимости от расстояния: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная

Достоверность получаемых результатов по разработанному инструментарию определения границ литологических разностей с использованием принципов блочного моделирования и искусственных нейронных сетей можно оценить на примере литологической колонки одной из скважин (Рисунок 13).

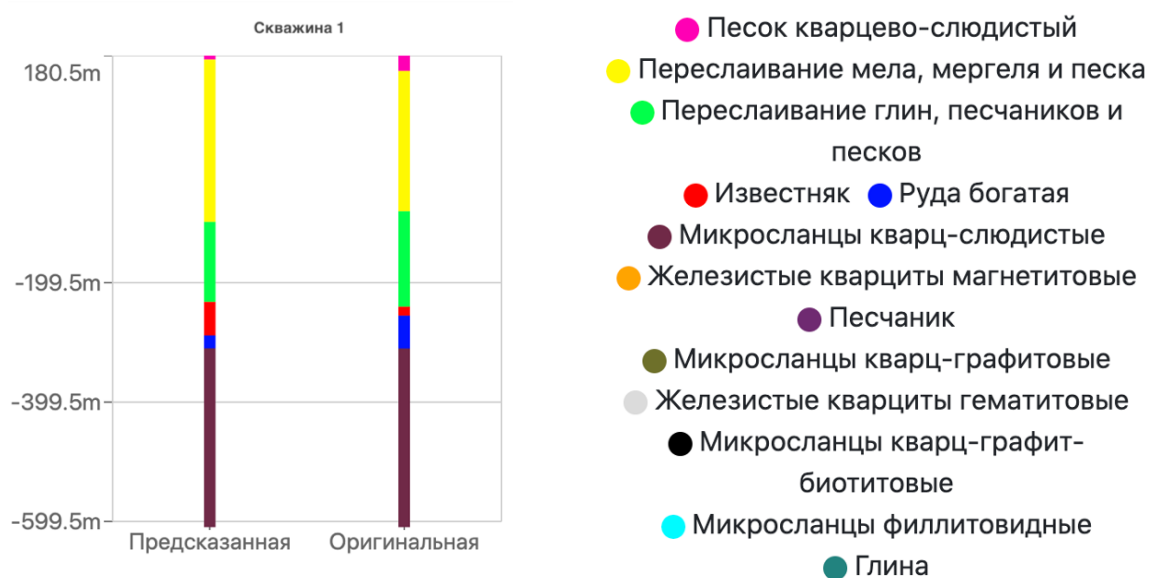


Рисунок 13 – Скважина 1 Слева - Предсказанные литологические разности, Справа - Оригинальная (Исходная) литологическая разность

Для оценки количественного соотношения заданных параметров, которые содержат известные литологические разности (по координате Y) и предсказанные литологические разности (по координате X) исследуемого месторождения полезного ископаемого, необходимо построить матрицу соответствия требований (Рисунок 14), представленную в виде двумерной таблицы.



Рисунок 14 – Фрагмент матрицы соответствий предсказанных пород к известным

Для каждой породы необходимо рассчитать доверительный интервал, исходя из данных, полученных в результате обучения. Первым делом рассчитываем среднее значение по выборке для каждой породы. Пусть $X_1 \dots X_n$ – выборка. Среднее значение выборки оценивается по формуле:

$$M = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}, \quad (2)$$

Среднеквадратичное отклонение популяции:

$$\sigma = \sqrt{D[X]} \quad (3)$$

где $-D[X]$ – дисперсия или мера разброса случайной величины, т.е. её отклонение от математического ожидания.

При расчете доверительного интервала задаем вероятность попадания результатов обучения нейронной сети в заданные границы прогноза. Для этого задаем значения 3σ – т.о. есть вероятность попадания очередного фактического значения в доверительный интервал; она составляет 99,7%, или 3000 к 1 (существует 0,3% вероятности выхода за границы).

$$3\sigma = M \pm 3 \cdot \sigma \quad (4)$$

$$-3\sigma < \bar{X} < +3\sigma \quad (5)$$

где: X_y – количество блоков, удовлетворяющих условию. X_n – количество блоков, не удовлетворяющих условию.

$$B = \frac{X_y}{(X_y + X_n)} \cdot 100 \quad (6)$$

где: B – процент блоков, удовлетворяющих условию.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Руда богатая»

Среднее значение выборки по литологической разности «Руда богатая» будет:

$$M = 0,951;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Руда богатая» составит:

$$\sigma = 0,106;$$

Отсюда, доверительный интервал для литологической разности «Руда богатая»:

$$\theta = M - \sigma = 0,84;$$

$$\theta = M + \sigma = 1,06;$$

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,74;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,16;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,63;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,27;$$

Количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Руда богатая», составит:

$$X_y = 6723 > -3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу, для литологической разности «Руда богатая», составит:

$$X_n = 162 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{6723}{(6723 + 162)} \cdot 100 = 97,65 \%$$

Количество блоков, неудовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Руда богатая», составит:

$$X_n = 0 > +3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для «Руда богатая», составит:

$$X_y = 6885 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, неудовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 6885)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 15 и 16).



Рисунок 15 – Плотность распределение данных по литологической разности «Руда богатая»

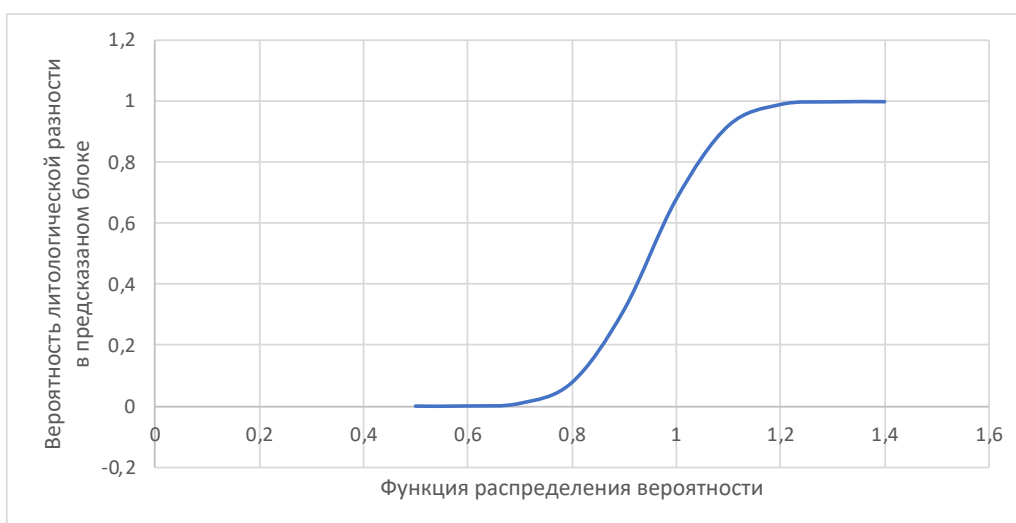


Рисунок 16 – Функция распределение данных по «Руда богатая»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 2).

Таблица 2 – Количество блоков по «Руда богатая», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,35	1	0,0001
1	0,40	2	0,0003
2	0,44	11	0,0016
3	0,49	16	0,0023
4	0,54	53	0,0077
5	0,59	79	0,0115
6	0,63	115	0,0167
7	0,68	100	0,0145
8	0,73	87	0,0126
9	0,78	107	0,0155
10	0,82	109	0,0158
11	0,87	175	0,0254
12	0,92	242	0,0351
13	0,96	674	0,0979
14	1,01	5114	0,7428

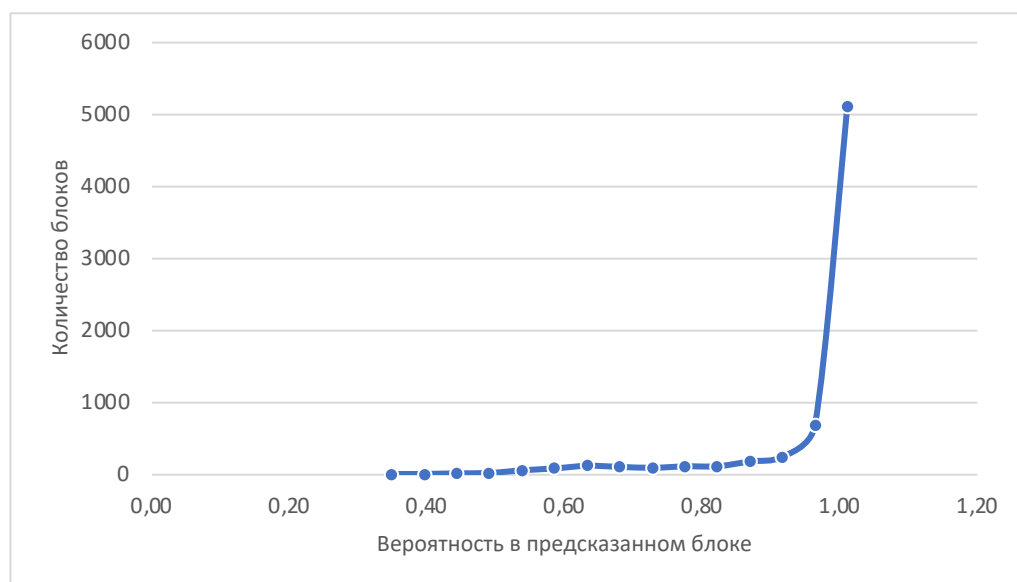


Рисунок 17 – Вариограмма по литологической разности «Руда богатая»

Для литологической разности «Руда богатая» выход нейронной сети, которую мы используем, равен 0.63, это значит, что порода предсказана верно.

Для того чтобы определить границу смены литологических разностей в межскважинном пространстве необходимо задать уровень достоверности для каждой породы и визуализировать разрезы по интересующим нас профилям, для большей наглядности. На рисунках 18 слева - градиентный разрез смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшение выхода нейронной сети; справа - разрез с окрашенными литологическими разностями. Основываясь на полученной информации, принимается решение о необходимости параметров сгущения разведочной сети в местах сильных зон неопределенности для более точного выявления границы смены литологических разностей в межскважинном пространстве.

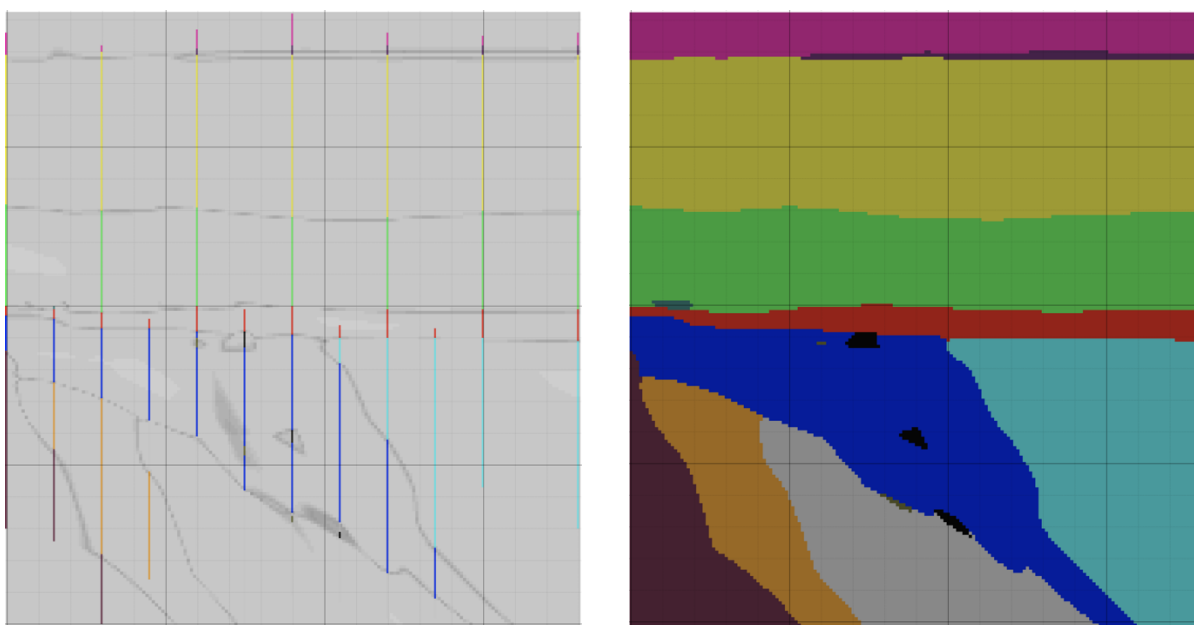


Рисунок 18 – Градиентный разрез по профилю (Линии) I-I смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 60-ю разведочными скважинами

Полученные известные блоки служат тренировочным сетом для обучения нейронной сети. На каждой итерации обучения на вход нейронной сети подаются параметры блока – его координаты. Выход нейронной сети представлен слоем из нейронов, количество которых обусловлено количеством разновидностей пород во всем месторождении и каждый из которых отвечает за вероятность наличия породы в блоке. Диапазон значений на нейронах выходящего слоя $[0,1]$, где 1 — наличие породы, 0 — отсутствие. С целью удобства представления данных выходящего слоя для конечного

пользователя, значение нейрона с максимальным значением на выходящем слое округляется до 1, а значения оставшихся нейронов до 0.

Каждое обучение характеризуется параметрами: структура нейронной сети (количество слоев и нейронов в каждом слое, функциями активациями), количество эпох обучения, быстрота обучения. В процессе обучения собираются метрики, необходимые для дальнейшего анализа.

Перед этапом предсказания блочной модели в базе данных мы имеем обученную нейронную сеть. Для предсказания месторождения полезного ископаемого нам необходимо сформировать все блоки, которые составляют данное месторождение. Нормализованные координаты каждого из сформированных блоков подаются на вход нейронной сети. На выходе ожидается массив из чисел, каждое из которых отвечает за вероятность наличия определенной породы в этом блоке. Породу, соответствующую нейрону с наибольшим из этих значений, мы считаем породой предсказанного блока.

С использованием разработанного инструментария построена трехмерная блочная модель, отображающая пространственное районирование месторождения полезных ископаемых по заданным параметрам инженерно-геологических элементов (Рисунке 19).

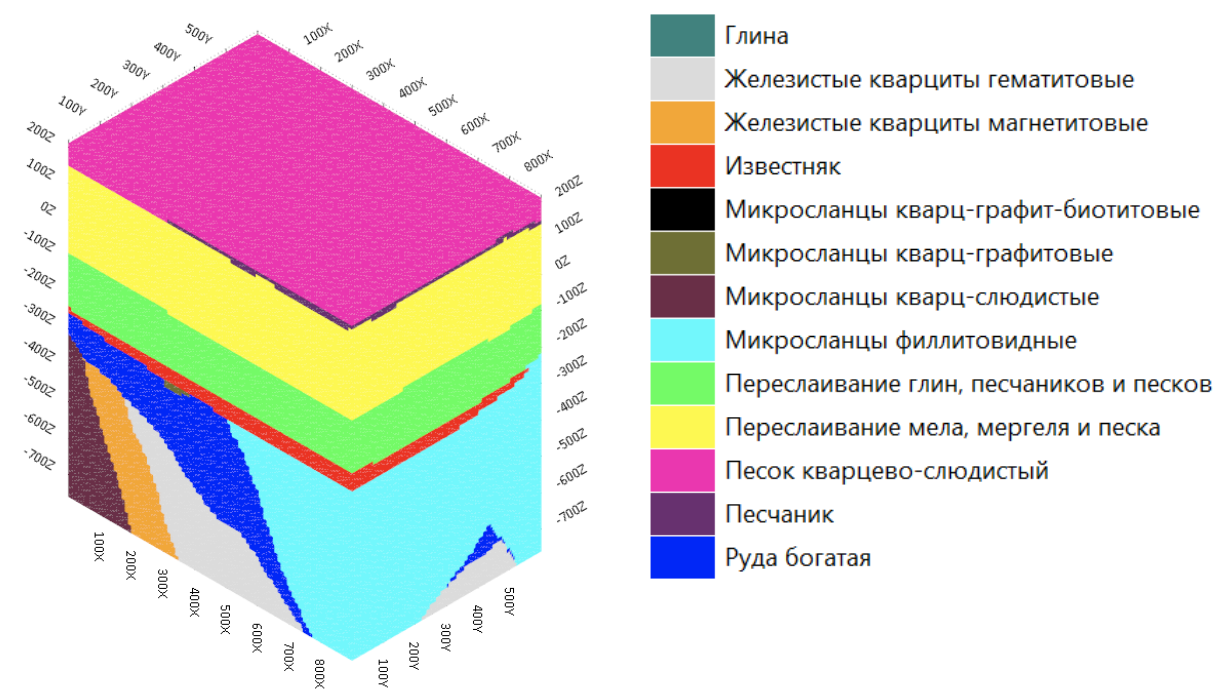


Рисунок 19– Блочная трехмерная модель, предсказанная искусственной нейронной сетью

По выбранным параметрам построена модель в Micromine и рассчитаны объёмы по каждой породе.

После построения каркасной литологической модели создан необходимый для сравнения разрез по разведочным скважинам, которые были также получены в результате обучения искусственной нейронной сети.

Произведено сравнение контуров литологических разностей в межскважинном пространстве предсказанной искусственной нейронной сетью блочной модели с каркасной моделью, выполненной инженером-геологом (Рисунок 20).

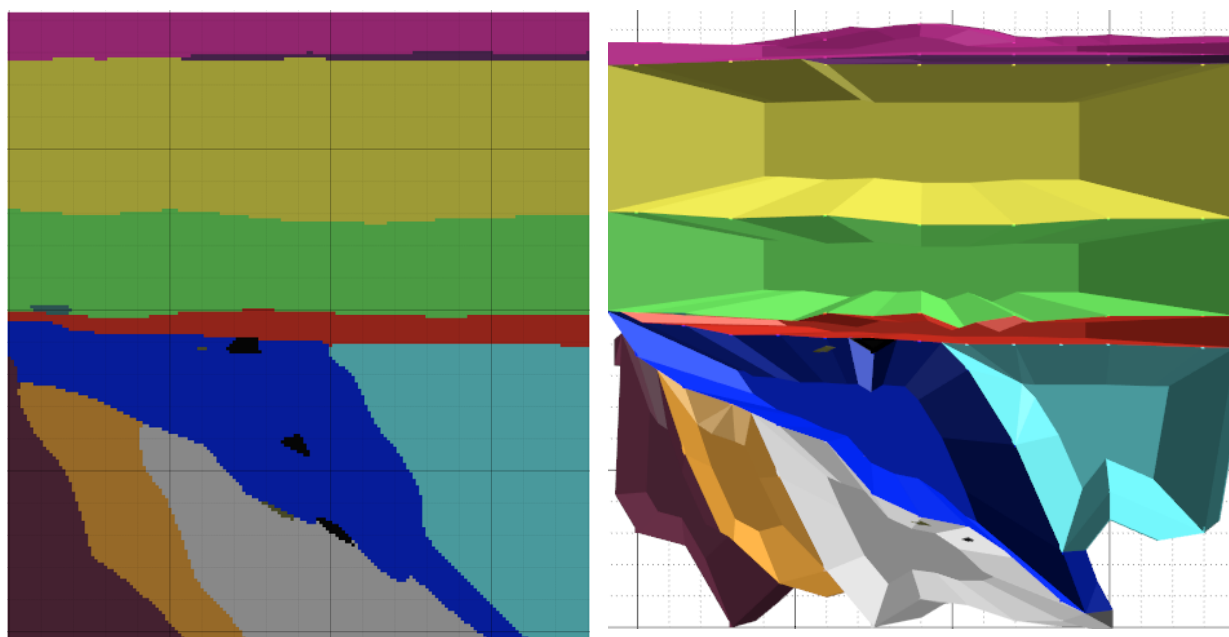


Рисунок 20 – Слева) Блочная модель; Справа) Каркасная модель Разрез по профилю (Линии) I-I

Кроме визуального сравнения предсказанной искусственной нейронной сетью литологической блочной модели с каркасной моделью, выполненной инженером-геологом, произведено сравнение объемных показателей по каждой литологической разности (Таблица 3) для подтверждения точности приложенного инструментария.

Таблица 3 – Сравнение объемов литологических разностей

Литологическая разность\ Способ	Micromine 2021	Инструментарий	Невязка
Песок кварцево-слюдистый	23831875	35729875	-33,30%
Песчаник	3001641,654	2576750	16,49%
Переслаивание мела, мергеля и песка	133955496,2	134427875	-0,35%
Переслаивание глин, песчаников и песков	87371250	84608750	3,27%
Известняк	12489062,5	15413500	-18,97%

Литологическая разность\ Способ	Micromine 2021	Инструментарий	Невязка
Микросланцы кварц-слюдистые	25253906,25	66521375	-62,04%
Железистые кварциты магнетитовые	23336484,49	32035250	-27,15%
Железистые кварциты гематитовые	34791674,02	48957250	-28,93%
Микросланцы филлитовидные	35354062,5	43916125	-19,50%
Руда богатая	68872187,5	67299875	2,34%
Микросланцы кварц-графит- биотитовые	461358,925	1545125	-70,14%
Микросланцы кварц-графитовые	181714,402	785875	-76,88%
Глина	368,725	19250	-98,08%
Сумма	448901082,2	533836875	-15,91%

На основании произведенного сравнения традиционных методов построения моделей месторождения пространственно-координированных данных и предложенного инструментария установлена сходимость геометризации литологических разностей, а различия в их объемах показывают предсказанные нейронной сетью блоки в неразведанном межскважинном пространстве, позволяющие с учетом установленных зон неопределенности принимать оперативные решения по проектированию и планированию разведочной сети.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертации на основе выполненных автором исследований дано решение актуальной научной задачи моделирования железорудного месторождения на базе геоинформационного инструментария определения границ литологических разностей и анализа отображения и распространения пространственно-координированных данных опробования для оперативного принятия управленческих решений в сфере планирования и проектирования геологоразведочных и горных работ.

Основные научные результаты выводы и рекомендации, полученные именно автором, заключаются в следующем:

1. Анализ существующих методов построения моделей литологических разностей позволил установить, что их использование при оконтуривании литологических разностей ведет к получению различных границ перехода одной литологической разности к другой в межскважинном пространстве, приводящих к неоднозначным результатам при подсчете запасов полезного ископаемого.
2. Доказана необходимость использования принципов элементарной единицы блочной модели на основе нейросетевых технологий для построения трехмерной литологической модели железорудных месторождений для осуществления процесса

моделирования в значительно более короткие сроки, исключая этапы построения разрезов и каркасов.

3. Определены границы литологических разностей, полученных на стадиях изучения участка недр, которые позволяют произвести дальнейшее проектирование разведочной сети на основании поиска и установления зон неопределенности, а также граничных вероятностных характеристик в зависимости от размера элементарной единицы блочной модели для подтверждения вида литологических разностей, условий их залегания и повышения точности подсчета запасов железорудных месторождений;

4. Установлен критерий достоверности определения видов литологических разностей в рассматриваемом элементе блочной модели месторождения. Критерий внутри предположительно выделенной однородной по составу части массива пород определяется как отношение максимального значения выходного вектора, полученного в нейронной сети, к сумме всех его значений;

5. Разработан геоинформационный инструментарий определения границ литологических разностей железорудного месторождения, позволяющий принимать обоснованные и своевременные решения по планированию и проектированию горных работ.

6. Установлена сходимость моделей рассмотренного железорудного месторождения, построенных с помощью традиционных способов и методов нейросетевого моделирования на основе данных опробования литологических разностей с использованием стандартных методов кросс-валидации. При этом средняя ошибка моделирования в межскважинном пространстве составляет – 15,91%. При сравнении каркасного моделирования и разработанного инструментария трехмерного геомоделирования границ литологических разностей железорудных месторождений на основе пространственно-координированных данных было выявлено 97,65% правильно предсказанных блоков по рудному телу.

Основные положения диссертации опубликованы в следующих работах:

В изданиях, рекомендованных ВАК:

1. Мельниченко И. А., Кириченко Ю. В. Пространственное районирование месторождений полезных ископаемых / Melnichenko I.A., Kirichenko Yu.V. Spatial zoning of mineral deposits // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2021. – № 4. – С. 46–56. DOI: 10.25018/0236_1493_2021_4_0_46.

2. Мельниченко И.А. Кириченко Ю.В. Разработка метода районирования техногенных массивов Melnichenko I.A., Kirichenko Yu.V. Development of Zoning Method for

Man-Made Massifs. Gornaya promyshlennost = Russian Mining Industry. 2021;(3):116–122. (In Russ.) DOI 10.30686/1609-9192-2021-3-116-122.

В прочих изданиях:

3. Мельниченко И.А. Построения литологической модели месторождений полезных ископаемых при помощи искусственных нейронных сетей / Melnichenko I.A. Construction of lithological model of mineral deposits using artificial neural networks // THE XVII INTERNATIONAL FORUM-CONTEST OF STUDENTS AND YOUNG RESEARCHERS TOPICAL ISSUES OF RATIONAL USE OF NATURAL RESOURCES / Сборник научных трудов международного форума-конкурса Актуальные проблемы недропользования 2021 г. 171 с (РИНЦ)

4. Мельниченко И.А. Методы и технологии хранения и использования геоинформации баз данных и знаний для определения границ литологических разностей при помощи нейронных сетей. Melnichenko I.A. Methods and technologies for storing and using geoinformation of databases and knowledge for determining the boundaries of lithological differences using neural networks // XIX Всероссийской конференции «Актуальные проблемы недропользования» 2021 г. Том 5 50-51 с. (РИНЦ)

5. Мельниченко И.А. Динамическое моделирование эксплуатационных блоков на основе искусственных нейросетей Melnichenko I.A. Dynamic modeling of operational units based on artificial neural networks // XVIII Всероссийская конференция-конкурс студентов и аспирантов 2020 г. 217-218 с. (РИНЦ)

6. Мельниченко И.А. Динамическое моделирование месторождений на основе искусственных нейронных сетей / Ilya A. Melnichenko Dynamic modeling of deposits based on artificial neural networks // THE XV INTERNATIONAL FORUM-CONTEST OF STUDENTS AND YOUNG RESEARCHERS TOPICAL ISSUES OF RATIONAL USE OF NATURAL RESOURCES / Сборник научных трудов международного форума-конкурса Актуальные проблемы недропользования 2019 г. 171 с. (РИНЦ)

7. Мельниченко И.А. Динамическое моделирование месторождений на основе искусственных нейросетей MELNICHENKO I.A. Dynamic modeling of deposits based on artificial neural networks // XVII Всероссийская конференция-конкурс студентов и аспирантов 2019 г. 34 с. (РИНЦ)

8. Мельниченко И.А. Обоснование метода определения границ инженерно-геологических элементов с учетом изменчивости свойств горных пород // Сборник научных трудов международного форума-конкурса Проблемы недропользования 2017 г. часть II 199 с. (РИНЦ)

9. T.V. Tingayev, V.V. Cheskidov, A.V. Lipina & I.A. Melnichenko. Mobile navigation application analysis and development for providing the complex architecture buildings safety. Litvinenko, V. (Ed.). (2019). Topical Issues of Rational Use of Natural Resources. London: CRC Press. pp. 449-454

10. Cheskidov V.V., Lipina A.V., Melnichenko I.A. Integrated monitoring of engineering structures in mining. Eurasian Mining. 2018. T. 2018. № 2. C. 18-21. DOI: 10.17580/em.2018.02.05