

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

На правах рукописи

Мельниченко Илья Ашотович

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

Шифр и наименование научной специальности

25.00.35 Геоинформатика

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель
кандидат технических наук
Щёкина Марина Владимировна

Москва – 2021 год

Оглавление

Введение	3
Глава 1. Анализ исследований в области геоинформационного моделирования границ литологических разностей месторождений полезных ископаемых (МПИ)	8
1.1. Анализ и оценка существующих методов обработки геоинформации	8
1.2. Интерпретация геологической информации в процессе моделирования	12
1.3. Анализ использования искусственных нейронных сетей	19
Выводы	31
Глава 2. Сравнение методов подсчета запасов твердого полезного ископаемого	32
2.1. Традиционный метод подсчета запасов	32
2.2. Построение каркасной и блочной модели	45
Выводы	52
Глава 3. Исследование влияние размера единицы блока блочной модели на корректность результатов предсказания	53
3.1. Определение размера единицы блока блочной модели для наибольшей сходимости	53
3.2. Проектирование топологии искусственной нейронной сети для определения границы литологической разности в блоках трехмерной геологической модели	62
3.3. Определение достоверности результатов моделирования с использованием искусственных нейронных сетей методом кросс-валидации	64
Выводы	72
Глава 4. Апробация метода на реальном объекте	73
4.1. Определение границ литологических разностей	73
4.2. Построение блочной литологической модели при помощи искусственной нейронной сети	115
4.3. Сравнение каркасной и блочной литологической моделей	120
Выводы	122
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	124
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	126
Приложение А	139
Приложение Б	140
Приложение В	170
Приложение Г	200

Введение

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.

Глава 1. Анализ исследований в области геоинформационного моделирования границ литологических разностей месторождений полезных ископаемых (МПИ)

1.1. Анализ и оценка существующих методов обработки геоинформации

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 такие ученые как: 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., Варьгин С.О., Клебанов Д.А., Дерябин С.А., Конов И.С.

В настоящее время существуют интеллектуальные геоинформационные системы (ГИС) для управления открытой горной добычей с использованием роботизированного и автономного горнотранспортного оборудования. Они имеют функции и возможности современных горно-геологических, диспетчерских и производственных систем мониторинга и управления транспортным процессом. Рассмотрены подходы к интеграции разнородной информации для интеллектуального управления горными работами с использованием роботизированных и беспилотных машин. Представлена типовая структура бортовых систем управления беспилотных самосвалов, которые непрерывно предоставляют фактическую информацию об условиях эксплуатации. Проиллюстрированы концептуальная блок-схема архитектуры интеллектуальной ГИС-платформы, а также блок-схема информационного взаимодействия между различными производственными агентами - горно-геологическими, диспетчерскими и производственными системами и объектами горнотранспортной системы. Сформулированы и обоснованы принципы и применение методов прогнозной аналитики в интеллектуальной ГИС для управления многоагентной производственной системой. Показана возможность использования телеметрических и горно-геологических данных для решения широкого круга критических инженерных задач, связанных с интерпретацией информации, идентификацией объектов, диагностикой параметров и условий и управлением роботизированным взаимодействием. Показано, какие новые задачи обслуживания решает агентство компьютерного обучения. Рассмотрены подходы, создающие универсальный инструмент автоматизированного

предположения и проверки гипотез путем прогнозирования ресурса шин самосвала [102, 121, 126, 136].

Рассматриваются аналитические исследования, связанные с развитием платформ цифровых технологий на современном этапе научно-технического прогресса, с учетом современных тенденций и закономерностей в сфере цифровизации. Этот анализ служит основой для модификации и обновления теоретических основ для разработки методологии синтеза технологических систем угольных шахт с функциональной цифровой структурой. Отмечается, что к процедуре обоснования цифровых решений в области подземной добычи угля следует подходить с позиции интеллектуальных интегрированных методологий [3, 42, 49, 51-54].

Актуальность исследования обусловлена необходимостью уточнения соответствующих бортовых содержаний в минеральных ресурсах, как для приповерхностной, так и для глубинной минерализации месторождения. Это предположение связано с тем, что основной риск по перспективам освоения минеральных ресурсов месторождения связан с качеством результатов анализа, используемых при подсчете запасов. Поэтому был проведен ряд проверочных расчетов процентного содержания рудных блоков с использованием 3D инженерно-геологического моделирования с использованием по геостатистическим показателям, что позволило выявить наличие более сложного распределения рудных блоков. Экспертная оценка необходимая на этапе современной интерпретации геологической информации о запасах месторождения полезных ископаемых, а также при проведении работ по их подсчету. Геологическая модель подготавливается на основе результатов интерпретации планов разрезов и скважин, а данные были оцифрованы в виде трехмерных каркасов для отбора проб и оценки объемов [13-17]. Реализованы процедуры статистического и геостатистического анализа, которые позволили разработать подходы к составлению и обработке информации о содержании полезного компонента. Разработанная блочная модель месторождения позволила классифицировать ресурсы, а также оценить адекватность ресурсной модели методами статистической и визуальной проверки предполагаемого содержания [18-29]. Рассмотренные теоретические аспекты оконтуривания дискретно расположенных рудных тел в подпочвенном пространстве позволят изменить подход в геометризации литологических разностей [1].

В связи с ухудшением инженерно-геологических и гидрогеологических условий, а также интенсификацией добычи твердых полезных ископаемых, возникает острая необходимость в мониторинге сложных природно-технических систем с целью обеспечения промышленной и экологической безопасности [28, 142, 150]. Системы

автоматизированного беспроводного сбора данных могут применяться в более широких сферах. Прокладка кабеля практически невозможна на отвалах, дамбах и на оползневых склонах из крупнозернистого и блочного материала. Беспроводные системы упрощают пересечение дорог, канав и других природных и технических преград. Опыт удаленного беспроводного мониторинга объектов хвостохранилища на Стойленском ГОКе [60] доказывает его высокую эффективность. Интерактивная оценка состояния различных объектов позволяет регулировать условия образования отвалов, гидравлических файлов и хвостохранилищ. Отечественная и мировая практика эксплуатации горнотехнических сооружений указывает на необходимость оценки изменения свойств горных пород насыпей отвалов и их оснований во времени. Разработанная аппаратура для комплексных инженерно-геологических изысканий обеспечивает более высокую точность регистрации данных и минимизацию ошибок, связанных с человеческим фактором. Дальнейшее расширение автоматизированного мониторинга в горнодобывающей отрасли позволит снизить количество нештатных ситуаций за счет оперативного принятия управленческих решений и обеспечит безопасность отрасли и окружающей среды [88-96, 137-140].

Выделение рудоносных интервалов, построение рудных тел и литологическое моделирование месторождений полезных ископаемых остаются некомпьютеризованными процессами, которые требуют непосредственного участия геологов. Промышленная цифровизация требует минимизации операций, требующих высокого уровня человеческого контроля. Одним из процессов, автоматизация которого может помочь свести к минимуму ручную работу по разграничению, является обнаружение литологических разновидностей, геологических тел и геотехнических элементов [86, 122-125]. Предлагаемый метод выделения литологических разновидностей основан на нейросетевых технологиях трехмерного моделирования рудных тел (угольных пластов) и вмещающих горных пород с целью повышения качества геологического надзора, планирования и проектирования горного предприятия. Этот метод позволяет уточнить и значительно ускорить обработку геологических данных опробования горных пород на всех этапах комплексного недропользования. Разработанный метод трехмерного моделирования литологии массива горных пород с использованием функциональных возможностей нейронных сетей позволяет моделировать в более короткие сроки с требуемой точностью и достоверностью результатов [2, 3, 66-73].

Современный научно-технический прогресс и мировое сообщество требует от горнодобывающей промышленности выполнения основных задач, к первоочередным из которых можно отнести: рациональное использование недр, под которым подразумевается максимальное использование всего объема пород, попадающих в сферу разработки;

постоянное расширение перечня извлекаемых полезных компонентов; повышение экологической разработки, переработки и утилизации отходов; постоянное наращивание базы минерально-сырьевых ресурсов за счет расширения перечня разведанных месторождений, обоснование возможности использования ранее накопленных отходов в качестве техногенных месторождений; разработка технологий и оборудования для освоения нетрадиционных месторождений полезных ископаемых в том числе скважиной, подводной и космической [27, 75, 78, 87, 97].

Современная горнодобывающая промышленность представляет собой сложную систему, которая постоянно расширяется как с точки зрения разведанных источников минерального сырья, так и с точки зрения разработки новых подходов к добыче и переработке полезных ископаемых. Такое наращивание объема задач, которые ставятся перед отраслью, а также технический прогресс приводят к различным вопросам, связанным с качеством, количеством и рациональным использованием минерального сырья. Рационализация, в свою очередь, должна проводиться поэтапно за счет применения комплексных мер, одна из которых – утилизация техногенных отходов, представленных пустой породой, хвостами, шлаками, пылью и т.д. Кроме того, такой подход одновременно решает несколько других важных задач, стоящих перед отраслью, например, повышение экологической безопасности горнодобывающих регионов и повышение экономической целесообразности производства за счет извлечения дополнительных компонентов из отходов. Сфера применения такого решения задачи рационализации производства огромна и может быть реализована на многих месторождениях, расположенных на территории СНГ из-за наличия огромных объемов отходов, образующихся при добыче сырья. Эти отходы накопились из-за отсутствия в прошлом полноценных технологий извлечения полезных компонентов из массива горных пород, а также из-за других требований к кондиционированию руды, чем те, которые действуют сегодня. Так, например, в Республике Башкортостан отвалы вскрышных и забалансовых руд, созданные горнодобывающими предприятиями, составляют более 1 млрд. тонн, гидравлические отвалы обогатительных фабрик достигают 50 млн. тонн, техногенные воды превышают 9 млн. м³ ежегодно [85]. При этом количество полезных компонентов, содержащихся в этих техногенных месторождениях, может составлять до 1,5 млн. тонн по меди, 2 млн. тонн по цинку, около 100 тонн золота, а также значительное количество других попутных компонентов, в том числе различных неметаллических образований [65-67, 72, 73].

1.2. Интерпретация геологической информации в процессе моделирования

За время применения в горном деле вычислительной техники разработано много подходов, для решения задач проектирования и планирования горных работ, которые можно разделить [64, 77, 79,84]:

1. Решение элементарных задач по геометрическому вычислению и компьютерной графике.

2. Поиск оптимальной модели геологической среды и поиск решений для проектирования и планировании горных работ.

В основе ГГИС лежит послойный принцип, где графическая интерпретация представлена не только в векторной, но и в растровой форме. Алгоритмы условного моделирования, искусственного интеллекта, нейронных сетей, систем принятия решений в ГГИС распространены в геологии, кадастровом учёте, лесном хозяйстве, экологии муниципальном управлении и в анализе геоинформатики в России [30, 83, 117].

Воспользуемся устоявшимися определениями разновидностей автоматизированных технологий CAD/CAM/CAE и рассмотрим, какие виды программных продуктов соответствуют им в горном деле и какие задачи они решают [78, 80-82]. Представим их последовательно в виде таблицы 1.

Таблица 1. – Автоматизированные технологии CAD/CAM/CAE в горном деле [117]

Автоматизированная технология	Инженерные задачи в горной технологии	Специализированное ПО	ГГИС
CAD Автоматизированное проектирование. Создание геометрических моделей. Генерация чертежей.	Обработка первичной графической – геодезической, маркшейдерской и геологоразведочной документации. Моделирование скважинного и иного опробования. Проектирование выработок открытых и подземных горных работ. Проектирование насыпных сооружений. Проектирование буровзрывных работ. Построение разрезов, планов, профилей и иных графических документов в стандартах горной графики.	AutoCAD Arcinfo Blastmaker Digimine Mapinfo CAMARA Photomod	Mining (Datamine) Carlson Mining Интегра Geovia Geomix K-Mine Micromine Mineframe Minescape Minesight Techbase
CAM Автоматизированная	Планирование горных работ от перспективного до краткосрочного.	Mine2-4D NPVSheduler Runge (XPACK, XACT)	Vulcan

Автоматизированная технология	Инженерные задачи в горной технологии	Специализированное ПО	ГГИС
подготовка производства	Автоматизированное управление технологическими процессами (диспетчеризация).	Modular Mining Союзтехноком Vist Карьер Wenco	
CAE Автоматизированный инженерный анализ	Геологическое моделирование - определение закономерностей распределения значимых компонентов в недрах. Гидрогеологическое моделирование. Геомеханическое моделирование. Оптимизация границ карьеров. Горно-геометрический анализ карьерных полей. Определение параметров системы разработки. Моделирование систем вентиляции подземных рудников и расчеты безопасного состояния атмосферы карьеров. Моделирование процессов взрывного разрушения горных пород. Моделирование выпуска руды. Имитационное моделирование технологических процессов и их совокупностей.	ANSYS EcoSSe 3D Galena Genesis GST Leapfrog Modflow Move PLAXIS Rockware RockWorks Runge (Talpack, Haulsim, Dragsim) Sigma-GT Surfer SVOoffice	

Разнообразные программные обеспечения, которые зачастую решают различные узконаправленные задачи: автоматизация проектирования буровзрывные работы; решение маркшейдерские и геодезические задачи; определения параметров вентиляционных сетей; контроль устойчивости массива; расчёт напряженно-деформированного состояния массива горных пород и т.д. [3,11,12, 117]. Построение моделей в ГГИС (Рисунок 1) направлены на решения следующих задач: управления базами данных; векторная трехмерная графика; 3D моделирование горных работ; управление рудопотоками; автоматизация решений геологических, маркшейдерских и технологических задач; формирование горной графической и технологической документации [29, 59, 61-63].

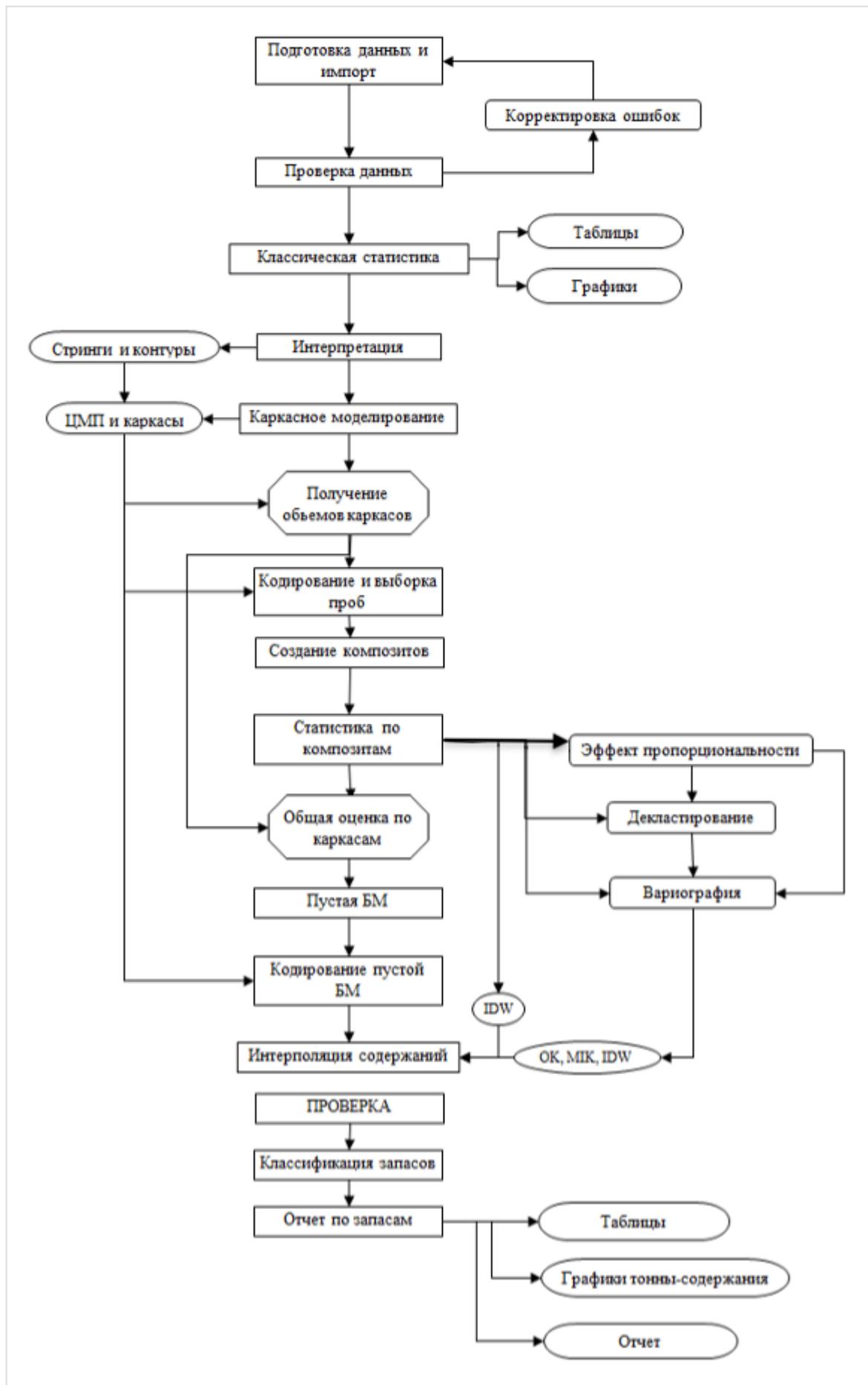


Рисунок 1 – Общая схема построения блочной модели

Так же стоит обратить внимание на информационное моделирование зданий (BIM), которое обеспечивает создание 3D-модели и дает возможности управлять технической документацией и моделированием при планировании, проектировании, строительстве, эксплуатации и обслуживании горного предприятия. На сегодняшний день модели, созданные в BIM, не сильно распространены в горном деле [66, 67, 102].

Оконтуривание заключается в ограничении тела полезного ископаемого в пространстве. От точности проведения границ литологических разностей зависит правильность промышленной оценки месторождения [36-38, 41].

Вопросами интерпретации представленных границ литологических разностей в межскважинном пространстве в процессе оконтуривания и об особенностях геологического строения рудных тел и вмещающих пород месторождений занимались такие ученые, как Каждан А.Б., Погребицкий 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. Васьуркина Н.В., Гуськов О.И., Кобахидзе Л.П., Калинин А.Г., Ошкордин О.В. и др. [31-35, 90, 92].

При проектировании разведочных работ сеть можно выбрать по способу аналогии, только на основе ограниченного объёма геологической информации и отнесения месторождения к определённого геолого-промышленному типу, но в процессе разведки появляются данные, позволяющие корректировать разведочную сеть, имея в виду геологические особенности исследуемого месторождения [16, 22, 37, 51]:

- увязка смежных разведочных пересечений и разрезов;
- выборочное сгущение разведочных пересечений или разрезов;
- создание эталонных разрезов по типичным направлениям изменчивости свойств полезных ископаемых [43-47, 74, 86].

Границы литологических разностей производятся последовательно - сначала по разведочным пересечениям (выработкам), затем по совокупности разведочных выработок (разрезов) и после этого - в продольных проекциях рудных залежей или зон.

При оконтуривании тел полезных ископаемых различают различные виды контуров (Рисунок 2) [39, 40]

Для более точного определения мощности рудного тела на разрезе необходимо правильно указать распределение рудных интервалов, выделенных по отдельным горным выработкам и скважинам (Рисунок 3) [48, 50, 55, 98-101].

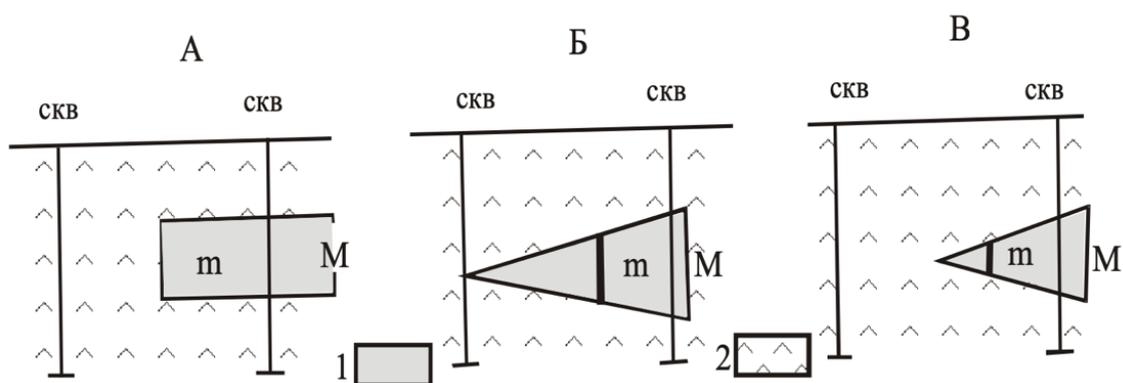


Рисунок – 2 Схема проведения контура тела полезного ископаемого (по В.В. Шевелеву) (на разрезе) при резком (А), постепенном его выклинивании между двумя выработками, одна из которых, не вскрывшая рудное тело, принимается лежащей на нулевом контуре (Б) и контуре, проведенном через половину расстояния между выработками (В): 1 – рудное тело; 2 - вмещающие породы; М – вскрытая мощность; m – минимальная кондиционная мощность тела полезного ископаемого.

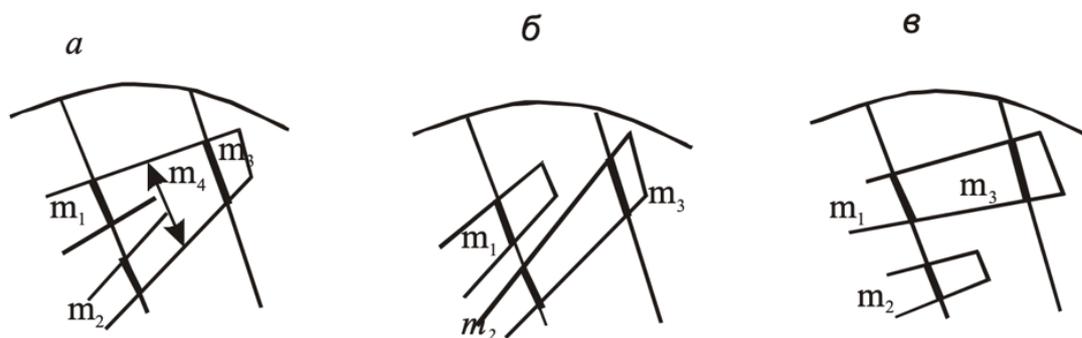


Рисунок – 3 Виды оконтуривания литологической разности между выработками (по В.В. Шевелеву): а – ошибочный прием оконтуривания с завышением мощности рудного тела и запасов руды, б и в - варианты верный прием оконтуривания; m_1 , m_2 , m_3 , m_4 – стволовые мощности рудных тел по скважинам.

Таким образом, при установлении целостности тела полезного ископаемого в рассматриваемом массиве горных пород или в пределах его комплекса отдельных тел полезного ископаемого следует учитывать кондиции как по мощности, так и по качеству полезного ископаемого [4,8-10, 56].

Большинство исследователей пришли к выводу о том, что погрешности определения запасов и средних подсчетных параметров не могут служить мерой оценки качества

(достоверности) разведочных работ и выполненного на их основе подсчета запасов, а, следовательно, и расчета оптимальной плотности разведочной сети [6,7, 57].

Оценку детальности оконтуривания литологических разностей предлагается проводить на основе определения погрешности геометризации их границ. С этой целью границы литологических разностей, построенные по предельно густой разведочной сети, принимаем за «истинные» и сравнивать с разведанными контурами, отстроенными по данным редкой разведочной сети наблюдений [103-116].

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 4) [4-8, 58].

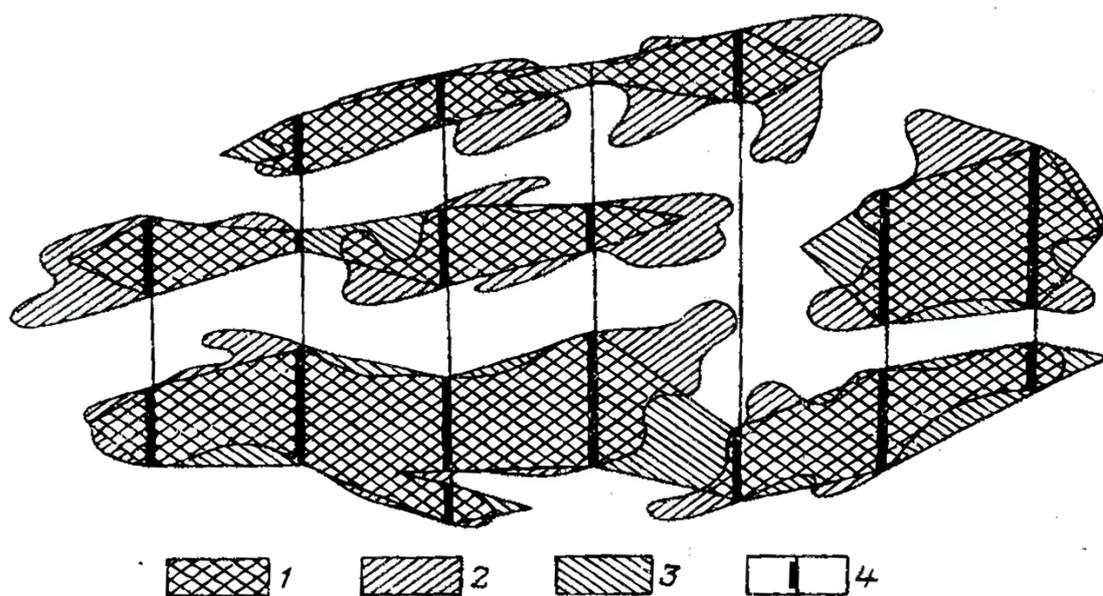


Рисунок 4 – Схематическая интерпретация геоинформации показывающая возникновение ошибки в межскважинном пространстве. 1 – совпадающие площади полезного ископаемого по данным сгущенной разведочной сетью; 2 – истинные площади полезного ископаемого; 3 – площади полезного ископаемого геометризованные по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

Выборочное сгущение разведочных сетей наиболее часто используют при разведке пластовых и пастообразных рудных тел. Необходимо следить за изменением представлений о сложности геологического строения месторождения в процессе сгущения разведочной сети [118-120, 127-135]. По геологоразведочным данным необходимо построить

геологические разрезы с границами литологических разностей или вмещающих пород сначала по редкой сети, а затем по всем пройденным разведочным линиям (Рисунок 5). Если вновь построенные разрезы по спроектированным профилям ничем не отличаются от первоначальных, то принятая сеть – оптимальная.

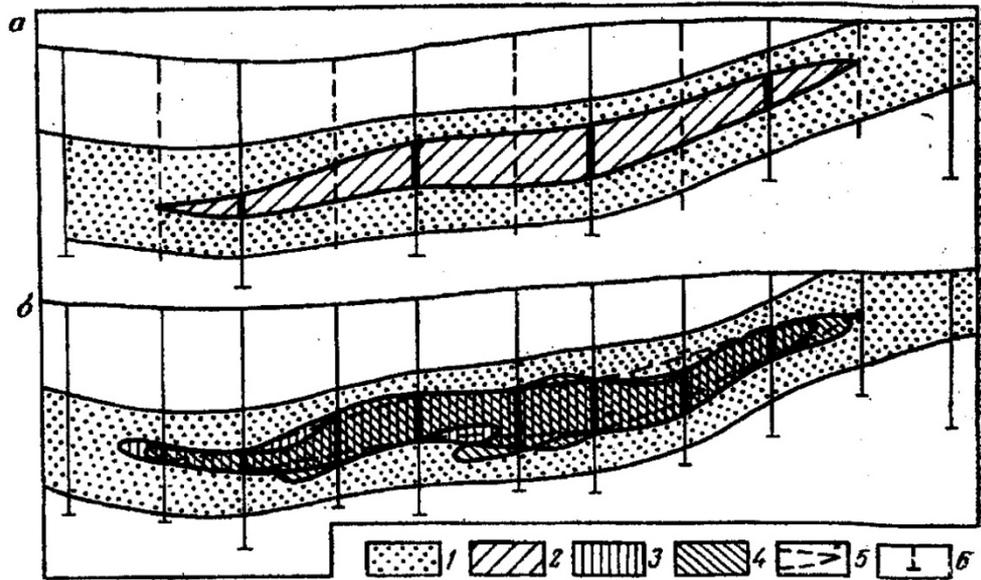


Рисунок 5 – Достижение оптимальности разведочной сети при сгущении исследуемого профиля (по А.Б. Каждану). а) до сгущения разведочной сети; б) после сгущения разведочной сети; 1 – полезное ископаемое; 2 – граница полезного ископаемого по редкой сети; 3 – граница полезного ископаемого по сгущенной сети; 4 – истинные границы полезного ископаемого; 5 – граница полезного ископаемого до сгущения разведочной сети; 6 – скважины.

При выборочном сгущении разведочной сети инженер-геолог задается вопросом о минимальных расстояниях между скважинами, чтобы принять спроектированные профили в качестве эталонных [4-10]. Принято считать, что расстояния между разведочными линиями должны быть соизмеримы со средней мощностью исследуемой литологической разности. Пределом сгущения разведочной сети можно принять и расстояние между профилями, соответствующие стадии эксплуатационной разведки [131-134].

1.3. Анализ использования искусственных нейронных сетей

Искусственная нейронная сеть (ИНС) – это математическая модель, которая позволяет решать задачи, связанные с предсказанием, анализом данных и так далее. Это очень похоже на то, чем занимаемся мы с вами, когда, например, предсказываем погоду по погодным данным, или анализируем данные журнала опробования, полученные в результате разведки месторождения полезных ископаемых.

На данный момент ИНС стали очень популярными, они используются в различных сферах для анализа больших объемов данных, моделирования и прогнозирования. ИНС позволяют получить очень быстрые результаты в решении задач с большими объемами исходных данных. При этом они работают гораздо быстрее, чем классические алгоритмы решения тех же задач.

Для начала давайте разберемся, что есть нейронная сеть. Нейронная сеть — это математическая модель, которая позволяет обучиться на данных. Нейронные сети бывают двух типов: релейные и искусственные. Релейная сеть использует только один вход и один выход. Искусственная сеть может иметь большое количество входов и выходов. Например, нейросети, которые прогнозируют погоду, используют большое количество входов, но только один выход, так как все остальные входы являются входами, а один выход — выходом, но есть и еще одна важная вещь: нейросеть может обучаться на данных. Нейросеть — это устройство, которое умеет видеть то, что люди не видят, и делать то, чего люди не делают. Например, нейросеть может посчитать, сколько яблок на дереве, или сколько людей на улице. Нейросеть умеет делать сложные вычисления, которых люди делать не умеют. На самом деле нейросети — это довольно сложные устройства, но мы не будем углубляться в их детали, потому что это сложно. Достаточно знать, что нейросеть обладает способностью учиться на своих ошибках. Мы с вами — люди, а нейросеть может делать гораздо больше. Нейросеть может понимать, о чем говорят люди вокруг нее, она может понимать язык, на котором говорят люди, анализировать данные и делать предсказания.

Использованием нейронных сетей для различных видов прогнозов занимались Манжула В.Г., Федяшов Д.С., Воевода А.А., Романников Д.О., Посягин А.И., Южаков А.А., Костин Н.С., Asfahani, Jamal & Ghani, B. Abdul Ghani, Junxi Chen, Jorge Pisonero, Sha Chen, Xu Wang, Qingwen Fan, Yixiang Duan, Manuel Blanco Valentín, Clécio R. Bom, Juliana M. Coelho, Maury Duarte Correia, Márcio P.de Albuquerque, Marcelo P.de Albuquerque, Elisângela L. Faria, Morteza Raeesi, Ali Moradzadeh, Faramarz Doulati Ardejani, Mashallah Rahimi, Omid Mahmoodi, Richard S. Smith, Douglas K. Tinkham, Ouafi Ameer-Zaimeche, Aziez Zeddouri,

Salim Heddami, Rabah Kechiched, Réda Samy Zazoun, Sarkheil, Hamid & Hassani, Hossein & Alinia, Firouz, Yufeng Gu, Zhidong Bao, Xinmin Song, Shirish Patil, Kegang Ling.

Wang, Kexiong & Zhang, Laibin Predicting предложили увеличить скорость бурения глубоких сложных формаций на газовом месторождении Kela-2, бассейн Тарим, Синьцзян, западный Китай, основываясь на спрогнозированной литологии пласта для оптимизации бурового долота. На основе традиционной модели обратного распространения была предложена нейронная сеть с основными модификациями обратного распространения ошибки, самоадаптирующегося алгоритма и функции активации, а также разработана программа прогнозирования. Усовершенствованная модель была успешно применена для прогнозирования литологии пластов [151].

Со следующими выводами:

1) Можно производить прогнозирование литологии пласта на основе данных акустического и гамма-каротажа с использованием нейронной сети применимо, равно как и традиционными методами.

2) Для песчаника и аргиллита улучшенная модель показывает приемлемую стабильность, при этом результаты хорошо согласуются с измеренными значениями.

3) Ожидаемые значения в выходных данных означают литологию, где 1 - песчаник, 0 - аргиллит, а промежуточные значения должны быть песчаником или илистым песчаником.

4) Результаты прогнозирования зависят от выборочных данных, поэтому, когда прогноз выполняется в других регионах, модель следует переобучить [151].

Sarkheil, Hamid & Hassani, Hossein & Alinia, Firouz установили, что высокая добыча газа из пласта Dashtak на месторождении углеводородов Табнак в провинции Фарс, Иран, указывает на наличие естественного трещиноватого коллектора, в производственном потенциале которого преобладает структурная трещина. На этом месторождении из 30 скважин, распределенных по исследуемой территории, 57 процентов имеют каротажную диаграмму (17 скважин) и 3 являются керновыми скважинами с длиной керна 112 м. Наблюдения за естественными трещинами в керне или каротажных диаграммах обычно дают ограниченную информацию об ориентации, апертуре и интенсивности. Из-за редкости пересечения трещин между стволами скважин анализ данных приводит к неполной статистической характеристике совокупности трещин, что делает определение характеристик между скважинами практически невозможным. Используя базовые модели механики разрушения и новую технику тестирования керна, было сделано предположение, что фундаментальная форма распределения параметров трещин может быть предсказана, и что существует характерная поддающаяся количественной оценке взаимосвязь между

длиной трещины, расстоянием между трещинами и апертурой. Нелинейное моделирование и оценка трещиноватости пласта была создана с использованием технологии искусственной нейронной сети для моделирования структуры. Разработанная система нелинейного моделирования и прогнозирования использовалась для оценки и прогноза распределения трещин в пласте Tabnak. Корреляция между наблюдаемой и прогнозируемой плотностью трещин для данных обучения, проверки и испытаний составила 0,92, 0,86 и 0,88 процента соответственно. Результаты этого исследования предоставили полезную и важную информацию для научных исследований в области и оценки добычи углеводородов. С помощью этой информации можно оценить модель распределения трещин и продуктивность коллектора с целью моделирования потока в трещиноватом коллекторе [149].

Модель распределения трещин коллектора может интегрировать функцию обработки анализа каротажных диаграмм и интерпретации этого приближения в систему для достижения визуализации модели. Неизвестная область скважины обнаруживается и классифицируется с использованием журналов изображений, анализа керна и алгоритмов нейронной сети. Этот алгоритм имеет хорошие преимущества по сравнению с другими работами, выполненными в этом направлении. Используя среднее значение падения трещин и плотность трещин, а также среднее значение азимута трещин измерений керна, мы можем сократить информацию каждой группы только до трех параметров, так что нейронная сеть для классификации изображений стала очень маленькой, а информация очень сильно сокращается за счет сохранения необходимой информации основных изображений. Таким образом, обучение проходит очень быстро и с высокой точностью [149].

Morteza Raeesi, Ali Moradzadeh, Faramarz Doulati Ardejani, Mashallah Rahimi удалось интерпретировать сейсмические данные в 3D, которые играют ключевую роль в выявлении литофаций и их латеральных изменений при разведке залежей углеводородов. Среди методов математического анализа искусственная нейронная сеть (ИНС) предлагает превосходную обработку по сравнению с неотъемлемой нелинейностью сейсмических данных. Они применили мультиатрибутный анализ, основанный на методах ИНС и данных ГИС, для определения изменения и неоднородности литофаций на одном из структурно-стратиграфических месторождений нефти в Персидском заливе. Статистический анализ сейсмических атрибутов вместе с их геологической значимостью был основным критерием выбора правильных сейсмических атрибутов для классификации. Результаты показали наличие участков фаций с преобладанием глинистых и песчанистых пород в интервале коллектора [145].

Из-за высокой стоимости бурения следует приложить усилия для значительного снижения риска в процессе бурения. Для достижения этой цели этапы разведки и разработки должны проводиться с максимальной точностью, полученной из коллектора. В этом исследовании были применены искусственные нейронные сети для достижения данной цели. Результаты этого исследования показали, что неоднородность коллектора и идентификация межскважинных сейсмических фаций являются проблемами, сейсмические атрибуты которых могут быть эффективно использованы в таких случаях. Поскольку полные сейсмические атрибуты не подходят для классификации сейсмических фаций, статистические инструменты, такие как cross-plot и матрица коэффициентов корреляции различных сейсмических атрибутов, могут помочь в выборе лучших атрибутов для процесса классификации. Кроме того, сейсмические характеристики должны быть связаны с геологическими и коллекторскими свойствами. Результаты данных каротажа и классификация показывает фации с преобладанием глинистых сланцев с трендом от юго-востока до северо-запада в районе. Более вероятно, что другое бурение в этом направлении будет пустой тратой бюджета и времени. С другой стороны, по сравнению с полученными результатами, северо-восток исследуемой области имеет гораздо лучшие продуктивные характеристики коллектора из-за наличия фаций с прослоями песчаника, это подтверждают данные по скважинам. Сильное совпадение результатов двух методов классификации в этом исследовании может быть доказательством надежности результатов. Кроме того, результаты были проверены с независимыми данными, которые указывают на точность данного метода описания коллектора и классификации фаций. Карты классификации фаций, полученные с помощью этих методов, помогают интерпретатору указать пространственное распределение коллектора и интегрировать сейсмические данные с геологической информацией с нефтяных месторождений [145].

Réda Samy Zazoun использовал ИНС для оценки плотности трещин - неоспоримая проблема при определении характеристик трещиноватого коллектора. Традиционные методы определения характеристик трещин по керновым данным являются дорогостоящими, требуют много времени и их трудно использовать для какой-либо экстраполяции на скважины без керна. Целью исследования было построение модели, способной прогнозировать плотность трещин по традиционным каротажам, откалиброванным по данным керна, с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС). Этот метод был опробован в кембрийско-ордовикском обломочном коллекторе нефтяного месторождения Mesdar (платформа Сахара, Алжир). Для этого детально изучено 170 кернов (2120,14 м) из 17 неориентированных скважин. Было протестировано семь алгоритмов обучения и восемь архитектур нейронных сетей. Лучшая архитектура - это

четырёхслойная сетевая модель с входным слоем из шести нейронов (гамма-излучение, время прохождения звукового интервала, кавернометрия, нейтронная пористость, журналы объемной плотности и глубина керна); два скрытых слоя; первый скрытый слой имеет 16 нейронов, второй - три нейрона; и выходной слой с одним нейроном (плотность трещин). Результаты, основанные на 8094 точках данных из 13 скважин, показывают превосходную способность прогнозирования алгоритма обучения сопряженного градиентного спуска (CGD) ($R^2 = 0,812$). График зависимости измеренных и прогнозируемых значений плотности трещин показывает очень высокий коэффициент детерминации 0,848. Исследование продемонстрировало хорошее соответствие между прогнозом модели нейронной сети и измерениями трещин керна. Результаты многообещающие и могут быть легко распространены на другие аналогичные соседние естественно-трещиноватые пласты [148].

Естественные трещины оказывают значительное влияние на поведение и характеристики нефтяного коллектора. Наблюдаются три типа трещин: открытые, герметичные и закрытые. Большинство трещин имеют субвертикальный или вертикальный характер (92,76%), и большинство из них закрытые (46%). Данное исследование показывает положительную корреляцию между плотностью трещин и толщиной. Принимая во внимание, что данные блока показывают большой разброс числа трещин для той же толщины, и плотность трещин не коррелирует напрямую с анализом кривизны. Однако для одного и того же блока плотность трещин для каждой скважины имеет тенденцию к увеличению, как с уменьшением расстояний до разломов, так и до герцинского несогласия. Применение искусственного интеллекта к трещиноватому коллектору показывает, что нейронная сеть может успешно использоваться для прогнозирования плотности трещин в скважинах с использованием данных традиционных каротажных диаграмм. Результаты этого исследования показывают, что обычные данные каротажа скважины, такие как гамма-лучи (GR), время прохождения звукового интервала (DT), кавернометрия, нейтронная пористость (NPHI) и каротажные данные объемной плотности (RHOV), а также данные глубины керна являются подходящими исходными данными для моделирования с использованием искусственной нейронной сети. Только 50% из 34 существующих скважин были использованы в этом исследовании, 17 - для описания керна и 13 - для данных каротажа. Применение искусственной нейронной сети для прогнозирования плотности трещин на основе данных керна и традиционных данных каротажа скважин на месторождении Mesdar может быть успешно использовано. Таким образом, можно успешно распространить прогноз на оставшиеся скважины [148].

Omid Mahmoodi, Richard S. Smith, Douglas K. Tinkham оценили надежность прогноза типа горной породы с использованием измерений плотности в забое скважины, гамма-отклика и магнитной восприимчивости на участке Victoria, Садбери, Онтарио. Нейронная сеть, обученная с использованием литологической информации из буровой скважины FNХ1168, дает прогнозируемую точность 83% для обучающих данных. Применение обученной сети на буровой скважине FNХ1182 привело к правильной классификации 64% типов горных пород по сравнению с классификацией, полученной геологами во время каротажа керна. Однородные типы пород, такие как кварцевый диорит, имели высокую точность классификации; в то время как гетерогенные типы пород, такие как диабаз, были плохо классифицированы. Перекрытие между физическими свойствами типов горных пород, вызванное неоднородностью или внутренним сходством физических свойств типов горных пород, которое было подтверждено наблюдением керна, является причиной большей части ошибочной классификации. Чтобы уменьшить вероятность ошибочной классификации, сеть была обучена на основе журнала опробования в FNХ1168, полученных в результате кластеризации измерений физических свойств. Четыре единицы физического каротажа в основном представлены четырьмя группами горных пород: 1) кварцевым диоритом; 2) метабазальтом и метагаббро; 3) метаосадками и кварцитом; и 4) сульфидом и диабазом. Прогнозная точность тренировочного процесса выросла до 95%. Затем обученная сеть была применена для прогнозирования литологических разностей в FNХ1182. Учитывая взаимосвязь между физическими логарифмическими единицами и типами горных пород из FNХ1168, результаты классификации физических логарифмических единиц в FNХ1182 были интерпретированы с геологической точки зрения. Хотя в идеальных случаях хотелось бы иметь возможность извлекать ту же классификацию, которую предоставляет геолог, что является более реалистичной целью. Интерпретацию литологических разностей из единиц физического каротажа можно сравнить с классификацией геолога и более детальным анализом расхождений или аномалий [146].

В зависимости от цели измерения физических свойств в скважине можно анализировать с помощью нейронной сети для прогнозирования геологического типа породы или определения физических единиц каротажа в скважине. Неоднородность физических свойств горных пород и совпадение физических свойств двух или более типов горных пород снижают точность прогнозов. Популяция типов горных пород также контролирует процесс обучения, поскольку сеть показывает предпочтение доминирующих типов горных пород на выходе, а второстепенные типы горных пород прогнозируются как доминирующие типы горных пород, которые имеют наиболее похожие физические свойства. В геологических или геофизических исследованиях физические свойства могут

использоваться для прогнозирования либо типа породы, либо физических единиц. Использование нейронной сети для прогнозирования типа горной породы вместо физических единиц дает более подробную информацию, однако компромисс заключается в меньшей точности и большей неоднозначности. С другой стороны, при прогнозировании единицы физического каротажа достигается большая точность, но неоднозначность все еще не решена полностью, так как многие различные породы можно классифицировать как одну единицу физического каротажа в зависимости от точных факторов, контролирующих геофизические свойства. Однако единицы физического каротажа действительно определяют идентифицируемые и уникальные единицы, имеющие геологическое значение с точки зрения физических свойств, и они могут быть полезны для геофизических исследований при прямом и обратном моделировании [146].

Asfahani, Jamal & Ghani, B. Abdul Ghani предлагают подход на основе искусственных нейронных сетей с самоорганизующимися картами Кохонена (SOM), ориентированный на интерпретацию данных ядерных и электрических каротажных исследований. Результаты каротажа скважины Kodana на юге Сирии были интерпретированы с применением предложенного подхода. Литологическая модель разреза базальтовой среды была построена, и, следовательно, были выделены четыре различных типа базальта: твердый массивный базальт, твердый базальт, пирокластический базальт и продукты базальта гидротермальных изменений - глина. Результаты, полученные с помощью искусственных нейронных сетей SOM, хорошо согласуются с ранее полученными результатами других различных методов. Подход SOM успешно практикуется в тематическом исследовании данных каротажа скважин Kodana и поэтому может быть рекомендован как эффективный подход для обработки огромных данных каротажа с большим количеством переменных, необходимых для литологической дискриминации [141].

Также построена модель литологического разреза интерпретируемой скважины. Метод идеален для литологической идентификации сложных геологических образований. Сила предлагаемого подхода в том, что он не требует априорной информации и других петрофизических знаний изучаемой территории. Он предлагает альтернативный метод определения литологии в качестве важного предварительного шага количественного петрофизического анализа каротажных диаграмм. Предлагаемый метод перспективен для получения достоверной информации о характеристиках геологических формаций в естественных условиях, связанных с их литологическими и флюидными свойствами. Результаты, полученные с помощью подхода SOM, в основном служат при наличии различных исследуемых скважин, где их литологические оценки необходимы для корреляции [141].

Авторы Yadigar Imamverdiyev, Lyudmila Sukhostat поставили перед собой цель разработки эффективной модели, основанной на глубоком обучении, для классификации геологических фаций в скважинах. Классификация фаций осуществляется путем изучения литологических свойств горных пород, характерных для современных отложений, накапливающихся в определенных физико-географических условиях. В этом исследовании предлагается новая модель сверточной нейронной сети с 1D – сигналом (1D-CNN), которая обучается на различных алгоритмах оптимизации. Фотоэлектрический эффект, гамма-излучение, каротаж удельного сопротивления, разница пористости нейтронной плотности, средняя пористость нейтронной плотности и геологические ограничивающие переменные рассматриваются как входные данные модели. Приемлемая точность и использование традиционных данных ГИС - основные преимущества предложенной интеллектуальной модели [152].

Многие исследования были сосредоточены на классификации фаций с использованием ГИС. В настоящее время эта проблема решается с помощью различных методов машинного обучения. В данной статье был предложен подход, основанный на сверточной нейронной сети (CNN), как эффективный метод классификации фаций на основе данных каротажа скважин. Предложенная модель была проверена на реальном наборе данных. Модель оценивалась с помощью оптимизаторов Adagrad, Adadelta и Adamax. PE, GR, RL, DPHI, PHIA и геологические ограничивающие переменные рассматриваются как особенности. Результаты показали, что наилучшие предсказания отклика сети были получены для случая Adagrad. Более того, модель 1D-CNN показала более точные результаты по сравнению с методом опорных векторов (SVM), методом k-ближайших соседей (KNN), рекуррентной нейронной сетью (RNN) и нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью (LSTM). Применение предложенного подхода к классификации фаций показало значимые результаты для фаций морского происхождения (доломитовые, филоидно-водорослевые перегородки и пакстон-грейнстоуны) и континентального происхождения (крупнозернистые алевролиты и песчаники). Практический пример доказывает высокую эффективность предложенной модели 1D-CNN (Adagrad) которая показала статистически значимое улучшение классификации фаций и смежных фаций. Он подходит для литологической идентификации сложных геологических структур. Предлагаемый подход можно рассматривать как предварительный этап количественного петрофизического анализа скважин, оценка предложенной модели на основе глубокого обучения может быть полезна для будущих исследований и идентификации фаций [152].

Yufeng Gu, Zhidong Bao, Xinmin Song, Shirish Patil, Kegang Ling занимались прогнозирование литологии, особенно для коллекторов, состоящих из сложных литологий, которая повсеместно считается важной основной задачей для разведки нефти, потому что литологические данные необходимы для анализа некоторых геологических работ, таких как стратиграфическая корреляция или моделирование седиментации. Следовательно, получение достоверной литологической информации постепенно становится актуальной темой в геонауках. Вероятностная нейронная сеть (PNN) - отличный подход для прогнозирования литологии, поскольку она может эффективно завершить распознавание образов, определяя характеристики каждого типа обучающих данных. Однако производительность вычислений сильно ограничена двумя факторами: качеством исходных данных и выбором параметра. Высокая корреляция необработанных данных может быть препятствием для определения характеристик данных, поскольку частичные распределения плотности вероятности, установленные PNN, будут объединены. Поскольку длина окна каждого распределения плотности вероятности оказывает большое влияние на точность расчетных результатов, выбор этого параметра должен быть оптимально рассмотрен до прогнозирования. Чтобы улучшить вычислительные возможности PNN, вводятся два метода: непрерывная ограниченная машина Больцмана (CRBM) и оптимизация роя частиц (PSO). Данные для валидации нового метода фиксируются двумя скважинами, расположенными на месторождении IARA. Более того, три эксперимента хорошо спланированы, чтобы всесторонне проверить вычислительные возможности нового метода. Результаты экспериментов показывают, что точность прогнозов, обеспечиваемая новым методом в трех экспериментах, является наивысшей, все из которых превышают 75%. Высокая точность прогнозов полностью демонстрирует, что предложенный метод эффективен для прогнозирования сложной литологии, а прогнозируемые результаты надежны для других геологических работ [153].

Некоторые особенности новой сети можно резюмировать следующим образом:

1. PNN является потенциальным решением для комплексного прогнозирования литологии из-за его высокоэффективного механизма вычислений, но высокая корреляция обучающих данных и выбор оптимального вектора разброса серьезно ограничивают его работу и производительность на практике [153].

2. CRBM имеет возможность снижать степень корреляции обучающих данных путем извлечения информации о характеристиках, поэтому может использоваться в качестве технической поддержки для PNN с точки зрения оптимизации качества обучающих данных. Данные обучения с высокой корреляцией могут быть обработаны CRBM в первую очередь. Поскольку обработанная информация, извлеченная из исходных данных, имеет более

низкую корреляцию, PNN получает доступ для построения более точных распределений плотности вероятности [153].

3. Применение PSO важно для вычисления PNN, поскольку оптимальный разброс каждого распределения плотности вероятности может быть эффективно вычислен с помощью PSO. Распространение для каждого распределения можно рассматривать как начальное число, и поэтому, согласно механизму расчета PSO, все оптимальные начальные значения будут определяться итерацией PSO [153].

4. Простой и эффективный способ повышения точности прогнозирования CRBM-PSO-PNN - это использование большего набора обучающих данных в процессе обучения. Обучение большего количества обучающих выборок повысит надежность CRBM-PSO-PNN, так что использование больших обучающих данных будет полезно для процесса обучения CRBM-PSO-PNN. Это исследование обеспечивает эффективный метод расчета, используемый для прогнозирования сложной литологии. Геологи и геофизики могут предпочтительно применять этот метод, когда им требуются сложные литологические данные для выполнения других важных геологических работ. Однако перед применением CRBM-PSO-PNN параметры каждой сети должны быть установлены эмпирически. В будущих исследованиях будут созданы более простые и эффективные методы, поддерживающие определение этих эмпирических параметров, и одновременно будут исследованы другие гибридные нейронные сети, которые можно использовать для получения информации о свойствах трещин, пластовом давлении и других параметрах коллектора [153].

Manuel Blanco Valentín, Clécio R. Bom, Juliana M. Coelho, Maury Duarte Correia, Márcio P.de Albuquerque, Marcelo P.de Albuquerque, Elisângela L. Faria производили определение характеристик месторождения в нефтяной промышленности целью которого является определение или оценка некоторых петрофизических свойств коллектора. Ожидается, что эти свойства позже будут использоваться в недетерминированном рабочем процессе (который может зависеть от субъективных интерпретаций, выполняемых каждым петрофизиком), чтобы ответить на такие вопросы, как возможность эксплуатации коллектора или нет, сколько углеводородов может быть извлечен, выдержит ли коллектор нагрузки эксплуатации без разрушения. Среди всех остальных выделяются три свойства, поскольку они тесно связаны с количеством углеводородов, присутствующих в коллекторе, а также с осуществимостью его эксплуатации: проницаемость, пористость и литология. Получение надежных измерений этих свойств требует извлечения образцов керна из коллектора, что, однако, является очень ресурсоемкой задачей. Следовательно, для извлечения некоторых других свойств из коллектора обычно используются другие

инструменты (такие как инструменты для проводных съемок или изображения ствола скважины) в попытке получить информацию, которая может помочь экспертам оценить эти свойства в тех интервалах, в которых ни один образец керна не может быть использован. В этом контексте оценка литофаций помогает петрофизикам автоматизировать процесс определения литологии коллектора. В представленной методологии автоматической идентификации литофаций коллектора в качестве входных данных для модели используются только ультразвуковые каротажные диаграммы и изображения скважин с микрорезистивностью, характеризующиеся глубокой остаточной сверточной сетью, которая затем делает вывод о вероятности того, что каждая проба будет отнесена к каждому типу ранее определенных классов литофаций. Представленный метод был протестирован на карбонатной скважине подсолевых нефтяных месторождениях Бразилии, и он позволил нам получить среднюю точность классификации 81,45% и среднюю площадь под кривой ROC 92,70% для всех классов [144].

Ouafi Ameur-Zaimeche, Aziez Zeddouri, Salim Heddami, Rabah Kechiched производили исследование по изучению возможности применения многослойной перцептронной нейронной сети (MLPNN) и подходов кластерного анализа для восстановления литофаций без ядер. Эти методы используются для прогнозирования отсутствующих литофациальных интервалов из коллектора Trias Argileux Gréseux Inférieur на нефтяном месторождении Sif Fatima (бассейн Berkine - Южный Алжир). Эффективность предложенных моделей оценивалась с использованием среднеквадратичной ошибки (RMSE), средней абсолютной ошибки (MAE) и коэффициента корреляции (R). Модель MLPNN была разработана с использованием четырех входных переменных данных каротажа ядерных скважин, включая: гамма-излучение, плотность, калий и торий [147].

1. Обе модели MLPNN и кластерного анализа должны быть установлены на входных данных ядерного каротажа: гамма-лучи, плотность, торий и калий, которые точно представляют собой прокси литофаций, в то время как другие (например удельное сопротивление и звук) могут включать помехи из-за их чувствительности к поровой жидкости и трещиноватости породы [147].

2. MLPNN с четырьмя входами, четырьмя нейронами в скрытом слое и литофациями в качестве выходных данных - лучшая архитектура для прогнозирования литофаций без ядер. Эта архитектура (4-4-4) реализована с помощью алгоритма обучения с обратным распространением на основе Левенберга-Марквардта и сигмоидальной передаточной функции, где модель MLPNN достигает лучших характеристик во время обучения, проверки и тестирования (корреляция R: от 0,78 до 0,92; RMSE: от 0,39 до 0,55; MAE: от 0,23 до 0,30) [147].

3. Сравнение моделей MLPNN и кластерного анализа доказало, что MLPNN лучше всего предсказывает электрофацию. Сравнение реальных кернов и смоделированных электрофаций показывает, что MLPNN хорошо извлекает фации песчаников и алевролитов, в то время как небольшие интерференции в глине, песчано-аргиллите могут иметь место. Напротив, помехи в кластерном анализе более выражены при более низких характеристиках ($R = 0,68$, $RMSE = 1,04$ и $MAE = 0,54$) [147].

4. Применение этих методов позволило восстановить 333 м фаций без керна на нефтяном месторождении Сиф-Фатима (бассейн Беркин, южный Алжир), подчеркнув разумный, быстрый и полностью экономичный подход к изучению недр. Они помогают нефтяным компаниям снизить затраты на добычу керна [147].

Junxi Chen, Jorge Pisonero, Sha Chen, Xu Wang, Qingwen Fan, Yixiang Duan предложили быструю и точную идентификацию нескольких типов горных пород с помощью спектроскопических методов, имеющих широкую перспективу применения на рынке, хотя она является сложной задачей из-за схожего химического состава и сложных матричных эффектов. В последние годы спектроскопия лазерного пробоя (LIBS) в сочетании с контролируемым машинным обучением и методами хемометрии (например, k-ближайший сосед (kNN), машина опорных векторов (SVM), частичные наименьшие квадраты (PLS), искусственная нейронная сеть (ANN)) и в сочетании с методами проектирования признаков (например, анализ главных компонент (PCA)) продемонстрировал широкие возможности для эффективной идентификации материалов с аналогичным химическим составом. Чтобы еще больше повысить точность классификации, здесь исследуется LIBS в сочетании со сверточной нейронной сетью с двумерным вводом (2D CNN) для идентификации образцов горных пород, включая доломиты, граниты, известняки, аргиллиты и сланцы. Сначала была разработана регуляризованная сетевая структура в соответствии с характеристиками набора данных проверки, чтобы обеспечить наиболее надежное распознавание образов горных пород. Затем с помощью определенной модели оценивалась точность набора тестовых данных [143].

В этом исследовании демонстрируется точный метод идентификации, основанный на комбинации лазерно-индуцированной спектроскопии пробоя и сверточной нейронной сети для классификации пяти различных типов горных пород, включая доломиты, граниты, известняки, аргиллиты и сланцы. Чтобы снизить нагрузку на систему и ускорить процесс обучения, спектры LIBS сначала были предварительно обработаны с помощью нормализации Min-Max. И каждый спектр затем был преобразован в спектральную матрицу, чтобы удовлетворить потребность ввода 2D CNN. Модель 2D CNN была выбрана в оптимизированных рабочих условиях с точки зрения количества блоков свертки и каналов

для достижения наилучших характеристик проверки. В частности, структура из двух блоков свертки с 4 каналами достигла наилучшей проверки и точности при всех других условиях. Кроме того, был использован метод регуляризации «выпадения», чтобы избежать переобучения и дальнейшего повышения эффективности идентификации. Точность теста оценивалась по определенной структуре и, наконец, сравнивалась с 1D CNN и другими оптимизированными моделями машинного обучения, включая: kNN, PCA-kNN, SVM, PCA-SVM, PLS-DA и HA-ANN. 2D CNN использует меньше времени на обучение по сравнению с 1D CNN и обеспечивает лучшую точность предсказания по сравнению с другими методами. Представленное исследование показало большой потенциал для литологического распознавания и могло открыть путь для точной множественной классификации LIBS-спектров материалов с аналогичным химическим составом. Несмотря на то, что CNN улучшила точность классификации геологических образцов в этом исследовании, она не только требует больше данных для обучения, но и является более сложной, чем методы, упомянутые выше (например, kNN, SVM, PLS-DA и HA-ANN); поэтому в некоторых случаях они могут быть предпочтительнее ввиду их простоты. Тем не менее, с развитием автоматических методов обнаружения LIBS и увеличением количества данных считается, что модели CNN имеют большое влияние на достижение точной классификации для большего количества типов материалов с аналогичным составом. Результаты показали, что набор для проверки и тестирования 2D CNN смог достичь точности 0,9877 и 1 соответственно [143].

Выводы

На основании анализа существующих методов построения моделей литологических разностей можно сделать следующие выводы:

1. Использование традиционных методов при оконтуривании литологических разностей ведет к получению различных границ перехода одной литологической разности к другой в межскважинном пространстве;
2. Использование искусственных нейронных сетей позволяет интерпретировать информацию для геомоделирования границ литологических разностей месторождений полезных ископаемых.

Глава 2. Сравнение методов подсчета запасов твердого полезного ископаемого

2.1. Традиционный метод подсчета запасов

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 инструмент AutoCAD построим план поверхности и приступим к оконтуриванию литологических разностей для выявления границ перехода от одной породы к другой в межскважинном пространстве.

Нанесем на план поверхности профиля, по которым в дальнейшем будем строить разрезы, основываясь на геоинформацию, полученную в результате разведки данного участка месторождения (Рисунок 6).

Используя возможности AutoCAD можно осуществить 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 построение моделей литологических разностей позволило 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.

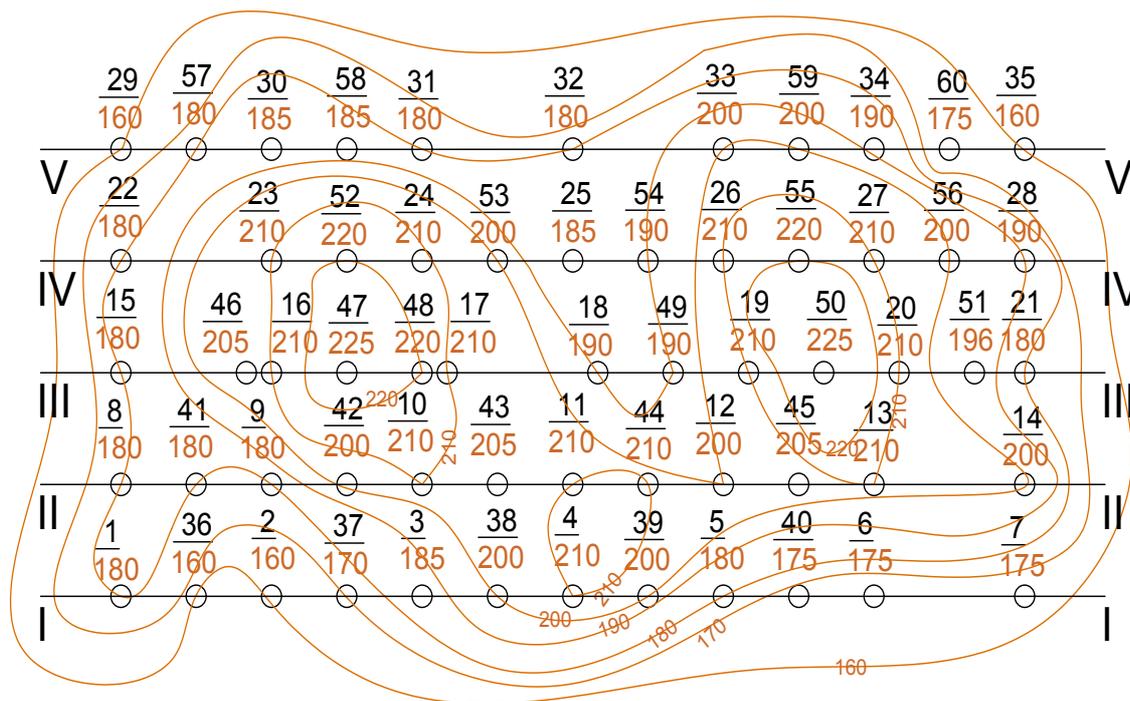


Рисунок 6 – План поверхности разведочных скважин: расстояние между профилями – 100 м; расстояния между скважинами № 6–7, 13–14, 22–23, 31–32, 32–33, 17–18 равны 150 м; расстояния между скважинами № 46–16 и 48–17 равны 25 м; расстояние между скважинами 15–46 равно 125 м; расстояния между остальными скважинами в каждом профиле равны 75 м

Построим разрезы согласно профилям, указанным на плане поверхности, используя AutoCad при помощи инструментов Polyline и Spline (Рисунок 7-8); условное обозначение пород (штриховок) представлено на рисунке 9.

На первый взгляд разрезы на Рисунках 7 и 8 идентичны, получены контуры литологических разностей с ярко выраженной границей перехода одной породы к другой, но, если наложить две эти команды друг на друга получим картину представленную на рисунках 10-14.

Разрез I-I

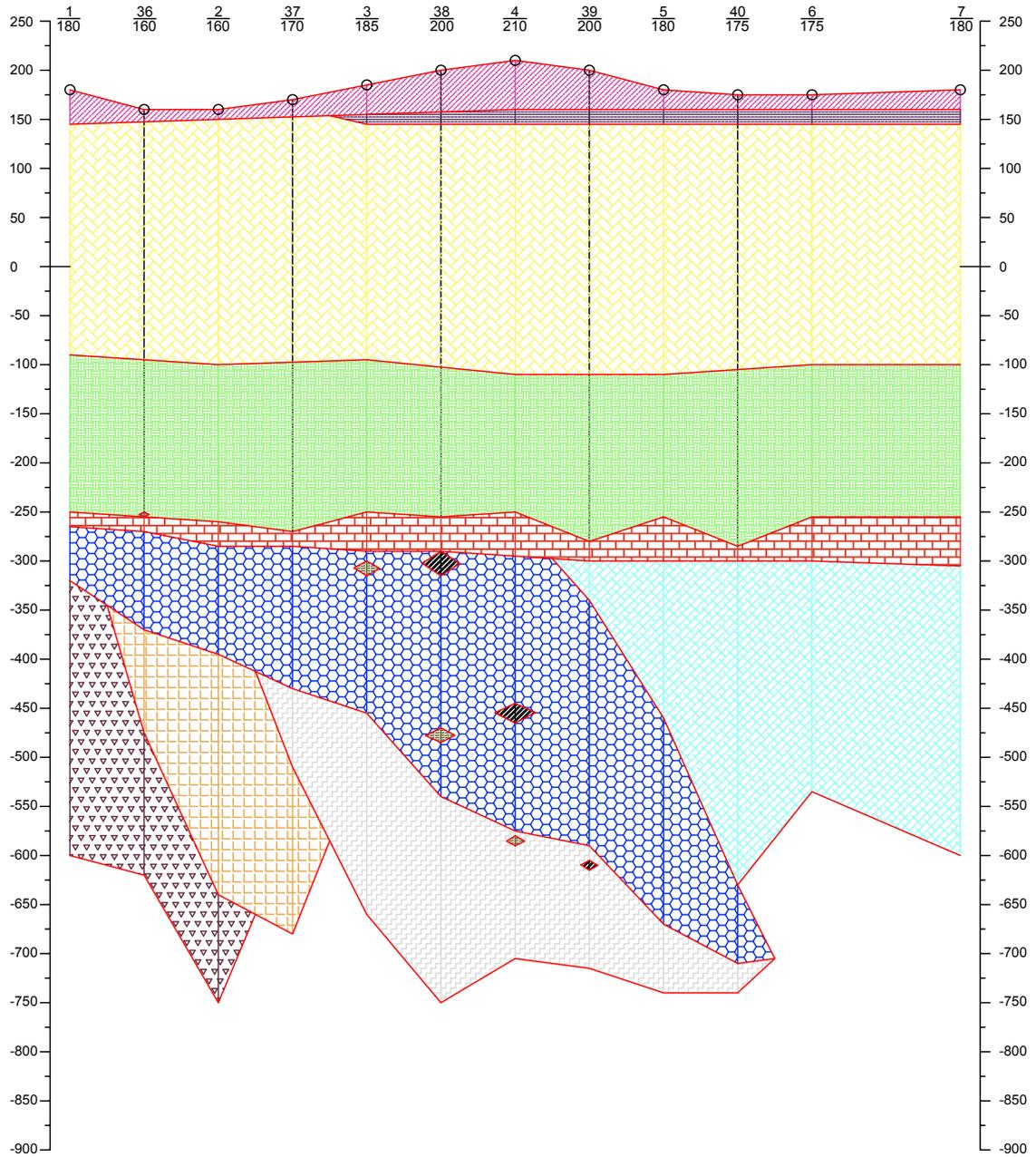


Рисунок 7 – Разрез по профилю (Разрез) I-I (Polyline)

Разрез I-I

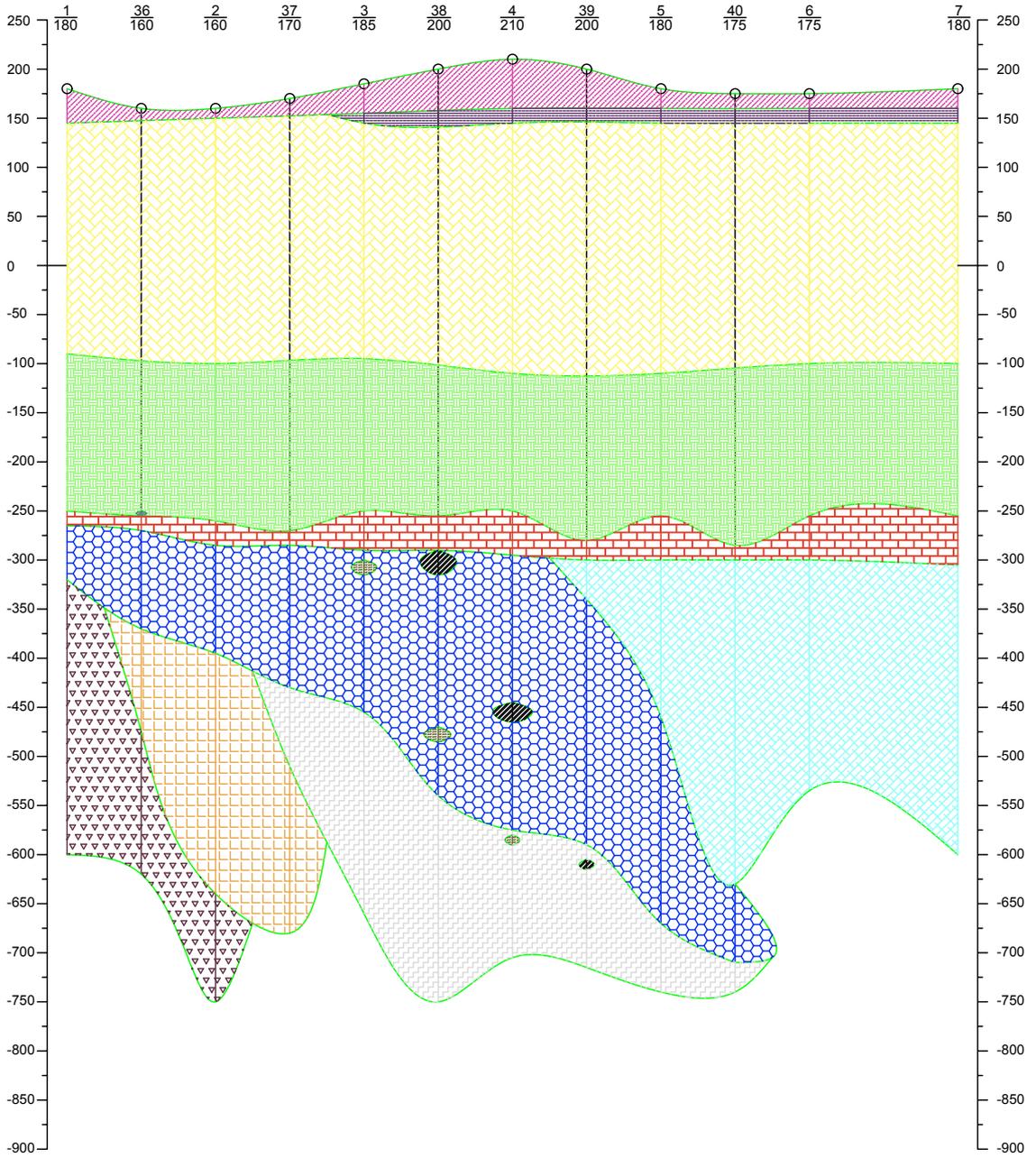


Рисунок 8 – Разрез по профилю (Разрез) I-I (Spline)

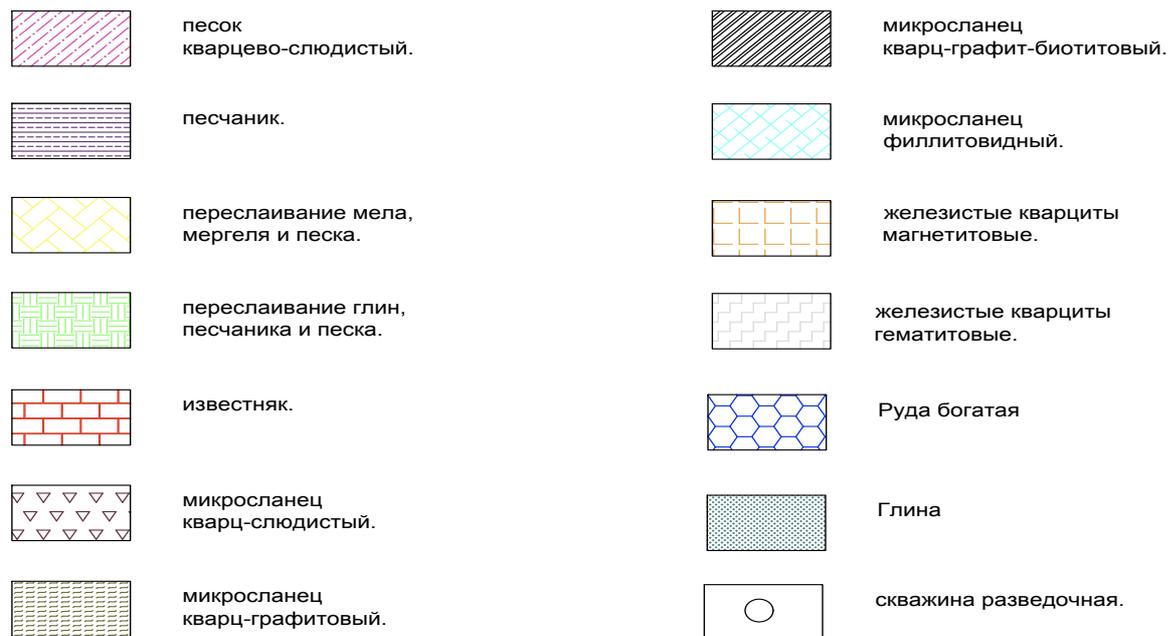


Рисунок 9 – Штриховка литологических разностей

Использование различных инструментов при оконтуривании литологических разностей ведет к получению разнообразной границы перехода одной литологической разности к другой в межскважинном пространстве.

Для сравнения объемов различных инструментов при оконтуривании произведем подсчет (Формулы 1-3) литологических разностей (Таблица 2-4), воспользуемся способом разрезов [43-47, 131-133]:

- если площади относительно равновелики, то

$$V = \frac{S_1 + S_2}{2} \cdot l, \quad (1)$$

- если более чем на 40 % различаются, то

$$V = \frac{S_1 + S_2 + \sqrt{S_1 \cdot S_2}}{3} \cdot l, \quad (2)$$

- если крайний блок опирается на одно сечение, то

$$V = \frac{S_1}{2} \cdot l \text{ или } V = \frac{S_1}{3} \cdot l, \quad (3)$$

что зависит от характера выклинивания тела полезного ископаемого.

S – площадь литологической разности, l – расстояние между разрезами.

Разрез I-I

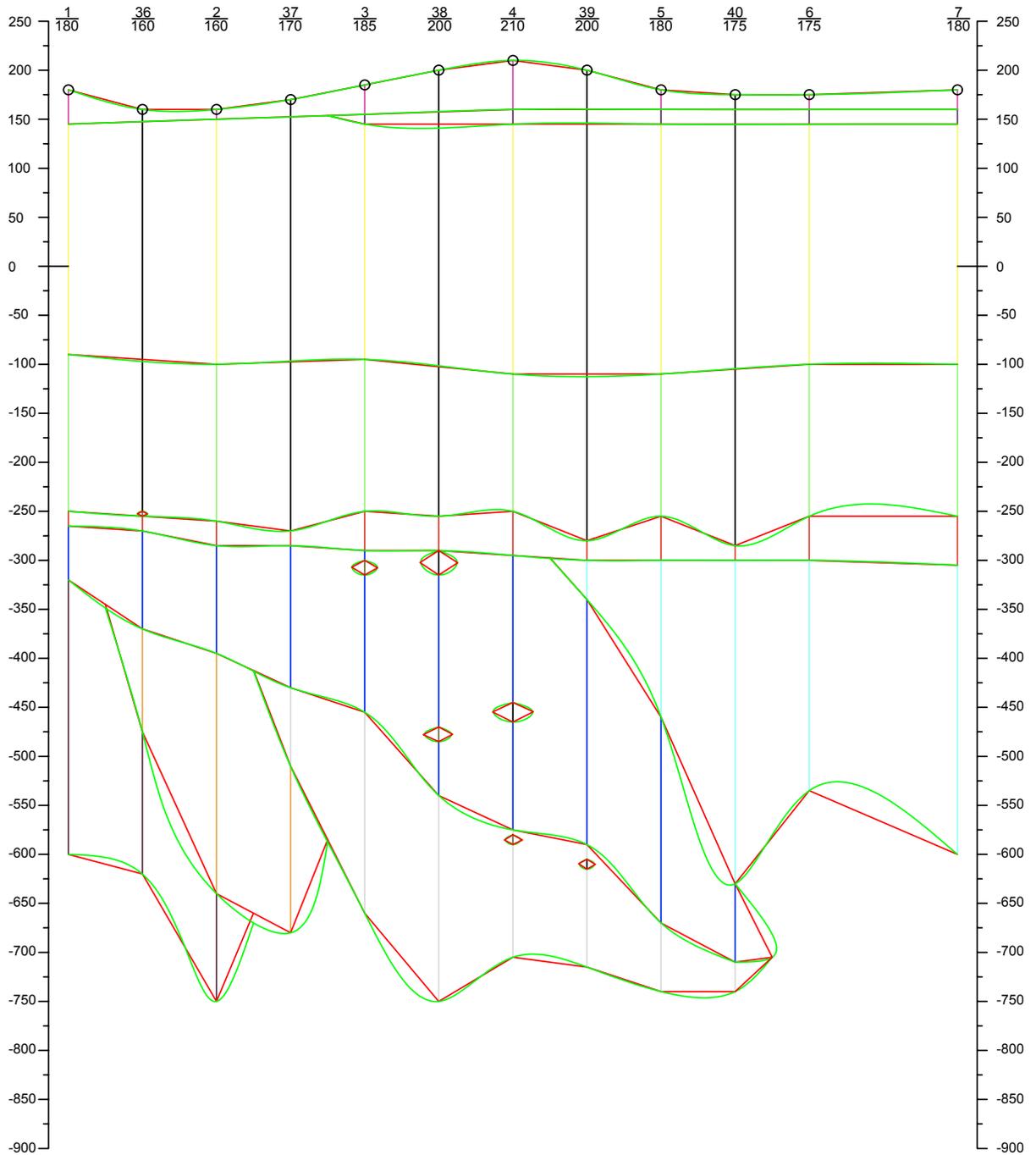


Рисунок 10 – Разрез по профилю (Разрез) I-I (красный контур - Polyline и зеленый контур - Spline)

Разрез II-II

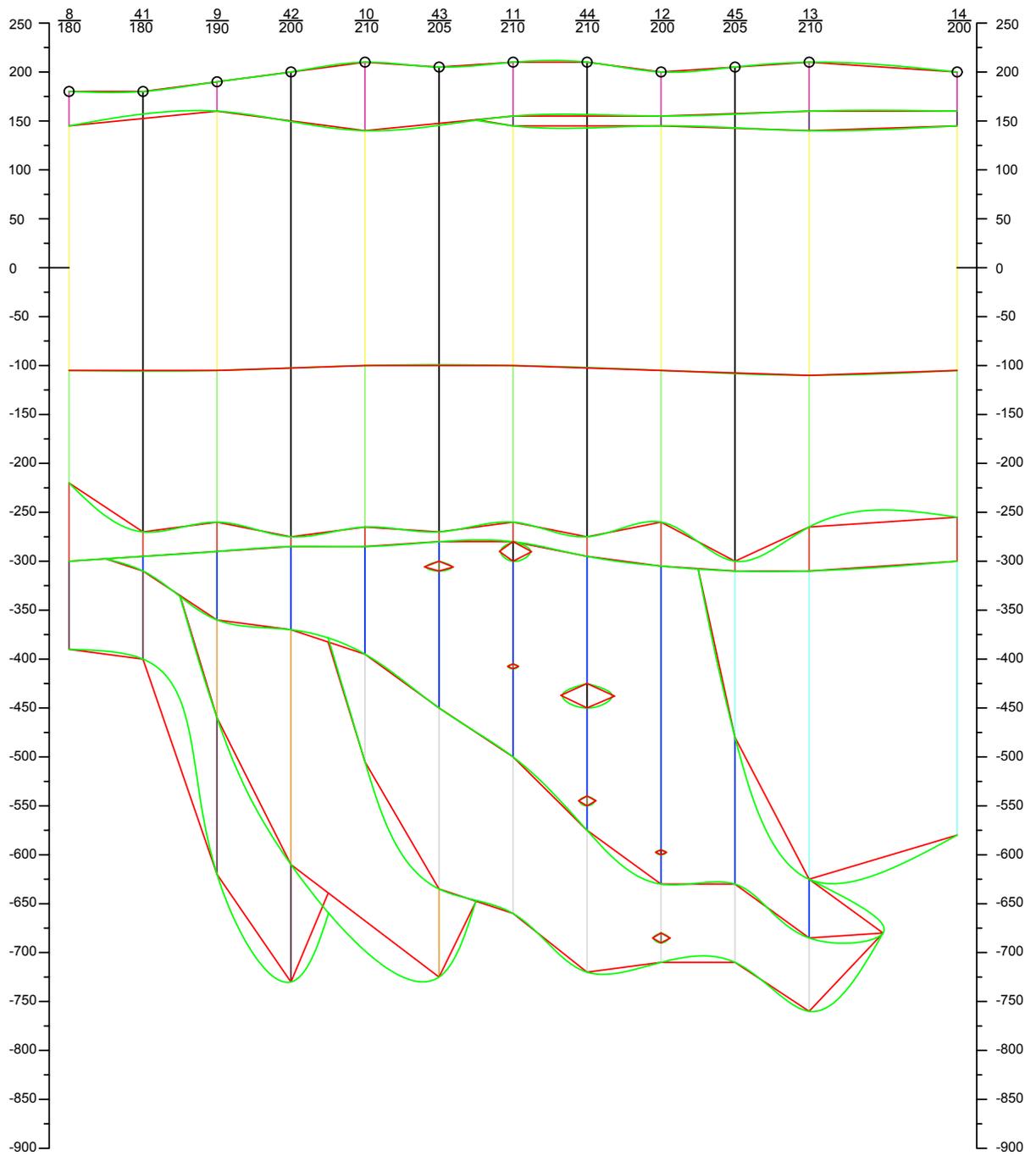


Рисунок 11 – Разрез по профилю (Линии) II-II (красный контур - Polyline и зеленый контур - Spline)

Разрез III-III

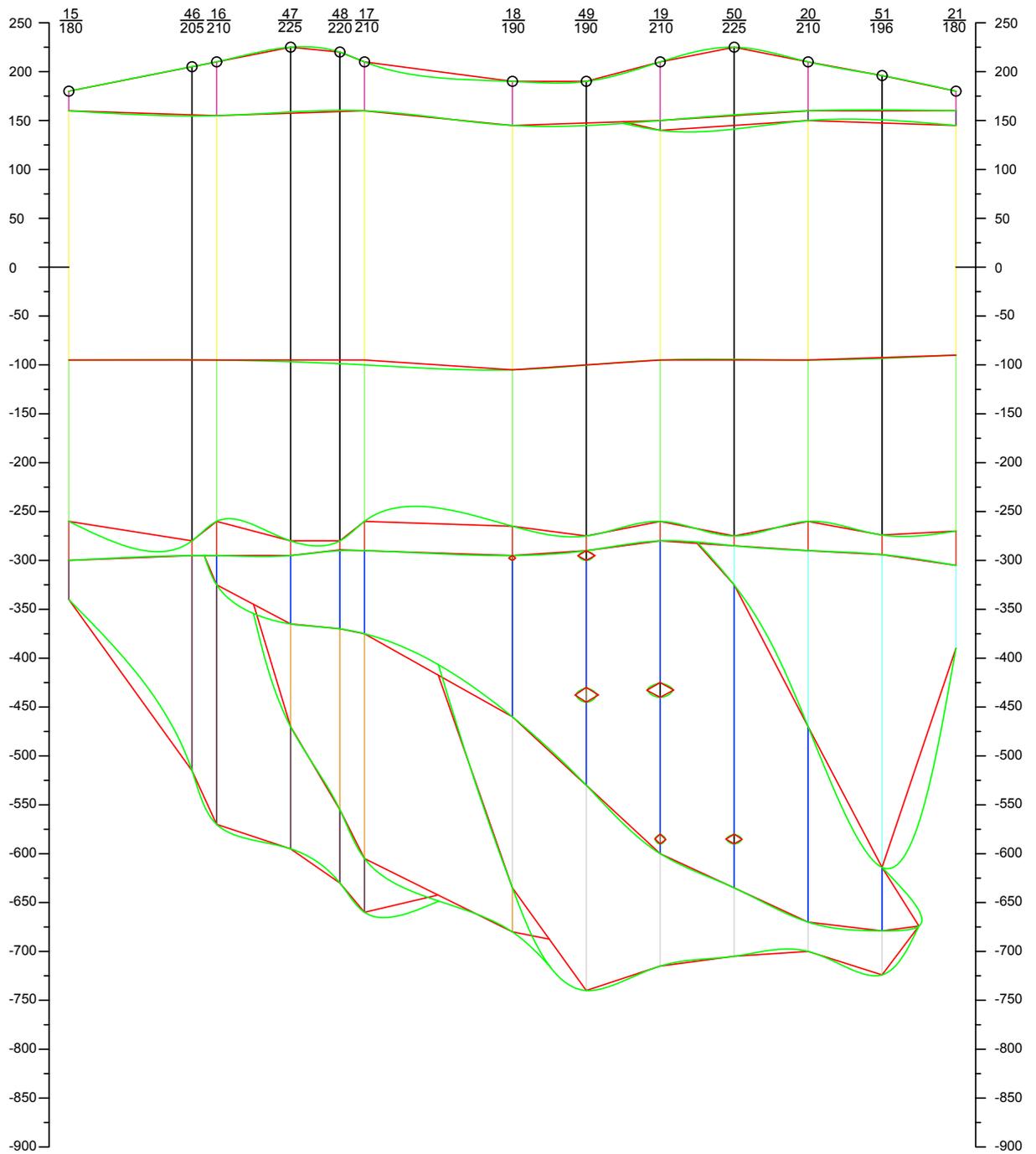


Рисунок 12 – Разрез по профилю (Линии) III-III (красный контур - Polyline и зеленый контур - Spline)

Разрез IV-IV

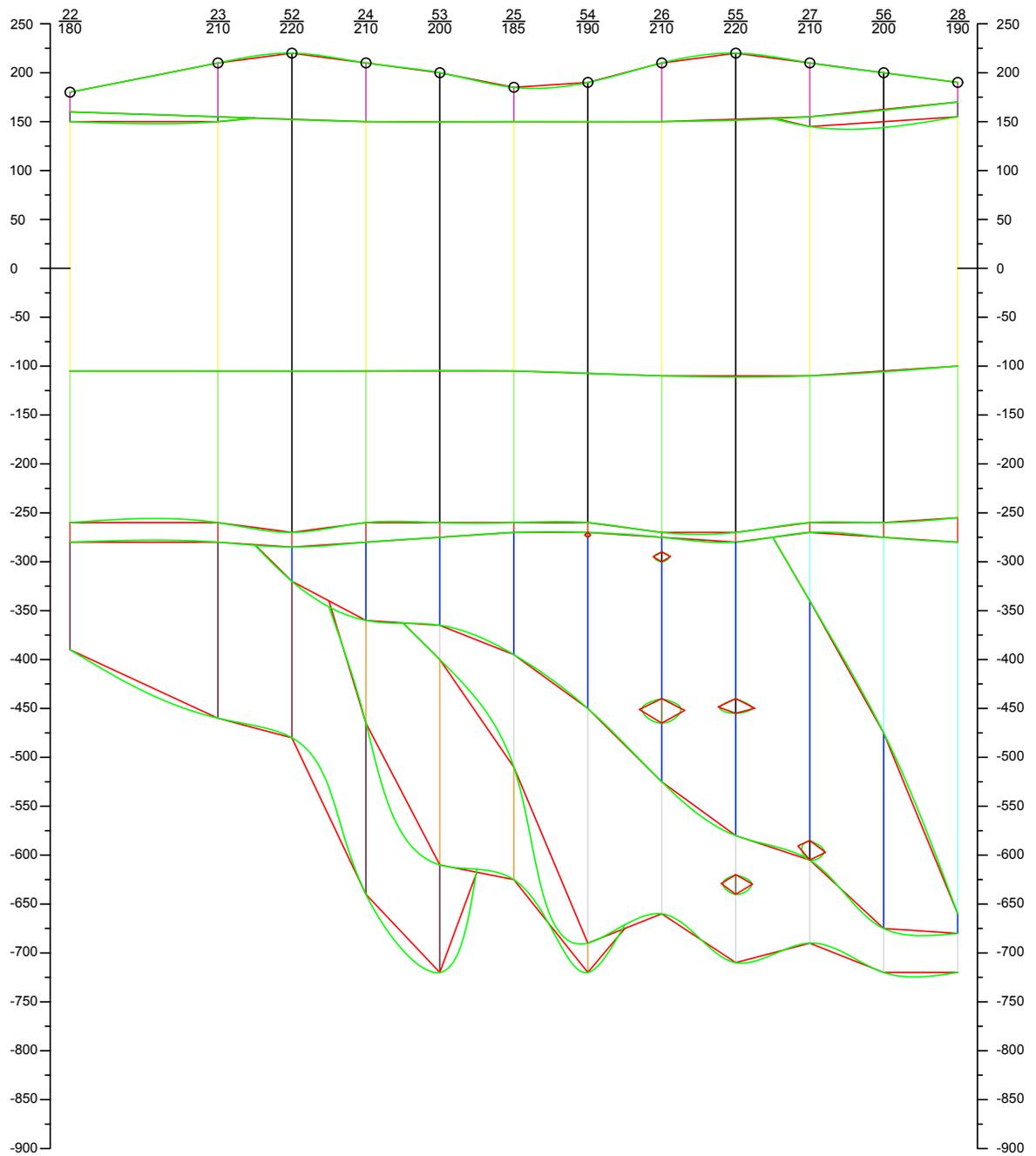


Рисунок 13 – Разрез по профилю (Линии) IV-IV (красный контур - Polyline и зеленый контур - Spline)

Разрез V-V

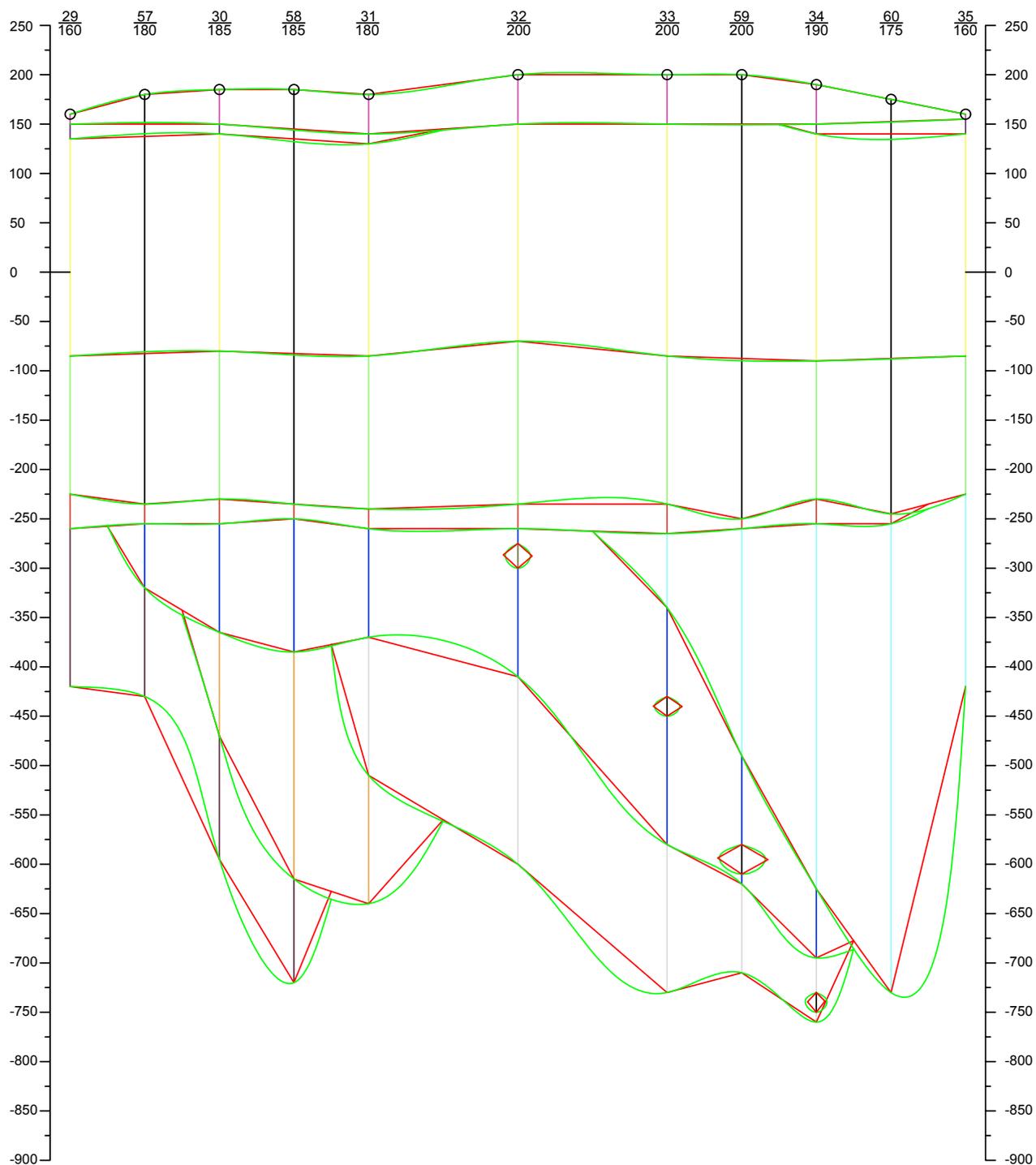


Рисунок 14 – Разрез по профилю (Линии) V-V (красный контур - Polyline и зеленый контур - Spline)

Таблица 2 – Площадь литологических разностей по разрезам

AutoCAD 2022	Разрез 1		Разрез 2		Разрез 3		Разрез 4		Разрез 5	
Литологическая разность \ инструмент	Polyline	Spline								
Песок кварцево-слюдистый	22 312,5	22 026,1	42 750,0	42 588,7	43 687,5	43 471,9	43 875,0	44 295,6	34 500,0	34 763,5
Песчаник	8 812,4	9 215,5	6 562,4	7 079,4	3 562,4	3 819,5	3 280,8	4 036,6	5 812,3	6 411,2
Переслаивание мела, мергеля и песка	223 312,6	223 133,5	225 562,6	225 528,0	222 562,6	223 048,1	231 094,2	230 215,7	202 312,7	201 649,2
Переслаивание глин, песчаников и песков	142 687,5	141 516,5	146 062,5	145 408,9	155 112,5	154 092,5	140 437,5	139 984,8	138 187,5	138 233,9
Известняк	28 500,0	29 412,1	25 687,5	26 309,4	21 125,0	21 274,0	12 937,5	13 048,4	18 375,0	18 850,2
Микросланцы кварц-слюдистые	29 531,7	27 763,2	31 046,4	29 095,0	46 771,2	44 493,9	62 437,9	61 490,2	32 718,7	30 681,9
Железистые кварциты магнетитовые	35 349,5	37 936,5	42 949,1	45 782,2	42 436,9	43 818,3	32 624,9	32 610,3	35 531,3	36 786,9
Железистые кварциты гематитовые	61 681,7	62 938,2	60 554,8	62 348,7	47 531,1	49 170,1	59 718,8	61 100,5	68 906,3	72 908,5
Микросланцы филлитовидные	87 562,8	85 937,0	65 999,9	69 285,9	42 937,5	46 431,3	33 187,3	32 760,7	93 749,9	100 585,7
Руда богатая	120 562,2	118 468,3	114 281,3	111 917,6	119 345,3	118 548,3	115 781,4	115 219,8	100 406,3	98 891,2
Микросланцы кварц-графит-биотитовые	975,6	1 322,0	1 040,1	1 346,6	377,8	475,9	647,2	756,1	1 225,1	1 648,4
Микросланцы кварц-графитовые	512,3	662,9	354,7	427,1	252,7	301,6	911,6	1 136,3	364,1	442,7

Таблица 3 – Процент различий площадей литологических разностей между разрезами

AutoCAD 2022	Разрез 1-2		Разрез 2-3		Разрез 3-4		Разрез 4-5	
Литологическая разность \ инструмент	Polyline	Spline	Polyline	Spline	Polyline	Spline	Polyline	Spline
Песок кварцево-слюдистый	47,81	48,28	2,15	2,03	0,43	1,86	21,37	21,52
Песчаник	25,53	23,18	45,71	46,05	7,91	5,38	43,55	37,04
Переслаивание мела, мергеля и песка	1,00	1,06	1,33	1,10	3,69	3,11	12,45	12,41
Переслаивание глин, песчаников и песков	2,31	2,68	5,83	5,64	9,46	9,16	1,60	1,25
Известняк	9,87	10,55	17,76	19,14	38,76	38,67	29,59	30,78
Микросланцы кварц-слюдистые	4,88	4,58	33,62	34,61	25,09	27,64	47,60	50,10
Железистые кварциты магнетитовые	17,69	17,14	1,19	4,29	23,12	25,58	8,18	11,35
Железистые кварциты гематитовые	1,83	0,94	21,51	21,14	20,41	19,53	13,33	16,20
Микросланцы филлитовидные	24,63	19,38	34,94	32,99	22,71	29,44	64,60	67,43
Руда богатая	5,21	5,53	4,24	5,59	2,99	2,81	13,28	14,17
Микросланцы кварц-графит-биотитовые	6,21	1,83	63,68	64,66	41,63	37,05	47,17	54,13
Микросланцы кварц-графитовые	30,76	35,57	28,75	29,39	72,28	73,46	60,06	61,04

Таблица 4 – Сравнение объемов литологических разностей по разрезам

AutoCAD 2022	Разрез 1-2		Разрез 2-3		Разрез 3-4		Разрез 4-5		Сумма объемов	
Литологическая разность \ инструмент	Polyline	Spline								
Песок кварцево-сланцевый	4 797 355,69	4 762 134,21	6 482 812,50	6 454 549,06	6 567 187,50	6 582 567,98	5 878 125,00	5 929 437,59	23 725 480,69	23 728 688,83
Песчаник	1 153 112,55	1 222 118,57	747 996,27	804 946,49	513 244,82	589 206,64	672 995,91	783 585,00	3 087 349,55	3 399 856,69
Переслаивание мела, мергеля и песка	33665637,45	33649612,27	33609387,59	33643205,69	34024255,19	33994789,10	32505517,22	32389869,67	133804797,45	133 677 476,72
Переслаивание глин, песчаников и песков	21 656 250,00	21 519 405,65	22 588 125,00	22 462 601,09	22 166 250,00	22 055 798,33	20 896 875,00	20 866 406,59	87 307 500,00	86 904 211,64
Известняк	4 064 062,50	4 179 112,37	3 510 937,50	3 568 750,23	2 554 687,50	2 574 175,93	2 348 435,00	2 392 391,27	12 478 122,50	12 714 429,80
Микросланцы кварц-сланцевые	4 543 361,55	4 264 370,30	5 836 320,80	5 519 166,76	8 190 682,94	7 948 806,17	7 017 749,24	6 780 377,14	25 588 114,53	24 512 720,37
Железистые кварциты магнетитовые	5 872 391,66	6 278 904,41	6 403 947,14	6 720 039,64	5 629 635,34	5 732 143,40	5 111 718,60	5 204 786,90	23 017 692,74	23 935 874,34
Железистые кварциты гематитовые	9 167 734,24	9 396 512,79	8 106 442,06	8 363 904,38	8 043 743,85	8 270 292,80	9 646 881,45	10 050 677,84	34 964 801,60	36 081 387,80
Микросланцы филлитовидные	11 517 201,74	11 641 720,30	8 170 301,16	8 678 793,29	5 709 358,80	5 939 405,94	9 135 815,64	9 537 539,44	34 532 677,34	35 797 458,97
Руда богатая	17 613 261,80	17 278 946,24	17 521 991,45	17 284 940,68	17 634 500,07	17 532 605,44	16 214 074,53	16 058 324,80	68 983 827,84	68 154 817,15
Микросланцы кварц-графит-биотитовые	151 175,80	200 142,80	102 238,32	131 152,87	75 976,04	92 399,21	138 137,15	176 039,91	467 527,30	599 734,78
Микросланцы кварц-графитовые	65 026,45	81 753,35	45 557,18	54 652,13	82 212,37	101 164,54	92 587,08	114 416,49	285 383,07	351 986,52

2.2. Построение каркасной и блочной модели

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. При помощи искусственных нейронных сетей возможно исключить процессы создания каркасной модели и получить готовую трехмерную блочную литологическую модель.

Чтобы приступить к оконтуриванию рудных тел, попутных ископаемых и вмещающих пород месторождения по разрезам (Рисунок 15), необходимо создать набор оконтуренных литологических разностей для получения каркасной модели.

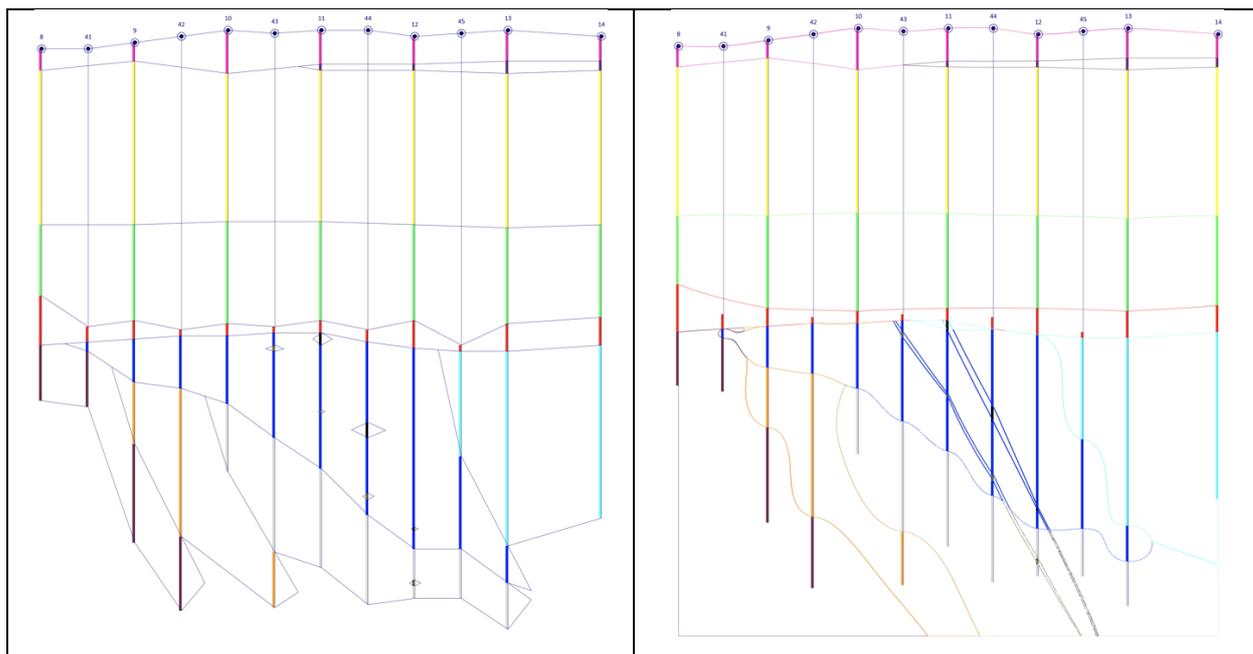


Рисунок 15 – Оконтуривание литологических разностей в разрезе по профилю (Линии) II-II (слева в Micromine, справа в LeapFrog)

После оконтуривания всех разрезов следует построить каркасы по всем контурам, и, таким образом, получить объемную трехмерную литологическую модель (Рисунок 16).

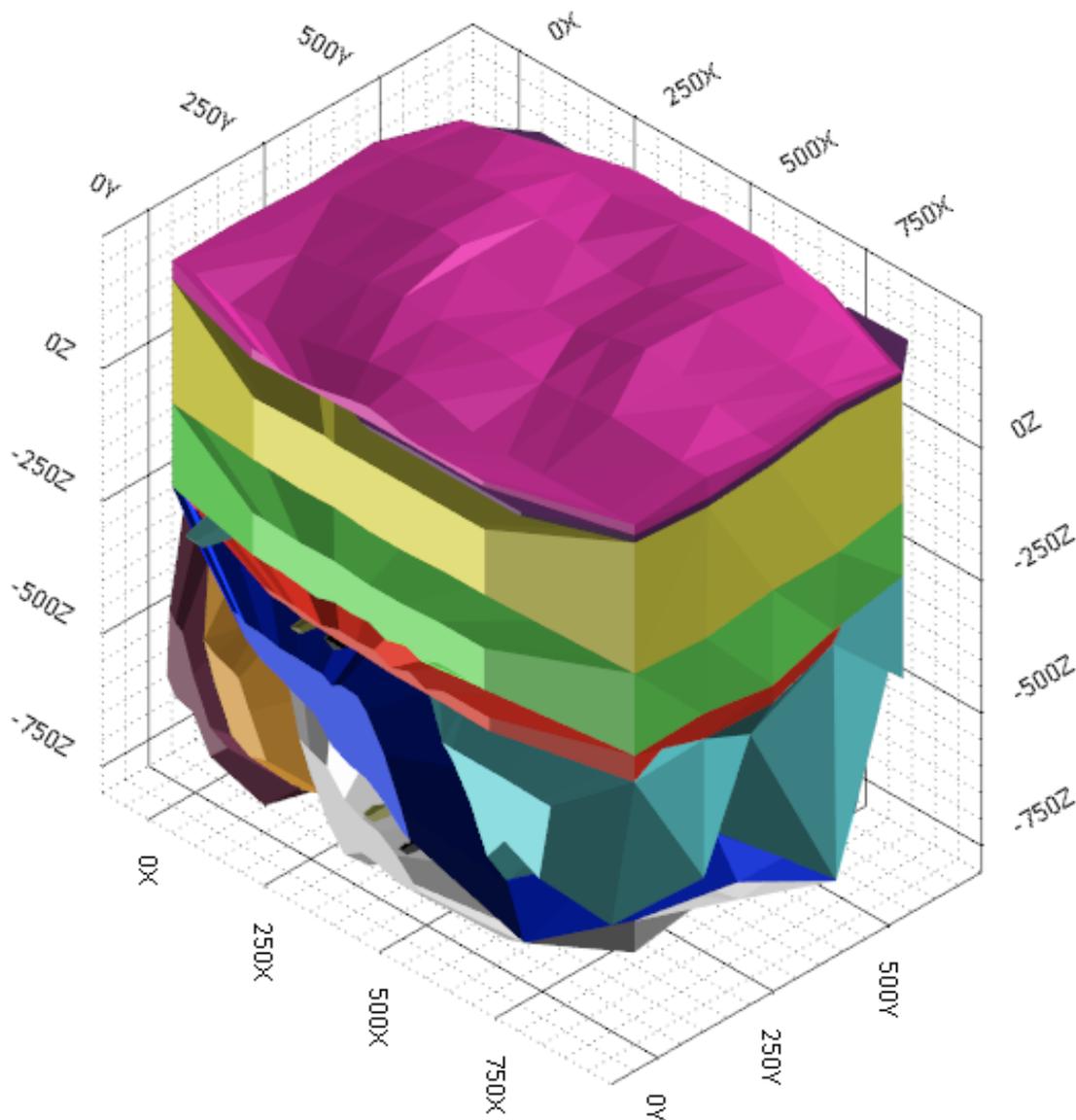


Рисунок 16 – Каркасная литологическая трехмерная модель Micromine

Используя инструмент AutoCAD так же возможно построить трехмерную модель месторождения (Рисунок 17), что позволит оценить сходимость с моделью полученной в Micromine.

На сегодняшний день инструмент LeapFrog уже позволяет уйти от ручного построения трехмерных литологических моделей месторождения полезных ископаемых (Рисунок 18).

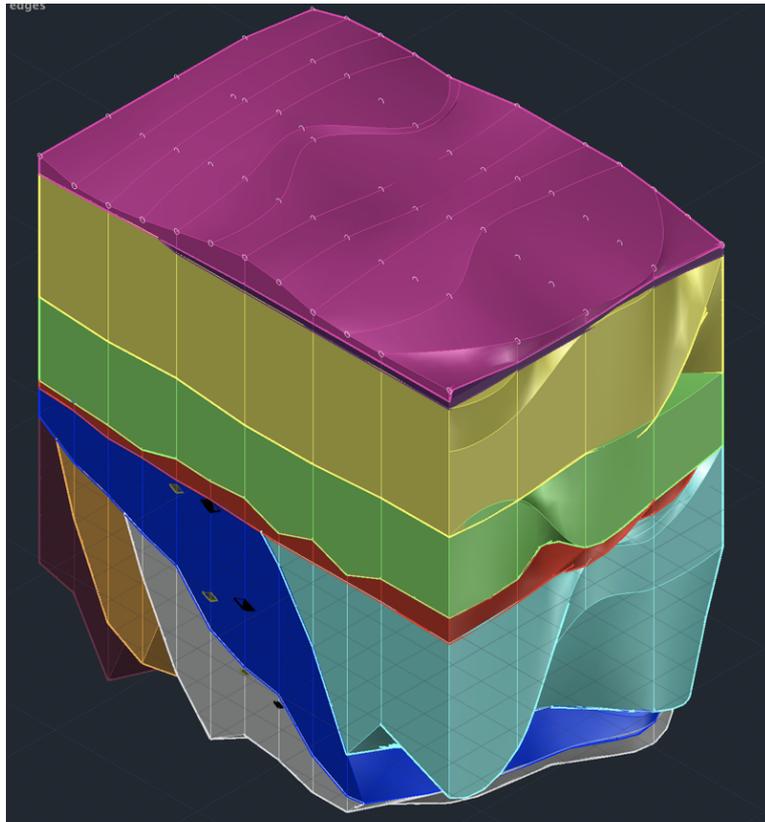


Рисунок 17 – Каркасная литологическая трехмерная модель AutoCAD

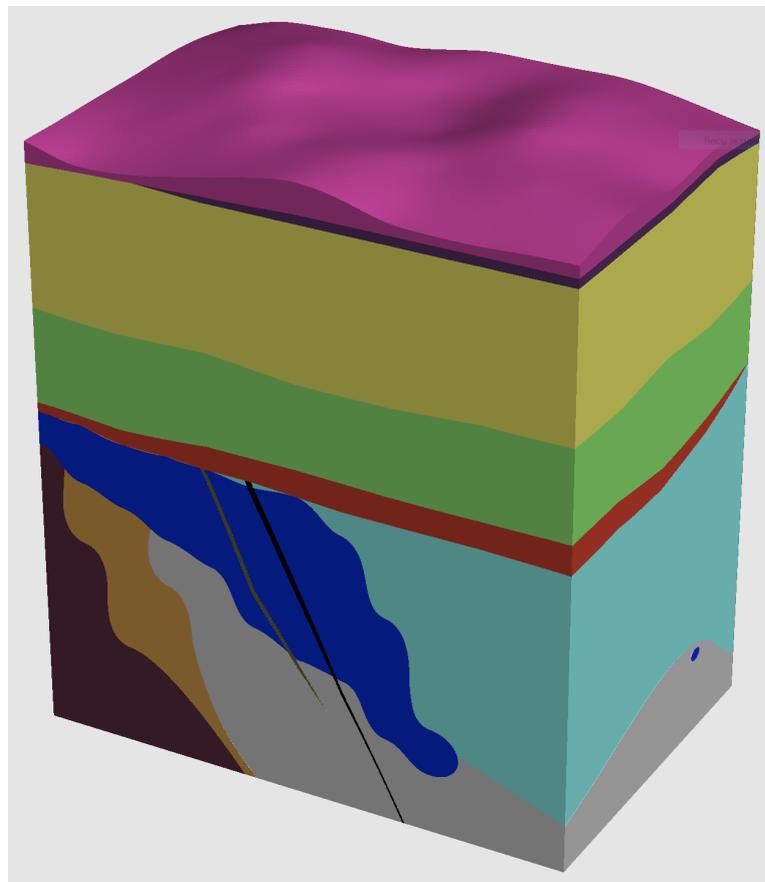


Рисунок 18 – Каркасная литологическая трехмерная модель LeapFrog

Проведем сравнительный анализ полученных трехмерных моделей месторождений полезных ископаемых (Таблица 5). 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 построим график разности объемов пород (Рисунок 19) где ось Y про логарифмируем чтоб 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 20).

Таблица 5 – Сравнение объемов литологических разностей

Литологическая разность\ № Способа	1	2	3	4	5	6	7	8
Песок кварцево- слюдистый	23725480,69	23728688,83	23747500	23831875	23672500	23888125	24290799,43	27186000
Песчаник	3087349,549	3399856,695	2902193,673	3001641,654	2902193,673	3040292,842	3045653,935	4492800
Переслаивание мела, мергеля и песка	133804797,5	133677476,7	134154801,1	133955496,2	134192301,1	134192301,1	133869168,2	161950000
Переслаивание глин, песчаников и песков	87307500	86904211,64	87188750	87371250	87151250	87371250	87199232,58	102030000
Известняк	12478122,5	12714429,8	12360625	12489062,5	12374687,5	12601562,5	12068323,59	19295000
Микросланцы кварц- слюдистые	25588114,53	24512720,37	25258593,75	25253906,25	25303125	25481250	26477017,14	105020000
Железистые кварциты магнетитовые	23017692,74	23935874,34	21725964,66	23336484,49	22837426,87	23566953,24	23204005,73	33934000
Железистые кварциты гематитовые	34964801,6	36081387,8	34347084,27	34791674,02	34370521,77	34956459,27	34704668	71877000
Микросланцы филлитовидные	34532677,34	35797458,97	35418750	35354062,5	35690625	35783906,25	33163746,12	61406000
Руда богатая	68983827,84	68154817,15	68047656,25	68872187,5	68271093,75	68872187,5	68532479,9	69126000
Микросланцы кварц- графит-биотитовые	467527,3012	599734,7834	315283,772	461358,925	329613,179	461358,925	465460,4878	2440900
Микросланцы кварц- графитовые	285383,07	351986,5155	139645,346	181714,402	137952,911	181714,402	171530,5273	1588500
Глина	316,14375	439,82625	368,725	368,725	368,725	368,725	368,8343	910
Сумма	448243590,8	449859083,4	445607216,5	448901082,2	447233659,5	450397729,8	447192454,5	661256210

Таблица 6 – Сравнение объемов литологических разностей в процентах относительно 1 способа

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%
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%

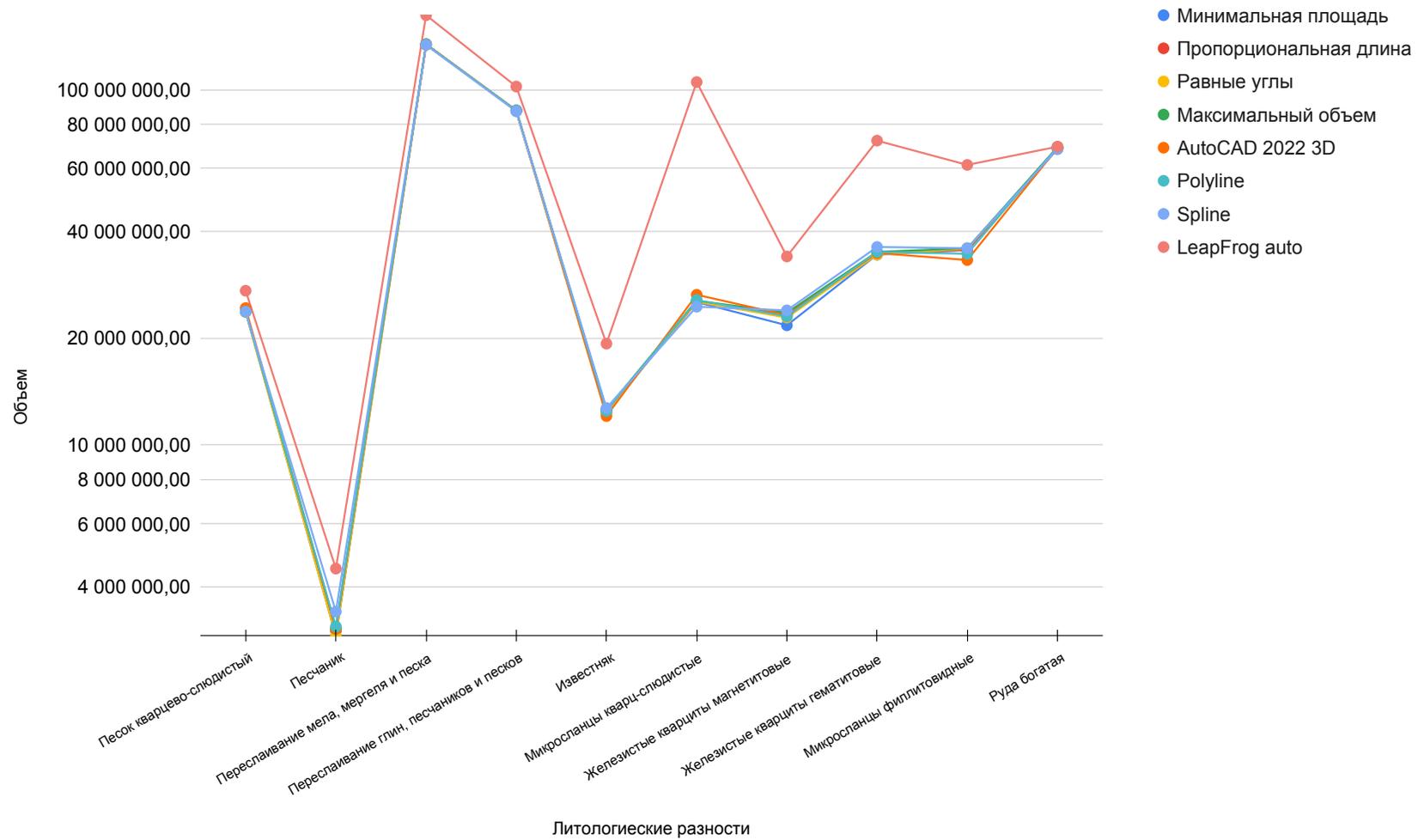


Рисунок 19 – Сравнение объемов моделей литоогических разностей с использованием различных инструментов и способов построения

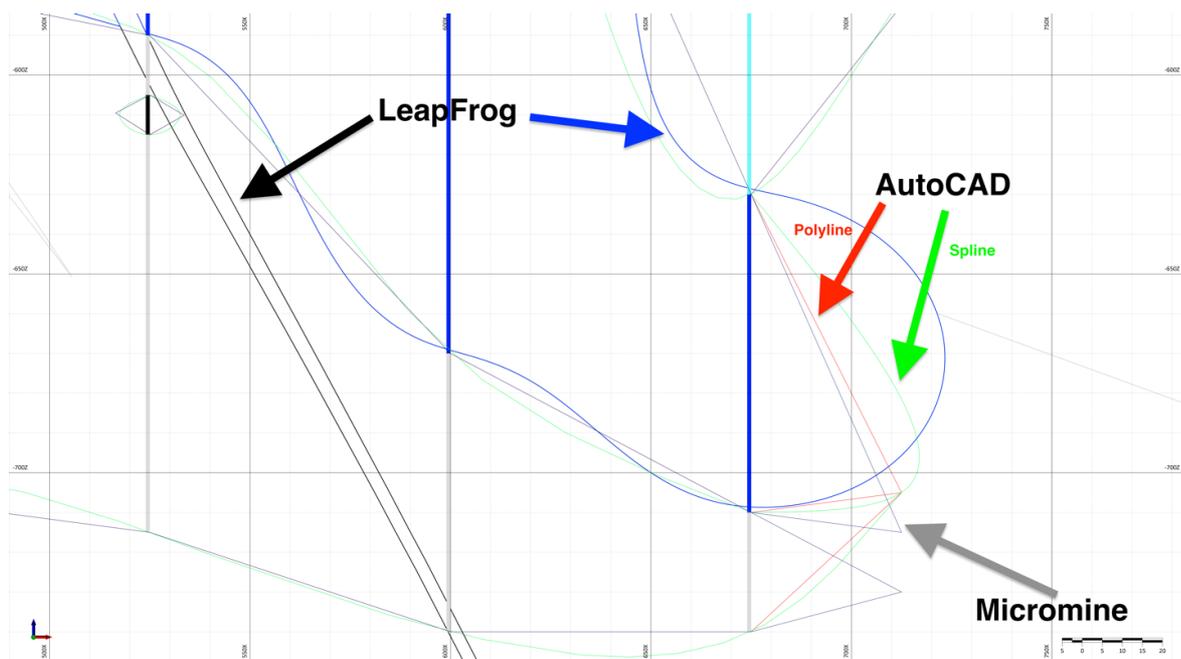


Рисунок 20 – Границы межскважинного пространства. по профилю (Разеру) I-I (совмещённые инструменты AutoCAD, Micromine, LeapFrog)

Выводы

1. При построении границ литологических разностей различными способами и инструментами выявлены неоднозначные результаты при подсчёте запасов полезных ископаемых.
2. Геомоделирование границ литологических разностей позволит в значительной мере сократить процесс моделирования месторождений полезных ископаемых и исключить этапы построения разрезов и каркасов с сохранением требуемой точности и достоверности результатов.

Глава 3. Исследование влияние размера единицы блока блочной модели на корректность результатов предсказания

3.1. Определение размера единицы блока блочной модели для наибольшей сходимости

Для построения трехмерной литологической модели необходимо иметь ряд данных, приведенных в отчете о геолого-разведочных работах, отображающих положение устья скважины в пространстве (Рисунок 24), ее глубину, результаты инклинометрических измерений при их наличии, а также геоинформацию о распределении литологических разностей вдоль оси выработки (Рисунок 21-23) [66-73].

При формировании геологической базы данных необходимо представить информацию в следующем виде.

	A	B	C	D	E
1	СКВ	X	Y	Z	ГЛУБИНА
2	1	0	0	180	780
3	2	150	0	160	910
4	3	300	0	185	845
5	4	450	0	210	915
6	5	600	0	180	920
7	6	750	0	175	710
8	7	900	0	180	780
9	8	0	150	180	570
10	9	150	150	190	810
11	10	300	150	210	715
12	11	450	150	210	870
13	12	600	150	200	910
14	13	750	150	210	970
15	14	900	150	200	780
16	15	0	300	180	520
17	16	150	300	210	780
18	17	300	300	210	870
19	18	450	300	190	870
20	19	600	300	210	925
21	20	750	300	210	910
22	21	900	300	180	570
23	22	0	450	180	570
24	23	150	450	210	670
25	24	300	450	210	850
26	25	450	450	185	810

wellhead
inclinometry
lithology

Рисунок 21 – Фрагмент таблицы «Координат устьев скважин и выработок»

	A	B	C	D
1	СКВ	АЗИМУТ	УКЛОН	ГЛУБИНА СЪЕМКИ
699	45	90	-90	330
700	45	90	-90	345
701	45	90	-90	410
702	46	90	-90	0
703	46	90	-90	15
704	46	90	-90	235
705	47	90	-90	0
706	47	90	-90	15
707	47	90	-90	35
708	47	90	-90	45
709	47	90	-90	65
710	47	90	-90	85
711	47	90	-90	95
712	47	90	-90	190
713	47	90	-90	315
714	48	90	-90	0
715	48	90	-90	10
716	48	90	-90	20
717	48	90	-90	40
718	48	90	-90	60
719	48	90	-90	70
720	48	90	-90	90
721	48	90	-90	110

◀ ▶
wellhead
inclinometry
lithology

Рисунок 22 – Фрагмент таблицы «Инклинометрия»

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	СКВ	ОТ	ДО	ИНТЕРВАЛ	ЛИТ.КОД	X	Y	Z
521	34	855	875	20	Руда богатая	750	600	-685
522	34	875	885	10	Руда богатая	750	600	-695
523	34	885	900	15	Железистые кварциты гематитовые	750	600	-710
524	34	900	920	20	Железистые кварциты гематитовые	750	600	-730
525	34	920	940	20	Микросланцы кварц-графит-биотитовые	750	600	-750
526	34	940	950	10	Железистые кварциты гематитовые	750	600	-760
527	35	0	5	5	Песок кварцево-сланцевый	900	600	155
528	35	5	20	15	Песчаник	900	600	140
529	35	20	245	225	Переслаивание мела мергеля и песка	900	600	-85
530	35	245	385	140	Переслаивание глин песчаников и песков	900	600	-225
531	35	385	580	195	Микросланцы филлитовидные	900	600	-420
532	36	0	1	1	Глина	75	0	-251
533	36	1	2	1	Глина	75	0	-252
534	36	2	3	1	Глина	75	0	-253
535	36	3	4	1	Глина	75	0	-254
536	36	4	5	1	Глина	75	0	-255
537	36	5	20	15	Известняк	75	0	-270
538	36	20	40	20	Руда богатая	75	0	-290
539	36	40	50	10	Руда богатая	75	0	-300
540	36	50	70	20	Руда богатая	75	0	-320
541	36	70	90	20	Руда богатая	75	0	-340
542	36	90	110	20	Руда богатая	75	0	-360
543	36	110	120	10	Руда богатая	75	0	-370
544	36	120	140	20	Железистые кварциты магнетитовые	75	0	-390
545	36	140	225	85	Железистые кварциты магнетитовые	75	0	-475
546	36	225	370	145	Микросланцы кварц-сланцевые	75	0	-620
547	37	0	15	15	Известняк	225	0	-285
548	37	15	30	15	Руда богатая	225	0	-300
549	37	30	50	20	Руда богатая	225	0	-320
550	37	50	70	20	Руда богатая	225	0	-340
551	37	70	90	20	Руда богатая	225	0	-360

Рисунок 23 – Фрагмент таблицы «Литоологического опробование»

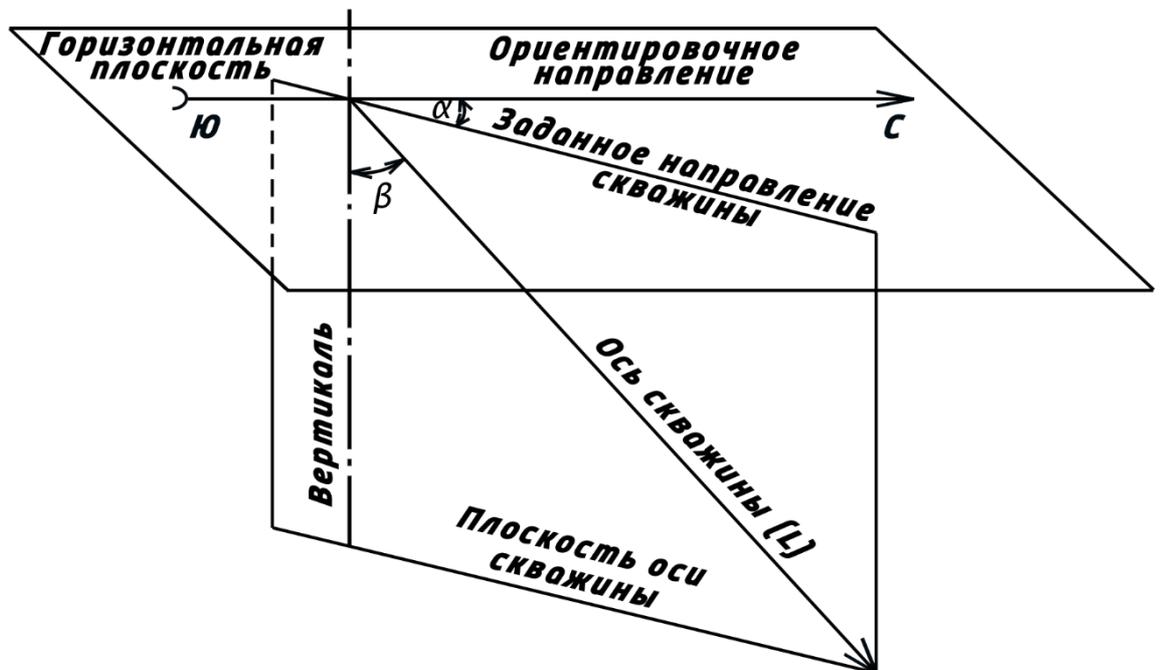


Рисунок 24 – Ориентация скважины в трехмерном пространстве

Чтобы обучить искусственную нейронную сеть необходимо подготовить геоданные, полученные в результате геологоразведочных работ, для корректного представления результатов опробования в трехмерном пространстве. Это достигается переводом из сферической в декартову систему координат (Формулы 4-7), где для каждого интервала опробования справедливы выражения:

$$r = Start_i - End_i \quad (4)$$

$$x_i = r \cdot (\sin(\beta) + 90) \cdot (\cos(\alpha) + offset - 90) \quad (5)$$

$$y_i = r \cdot (\sin(\beta) + 90) \cdot (\sin(\alpha) + offset + 90) \quad (6)$$

$$z_i = -r \cdot (\cos(\beta) + 90) \quad (7)$$

где: i – номер породы, $i = 1, 2, 3 \dots n$; r – интервал опробования, (м); α – азимут скважины; β – ось (уклон, наклон) скважины относительно вертикали; $offset$ – смещения для различных систем отсчета; $Start_i$ – расстояние от начала скважины до i -го образца, (м); End_i – расстояние от начала скважины до i -го образца, (м).

По полученным декартовым координатам (Формулы 4-7) удаленности интервала опробования от устья скважины находим абсолютные координаты (Формулы 8-10) в декартовой системе координат просуммировав декартовы координаты и координаты устья скважины.

$$x_a = x + x_i \quad (8)$$

$$y_a = y + y_i \quad (9)$$

$$z_a = z + z_i \quad (10)$$

где: x, y, z – координаты устья скважины.

По координате устья скважины и конечному интервалу опробования (глубина) скважины составляем уравнения прямой, описывающие скважины по классической формуле (уравнение прямой проходящей через две точки).

Зафиксируем в трехмерном пространстве прямоугольную систему координат $Oxyz$, и зададим две несовпадающие точки $M_1(x_1, y_1, z_1)$ и $M_2(x_2, y_2, z_2)$, через которые проходит прямая M_1M_2 . Отсюда получим уравнения (Формула 11-12) этой прямой.

Известно, что канонические уравнения прямой в пространстве имеет вид:

$$\frac{x-x_1}{a_x} = \frac{y-y_1}{a_y} = \frac{z-z_1}{a_z} \quad (11)$$

и параметрические уравнения прямой в пространстве имеют вид:

$$\begin{cases} x = x_1 + a_x \cdot \lambda \\ y = y_1 + a_y \cdot \lambda \\ z = z_1 + a_z \cdot \lambda \end{cases} \quad (12)$$

Далее задаем в прямоугольной системе координат $Oxyz$ прямую линию, которая проходит через точки с координатами (x_1, y_1, z_1) и имеет направляющий вектор (Рисунок 25):

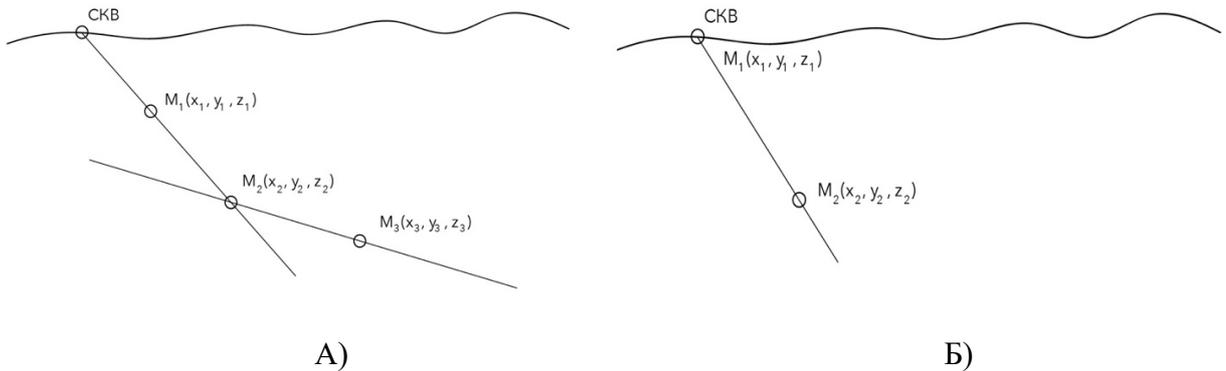


Рисунок 25 – Прямая, проходящая через две заданные точки в пространстве А) Две и более точки в пространстве Б) две точки в пространстве

$$\vec{a} = (a_x, a_y, a_z) \quad (13)$$

Следовательно, направляющим вектором $M_{i.СКВ}$ прямой M_1M_2 является вектор:

$$\overrightarrow{M_1M_2} = (x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1) \quad (14)$$

где: $M_{i.СКВ}$ - координаты точек интервалов опробования; $i.СКВ$ – номер интервала опробования по скважине, $i = 1, 2, 3 \dots n$: имеет вид $M_1(x_1, y_1, z_1)$, $M_2(x_2, y_2, z_2)$ и т.д.

Так как прямая проходит через точку $M_1(x_1, y_1, z_1)$ и $M_2(x_2, y_2, z_2)$, то канонические уравнения этой прямой имеют вид:

$$\frac{x-x_1}{x_2-x_1} = \frac{y-y_1}{y_2-y_1} = \frac{z-z_1}{z_2-z_1} \quad (15)$$

или

$$\frac{x-x_2}{x_2-x_1} = \frac{y-y_2}{y_2-y_1} = \frac{z-z_2}{z_2-z_1} \quad (16)$$

Параметрические уравнения имеют вид:

$$\begin{cases} x = x_1 + (x_2 - x_1) \cdot \lambda \\ y = y_1 + (y_2 - y_1) \cdot \lambda \\ z = z_1 + (z_2 - z_1) \cdot \lambda \end{cases} \quad (17)$$

или

$$\begin{cases} x = x_2 + (x_2 - x_1) \cdot \lambda \\ y = y_2 + (y_2 - y_1) \cdot \lambda \\ z = z_2 + (z_2 - z_1) \cdot \lambda \end{cases} \quad (18)$$

Применительно к рассматриваемой задаче представляем скважину отрезками прямой с известными координатами. На рисунке 26 изображено визуальное представление участка месторождения железистых кварцитов, цветом указаны горные породы, пройденные выработками на соответствующих глубинах.

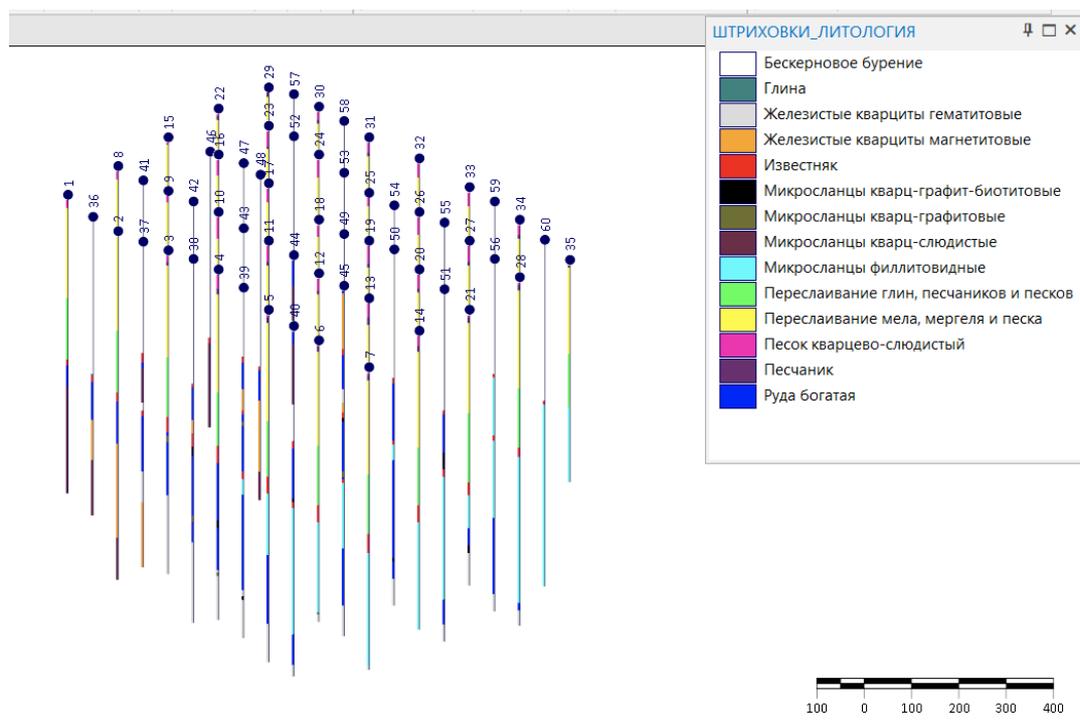


Рисунок 26 – Трехмерное отображение скважин с литологией

Полученные прямые отрезки (скважины), проходящие через две и более заданные точки, принадлежащие данной прямой в пространстве, необходимо соединить границами блочной модели. Для создания границ блочной модели надо найти минимальные и максимальные значения x , y , z из числа известных точек для каждой скважины. Формула 19 нахождения минимальных и максимальных границ блочной модели x , y и z запишется в виде:

$$\begin{cases} f(x) \rightarrow M \forall x_{\Gamma} \in [\min, \max] \\ f(y) \rightarrow M \forall y_{\Gamma} \in [\min, \max] \\ f(z) \rightarrow M \forall z_{\Gamma} \in [\min, \max] \end{cases} \quad (19)$$

где: M – блочная модель, $x_{\Gamma}, y_{\Gamma}, z_{\Gamma} \in [\min, \max]$ – минимальная и максимальная точки границы блочной модели.

Минимальные и максимальные значения $x_{\Gamma}, y_{\Gamma}, z_{\Gamma} \in [\min, \max]$ из всех известных точек будут ограничивать построение блочной модели, далее обозначим как $min.x_{\Gamma}$ или $max.x_{\Gamma}$.

Расстояние точек интервала опробования по искомой скважине $M_1(x_1, y_1, z_1)$ и $M_2(x_2, y_2, z_2)$ до минимальной $x_{\Gamma}, y_{\Gamma}, z_{\Gamma} \in [\min]$ можно выразить:

$$\begin{cases} size.x_{\Gamma} = point.x - min.x_{\Gamma} \\ size.y_{\Gamma} = point.y - min.y_{\Gamma} \\ size.z_{\Gamma} = point.z - min.z_{\Gamma} \end{cases} \quad (20)$$

Имея расстояние от минимальной границы блочной модели, вычисляем количество кубических блоков в данном интервале согласно заданному размеру блока. Формула 21 начала отсчета первого блока в пустой блочной модели (пустыми блоками считаем в которых неизвестная литологическая разности) принимает вид:

$$\begin{cases} number.min.x_{\Gamma} = \frac{point.x - min.x_{\Gamma}}{size.block} \\ number.min.y_{\Gamma} = \frac{point.y - min.y_{\Gamma}}{size.block} \\ number.min.z_{\Gamma} = \frac{point.z - min.z_{\Gamma}}{size.block} \end{cases} \quad (21)$$

где: $point.x$ – точка начала отсчета шага по скважине, $min.x_{\Gamma}$ – граница месторождения, $size.block$ – размер пустого блока.

Полученное значение в формуле (21) необходимо округлить в меньшую сторону по модулю для получения целого числа, в которое попала точка шага опробования по искомой скважине $M_1(x_1, y_1, z_1)$ и $M_2(x_2, y_2, z_2)$:

$$\begin{cases} \text{number.min. } x_{\Gamma} \\ \text{number.min. } y_{\Gamma} \\ \text{number.min. } z_{\Gamma} \end{cases} = \begin{cases} \text{number.block. } x_{\Gamma} \\ \text{number.block. } y_{\Gamma} \\ \text{number.block. } z_{\Gamma} \end{cases} \quad (22)$$

Используя найденные номера блоков, при нумерации блоков от 0 необходимо найти координаты центра блока, в который попала точка шага опробования по искомой скважине $M_1(x_1, y_1, z_1)$ и $M_2(x_2, y_2, z_2)$ (Рисунок 27). Формула расчета координаты центра блока в рамках заданных границ имеет вид:

$$\begin{cases} x_{\text{ц}} = \text{min. } x_{\Gamma} + \text{number.block. } x_{\Gamma} + \text{size.block} + \frac{\text{size.block}}{2} \\ y_{\text{ц}} = \text{min. } y_{\Gamma} + \text{number.block. } y_{\Gamma} + \text{size.block} + \frac{\text{size.block}}{2} \\ z_{\text{ц}} = \text{min. } z_{\Gamma} + \text{number.block. } z_{\Gamma} + \text{size.block} + \frac{\text{size.block}}{2} \end{cases} \quad (23)$$

где: $\text{number.min. } x_{\Gamma}$ – целое количество пустых блоков от границы до точки шага, $\text{min. } x_{\Gamma}$ – граница месторождения, size.block – размер пустого блока.

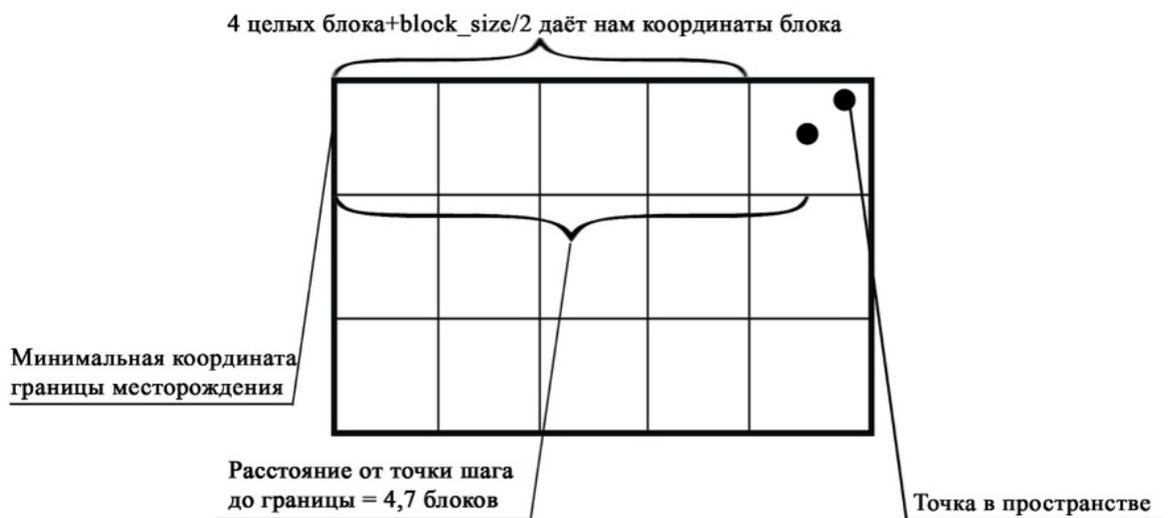


Рисунок 27 – Схема присваивания интервала опробования (породы) пустому блоку

Размер блокам выбирается из минимального интервала опробования для, того чтобы избежать случаев, 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; все блоки, которые пересекает скважина, далее будем считать принадлежащими ей (Рисунок 28). В данном случае принимаем, что оба блока принадлежат скважине.

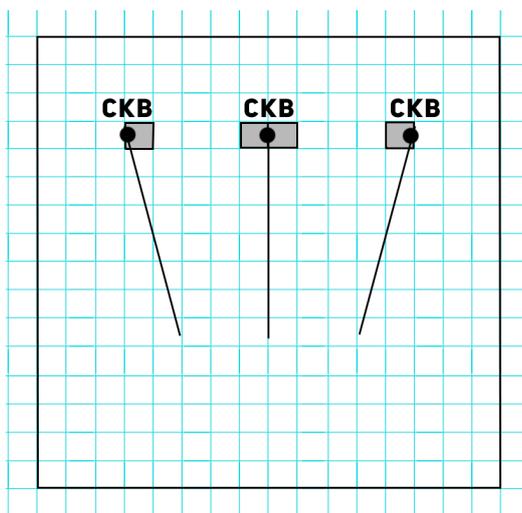


Рисунок 28 – Схема присваивания интервала опробования (породы) на границе двух пустых блоков

Известным пересечённым пустым блокам необходимо присвоить известные параметры литологической разности (Формула 24).

$$x_{ц}y_{ц}z_{ц} \in M_1(x_1, y_1, z_1) \quad (24)$$

Полученные пустые блоки и блоки с известными параметрами считаем подготовленным обучающим множеством, необходимым для обучения искусственной нейронной сети, где на входе будут подаваться пространственно-координированные данные $x_{ц}y_{ц}z_{ц}$, а на выходе будет получено значение породы, соответствующее данным координатам для корректировки весов.

3.2. Проектирование топологии искусственной нейронной сети для определения границы литологической разности в блоках трехмерной геологической модели

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.

Динамическое моделирование месторождения полезных ископаемых возможно осуществить при помощи 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 29) [66-73].

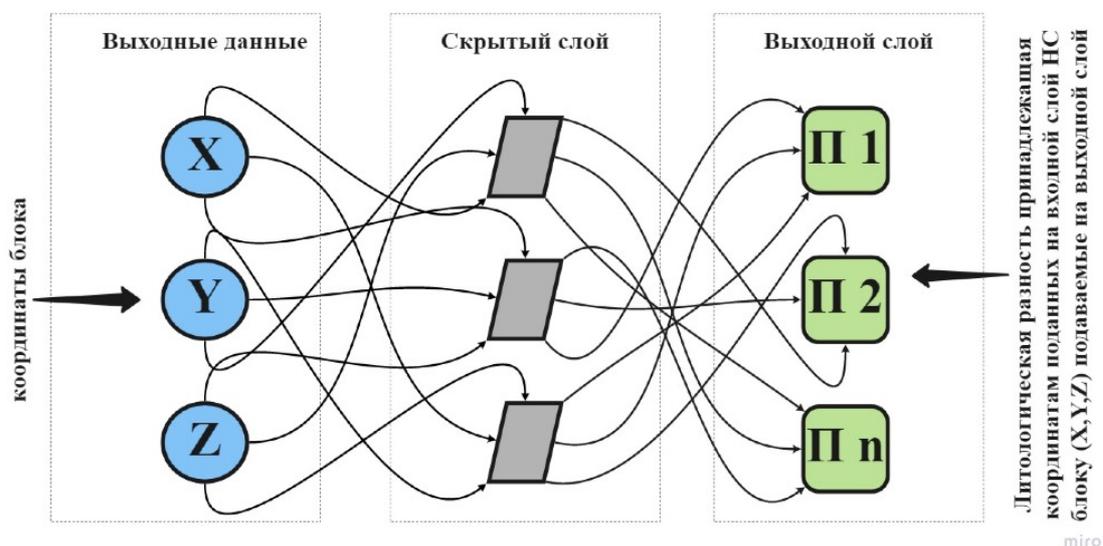
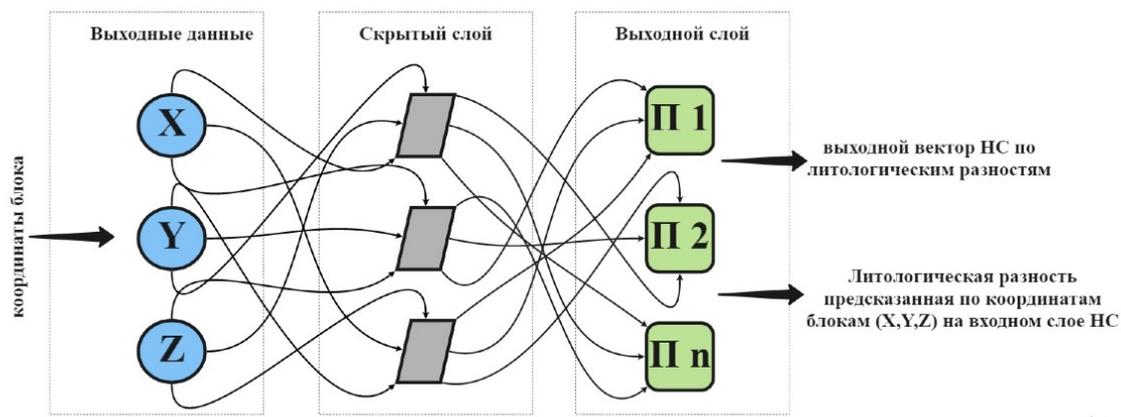


Рисунок 29 – Искусственная нейронная сеть с учителем

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 30).



miro

Рисунок 30– Искусственная нейронная сеть без учителя

Архитектура базы данных (Рисунок 31) позволит развивать геоинформационную инфраструктуру горнодобывающего предприятия и интегрироваться с разработанным инструментарием, а также система управления базами данных позволит интегрироваться с геоинформационными системами (ГИС) разного назначения.

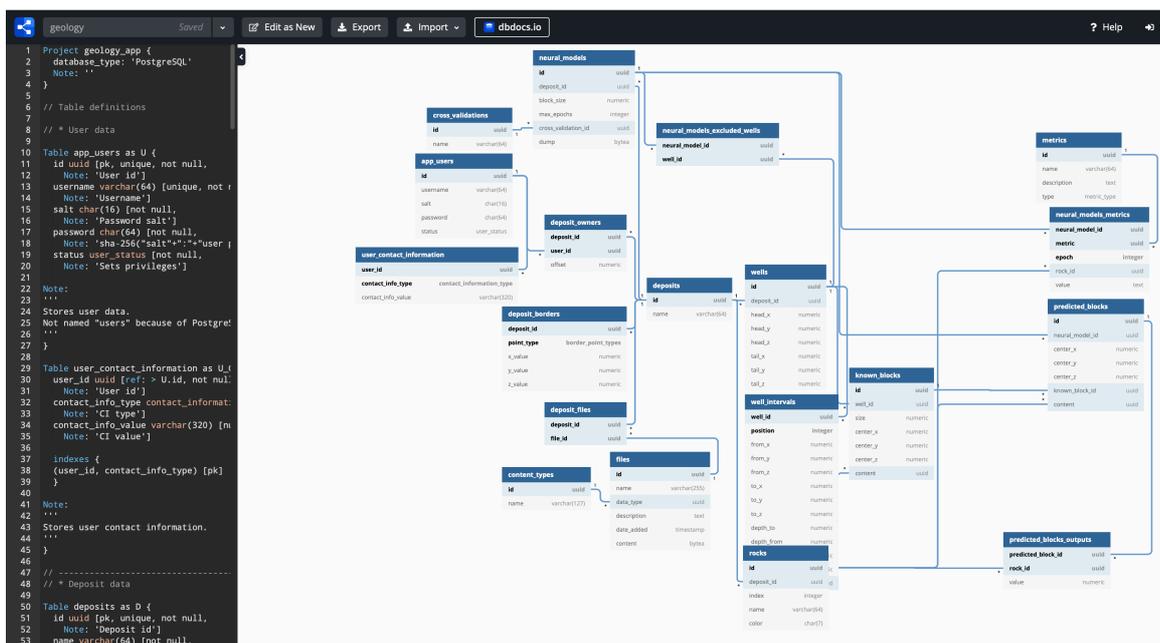


Рисунок 31 – Архитектура базы данных разработанного инструментария

Инструментарий определения границ литологических разностей в межскважинном пространстве позволяет не только повысить качество, но и значительно ускорить обработку геологической информации, производить пространственное районирование различных данных, получаемых при опробовании полезных ископаемых и исследовании массивов горных пород на всех стадиях комплексного освоения различных участков недр [66-73].

3.3. Определение достоверности результатов моделирования с использованием искусственных нейронных сетей методом кросс-валидации

Для того, чтобы алгоритм работал на независимом наборе данных, в процессе обучения используется метод кросс-валидации (Рисунок 32). 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 [66-73].

Для каждой скважины рассчитываем ошибку, основываясь на данных по известным блокам и предсказанным по формуле (25) (Рисунок 33-37), и строим карту относительной погрешности, представленную на рисунке 38. Формула расчета относительной погрешности по искомой скважине имеет вид:

$$error.number.well = \frac{falsePredicted.block}{all.number.block} \cdot 100 \quad (25)$$

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 были выполнены при помощи кросс-валидации – эмпирической оценки обобщающей способности алгоритма, обучаемых по прецедентам. Фиксируем обучающие множество с разбиением исходной выборки и предсказанную в Таблице 7.

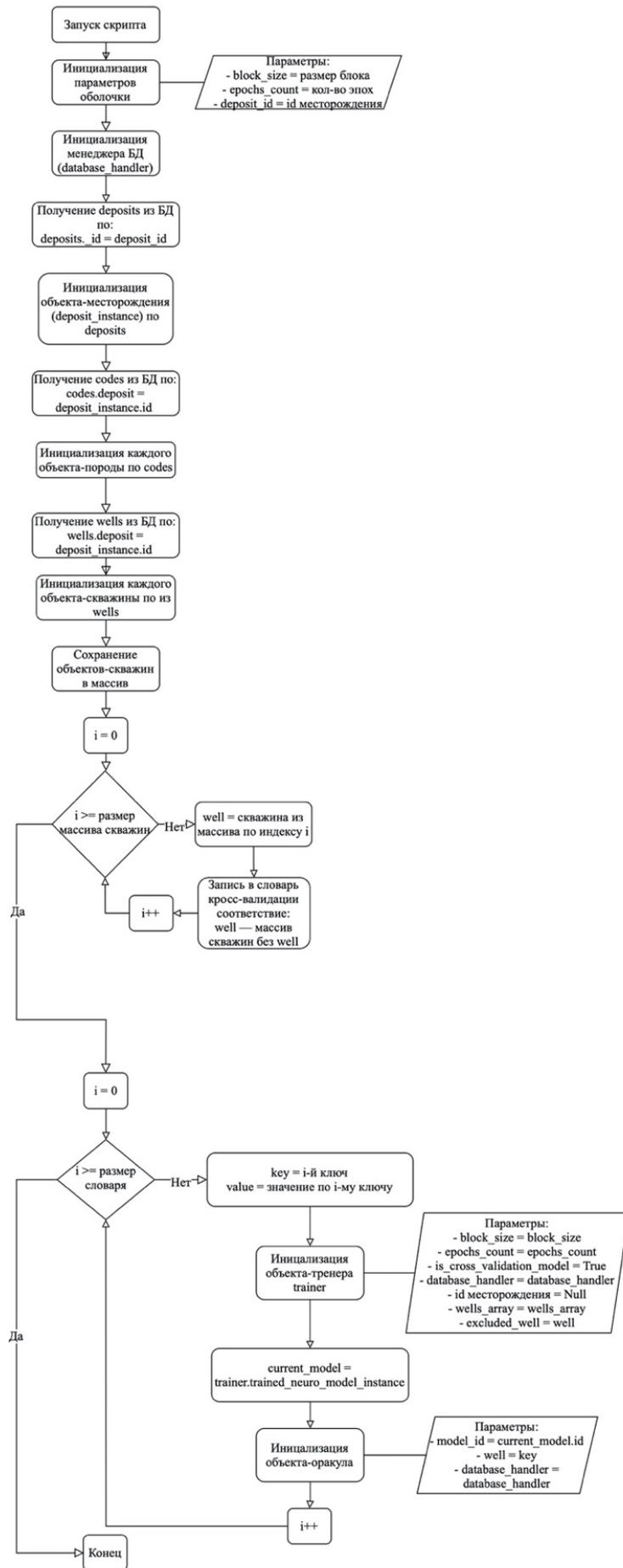


Рисунок 32 – Блок-схема кросс-валидации при обучении нейронной сети

Таблица 7 – Ошибка при предсказании блоков по искомым 60-ю скважинам

Скважина	X	Y	Известные блоки	Предсказанные блоки	Ошибка, %
1	0	0	780	761	2,5
2	150	0	910	895	1,6
3	300	0	845	810	4,1
4	450	0	915	885	3,3
5	600	0	920	891	3,2
6	750	0	710	680	4,2
7	900	0	780	755	3,2
8	0	150	570	560	1,7
9	150	150	810	780	3,7
10	300	150	715	700	2,1
11	450	150	870	840	3,4
12	600	150	910	865	4,9
13	750	150	970	940	3,1
14	900	150	780	755	3,2
15	0	300	520	515	1
16	150	300	780	770	1,3
17	300	300	870	845	2,9
18	450	300	870	855	1,7
19	600	300	925	885	4,3
20	750	300	910	885	2,7
21	900	300	570	550	3,5
22	0	450	570	565	0,9
23	150	450	670	665	0,7
24	300	450	850	835	1,8
25	450	450	810	800	1,2
26	600	450	870	840	3,4
27	750	450	900	885	1,7
28	900	450	910	890	2,2
29	0	600	580	580	0
30	150	600	780	770	1,3
31	300	600	820	815	0,6

Скважина	X	Y	Известные блоки	Предсказанные блоки	Ошибка, %
32	450	600	800	795	0,6
33	600	600	930	925	0,5
34	750	600	950	930	2,1
35	900	600	580	575	0,9
36	75	0	370	355	4
37	225	0	410	405	1,2
38	375	0	495	475	4
39	525	0	435	415	4,5
40	675	0	455	450	1,1
41	75	150	130	116	11,1
42	225	150	455	440	3,3
43	375	150	455	440	3,3
44	525	150	445	430	3,3
45	675	150	410	405	1,2
46	125	300	235	225	4,2
47	225	300	315	300	4,7
48	275	300	350	326	7
49	525	300	465	450	3,2
50	675	300	430	410	4,6
51	825	300	450	445	1,1
52	225	450	210	205	2,3
53	375	450	460	440	4,3
54	525	450	460	455	1,1
55	675	450	440	420	4,5
56	825	450	460	450	2,2
57	75	600	195	195	0
58	225	600	485	480	1
59	675	600	460	450	2,2
60	825	600	485	480	1

Основываясь на данных (координаты блока, порода, выходной нейрон), полученных в результате предсказания блочной скважины, проведен ряд аналитических преобразований.

Сумма всех известных блоков – 37910;

Сумма всех верно предсказанных блоков – 36958;

Общая ошибка – 2,5 %.

На основании полученных данных по предсказанным блокам построим график распределения общей ошибки для разрезов I-V (Рисунок 33-37).

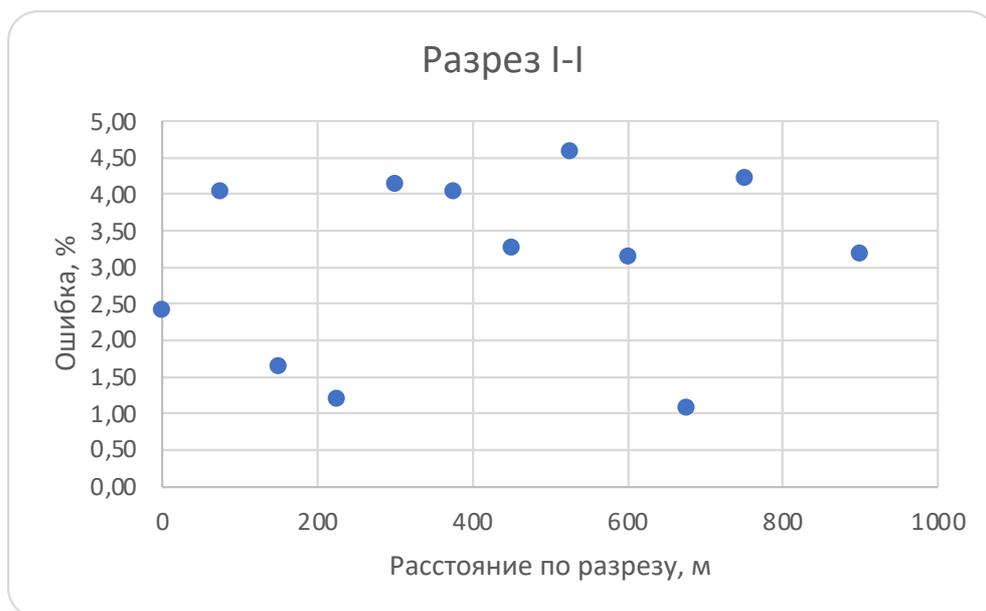


Рисунок 33 – Распределение ошибки по разрезу I-I

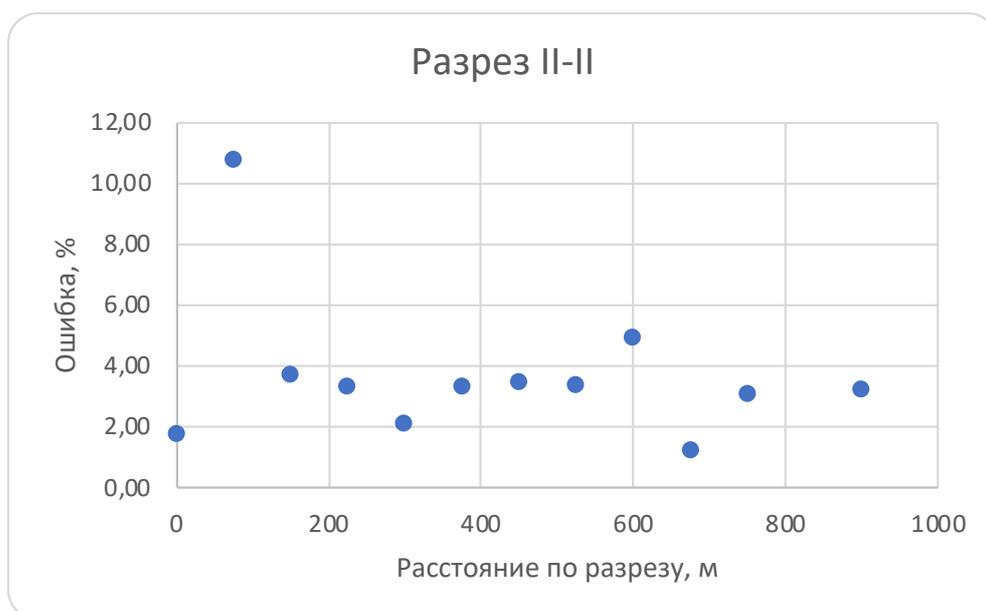


Рисунок 34 – Распределение ошибки по разрезу II-II

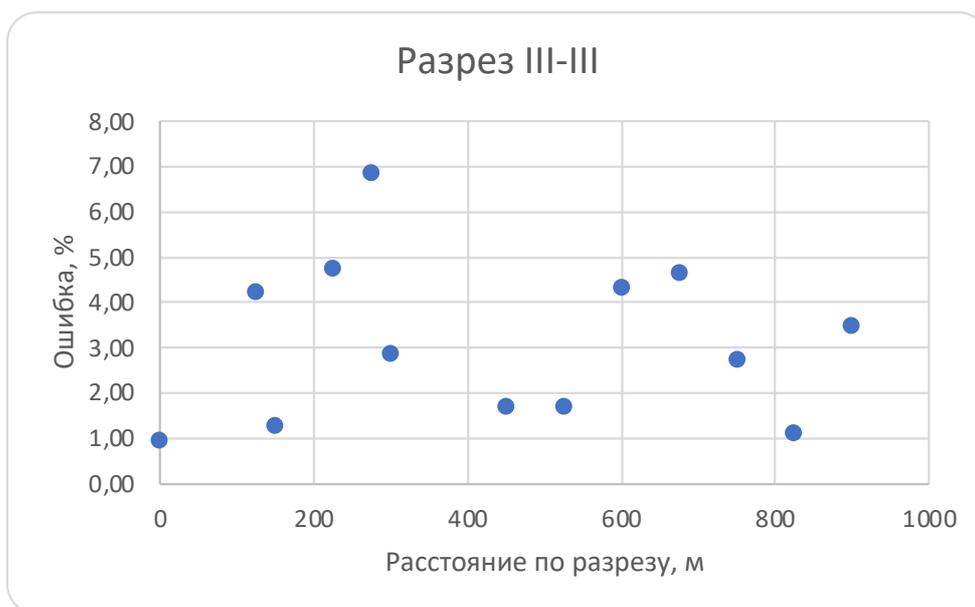


Рисунок 35 – Распределение ошибки по разрезу III-III

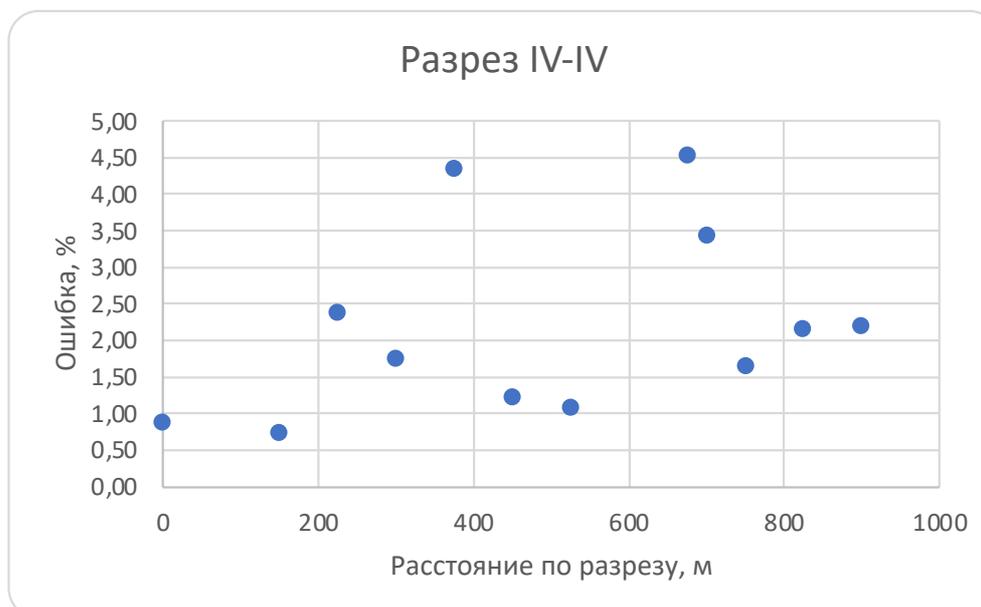


Рисунок 36 – Распределение ошибки по разрезу IV-IV

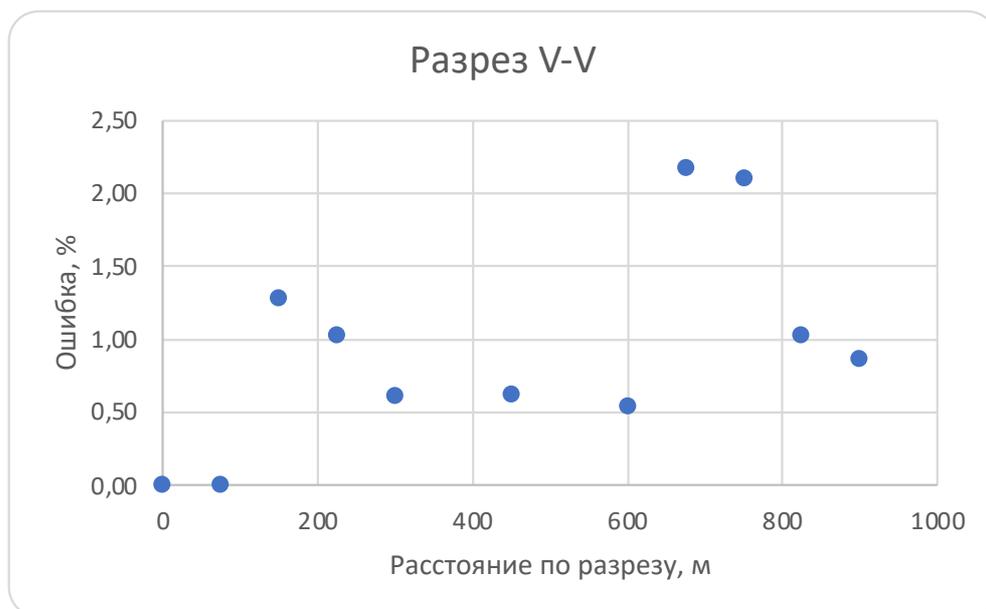
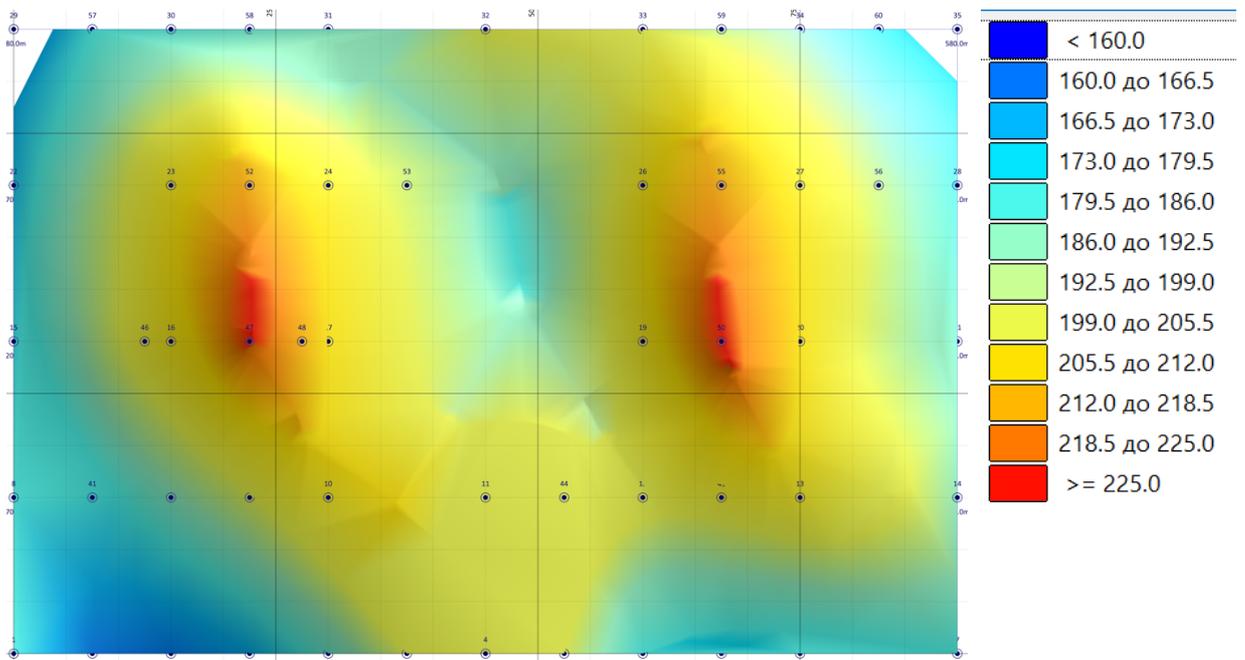


Рисунок 37 – Распределение ошибки по разрезу V-V

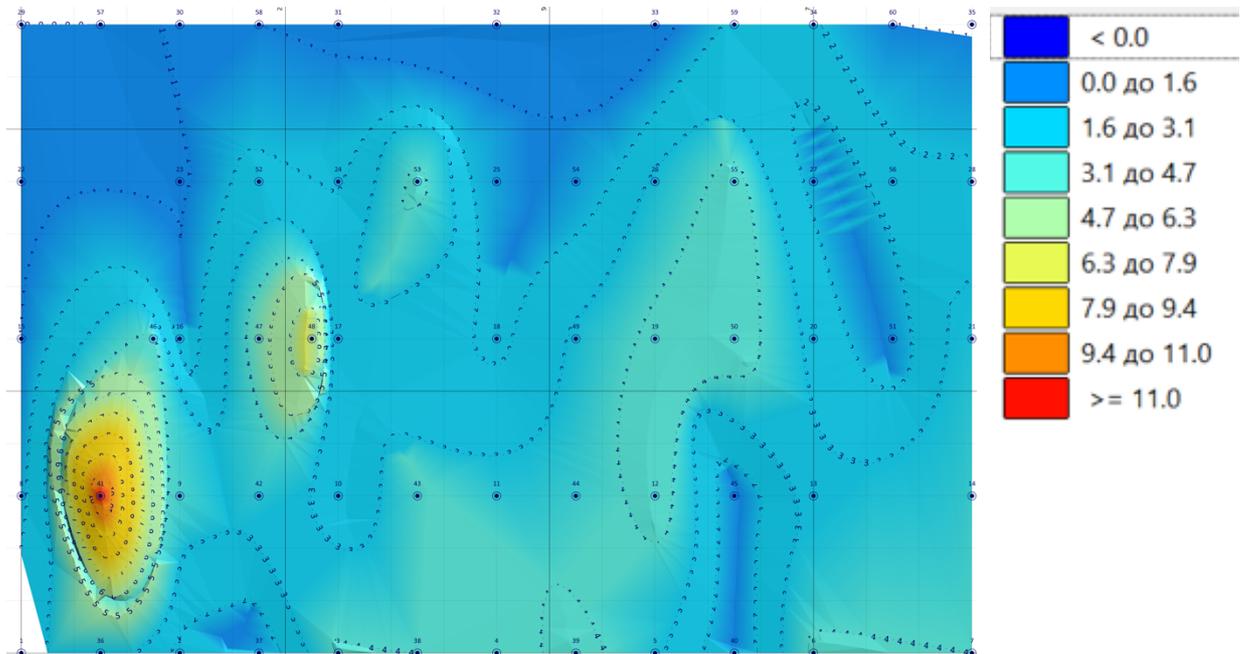
По такому же алгоритму производится оценка распределения ошибки по другим разведочным разрезам (линиям). Полученные данные позволяют провести пространственное районирование месторождения полезных ископаемых по всему разведочному полю (в пределах разведочной сети), представленному на Рисунке 38.

На основании полученных пространственно-координированных данных по предсказанным блокам проведем пространственное районирование месторождения полезных ископаемых по всему разведочному полю (в пределах разведочной сети распределения общей ошибки для разрезов I-V), представленному на Рисунке 38.

Необходимо построить матрицу соответствия требований (Рисунок 39) – это двумерная таблица, которая позволит оценить количественные соотношения заданных параметров, которые содержат известные литологические различия (по координате Y) и предсказанные литологические различия (по координате X) исследуемого месторождения полезного ископаемого. В заголовках колонок таблицы расположены номер соответствующей литологической разности (0- Песок кварцево-сланцевый, 1- Переслаивание мела, мергеля и песка, 2- Переслаивание глин, песчаников и песков, 3- Известняк, 4- Руда богатая, 5- Микросланцы кварц-сланцевые, 6- Железистые кварциты магнетитовые, 7- Песчаник, 8- Микросланцы кварц-графитовые, 9- Железистые кварциты гематитовые, 10- Микросланцы кварц-графит-биотитовые, 11- Микросланцы филлитовидные, 12- Глина). На пересечении – отметка (выделенная зеленым цветом), означающая, что количество блоков известных и предсказанных литологических различий соответствуют друг другу.



a)



b)

Рисунок 38– Карта скважин с относительной погрешностью а) обученная на данных по 35-ю разведочными скважинами б) обученная на данных по 60-ю разведочными скважинами

Предсказанная порода

Известная порода	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	1305	33	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0
2	36	8346	131	0	0	0	0	47	0	0	0	0	0
3	0	127	5274	6	0	0	0	0	0	0	3	0	0
4	0	0	5	1384	3	1	0	0	2	6	0	19	0
5	0	0	0	5	6713	23	14	0	49	27	23	31	0
6	0	0	0	10	25	2915	2	0	0	0	0	38	0
7	0	0	0	0	9	17	2379	0	0	35	0	0	0
8	3	4	0	0	0	0	0	253	0	0	0	0	0
9	0	0	0	3	2	0	0	0	175	0	0	0	0
10	0	0	0	0	16	0	44	0	2	3627	31	0	0
11	0	0	0	2	2	0	1	0	0	1	248	1	0
12	0	0	4	31	54	0	0	0	0	13	9	4334	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5

Количество верно предсказанных блоков

Количество неверно предсказанных блоков

Рисунок 39 – Матрица соответствий предсказанных пород к известным

Выводы

1. Определен размер элементарной единицы блочной модели для геомоделирования границ литологических разностей в межскважинном пространстве.
2. Доказана возможность использования элементарной блочной единицы для обучения искусственной нейронной сети и предсказания литологической разности месторождения полезного ископаемого.

Глава 4. Апробация метода на реальном объекте

4.1 Определение границ литологических разностей

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 40 и Приложение Б). 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 [66-73].

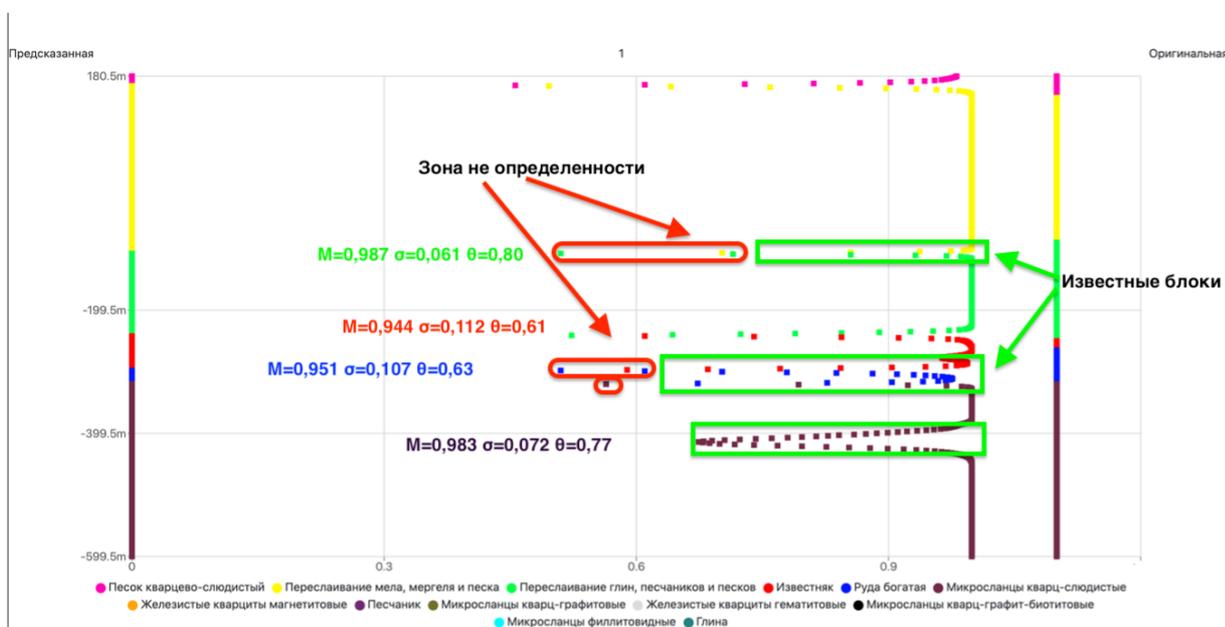


Рисунок 40 – Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 1)

Для получения более точной границы смены литологических разностей на основе выходного вектора необходимо взять производную для каждого значения. По нормированным данным строится график (Рисунок 41 и Приложение В). Пик на графике предоставляет возможность провести более ярко выраженную границу смены литологических разностей.

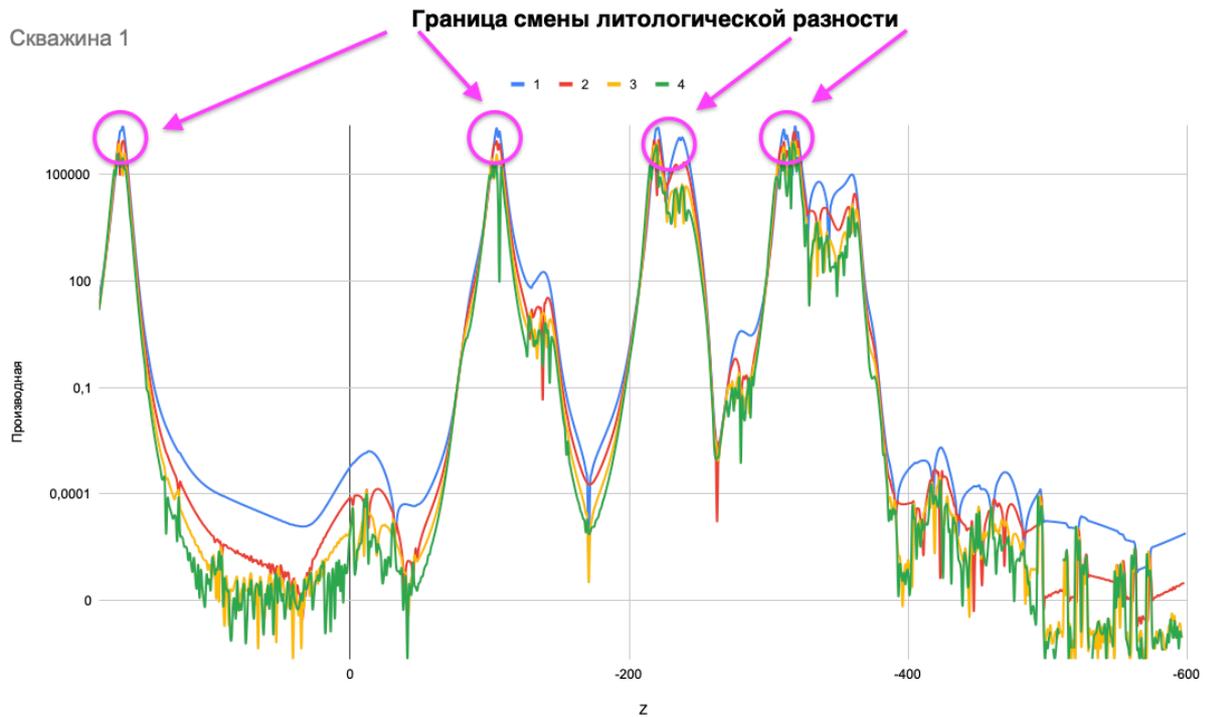


Рисунок 41 – Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная

Достоверность получаемых 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 42).

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:

$$M = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}, \quad (26)$$

Среднеквадратичное отклонение популяции:

$$\sigma = \sqrt{D[X]} \quad (27)$$

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

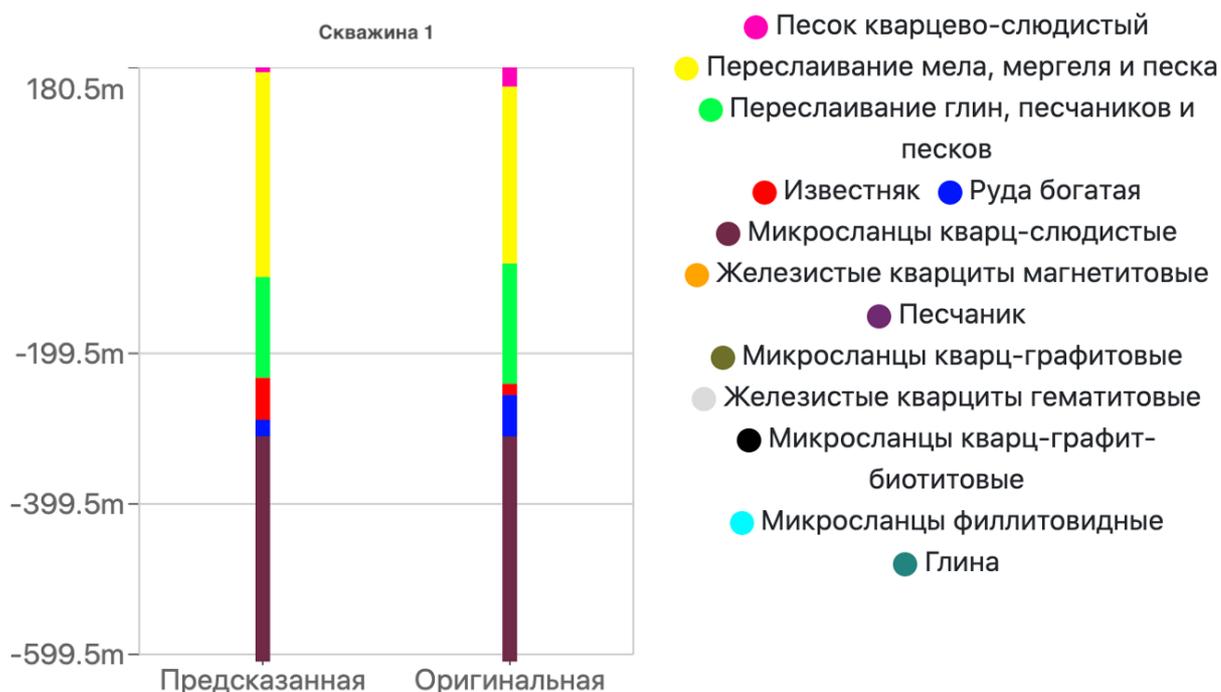


Рисунок 42 – Скважина 1 Слева - Предсказанные литологические разности, Справа - Оригинальная (Исходная) литологическая разность

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) [74,75].

$$\theta = M \pm 3 \cdot \sigma \quad (28)$$

$$-3\sigma < \bar{X} < +3\sigma \quad (29)$$

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

$$B = \frac{X_y}{(X_y + X_n)} \cdot 100 \quad (30)$$

где: B – процент блоков, удовлетворяющих условию.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Песок кварцево-сланцевый».

Среднее значение выборки по литологической разности «Песок кварцево-сланцевый» будет:

$$M = 0,973;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Песок кварцево-сланцевый» составит:

$$\sigma = 0,080;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Песок кварцево-сланцевый»:

$$\theta = M - \sigma = 0,89;$$

$$\theta = M + \sigma = 1,05;$$

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,81;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,13;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,73;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,21;$$

Количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Песок кварцево-сланцевый», составит:

$$X_y = 1296 > -3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Песок кварцево-сланцевый», составит:

$$X_n = 44 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{1296}{(1296 + 44)} \cdot 100 = 97,72 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Песок кварцево-сланцевый», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Песок кварцево-сланцевый», составит:

$$X_y = 1340 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 1340)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 43 и 44).

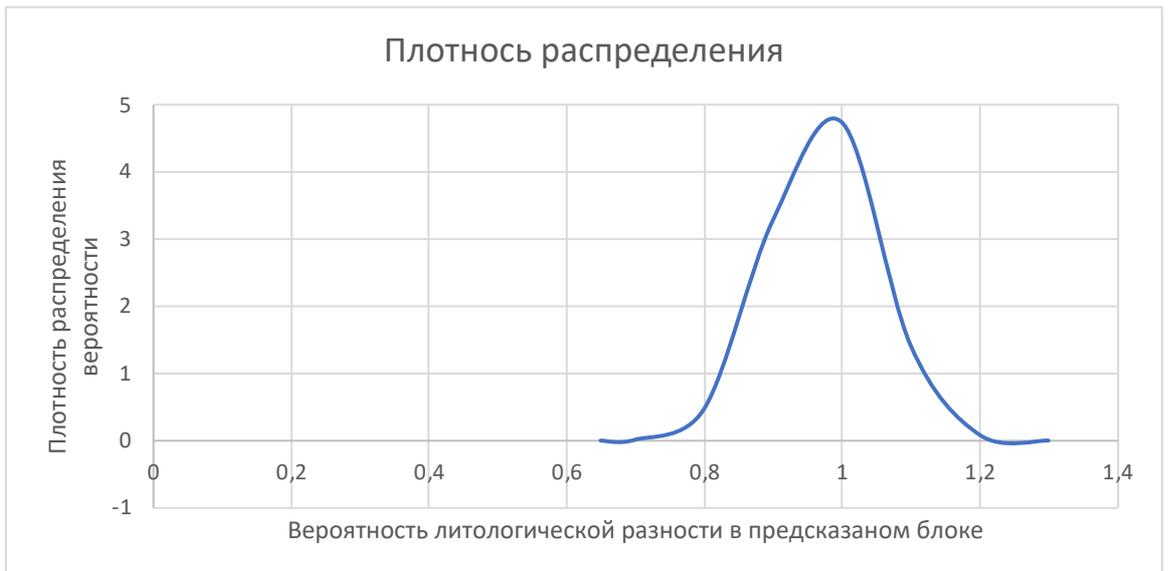


Рисунок 43 – Плотность распределение данных по литологической разности «Песок кварцево-сланцевый»

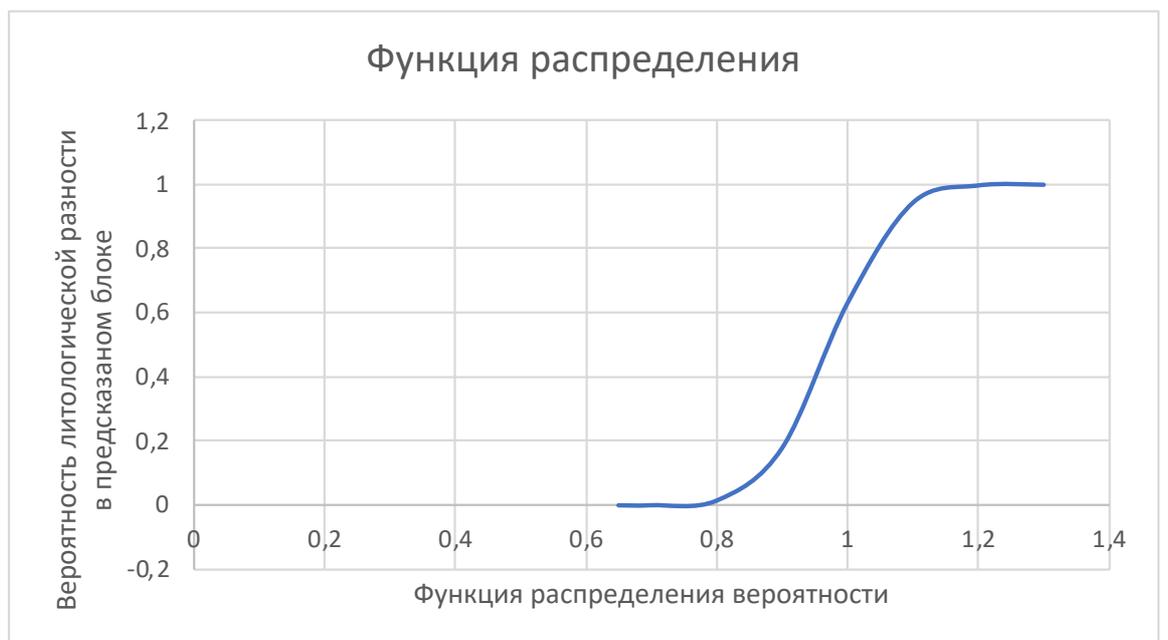


Рисунок 44 – Функция распределение данных по литологической разности «Песок кварцево-сланцевый»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 8).

Таблица 8 – Количество блоков по литологической разности «Песок кварцево-слюдистый», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,40	1	0,0007
1	0,45	0	0,0000
2	0,50	1	0,0007
3	0,56	10	0,0075
4	0,61	10	0,0075
5	0,66	11	0,0082
6	0,71	11	0,0082
7	0,77	13	0,0097
8	0,82	12	0,0090
9	0,87	18	0,0134
10	0,93	36	0,0269
11	0,98	106	0,0791
12	1,00	1111	0,8291

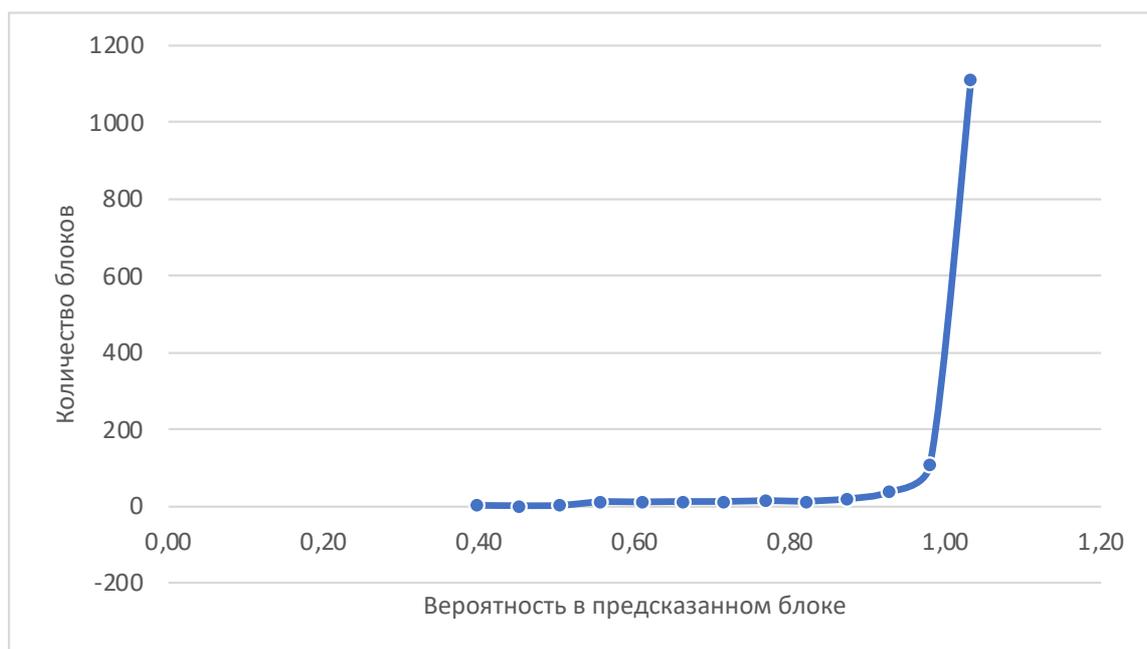


Рисунок 45 – Вариограмма по литологической разности «Песок кварцево-слюдистый»

Для литологической разности «Песок кварцево-слюдистый» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.73, это значит, что порода предсказана верно.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка».

Среднее значение выборки по литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка» будет:

$$M = 0,991;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка» составит:

$$\sigma = 0,051;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка»:

$$\theta = M - \sigma = 0,94;$$

$$\theta = M + \sigma = 1,04;$$

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,89;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,09;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,84;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,15;$$

Количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка», составит:

$$X_y = 8384 > -3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка», составит:

$$X_n = 176 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{8384}{(8384 + 176)} \cdot 100 = 97,94 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка», составит:

$$X_y = 8560 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 8560)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 46 и 47).

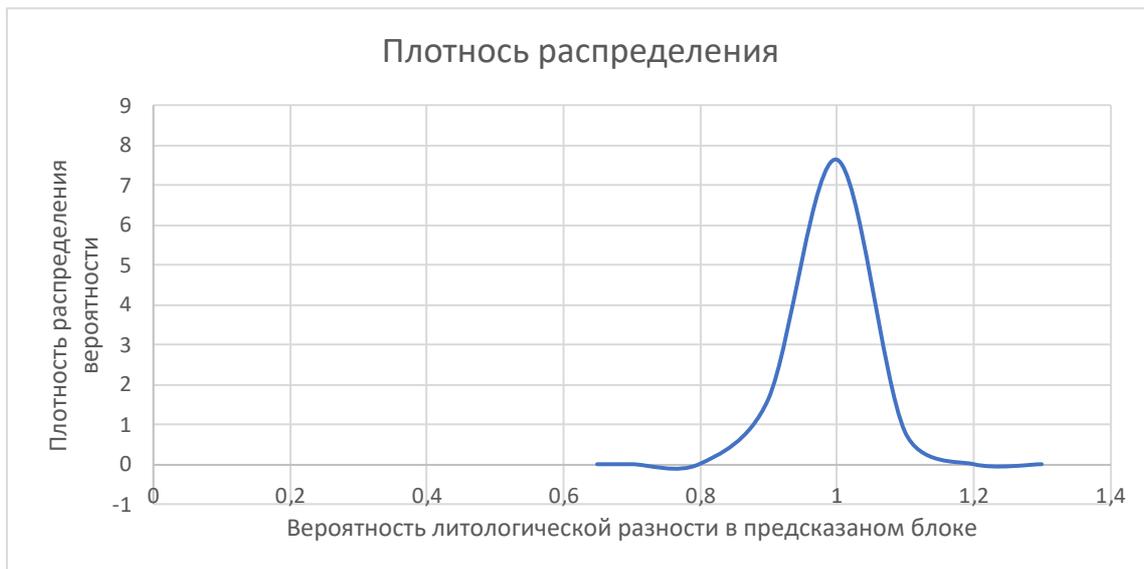


Рисунок 46 – Плотность распределение данных по литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка»

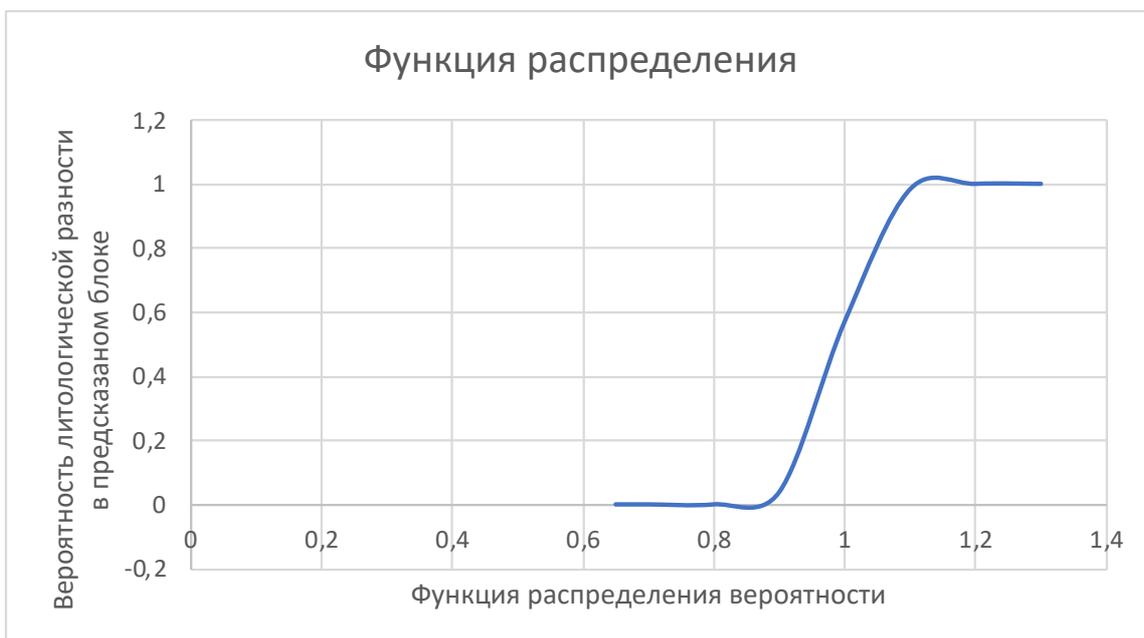


Рисунок 47 – Функция распределение данных по литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 9).

Таблица 9 – Количество блоков по литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,41	1	0,00012
1	0,45	1	0,00012
2	0,49	5	0,00059
3	0,54	14	0,00165
4	0,58	26	0,00306
5	0,62	21	0,00247
6	0,66	16	0,00188
7	0,70	17	0,00200
8	0,75	21	0,00247
9	0,79	35	0,00412
10	0,83	19	0,00224
11	0,87	35	0,00412
12	0,91	40	0,00471
13	0,96	60	0,00706
14	0,99	309	0,03635
15	1,00	7940	0,93412

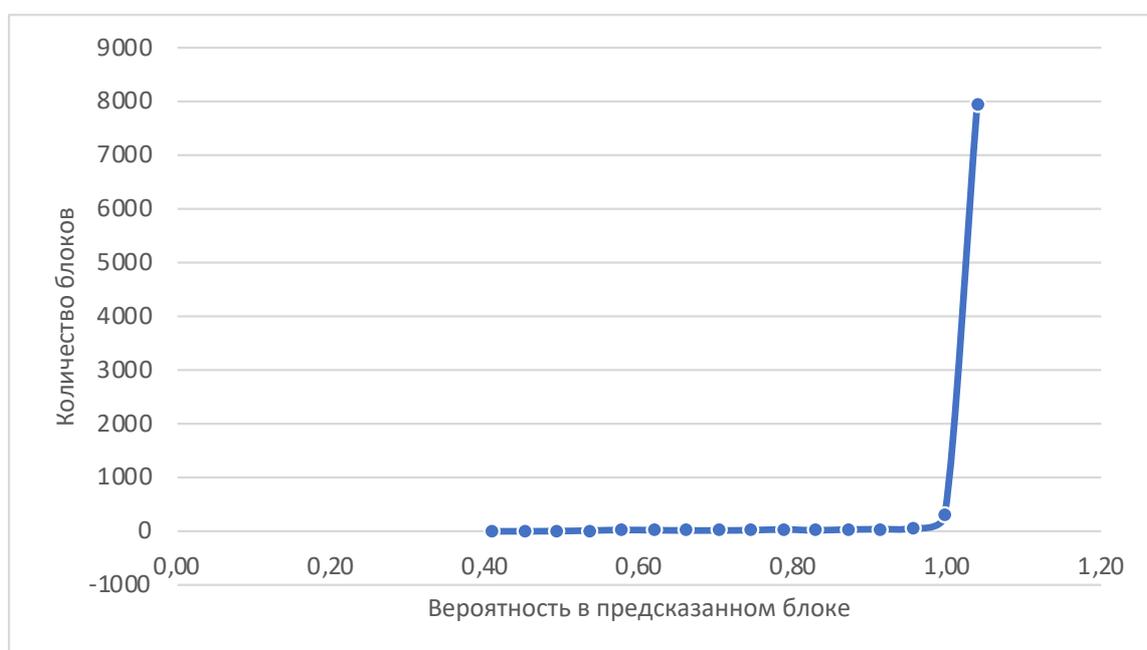


Рисунок 48 – Вариограмма по литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка»

Для литологической разности «Переслаивание мела, мергеля и песка» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.84, это значит, что порода предсказана верно.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков».

Среднее значение выборки по литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков» будет:

$$M = 0,987;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков» составит:

$$\sigma = 0,061;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков»:

$$\theta = M - \sigma = 0,93;$$

$$\theta = M + \sigma = 1,05;$$

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,86;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,11;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,80;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,17;$$

Количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков», составит:

$$X_y = 5267 > -3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков», составит:

$$X_n = 143 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{5267}{(5267 + 143)} \cdot 100 = 97,36 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков», составит:

$$X_y = 5410 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, неудовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 5410)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 49 и 50).

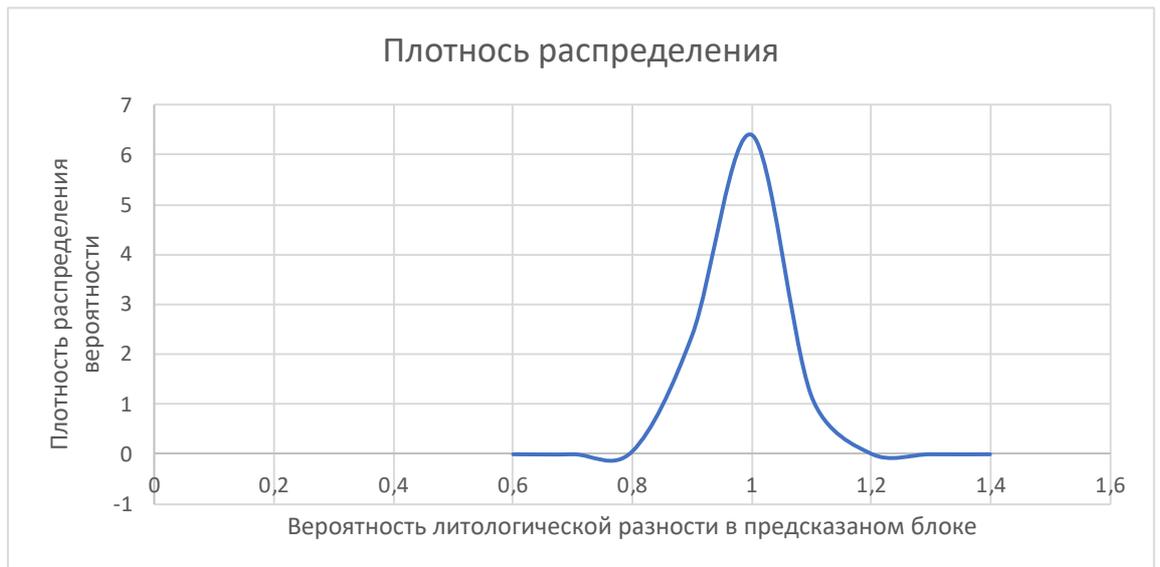


Рисунок 49 – Плотность распределение данных по литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков»

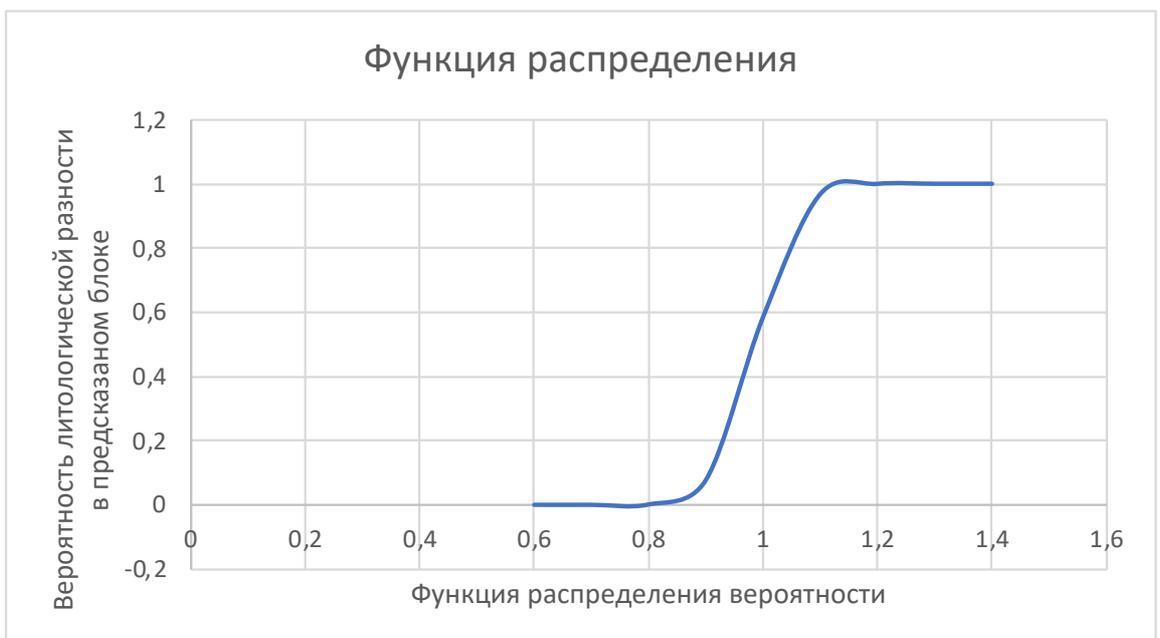


Рисунок 50 – Функция распределение данных по литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 10).

Таблица 10 – Количество блоков по литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,37	1	0,00018
1	0,42	1	0,00018
2	0,47	0	0,00000
3	0,51	13	0,00240
4	0,56	17	0,00314
5	0,61	18	0,00333
6	0,65	17	0,00314
7	0,70	24	0,00444
8	0,75	29	0,00536
9	0,79	23	0,00425
10	0,84	19	0,00351
11	0,89	44	0,00813
12	0,93	63	0,01165
13	0,98	100	0,01848
14	1,00	5041	0,93179

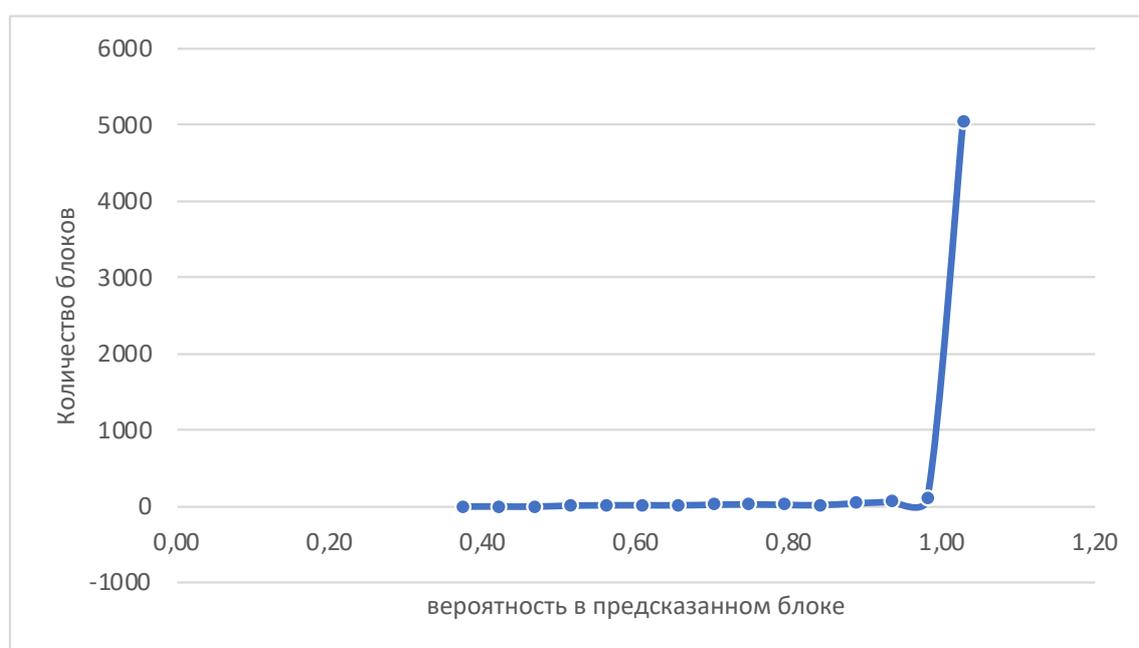


Рисунок 51 – Вариограмма по литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков»

Для литологической разности «Переслаивание глин, песчаников и песков» выход нейронной сети, по которой мы считаем равным 0.80, это значит, что порода предсказана верно.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Известняк».

Среднее значение выборки по литологической разности «Известняк» будет:

$$M = 0,944;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Известняк» составит:

$$\sigma = 0,112;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Известняк»:

$$\theta = M - \sigma = 0,83;$$

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

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,72;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,17;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,61;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,28;$$

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

$$X_y = 1378 > -3\sigma$$

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

$$X_n = 42 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{1378}{(1378 + 42)} \cdot 100 = 97,04 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Известняк», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Известняк», составит:

$$X_y = 1420 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 1420)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 52 и 53).



Рисунок 52 – Плотность распределение данных по литологической разности «Известняк»

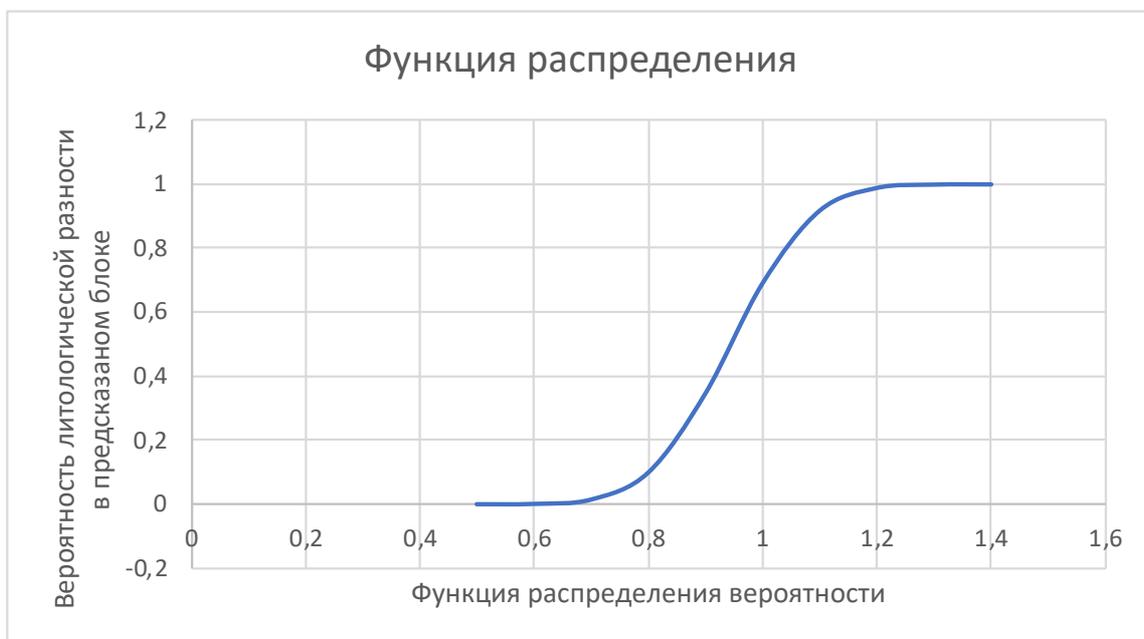


Рисунок 53 – Функция распределение данных по литологической разности «Известняк»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 11).

Таблица 11 – Количество блоков по литологической разности «Известняк», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,45	1	0,00070
1	0,50	3	0,00211
2	0,55	20	0,01408
3	0,59	18	0,01268
4	0,64	22	0,01549
5	0,69	25	0,01761
6	0,74	30	0,02113
7	0,79	35	0,02465
8	0,83	26	0,01831
9	0,88	41	0,02887
10	0,93	69	0,04859
11	0,98	144	0,10141
12	1,00	986	0,69437



Рисунок 54 – Вариограмма по литологической разности «Известняк»

Для литологической разности «Известняк» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.61, это значит, что порода предсказана верно.

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

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

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

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

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

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

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 55 и 56).



Рисунок 55 – Плотность распределение данных по литологической разности «Руда богатая»

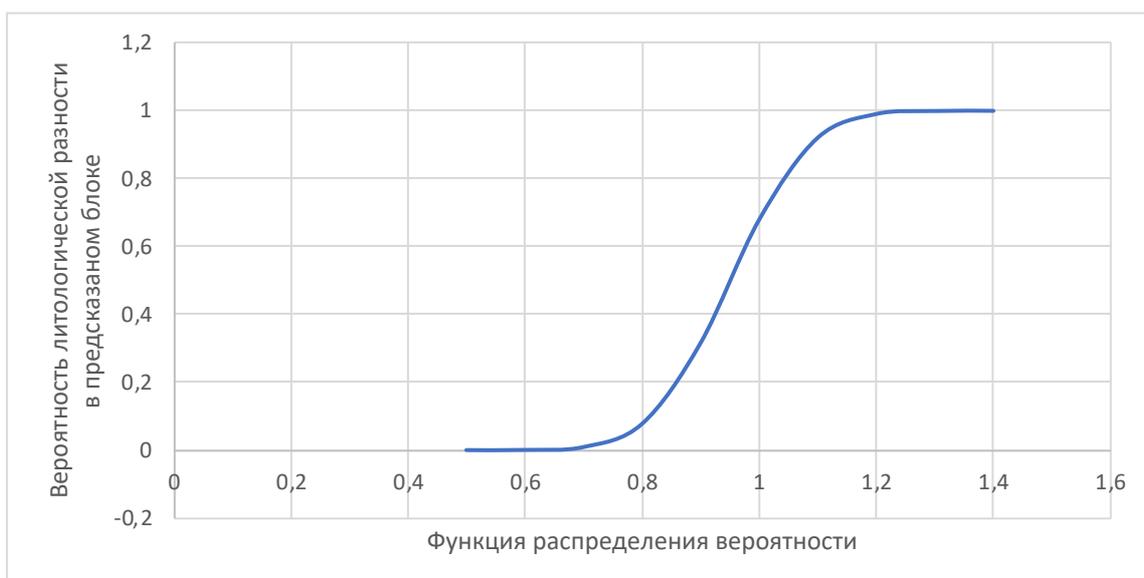


Рисунок 56 – Функция распределение данных по литологической разности «Руда богатая»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 12).

Таблица 12 – Количество блоков по литологической разности «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

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
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	1,00	5114	0,7428

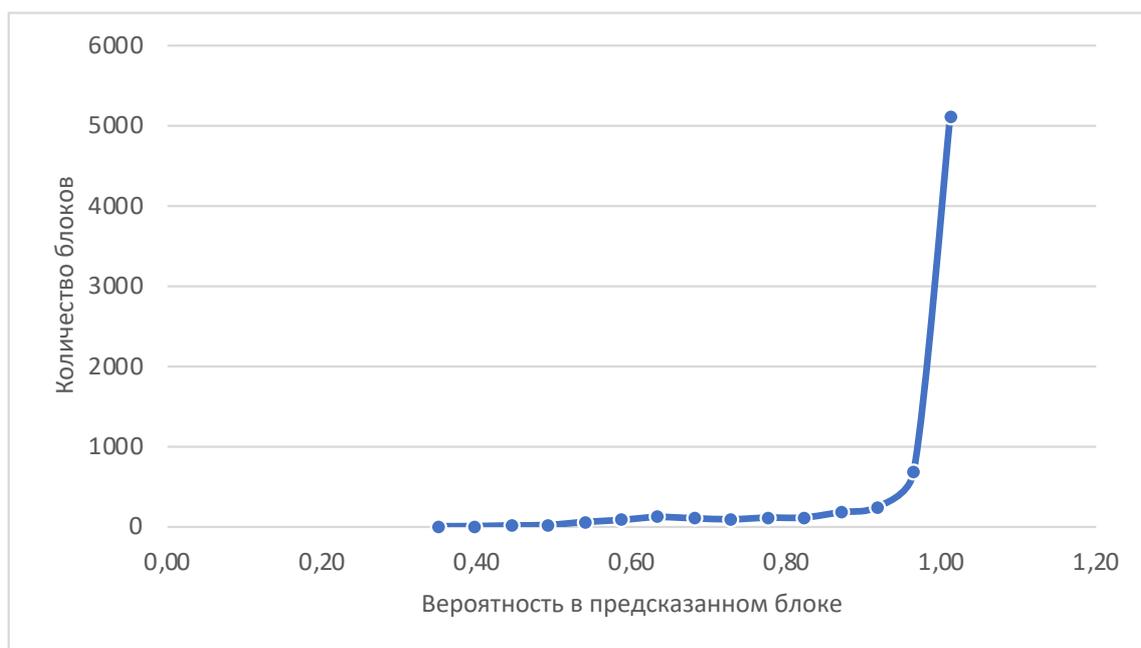


Рисунок 57 – Вариограмма по литологической разности «Руда богатая»

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

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые».

Среднее значение выборки по литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые» будет:

$$M = 0,983;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые» составит:

$$\sigma = 0,071;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые»:

$$\theta = M - \sigma = 0,91;$$

$$\theta = M + \sigma = 1,05;$$

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,84;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,13;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,77;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,20;$$

Количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые», составит:

$$X_y = 2927 > -3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые», составит:

$$X_n = 63 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{2927}{(2927 + 63)} \cdot 100 = 97,89 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые», составит:

$$X_y = 2990 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 2990)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 58 и 57).

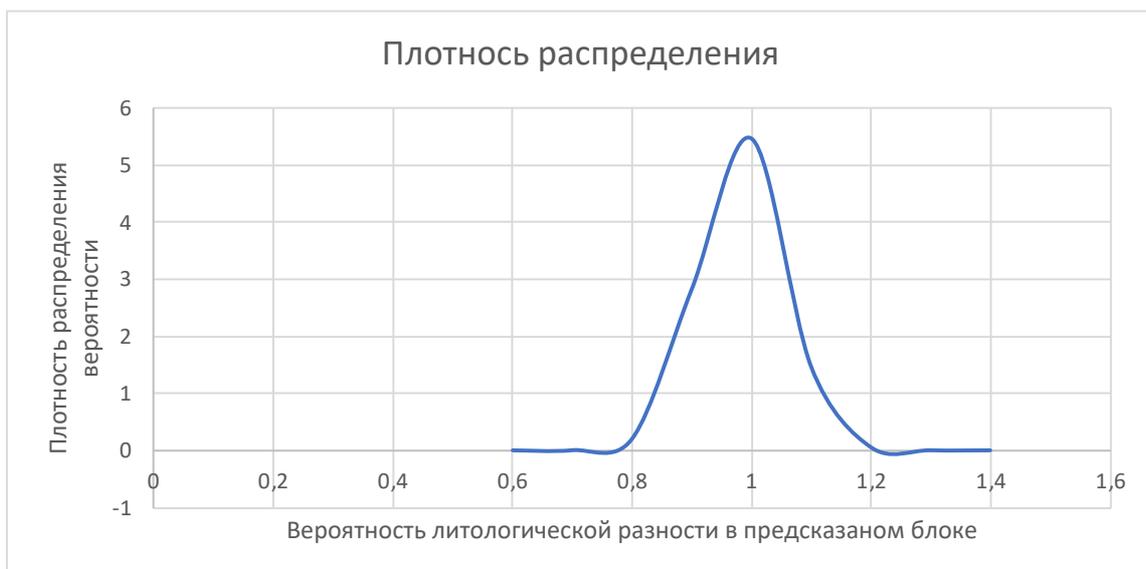


Рисунок 58 – Плотность распределение данных по литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые»

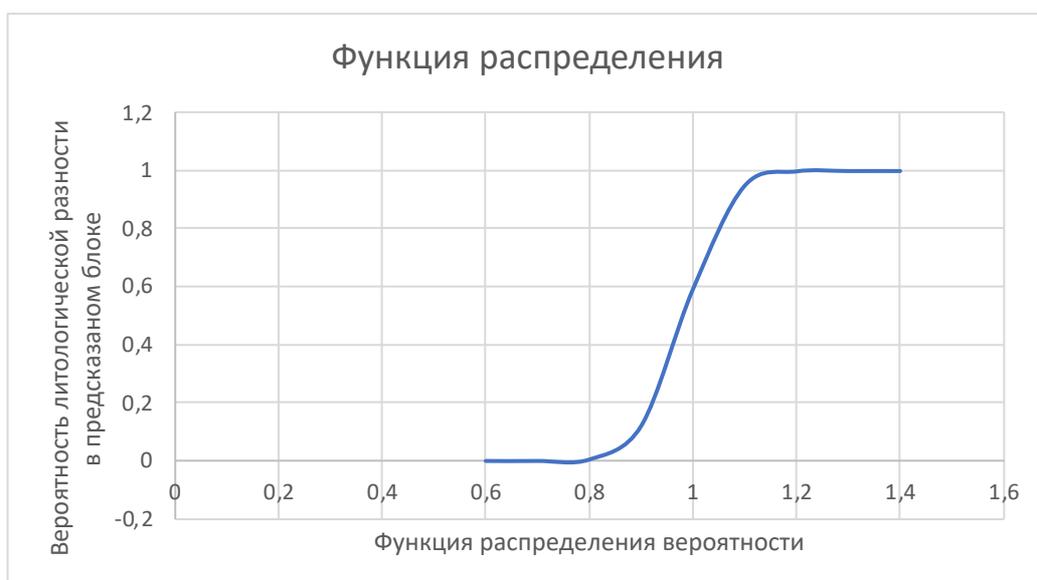


Рисунок 59 – Функция распределение данных по литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 13).

Таблица 13 – Количество блоков по литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,37	1	0,00033

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
1	0,42	7	0,00234
2	0,47	7	0,00234
3	0,52	10	0,00334
4	0,57	7	0,00234
5	0,62	12	0,00401
6	0,67	6	0,00201
7	0,72	13	0,00435
8	0,77	15	0,00502
9	0,82	13	0,00435
10	0,87	27	0,00903
11	0,92	49	0,01639
12	0,97	83	0,02776
13	1,00	2740	0,91639

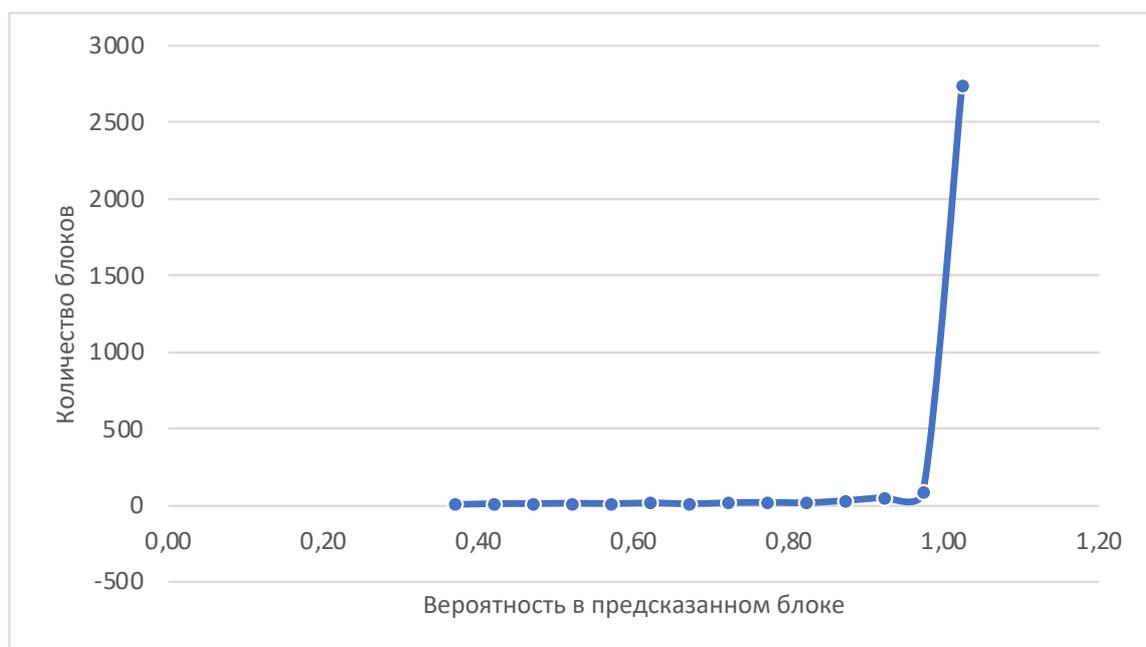


Рисунок 60 – Вариограмма по литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые»

Для литологической разности «Микросланцы кварц-слюдистые» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.77, это значит, что порода предсказана верно.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые».

Среднее значение выборки по литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые» будет:

$$M = 0,982;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые» составит:

$$\sigma = 0,066;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые»

$$\theta = M - \sigma = 0,92;$$

$$\theta = M + \sigma = 1,05;$$

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,85;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,11;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,79;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,18;$$

Количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые», составит:

$$X_y = 2377 > -3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые», составит:

$$X_n = 63 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{2377}{(2377 + 63)} \cdot 100 = 97,41 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые», составит:

$$X_y = 2440 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 2440)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 61 и 62).

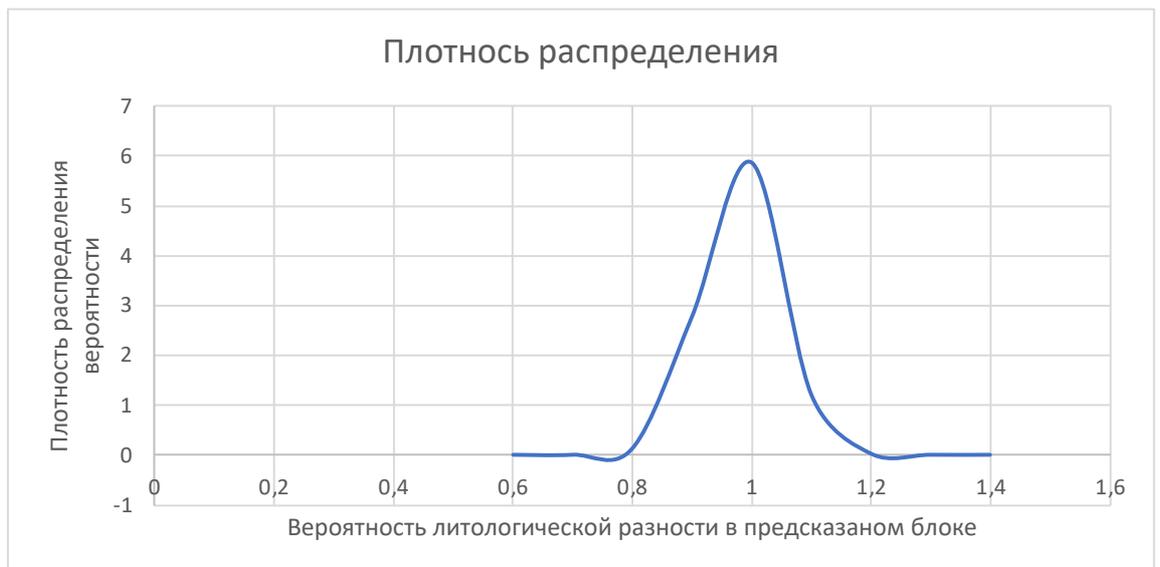


Рисунок 61 – Плотность распределение данных по литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые»

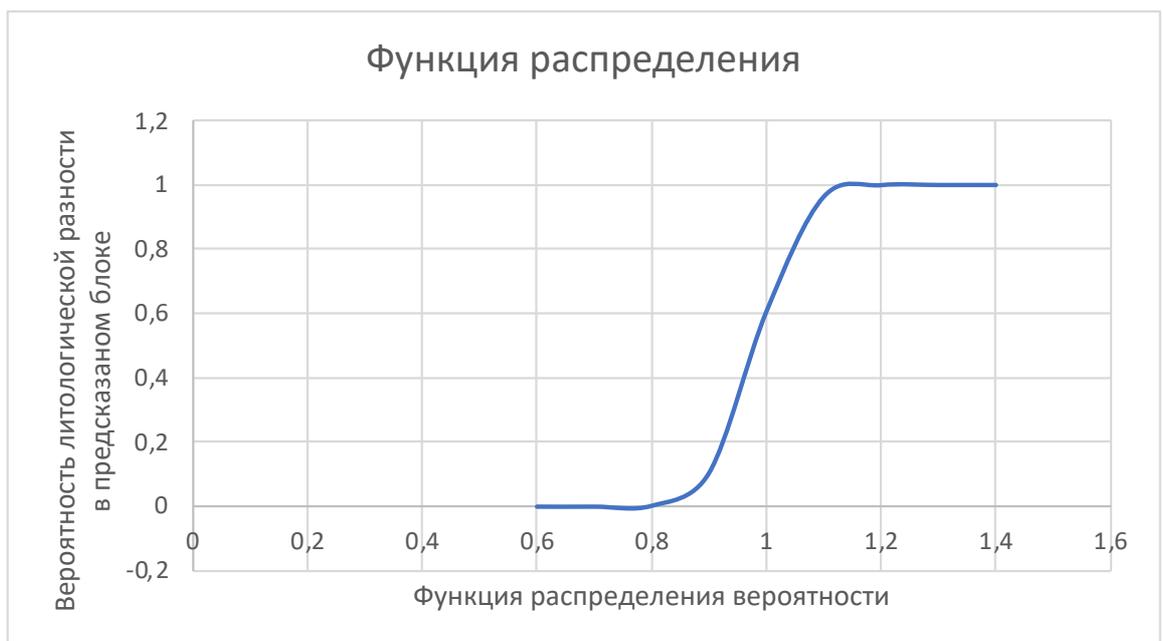


Рисунок 62 – Функция распределение данных по литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 14).

Таблица 14 – Количество блоков по литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,51	1	0,0004
1	0,55	12	0,0049
2	0,59	7	0,0029
3	0,63	9	0,0037
4	0,67	12	0,0049
5	0,71	9	0,0037
6	0,75	13	0,0053
7	0,79	13	0,0053
8	0,83	11	0,0045
9	0,87	22	0,0090
10	0,91	24	0,0098
11	0,95	62	0,0254
12	0,99	146	0,0598
13	1,00	2099	0,8602



Рисунок 63 – Вариограмма по литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые»

Для литологической разности «Железистые кварциты магнетитовые» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.79, это значит, что порода предсказана верно.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Песчаник».

Среднее значение выборки по литологической разности «Песчаник» будет:

$$M = 0,853;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Песчаник» составит:

$$\sigma = 0,148;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Песчаник»:

$$\theta = M - \sigma = 0,70;$$

$$\theta = M + \sigma = 1,00;$$

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,56;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,15;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,41;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,30;$$

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

$$X_y = 260 > -3\sigma$$

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

$$X_n = 0 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{260}{(260 + 0)} \cdot 100 = 100 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Песчаник», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Песчаник», составит:

$$X_y = 260 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 260)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 64 и 65).



Рисунок 64 – Плотность распределение данных по литологической разности «Песчаник»

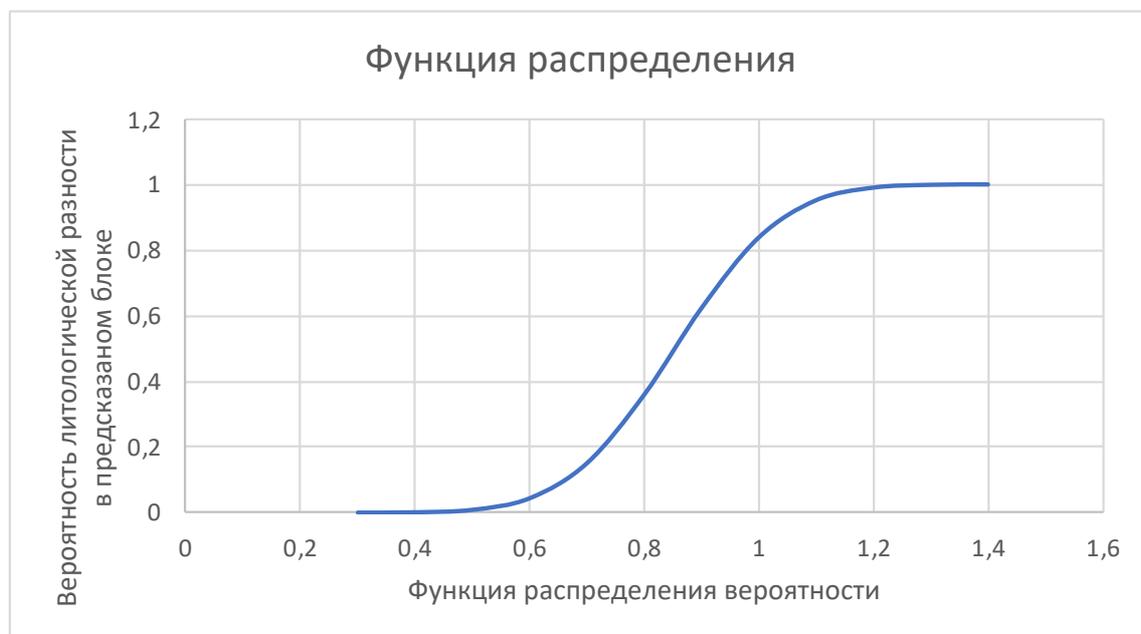


Рисунок 65 – Функция распределение данных по литологической разности «Песчаник»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 15).

Таблица 15 – Количество блоков по литологической разности «Песчаник», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,46	1	0,004
1	0,52	6	0,023
2	0,58	14	0,054
3	0,64	12	0,046
4	0,70	12	0,046
5	0,76	23	0,088
6	0,82	19	0,073
7	0,88	21	0,081
8	0,94	38	0,146
9	0,99	105	0,404
10	1,00	9	0,035



Рисунок 66 – Вариограмма по литологической разности «Песчаник»

Для литологической разности «Песчаник» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.41, это значит, что порода предсказана верно.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые».

Среднее значение выборки по литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые» будет:

$$M = 0,923;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые» составит:

$$\sigma = 0,106;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые»:

$$\theta = M - \sigma = 0,82;$$

$$\theta = M + \sigma = 1,03;$$

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,71;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,14;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,60;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,24;$$

Количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые», составит:

$$X_y = 175 > -3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые», составит:

$$X_n = 5 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{175}{(175 + 5)} \cdot 100 = 97,22 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые», составит:

$$X_y = 180 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 180)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 67 и 68).

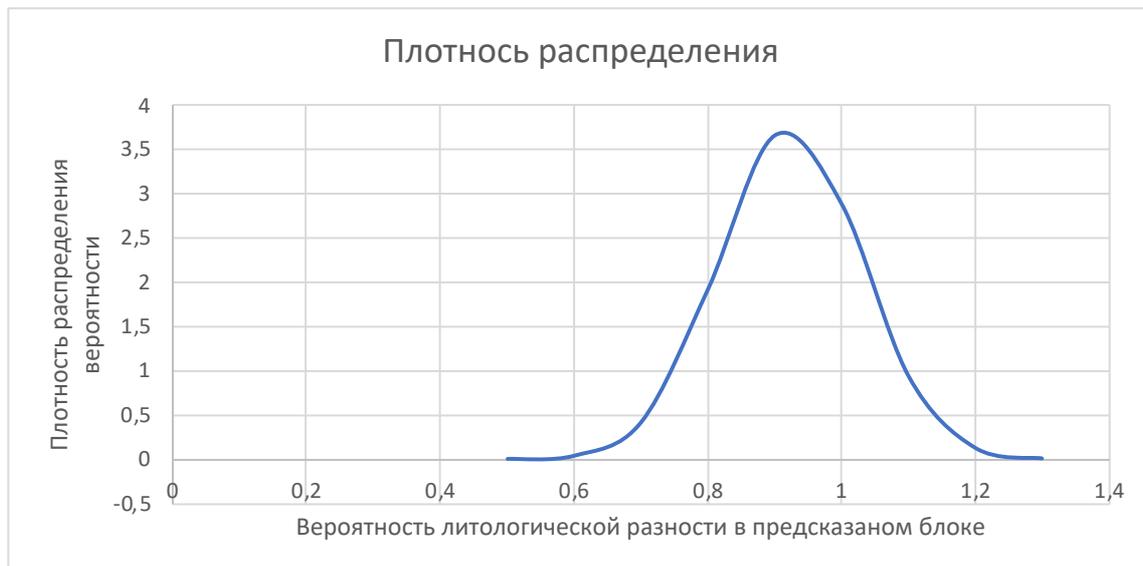


Рисунок 67 – Плотность распределение данных по литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые»

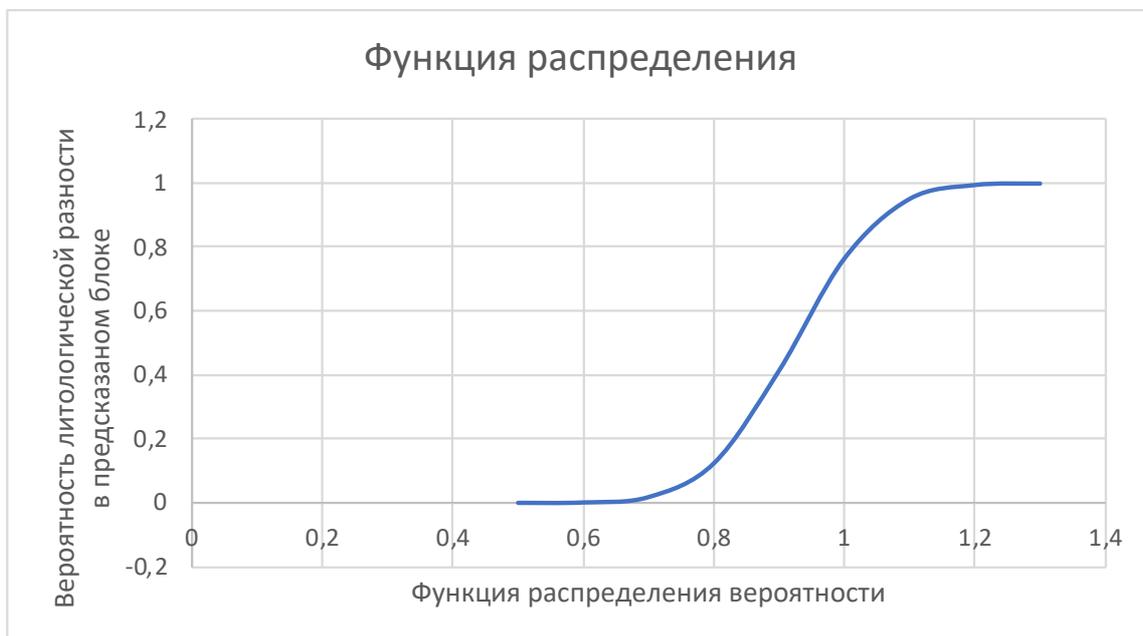


Рисунок 68 – Функция распределение данных по литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 16).

Таблица 16 – Количество блоков по литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,53	1	0,006
1	0,58	4	0,022
2	0,64	3	0,017
3	0,69	2	0,011
4	0,75	3	0,017
5	0,81	5	0,028
6	0,86	17	0,094
7	0,92	23	0,128
8	0,97	44	0,244
9	1,00	78	0,433



Рисунок 69 – Вариограмма по литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые»

Для литологической разности «Микросланцы кварц-графитовые» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.60, это значит, что порода предсказана верно.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Железистые кварциты гематитовые».

Среднее значение выборки по литологической разности «Железистые кварциты гематитовые» будет:

$$M = 0,957;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Железистые кварциты гематитовые» составит:

$$\sigma = 0,109;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Железистые кварциты гематитовые»:

$$\theta = M - \sigma = 0,85;$$

$$\theta = M + \sigma = 1,07;$$

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

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,18;$$

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

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,28;$$

Количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Железистые кварциты гематитовые» составит:

$$X_y = 3596 > -3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Железистые кварциты гематитовые», составит:

$$X_n = 124 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{3596}{(3596 + 124)} \cdot 100 = 96,67 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Железистые кварциты гематитовые», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Железистые кварциты гематитовые», составит:

$$X_y = 3720 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 3720)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 70 и 71).

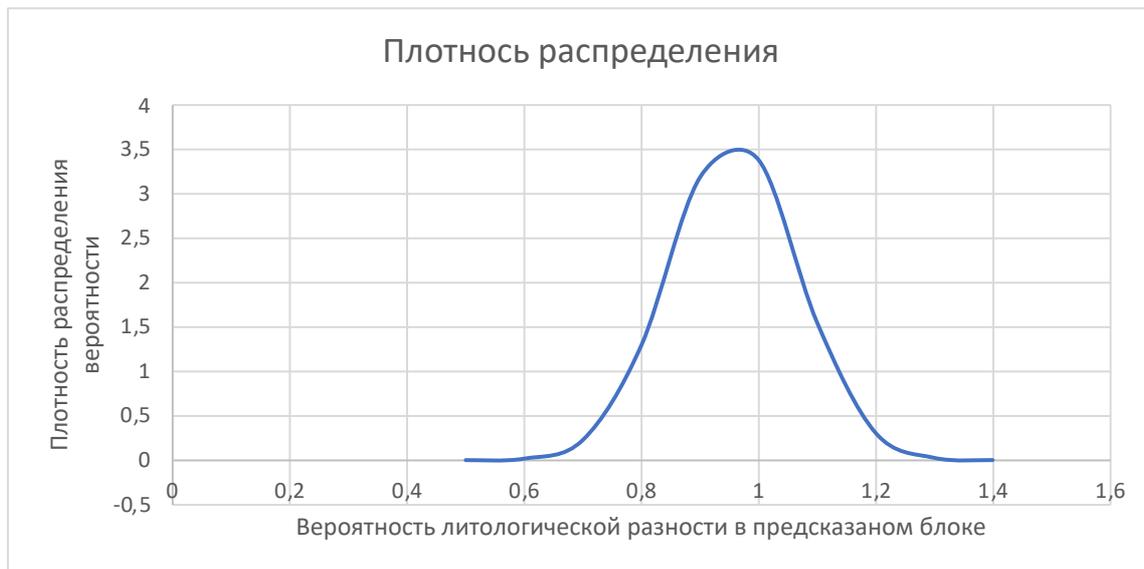


Рисунок 70 – Плотность распределение данных по литологической разности «Железистые кварциты гематитовые»

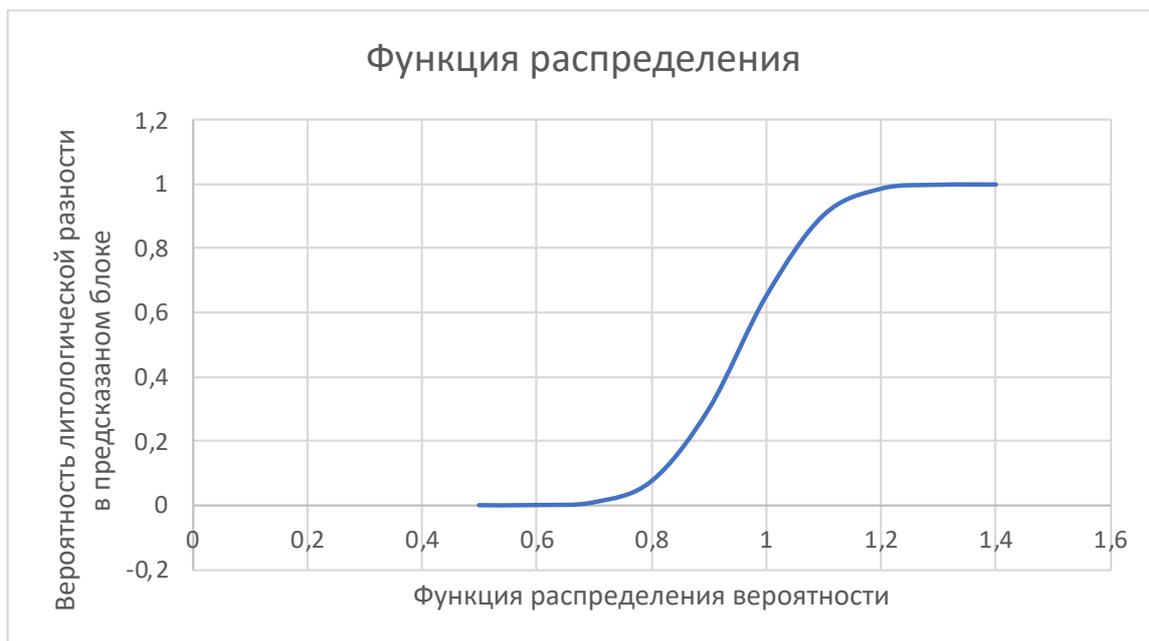


Рисунок 71 – Функция распределение данных по литологической разности «Железистые кварциты гематитовые»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 17).

Таблица 17 – Количество блоков по литологической разности «Железистые кварциты гематитовые», 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	0,0003
1	0,40	2	0,0005
2	0,45	7	0,0019
3	0,50	15	0,0040
4	0,55	30	0,0081
5	0,60	69	0,0185
6	0,65	79	0,0212
7	0,70	47	0,0126
8	0,75	35	0,0094
9	0,80	46	0,0124
10	0,85	52	0,0140
11	0,91	83	0,0223
12	0,96	179	0,0481
13	1,00	3075	0,8266

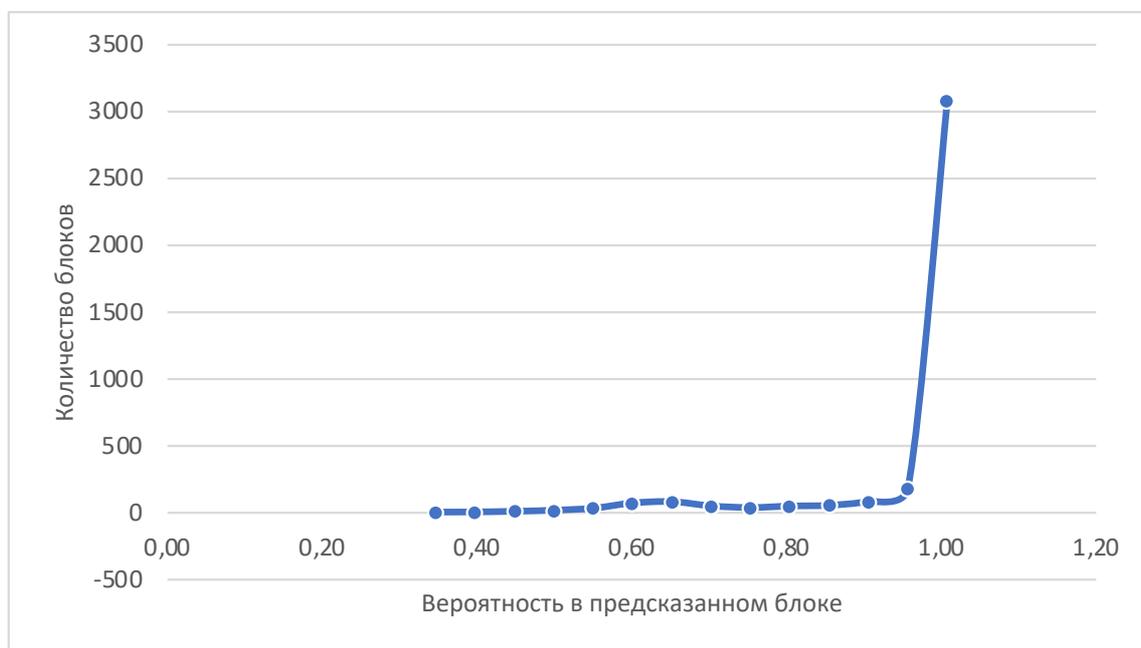


Рисунок 72 – Вариограмма по «Железистые кварциты гематитовые»

Для литологической разности «Железистые кварциты гематитовые» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.63, это значит, что порода предсказана верно.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые».

Среднее значение выборки по литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые» будет:

$$M = 0,898;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые» составит:

$$\sigma = 0,158;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые»:

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

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

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,58;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,21;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,42;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,37;$$

Количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые», составит:

$$X_y = 255 > -3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые», составит:

$$X_n = 0 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{255}{(255 + 0)} \cdot 100 = 100 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые», составит:

$$X_y = 255 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 255)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 73 и 74).

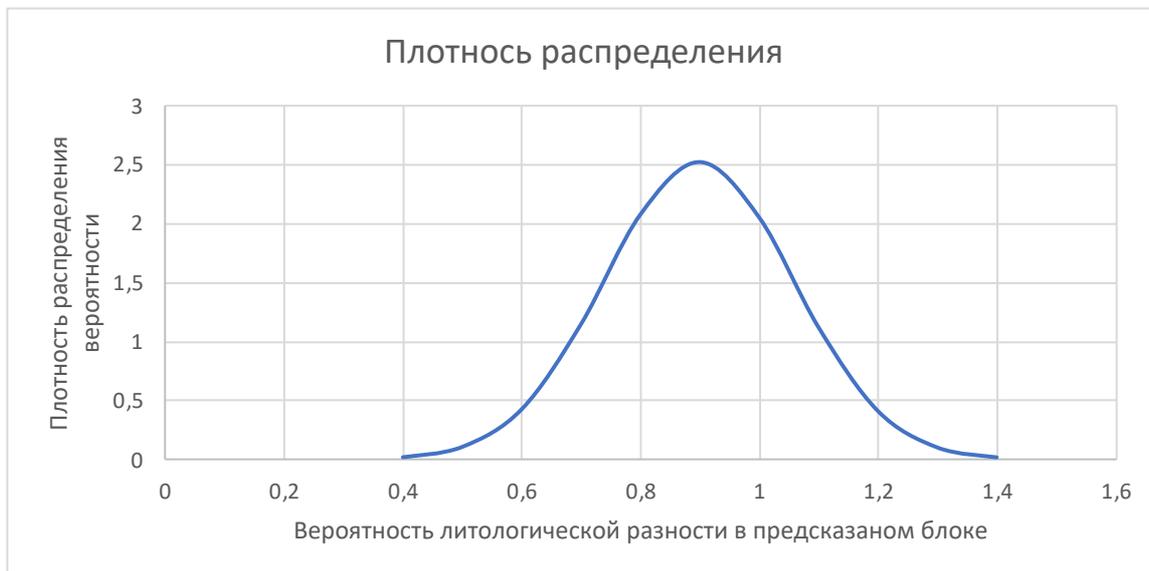


Рисунок 73 – Плотность распределение данных по литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые»

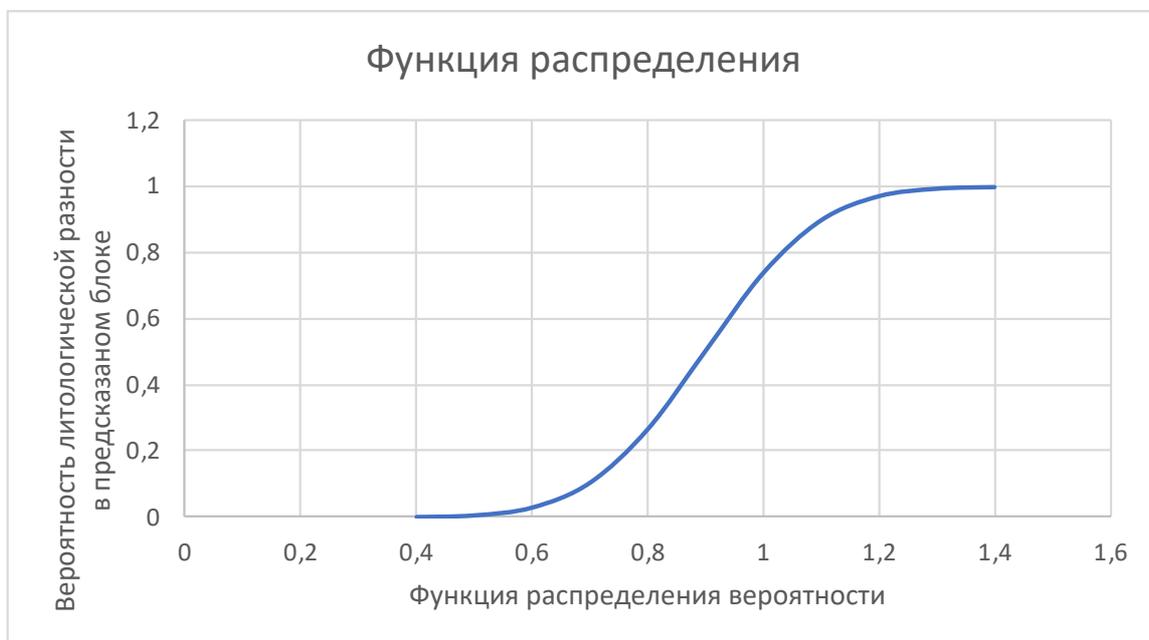


Рисунок 74 – Функция распределение данных по литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 18).

Таблица 18 – Количество блоков по литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,48	1	0,004
1	0,54	16	0,063
2	0,60	7	0,027
3	0,65	8	0,031
4	0,71	9	0,035
5	0,77	11	0,043
6	0,83	10	0,039
7	0,88	11	0,043
8	0,94	18	0,071
9	1,00	164	0,643



Рисунок 75 – Вариограмма по литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые»

Для литологической разности «Микросланцы кварц-графит-биотитовые» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.42, это значит, что порода предсказана верно.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Микросланцы филлитовидные».

Среднее значение выборки по литологической разности «Микросланцы филлитовидные» будет:

$$M = 0,976;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Микросланцы филлитовидные» составит:

$$\sigma = 0,082;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Микросланцы филлитовидные»:

$$\theta = M - \sigma = 0,89;$$

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

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,81;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,14;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,73;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,22;$$

Количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы филлитовидные», составит:

$$X_y = 4285 > -3\sigma$$

Следовательно, количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы филлитовидные», составит:

$$X_n = 160 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{4285}{(4285 + 160)} \cdot 100 = 96,4 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы филлитовидные», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Микросланцы филлитовидные», составит:

$$X_y = 4445 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 4445)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 76 и 77).

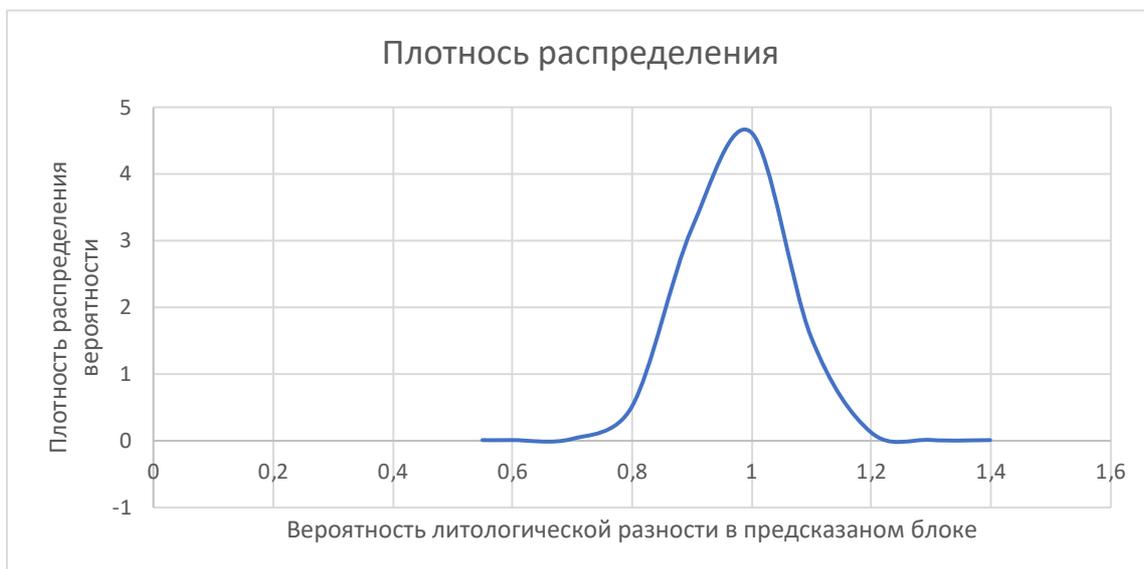


Рисунок 76 – Плотность распределение данных по литологической разности «Микросланцы филлитовидные»

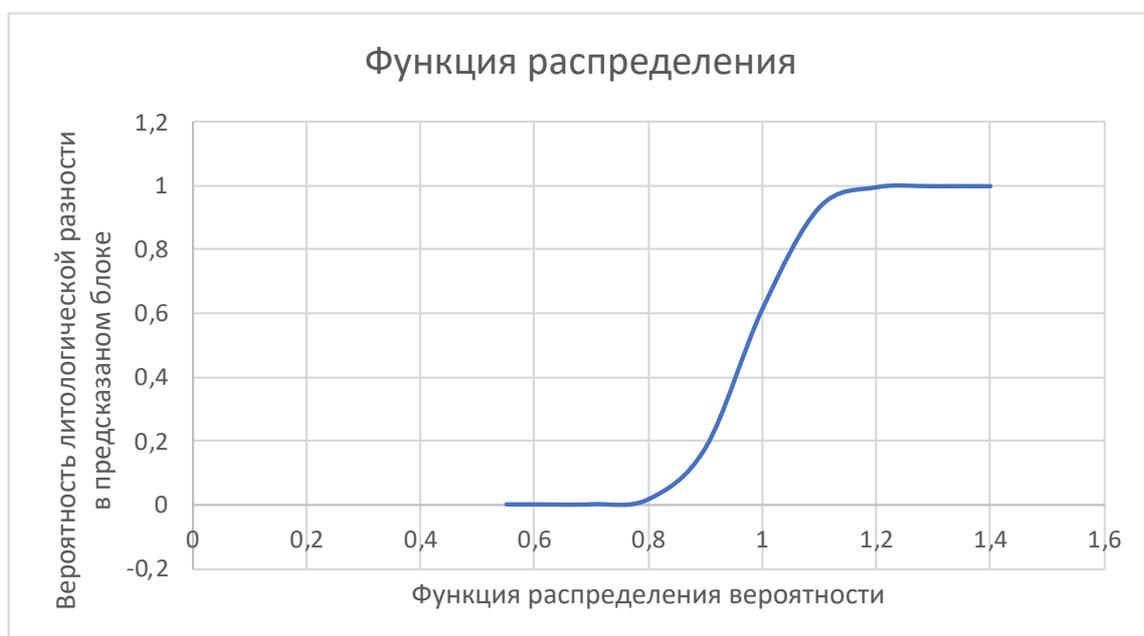


Рисунок 77 – Функция распределение данных по литологической разности «Микросланцы филлитовидные»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 19).

Таблица 19 – Количество блоков по литологической разности «Микросланцы филлитовидные», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,39	1	0,0002
1	0,44	0	0,0000
2	0,49	2	0,0004
3	0,53	27	0,0061
4	0,58	45	0,0101
5	0,62	27	0,0061
6	0,67	27	0,0061
7	0,72	31	0,0070
8	0,76	29	0,0065
9	0,81	31	0,0070
10	0,86	42	0,0094
11	0,90	75	0,0169
12	0,95	108	0,0243
13	0,99	248	0,0558
14	1,00	3752	0,8441

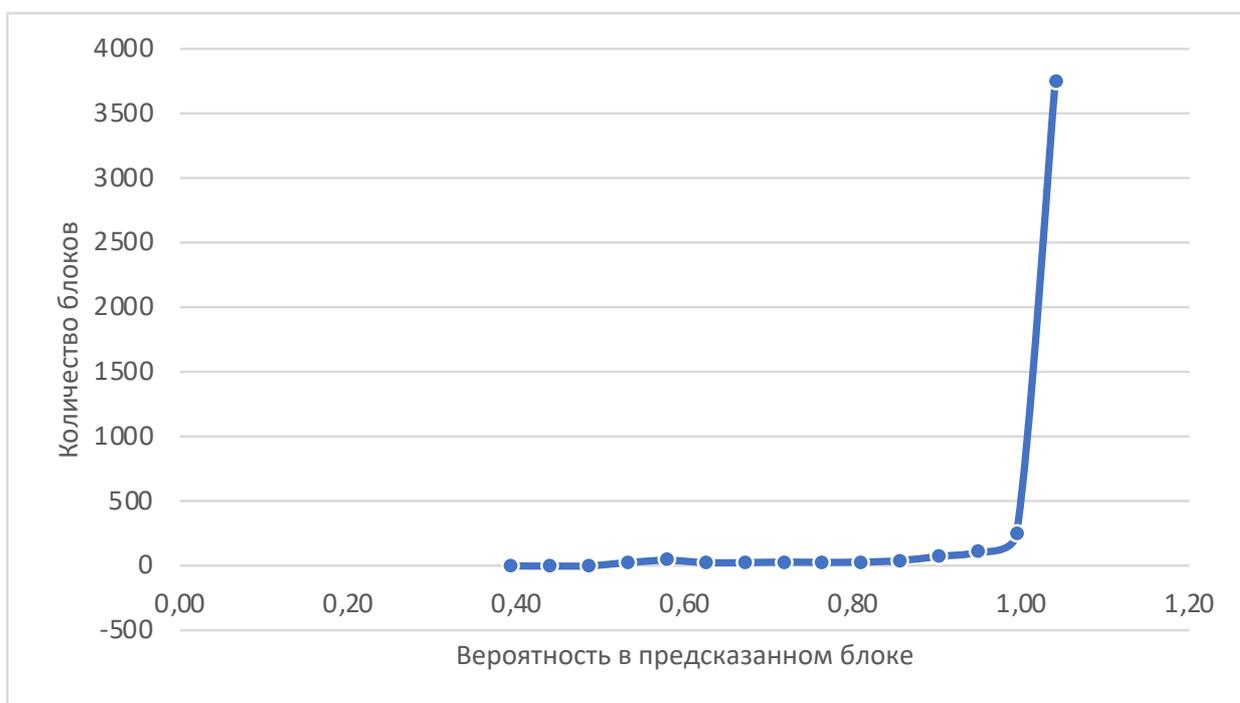


Рисунок 78 – Вариограмма по литологической разности «Микросланцы филлитовидные»

Для литологической разности «Микросланцы филлитовидные» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.73, это значит, что порода предсказана верно.

Рассчитываем математическое ожидание предсказанных блоков для литологической разности «Глина».

Среднее значение выборки по литологической разности «Глина» будет:

$$M = 0,901;$$

Среднеквадратичное отклонение популяции для литологической разности «Глина» составит:

$$\sigma = 0,065;$$

Отсюда доверительный интервал для литологической разности «Глина»:

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

$$\theta = M + \sigma = 0,97;$$

$$\theta = M - 2 \cdot \sigma = 0,77;$$

$$\theta = M + 2 \cdot \sigma = 1,103;$$

$$\theta = M - 3 \cdot \sigma = 0,71;$$

$$\theta = M + 3 \cdot \sigma = 1,10;$$

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

$$X_y = 5 > -3\sigma$$

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

$$X_n = 0 < -3\sigma$$

Определяем процент блоков, удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{7}{(5 + 0)} \cdot 100 = 100 \%$$

Количество блоков, не удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Глина», составит:

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

Следовательно, количество блоков, удовлетворяющее доверительному интервалу для литологической разности «Глина», составит:

$$X_y = 5 < +3\sigma$$

Определяем процент блоков, не удовлетворяющих условию:

$$B = \frac{0}{(0 + 5)} \cdot 100 = 0 \%$$

По полученным данным построим графики плотности и функции распределения данных (Рисунок 79 и 80).

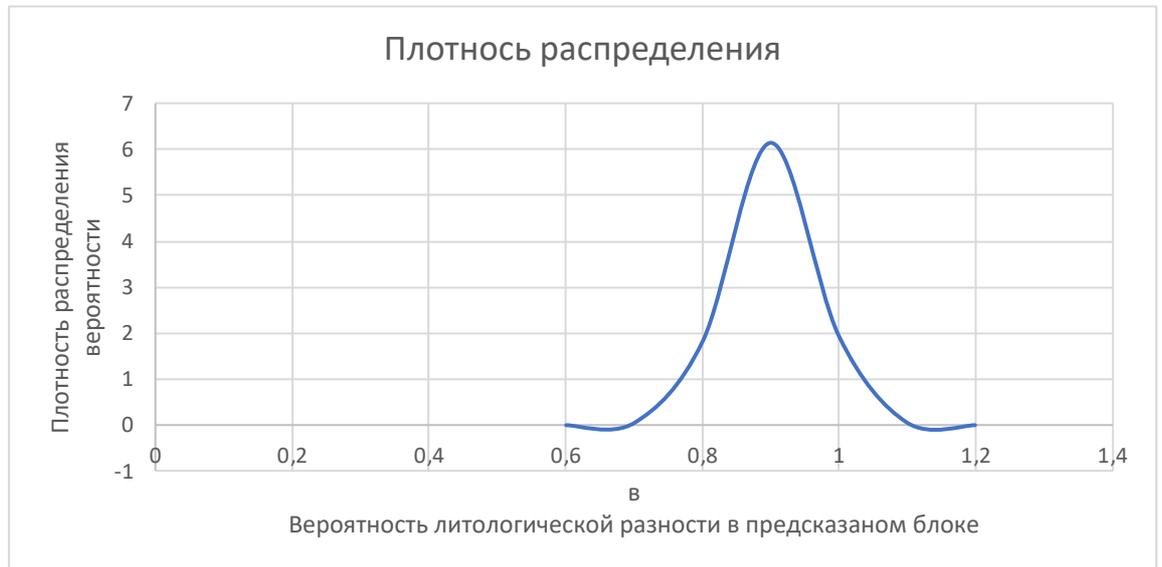


Рисунок 79 – Плотность распределение данных по литологической разности «Глина»

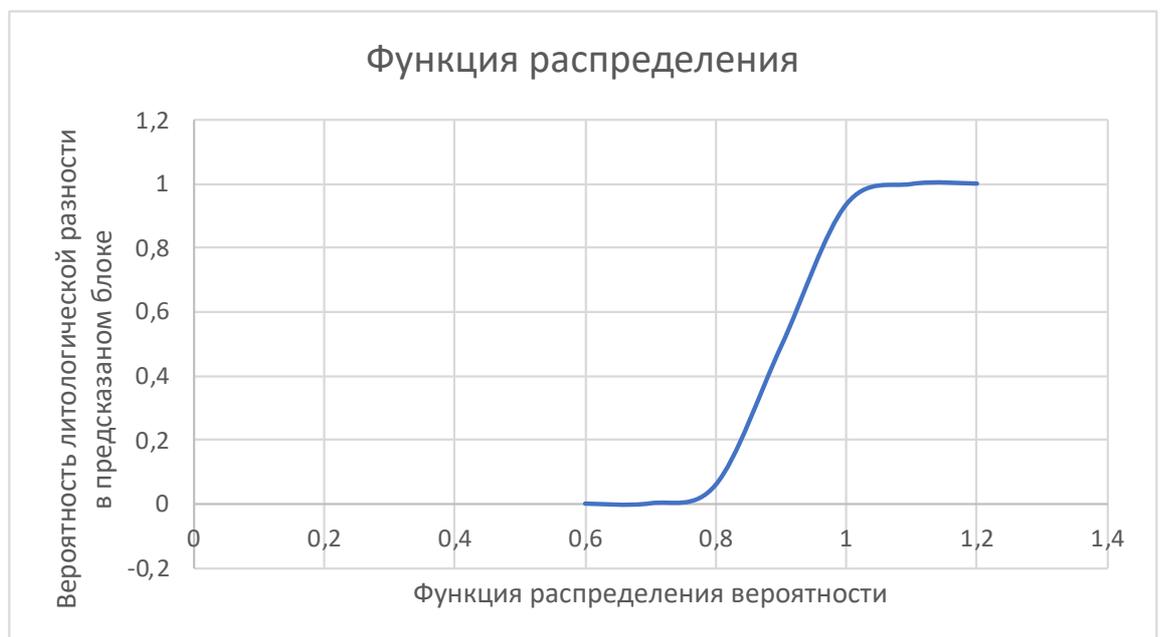


Рисунок 80 – Функция распределение данных по литологической разности «Глина»

Рассчитываем количество блоков попавшие в интервал от 0 до 1 (Таблица 20).

Таблица 20 – Количество блоков по литологической разности «Глина», попавшие в рассчитанные интервалы, по параметрам выхода нейронной сети

№ п/п	Вероятность предсказанной литологической разности	Количество блоков входящий в диапазон вероятности	Частности
0	0,80	1	0,20
1	0,85	0	0,00
2	0,89	1	0,20
3	0,94	1	0,20
4	0,99	2	0,40



Рисунок 81 – Вариограмма по литологической разности «Глина»

Для литологической разности «Глина» выход нейронной сети, по которой мы считаем, равен 0.71, это значит, что порода предсказана верно.

4.2. Построение блочной литологической модели при помощи искусственной нейронной сети

Полученные 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 (Рисунок 82 и 83). 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 такими параметрами как структура нейронной сети (количество слоев и нейронов в каждом слое, функциями активациями), количеством эпох обучения, быстротой обучения. В процессе обучения собираются метрики, необходимые для дальнейшего анализа.

Аналогичным способом можно построить блочные трехмерные модели любых массивов горных пород или отложений – хвостохранилищ, отвалов, шламоохранилищ и т.д. Подобная модель является примером объёмного районирования по заданным параметрам.

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 84-85 (Приложение Г) 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, инженер-геолог принимает решение о необходимости параметров сгущения разведочной сети в местах сильных зон неопределенности для более точного выявления границы смены литологических разностей в межскважинном пространстве.

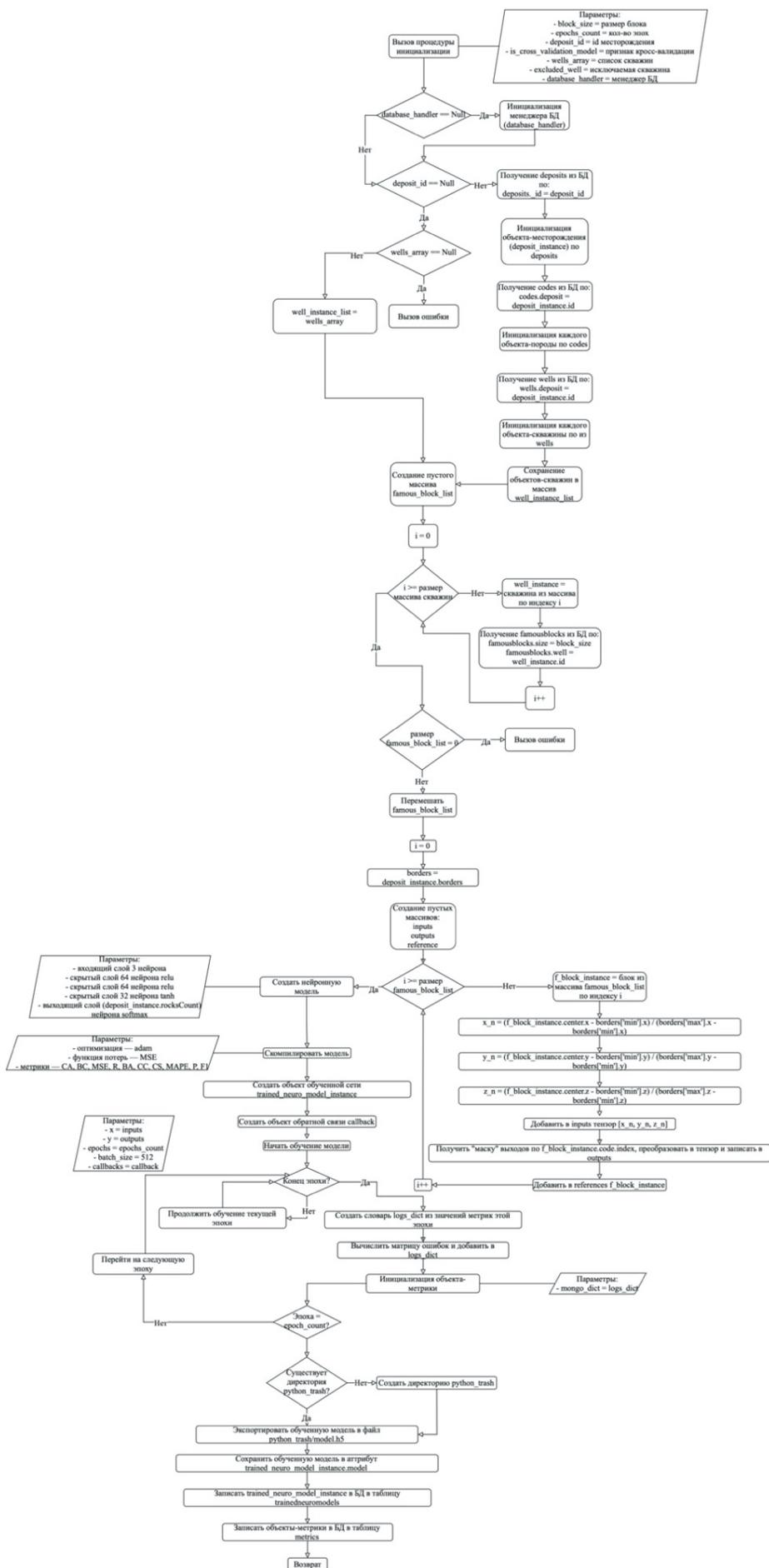


Рисунок 82 – Блок схема обучения на данных геологоразведочных работ

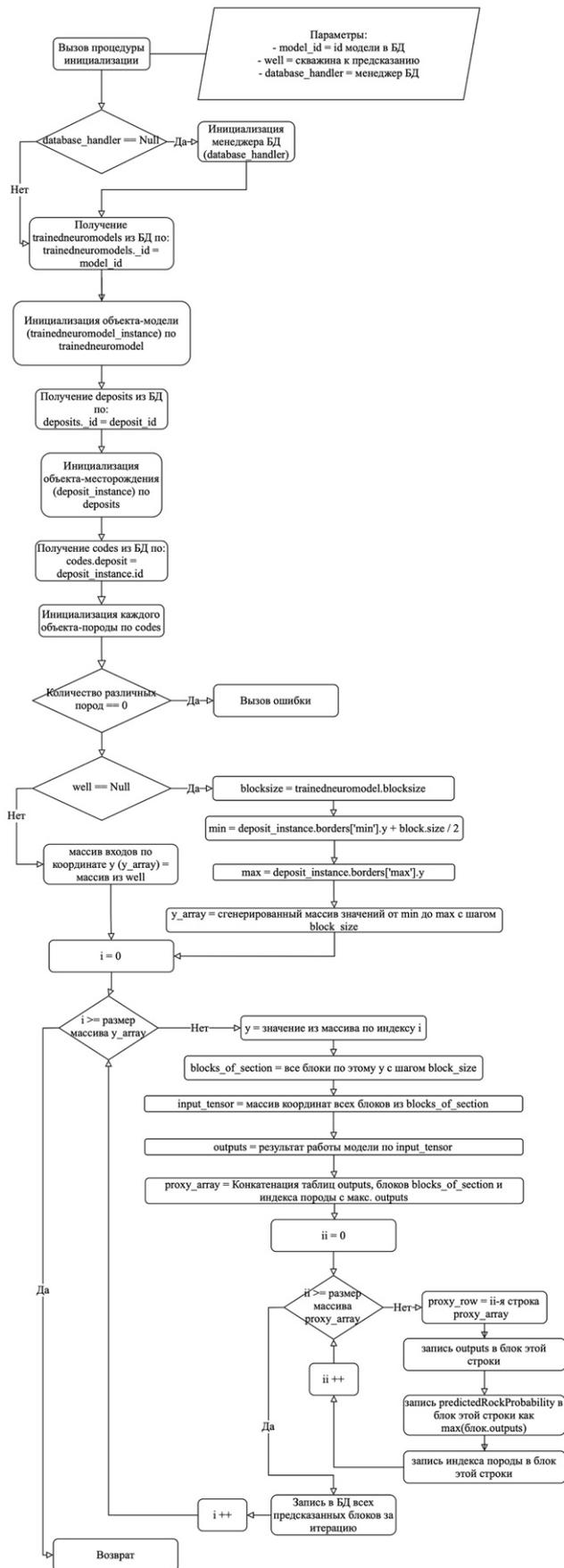


Рисунок 83 – Блок схема предсказания месторождения полезного ископаемого или кросс-валидация

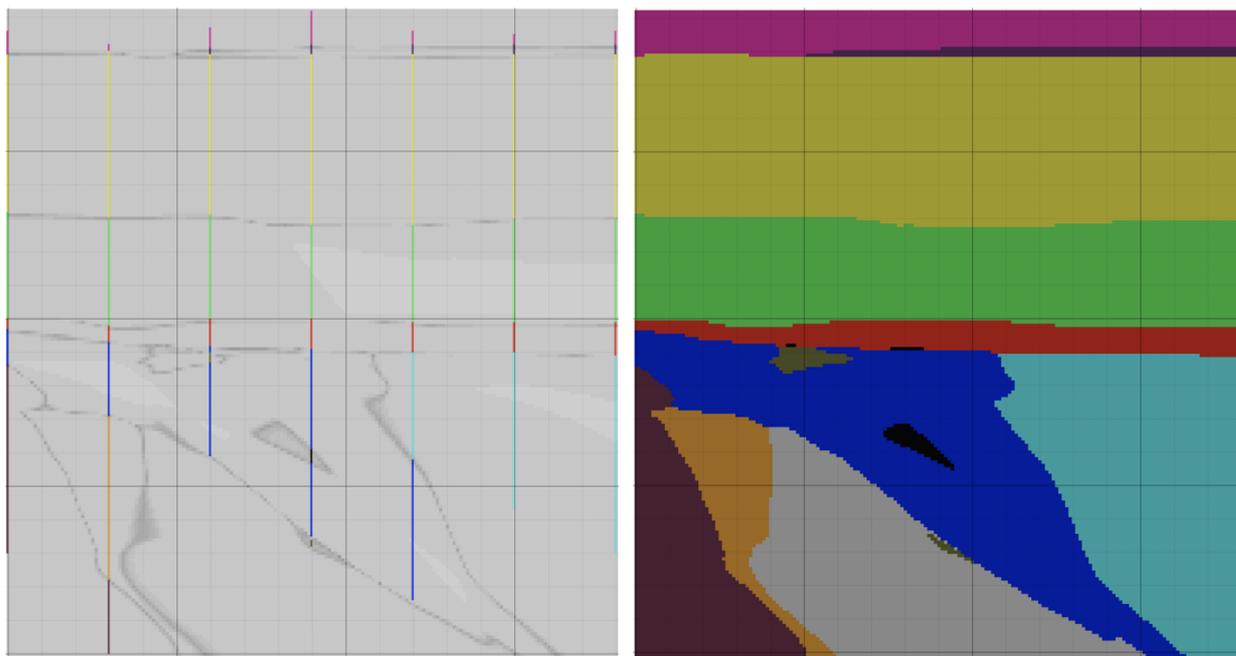


Рисунок 84 – Градиентный разрез по профилю (Линии) I-I смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 35-ю разведочными скважинами

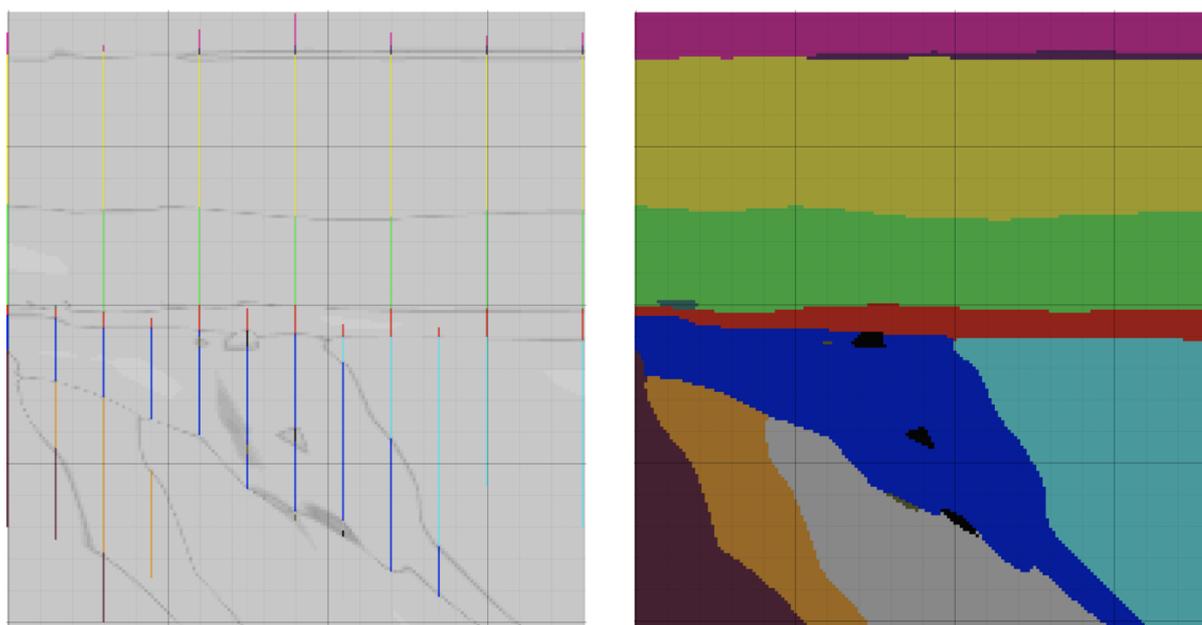


Рисунок 85 – Градиентный разрез по профилю (Линии) I-I смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 60-ю разведочными скважинами

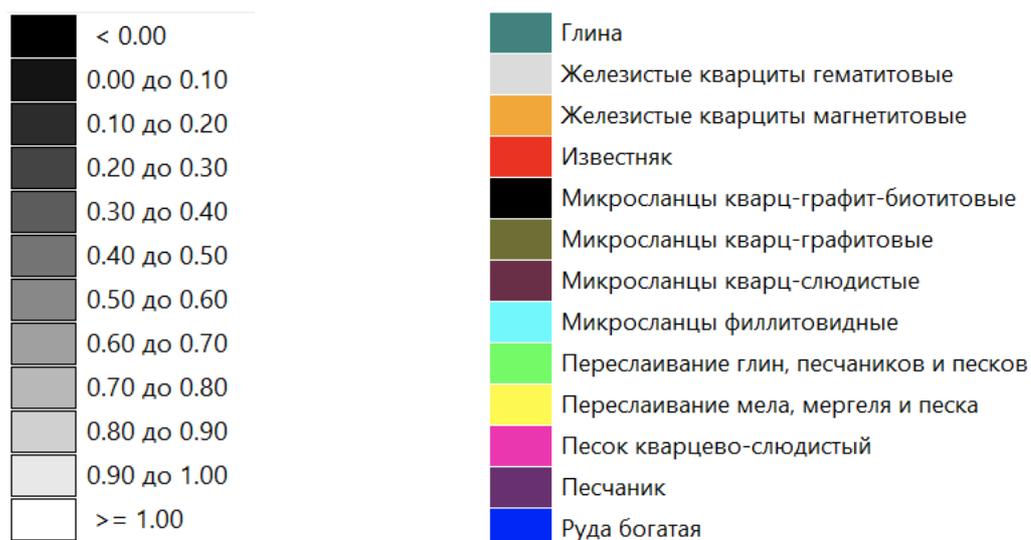


Рисунок 86 – Штриховка уменьшению выхода нейронной сети по литологическим разностям (слева); цвет литологической разностями (справа)

Полученная геоинформация на стадии изучения железорудного месторождения позволила установить границы литологических разностей, которые дали возможность произвести сгущение разведочной сети на основании поиска и установления зон неопределенности в межскважинном пространстве, расчета граничных вероятностных характеристик в зависимости от размера элементарной единицы блочной модели для подтверждения вида литологических разностей и построенным разрезам по профилям, и повысить точности подсчета запасов исследуемого участка недр.

4.3. Сравнение каркасной и блочной литологической моделей

Каждое обучение характеризуется такими параметрами как структура нейронной сети (количество слоев и нейронов в каждом слое, функциями активациями), количеством эпох обучения, быстротой 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. Порода, 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 представленная на рисунке 87.

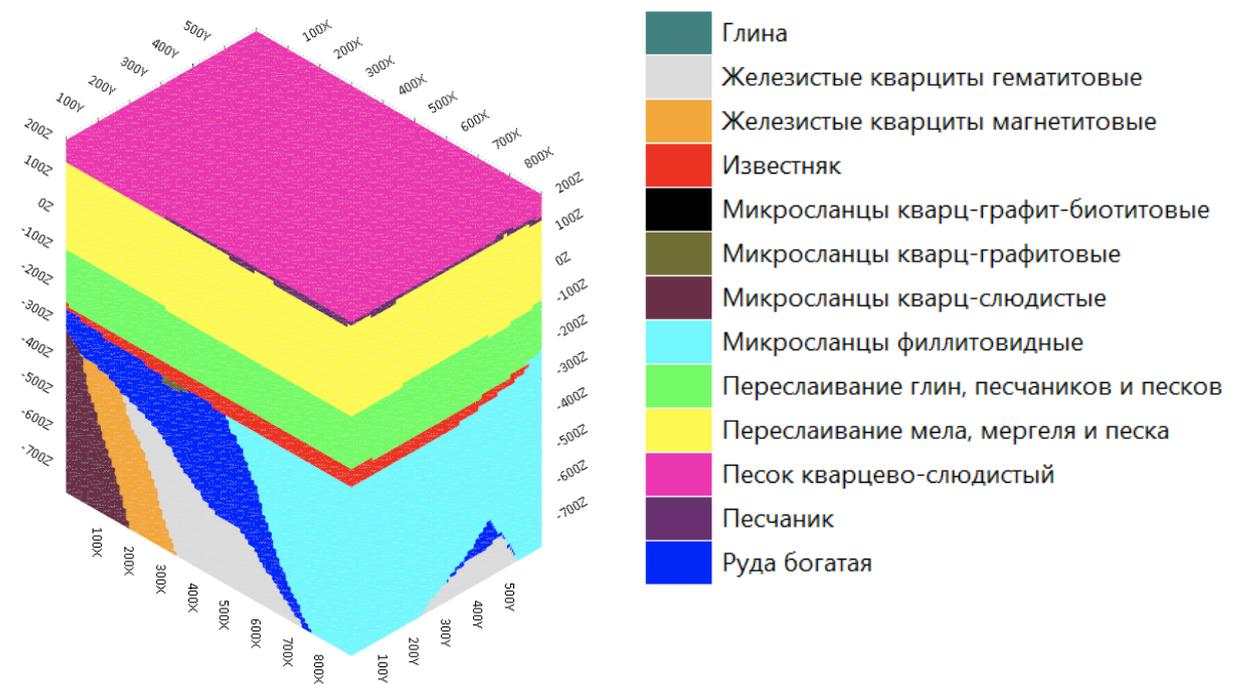


Рисунок 87– Блочная трехмерная модель, предсказанная искусственной нейронной сетью

По выбранным параметрам построим модель в Micromine и рассчитаем объёмы по каждой породе.

После построения каркасной литологической модели создаем 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 литологической блочной модели с каркасной моделью, выполненной инженером-геологом (Рисунок 88).

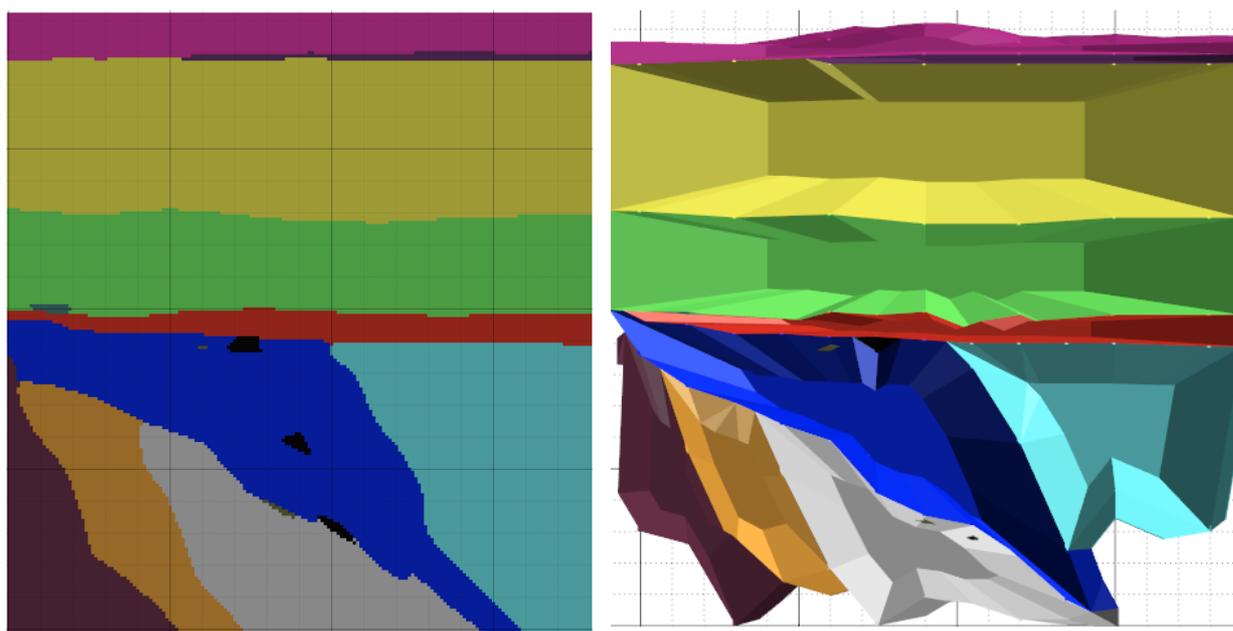


Рисунок 88 – Слева) Блочная модель; Справа) Каркасная модель Разрез по профилю (Линии) I-I

Кроме визуального сравнения предсказанной искусственной нейронной сетью литологической блочной модели с каркасной моделью, выполненной инженером-геологом, произведено для подтверждения точности приложенного инструментария сравнение объемных показателей по каждой литологической разности (Таблица 21 и 22).

Таблица 21 – Сравнение объемов литологических разностей

Литологическая разность\ Способ	Micromine 2021	Инструментарий
Песок кварцево-слюдистый	23831875	35729875
Песчаник	3001641,654	2576750
Переслаивание мела, мергеля и песка	133955496,2	134427875
Переслаивание глин, песчаников и песков	87371250	84608750

Литологическая разность\ Способ	Micromine 2021	Инструментарий
Известняк	12489062,5	15413500
Микросланцы кварц-слюдистые	25253906,25	66521375
Железистые кварциты магнетитовые	23336484,49	32035250
Железистые кварциты гематитовые	34791674,02	48957250
Микросланцы филлитовидные	35354062,5	43916125
Руда богатая	68872187,5	67299875
Микросланцы кварц-графит-биотитовые	461358,925	1545125
Микросланцы кварц-графитовые	181714,402	785875
Глина	368,725	19250
Сумма	448901082,2	533836875

Таблица 22 – Сравнение объемов литологических разностей в процентах относительно Micromine 2021 способа

Литологическая разность\ Способ	Micromine 2021	Инструментарий
Песок кварцево-слюдистый	23831875	-33,30%
Песчаник	3001641,654	16,49%
Переслаивание мела, мергеля и песка	133955496,2	-0,35%
Переслаивание глин, песчаников и песков	87371250	3,27%
Известняк	12489062,5	-18,97%
Микросланцы кварц-слюдистые	25253906,25	-62,04%
Железистые кварциты магнетитовые	23336484,49	-27,15%
Железистые кварциты гематитовые	34791674,02	-28,93%
Микросланцы филлитовидные	35354062,5	-19,50%
Руда богатая	68872187,5	2,34%
Микросланцы кварц-графит-биотитовые	461358,925	-70,14%
Микросланцы кварц-графитовые	181714,402	-76,88%
Глина	368,725	-98,08%
Сумма	448901082,2	-15,91%

Выводы

1. Установлены критерии достоверности определения видов литологических разностей: 1 - Песок кварцево-слюдистый $M = 0,973$ $\sigma = 0,08$ $\theta = 0,73$; 2 - Переслаивание мела, мергеля и песка $M = 0,991$ $\sigma = 0,051$ $\theta = 0,84$; 3 - Переслаивание глин, песчаников и песков $M = 0,987$ $\sigma = 0,061$ $\theta = 0,80$; 4 - Известняк $M = 0,944$ $\sigma = 0,112$ $\theta = 0,61$; 5 - Руда богатая $M = 0,951$ $\sigma = 0,106$ $\theta = 0,63$; 6 - Микросланцы кварц-слюдистые $M = 0,983$ $\sigma = 0,071$ $\theta = 0,77$; 7 - Железистые кварциты магнетитовые $M = 0,982$ $\sigma = 0,066$ $\theta = 0,79$; 8 - Песчаник $M = 0,853$ $\sigma = 0,148$ $\theta = 0,41$; 9 - Микросланцы кварц-графитовые $M = 0,923$ $\sigma = 0,106$ $\theta = 0,6$; 10 - Железистые кварциты гематитовые $M = 0,957$ $\sigma = 0,109$ $\theta = 0,63$; 11 - Микросланцы кварц-графит-биотитовые $M = 0,898$ $\sigma =$

0,158 $\theta = 0,42$; 12 - Микросланцы филлитовидные $M = 0,976$ $\sigma = 0,082$ $\theta = 0,73$; 13 - Глина $M = 0,901$ $\sigma = 0,065$ $\theta = 0,71$

2. Геоинформационный инструментарий определения границ литологических разностей позволяет принимать решения о сгущении разведочной сети на этапах доразведки месторождения полезного ископаемого, основываясь на критерии достоверности в элементарной блочной модели.

3. 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.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Абрамян Г.О., Абрамян А.Г. О свойствах бинарных функций переходных вероятностей (в приложении к геометрии недр) // Маркшейдерский вестник. 2019. № 3 (130). С. 57-60.
2. Авдонин В.В., Бойцов В.Е. и др. Месторождения металлических полезных ископаемых. ЗАО «Геоинформарк; М. 1998, 270 с.
3. Агафонов В.В., Оганесян А.С., Снигирев В.А. Обоснование функциональной структуры цифровой угольной шахты // Горный информационно- аналитический бюллетень. — 2020. — № 12 (специальный выпуск 48). – С. 17–22. DOI: 10.25018/0236-1493-2020-12-48-17-22
4. Агошков М.И., Астафьева М.П., Маутина А.А. Экономическая оценка эффективности геологоразведочных работ. - М.: Недра, 1980. - 173с.
5. Аленичев В.М., Аленичев М.В. Повышение достоверности геоинформационного обеспечения при отработке техногенных месторождений // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2019. – № 11. – С. 172–179. DOI: 10.25018/0236-1493-2019-11-0-172-179.
6. Альбов М.Н. Опробование месторождений полезных ископаемых. Изд. 5, перераб. и доп. М.: Недра, 1975. 232с.
7. Аристов В.В. Методика геохимических поисков твердых полезных ископаемых. М.: Недра, 1984. - 200с.
8. Аскаратэ Х.Э., Алкараз Э., Родригес-Аляркон А. Планирование и финансирование геологических и горнорудных работ в условиях рыночной экономики. // Лекции испанских геологов-экономистов.- М.: ИМГРЭ, 1994-182 с.
9. Астахов А.С. Социально-экономические проблемы эффективного использования минеральных ресурсов. Ред., М. Тот. М.: Недра, 1985.
10. Астахов А.С. Экономика разведки, добычи и переработки полезных ископаемых (геоэкономика). - М.: Недра, 1991. - 316 с.
11. Астахов А.С., Зайденварг В.Е., Певзнер М.Е., Харченко В.А. Экономические и правовые основы природопользования: Учеб, пособие для вузов / Под ред. В.А. Харченко. – М.: Изд- во МГГУ, 2002. – 527 с.
12. Белобородова О.Н. Геоинформационные системы в геологии: методические указания к выполнению курсовой работы для студентов геологических специальностей. - Красноярск, 2006. 27 с.

13. Бирюков В.И., Денисов М.Н. Группировка месторождений твердых полезных ископаемых для целей разведки. ЭЙ. ВИЭМС. Геол., методы поисков и разведки м-ний металл. полезн. ископаемых, 1985, вып. 5, 12 с.
14. Бирюков В.И., Денисов М.Н., Казаков Е.К. и др. Рациональная сеть предварительной разведки (Методическое пособие). М.: Недра. 1978. – 202 с.
15. Богацкий В.В. Математический анализ разведочной сети. М.: Госгеолиздат. 1963.-211с.
16. Богданович В.А., Стримжа Т.П. Разведка и геолого-экономическая оценка месторождений полезных ископаемых. Учебное пособие. Красноярск, 2001.114 с.
17. Борзунов В.М. Геолого-промышленная оценка нерудного минерального сырья. Изд. 2-ое, М.: Недра, 1971. -317с.
18. Борзунов В.М. Разведка и промышленная оценка месторождений нерудных полезных ископаемых. – М.: Недра, 1982. – 310 с.
19. Боярко Г.Ю. Экономика минерального сырья. - Томск: Аудит-Информ, 2000. - 365 с.
20. Бредовой В.В., Борцов В.Д., Подгорная П.Е. и др. Геофизические методы разведки рудных месторождений. - М.: Недра, 1990. - 296 с.
21. Будилин Ю.С., Вашко Н.А., Джобадзе В.А. и др. Методика разведки россыпей золота и платиноидов. М.: ЦНИГРИ. 1992. - 285 с.
22. Быбочкин А.М., Быховский Я.З., Воробьев Ю.Ю. и др. Комплексная геолого-экономическая оценка рудных месторождений (основы методики). М.: Недра, 1990. - 325 с.
23. Быховца В.А. Сборник руководящих материалов по геолого-экономической оценке месторождений полезных ископаемых / Под ред.– М.: Недра, 1985. – 527 с.
24. Викентьев В.А., Карпенко И.А., Шумилин М.В. Экспертиза подсчета запасов. М.: Недра, 1988. -199с.
25. Войткевич Г.В, Кокин А.В., Мирошников А.Е., Прохоров В.Г. Справочник по геохимии. - М.: Недра, 1990. - 480 с.
26. Временное руководство по содержанию, оформлению и порядку представления на государственную экспертизу технико-экономических обоснований (ТЭО) на минеральное сырье. Госкомиссия по запасам полезных ископаемых (ГКЗ). - М.:, 1997. - 37 с.

27. Временные методические рекомендации по геолого-экономической оценке промышленного значения месторождений твердых полезных ископаемых (кроме угля и горючих сланцев). М.: 1998. 28 с.
28. Гальперин А.М., Зайцев В.С., Норватов Ю.А. Гидрогеология и инженерная геология. – М.: Недра, 1989. – 383 с.
29. Гончаренко С. Н. Геостатистический анализ ресурсной базы месторождения на основе создания трехмерных каркасных моделей минерализованных зон // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. 2021. № 1. С. 46–62. doi:10.21685/2072-3059-2021-1-5
30. Громов Е. В., Торопов Д. А. Повышение точности подсчета запасов с применением 3D моделирования (на примере месторождения "Партомчорр"). Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2017. – № 10 (специальный выпуск 23). – С. 158–166. DOI: 10.25018/0236-1493-2017-10-23-158-166.
31. Дегтярев В.С. Методические рекомендации по разработке технико-экономических докладов о целесообразности детальной разведки месторождений твердых полезных ископаемых (кроме углей и горючих сланцев) и обоснование временных кондиций. /ВНИИ эконом, минер, сырья и геологоразведочных работ. ВИЭМС. научн. руководитель М.Н.Денисов. - М.:, 1986.-22 с.
32. Денисов М.Н., Бирюков В.И., Поздняков Н.И., Вашуркина Н.В. Методические рекомендации по определению достоверности бороздового и кернового опробования при разведке месторождений твердых полезных ископаемых./ ВНИИ экон. минер, сырья и геол.-развед. работ (ВИЭМС). - М.: ВИЭМС.-1989.- 32 с.
33. Денисов С.А., Архипкина Т.Д., Володин А.Н. Вопросы достоверности опробования при разведке рудных месторождений. ФАН. Ташкент. 1974. – 85 с.
34. Денисов С.А., Калинин Д.А. Методические рекомендации по производству контрольных экспериментальных исследований для оценки представительности и достоверности данных опробования рудных месторождений, используемых при подсчете запасов. Ташкент. 1982. – 45 с.
35. Дергачев А.Л., Хилл Джон, Казаченко П.Д. Финансово-экономическая оценка минеральных месторождений: Учебник / Под ред. В.И.Старостина. - М.: Изд-во МГУ, 2000. – 176 с.
36. Ермолов В.А. Геология: учебник для вузов / В.А. Ермолов. – Москва: Московский государственный горный университет, 2005. – Ч. II. Разведка и

- геолого-промышленная оценка месторождений полезных ископаемых. – 405 с. – (Высшее горное образование). – ISBN 5-7418-0396-2.
37. Ермолов В.А. Геология. Ч.II. Разведка и геолого-промышленная оценка месторождений полезных ископаемых. - М.: МГГУ, 2005. - 391 с.
 38. Ермолов В.А. Месторождения полезных ископаемых: Учеб. пособие для вузов / Под ред.– М.: Изд-во МГГУ, 2001. – 570 с.
 39. Ершов В.В. Геология и разведка месторождений полезных ископаемых: Учебник для вузов / Под ред.– М.: Недра, 1989. – 399 с.
 40. Ершов В.В. Основы горнопромышленной геологии: Учебник для вузов. – М.: Недра, 1988. - 328 с.
 41. Закон РФ от 21.02.1992 N 2395-1 (ред. от 08.12.2020) "О недрах" Статья 27. Геологическая информация о недрах)
 42. Инструкция по составлению проектов и смет на геологоразведочные работы. М.: 1993.
 43. Каждан А.Б. Методологические основы разведки полезных ископаемых. М.: Недра, 1974 -272 с.
 44. Каждан А.Б. Поиски и разведка месторождений полезных ископаемых. Научные основы поисков и разведки полезных ископаемых. – М.: Недра, 1984. – 285 с.
 45. Каждан А.Б. Разведка месторождений полезных ископаемых. М.: Недра, 1977.- 327 с.
 46. Каждан А.Б., Гуськов О.И. Математические методы в геологии: Учебник для вузов. – М.: Недра, 1990. – 251 с.
 47. Каждан А.Б., Кобахидзе Л.П. Геолого-промышленная оценка месторождений полезных ископаемых. М.: Недра. -1985. - 205 с.
 48. Калинин А.Г., Ошкордин О.В., Питерский В.М. и др. Разведочное бурение: Учебник для вузов. - М.: ООО «Недра-Бизнесцентр», 2000. - 748 с.
 49. Кац А.Я., Денисов М.Н., Регентов С.Н. Геолого-экономическая оценка месторождений полезных ископаемых (методические указания). // ВНИИ экономики минерального сырья и геологоразведочных работ. (ВИЭМС). - М.:,1986. - 226 с.
 50. Коган И.Д, Подсчет запасов и геолого-промышленная оценка рудных месторождений. -М.: Недра, 1974. - 301 с.
 51. Коган И.Д. Способы выявления и замены ураганных проб. «Разведка и охрана недр», 1969, №1, с. 10-16.

52. Коробейников А.Ф., Кузбный В.С. Прогнозирование и поиски месторождений полезных ископаемых. Томск, 1998. 309 с.
53. Косыгин М.К. Математические методы в поисково-разведочной практике. Иркутск. 1970,- 352 с.
54. Коц Г.А., Чернопятов С.В., Шманенков И.В. Технологическое опробование и картирование. – М.: Недра, 1980. – 288 с.
55. Красников В.И. Основы рациональной методики поисков рудных месторождений. М.: Недра, 1965. - 399с.
56. Крейтер В.М. Поиски и разведка месторождений полезных ископаемых. – М.: Недра, 1969. – 384 с.
57. Крейтер В.М. Структуры рудных полей и месторождений. М.: Госгеолтехиздат. 1956. - 271 с.
58. Кривцов А.И., Самонов И.З., Филатов Е.И. и др. Справочник по поискам и разведке месторождений цветных металлов / – М.: Недра, 1985. – 324 с.
59. Кузьмин В.И. Геометризация и подсчёт запасов месторождений твёрдых полезных ископаемых. М.,Недра, 1967. 244 с.
60. Леоненко И.Н., Русинович И.А., Чайкин С.И.; Геология, гидрогеология и железные руды бассейна Курской магнитной аномалии. В 3 т. Т. 3: Железные руды // ред. И.Н. Леоненко. – М.: Недра, 1969. – 320 с.
61. Ли К. Основы САПР (CAD/CAM/CAE) – СПб.: Питер, 2004 – 560 с.
62. Лихман А.А. Геологическая блочная модель как главный актив горнодобывающего предприятия // Недропользование XXI Век. – 2020. – № 4 (87). – С. 170–175.
63. Лукачѐв С.В., Наговицын О.В. Современные информационные технологии в горном деле // Мировая горная промышленность: история, достижения, перспективы. Сборник аналитических статей под ред. К.Ю. Анистратова. – Т.2. – М.: НПК «Горное дело», 2013, С. 274-315.
64. Макаров В.А. Основы поисков и разведки месторождений полезных ископаемых. Учебное пособие, ГОУ ВПО «Гос. Ун-т. цвет металлов и золота», Красноярск, 2005. 164 с
65. Матерон Ж. Основы прикладной геостатистики. М.: Мир, 1968.407с.
66. Мельниченко И.А. Динамическое моделирование месторождений на основе искусственных нейронных сетей / Пуга А. 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.

67. 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.
68. 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.
69. 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.
70. 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.
71. 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.
72. Мельниченко И.А., Кириченко Ю.В. Пространственное районирование месторождений полезных ископаемых // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2021. – No 4. – С. 46–56. DOI: 10.25018/0236_1493_2021_4_0_46.
73. Мельниченко И.А., Кириченко Ю.В. Разработка метода районирования техногенных массивов. Горная промышленность. 2021;(3):116–122. DOI 10.30686/1609-9192-2021-3-116-122.

74. Методика геолого-экономической переоценки запасов месторождений твердых полезных ископаемых (по укрупненным показателям). - М.: ВИЭМС., 1996. - 29 с.
75. Методические рекомендации по оценке эффективности инвестиционных проектов и их отбору для финансирования. - М.: НПКВЦ «Тернинвест», 1994. - 81 с.
76. Методические рекомендации по технико-экономическому обоснованию кондиций для подсчета запасов месторождений твердых полезных ископаемых (кроме углей и горючих сланцев). МПР, ГКЗ РФ. - М.; 1999 – 75 с.
77. Милютин А.Г. Геология. М.: Высшая школа, 2004. 412 с.
78. Министерство природных ресурсов и экологии Российской Федерации (МИНПРИРОДЫ РОССИИ) Протокол 6 от 10 февраля 2015 года. Рекомендации к составу и правилам оформления представляемых на государственную экспертизу материалов по технико-экономическому обоснованию кондиций и подсчету запасов твердых полезных ископаемых с использованием блочного моделирования на месторождениях различного морфологического типа
79. Миронов К.В. Разведка и геолого-промышленная оценка угольных месторождений. – М.: Недра, 1977. – 253 с.
80. Мосейкин В.В., Гальперин А.М., Ческидов В.В., Пуневский С.А. Совершенствование удаленного автоматизированного контроля откосных сооружений на горных предприятиях // Горный журнал. 2017. №12. С. 82-86. DOI:10.17580/gzh.2017.12.16
81. Мягков В.Ф., Быбочкин А.М., Бугаев И.И. и др. Рудничная геология /– М.: Недра, 1986. – 199 с.
82. Наговицын О.В., Лукичев С.В. Горно-геологические информационные системы, область применения и особенности построения // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). 2016. № 7. С. 71-83.
83. Наговицын О.В., Лукичев С.В. Компьютерные технологии для проектирования и планирования открытых горных работ // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). 2015. № S56. С. 104-115.
84. Орлова В.П., Даукеева С.Ж. Экономика и управление геологоразведочным производством: Учебно-методическое пособие / - М.: ЗАО «Геоинформмарк», 1999.-248 с.

85. Остапенко П.Е. Технологическая оценка минерального сырья. Опробование месторождений. Характеристика сырья. Справочник. Ред.. - М.: Недра. 1990.-272 с.
86. Петров В.П. Неметаллические полезные ископаемые СССР / Под ред.– М.: Недра, 1984. – 407 с.
87. Пирогов Б.И., Тарасенко В.Н., Холошин И.В. Принципы и методы геолого-технологического картирования месторождений полезных ископаемых: Учебное пособие. - Киев. УМ/С SO, 1989. - 64 с.
88. Погребницкий Е.О., Парадеев С.В., Поротое Г.С. и др. Поиски и разведка месторождений полезных ископаемых. Изд. 2-ое. - М.: Недра, 1977. – 405 с.
89. Погребницкий Е.О., Терновой В.И. Геолого-экономическая оценка месторождений полезных ископаемых. Я. Недра. 1974.- 303 с.
90. Погребницкий Е.О., Терновой В.И. Геолого-экономическая оценка месторождений полезных ископаемых. Я. Недра. 1974.- 303 с.
91. Полищук В.Д., Голивкин Н.И., Зайцев О.С. и др.; Геология, гидрогеология и железные руды бассейна Курской магнитной аномалии. В 3 т. Т. 1: Геология: Кн. 1. Докембрий // ред. В.Д. Полищук. – М.: Недра, 1970. – 439 с.
92. Положение о порядке проведения геологоразведочных работ по этапам и стадиям (твердые полезные ископаемые). ГКЗ МПР, М.: 1999. - 28 с.
93. Положение об определении конкретных размеров регулярных платежей за добычу твердых полезных ископаемых. М., 1995 - 33с.
94. Померанцев В.В. Оценка рудных месторождений цветных и черных металлов. М.: Госгортехиздат 1961. - 198 с.
95. Попов В.Н., Руденко В.В., Бадамсурен Х. и др.: Оценки недропользования // Учеб. пособие для вузов. – М.: Изд-во Академии горных наук, 2001. – 296 с.
96. Прерис А.М. Определение и учет ураганных проб. // М., Недра, 1974, 102 с.
97. Приказ Минприроды России от 24.10.2016 N 555 (ред. от 07.08.2020) "Об утверждении Перечней первичной геологической информации о недрах и интерпретированной геологической информации о недрах, представляемых пользователем недр в федеральный фонд геологической информации и его территориальные фонды, фонды геологической информации субъектов российской федерации по видам пользования недрами и видам полезных ископаемых Приложение 1-2.
98. Прокофьев А.П. Практические методы подсчёта запасов рудных месторождений. - М.: Недра. 1977. – 133 с.

99. Пухальский Л.Ч., Шумилин М.В. Разведка и опробование урановых месторождений. М.: Недра, 1977. - 248 с.
100. Римчук Н.Г. Группировка месторождений по применимости скважин малых диаметров при разведке руд чёрных и цветных металлов. В сб. Оценка прогнозных ресурсов и методы изучения рудных месторождений. М.: ВПО «Союзгеотехника» 1984. с. 65-74.
101. Савосин М.Н., Саклаков В.А. Способ обработки геологических проб с предварительным извлечением самородного золота. - В кн.: Геология и разведка угольных месторождений. Тула, 1977. с. 78-82.
102. Самородская М.А. Компьютерная картография. Применение геоинформационных систем в геологии. ГУЦМиЗ, Красноярск, 2006, 96 с.
103. Сборник нормативно-методических документов по геолого-экономической оценке месторождений полезных ископаемых. М.: ГКЗ, 1998. 319-575 с.
104. Сборники сметных норм.ССН. Вып.1-11.М.: ВИЭМС. 1992-93 гг.
105. Свирский М.А., Чумаченко Н.М., Афонин Б.А. Рудничная геология. -М.: Недра, 1987. – 237 с.
106. Семинский Ж.В., Филонюк В.А., Черных А.П. Структуры рудных месторождений Сибири. Москва.: Недра - 1987. - -183 с.
107. Сечевица А.М. Геолого-промышленная оценка попутных полезных ископаемых в комплексных рудных месторождениях. М.: «Недра». 1987. - 127 с.
108. Смирнов Б.Н., Викторова Л.П., Котлов В.В. и др.; Геология, гидрогеология и железные руды бассейна Курской магнитной аномалии. В 3 т. Т 2: Гидрогеология и инженерная геология // ред. А.Т. Бобрышев. – М.: Недра, 1972. – 479 с.
109. Смирнов В.И. Геология полезных ископаемых. – М.: Недра, 1982. – 688 с.
110. Смирнов В.И., Прокофьев А.П., Борзунов В.М. и др. Подсчёт запасов месторождений полезных ископаемых. Госгеолтехиздат. М.: 1960. - 672 с,
111. Смирнов В.С. Минерально-сырьевое производство и темпы экономического роста.//Минеральные ресурсы России. Экономика и управление, № 1, 1993. -С. 13-16.
112. Смирнова В.И. Рудные месторождения СССР / Под ред.– М.: Недра, 1980. – 352 с.
113. Соколовский Ю.А. Правовые особенности геолого-экономической оценки месторождений твердых полезных ископаемых в условиях перехода к рыночной экономике. // Минеральные ресурсы России. Экономика и управление. № 6, 1993. -с. 32-34.

114. Соколовский Ю.А. Экономика разведки и оценки недр. - М.: Недра, 1989. - 191 с.
115. Соловое А.П., Архипов А.Я., Бугров В.А. и др. Справочник по геохимическим поискам полезных ископаемых/ - М.: Недра, 1990. - 335 с.
116. Сорокина А. С., Загибалов А. В. Практическое применение программного обеспечения Mineframe при построении блочной модели и подсчёте запасов золоторудных месторождений // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2018. – № 6 (специальный выпуск 27). – С. 65–72. DOI: 10.25018/0236-1493-2018-6-27-65-72.
117. Стримжа Т.П., Макаров В.А. Основы поисков и разведки месторождений полезных ископаемых / Методические указания к лабораторным работам. ГУЦМиЗ, Красноярск, 2005. 50 с.
118. Суражский Д.Я. Морфологические типы месторождений урана и их разведка. - «Атомная энергия», т. 7, вып.6, 1959, с. 539-543.
119. Сушон А.Р. Организация и экономика геологоразведочных работ за рубежом. - М.: Недра, 1979. - 171 с.
120. Темкин И.О., Клебанов Д.А., Дерябин С.А., Конов И.С. Построение интеллектуальной геоинформационной системы горного предприятия с использованием методов прогнозной аналитики // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2020. – № 3. – С. 114–125. DOI: 10.25018/0236-1493-2020-3-0-114-125
121. Ткачёв Ю.А., Шеин А.А. Обработка проб полезных ископаемых. М.: Недра, 1987. – 190 с.
122. Учитель М.С, Шиманский А.А., Шевелев В.В. и др. Поиски и разведка твердых полезных ископаемых в примерах и задачах. Учеб. пособие. Иркутск. ИрГТУ. 2002. - 365 с.
123. Хилл Дж.Х. Геолого-экономическая оценка горнорудных проектов. Вводный курс. Лондон, 1993. – 135 с.
124. Цветкова А.Ю. Эколого-экономическая эффективность комплексного использования железорудных месторождений. Тезисы докладов Ежегодная научная конференция молодых ученых «полезные ископаемые России и их освоение». СПб, 1997. - С. 225.
125. Чекавый Ю.И., Кузнецов В.Г., Чикирисов А.А. Оценка представительности геологических проб при их обработке на УОГП (Методические рекомендации). Л.: ОНТИ ВИТР. 1973. – 30 с.

126. Чеклар М., Рыбар П., Михок Я., Энгел Я. Экономическая оценка месторождений полезных ископаемых на примерах блочных моделей открытых горных работ // Экономика и управление инновациями
127. Четвериков Л.И. Методологические основы опробования пород и руд. Воронеж: Изд-во Воронеж, ун-та. 1980.- 125 с.
128. Четвериков Л.И. Теоретические основы разведки недр. - М.: Недра, 1984. – 160 с.
129. Чумаков И.Д. Повышение эффективности разведки месторождений цветных и редких металлов. Материалы совещаний и семинаров экспертно-геологического совета ГКЗ СССР. М., 1965.
130. Шевелев В. В. Мировой рынок минерального сырья. Учебное пособие. Иркутск: Изд-во ИрГТУ. - 1999 .- 110 с.
131. Шевелев В. В. Стратегия менеджмента в геологии. Учебное пособие. Иркутск: Изд-во ИрГТУ. -2001.-134 с.
132. Шевелев В.В. Разведка и геолого-экономическая оценка месторождений полезных ископаемых. Иркутск, 2004. - 365с.
133. Шумилин М.В., Алискеров В.А. Денисов М.Н., Заверткин В.Л. Бизнес в ресурсодобывающих отраслях: Справочник. - М.: ООО «Недра- Бизнесцентр», 2001. - 268 с.
134. Шумилин М.В., Викентьев В.А. Подсчет запасов урановых месторождений. М.: Недра, 1982 - 206 с.
135. Щенкова Е. С. Использование статистического и геостатистического аппарата при блочном моделировании (на примере золоторудного месторождения жильного типа) // Геология в развивающемся мире: сб. науч. ст. – Пермь., 2019. – С. 517–520.
136. Ясковский П. П. Особенности месторождений полезных ископаемых как объекта разведки. Избранные лекции по курсу «Разведка и геолого-экономическая оценка месторождений полезных ископаемых». М.:2002 - 39 с.
137. Ясковский П.П. Горно-геологические условия при оценке месторождений. Избранные лекции для студентов геологов и экономистов по курсу «Разведка и геолого-экономическая оценка месторождений полезных ископаемых» М.: 2001. -37 с.
138. Ясковский П.П. Количество и качество полезных ископаемых при оценке месторождений. Избранные лекции по курсу «Разведка и геолого-экономическая оценка месторождений полезных ископаемых». М.-.2002 - 77 с.

139. Ясковский П.П. Технологические свойства руд при оценке месторождений. Избранные лекции по курсу «Разведка и геолого-экономическая оценка месторождений полезных ископаемых». М.:2002. - 53 с.
140. Asfahani, Jamal & Ghani, B. Abdul Ghani Self Organizing Map Neural Networks Approach For Lithologic Interpretation of Nuclear and Electrical Well Logs In Basaltic Environment, Southern Syria // Applied Radiation and Isotopes. (2018). 137. 50-55 <https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2018.03.008>.
141. Cheskidov V.V., Lipina A.V., Melnichenko I.A. Integrated monitoring of engineering structures in mining. Eurasian Mining. 2018. Т. 2018. № 2. С. 18-21. DOI: 10.17580/em.2018.02.05
142. Junxi Chen, Jorge Pisonero, Sha Chen, Xu Wang, Qingwen Fan, Yixiang Duan Convolutional neural network as a novel classification approach for laser-induced breakdown spectroscopy applications in lithological recognition Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy Volume 166, April 2020, 105801 <https://doi.org/10.1016/j.sab.2020.105801>
143. Manuel Blanco Valentín, Clécio R. Bom, Juliana M. Coelho, Maury Duarte Correia, Márcio P.de Albuquerque, Marcelo P.de Albuquerque, Elisângela L. Faria A deep residual convolutional neural network for automatic lithological facies identification in Brazilian pre-salt oilfield wellbore image logs // Journal of Petroleum Science and Engineering Volume 179, August 2019, Pages 474-503 <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.04.030>
144. Morteza Raeesi, Ali Moradzadeh, Faramarz Doulati Ardejani, Mashallah Rahimi Classification and identification of hydrocarbon reservoir lithofacies and their heterogeneity using seismic attributes, logs data and artificial neural networks // Journal of Petroleum Science and Engineering Volumes 82–83, February–March 2012, Pages 151-165 <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2012.01.012>
145. Omid Mahmoodi, Richard S. Smith, Douglas K. Tinkham Supervised classification of down-hole physical properties measurements using neural network to predict the lithology // Journal of Applied Geophysics Volume 124, January 2016, Pages 17-26 <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2015.11.006>
146. Ouafi Ameer-Zaimeche, Aziez Zeddouri, Salim Heddami, Rabah Kechiched Lithofacies prediction in non-cored wells from the Sif Fatima oil field (Berkine basin, southern Algeria): A comparative study of multilayer perceptron neural network and cluster analysis-based approaches // Journal of African Earth Sciences Volume 166, June 2020, 103826 <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2020.103826>

147. Réda Samy Zazoun Fracture density estimation from core and conventional well logs data using artificial neural networks: The Cambro-Ordovician reservoir of Mesdar oil field, Algeria // *Journal of African Earth Sciences* Volume 83, July 2013, Pages 55-73 <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2013.03.003>
148. Sarkheil, Hamid & Hassani, Hossein & Alinia, Firouz. The Fracture Network Modeling in Naturally Fractured Reservoirs Using Artificial Neural Network Based on Image Loges and Core Measurements // *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*. 3. 3297-3306. ISSN 1991-8178
149. Tingayev T.V., Cheskidov V.V., Lipina A.V. & Melnichenko I.A.. 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
150. Wang, Kexiong & Zhang, Laibin Predicting formation lithology from log data by using a neural network // *Petroleum Science* volume 5. pages 242-246. (2008). <https://doi.org/10.1007/s12182-008-0038-9>.
151. Yadigar Imamverdiyev, Lyudmila Sukhostat Lithological facies classification using deep convolutional neural network // *Journal of Petroleum Science and Engineering* Volume 174, March 2019, Pages 216-228 <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.11.023>
152. Yufeng Gu, Zhidong Bao, Xinmin Song, Shirish Patil, Kegang Ling Complex lithology prediction using probabilistic neural network improved by continuous restricted Boltzmann machine and particle swarm optimization // *Journal of Petroleum Science and Engineering* Volume 179, August 2019, Pages 966-978 <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.05.032>

Приложение А

Общество с ограниченной ответственностью «ЭМ ЭНД ТИ ПРОД»
ИНН: 7730228360 / КПП: 773001001 / ОГРН: 1177746136358
121170, г. Москва, ул. Кутузовский проспект, д. 36, стр. 7
Тел.: +7 (495) 175-49-45; E-mail: zakaz@mntlab.com



«УТВЕРЖДАЮ»

Генеральный директор

ООО «ЭМ ЭНД ТИ ПРОД»

Крапивной М.М.

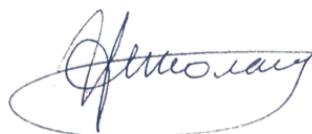
«01» ноября 2021 г.



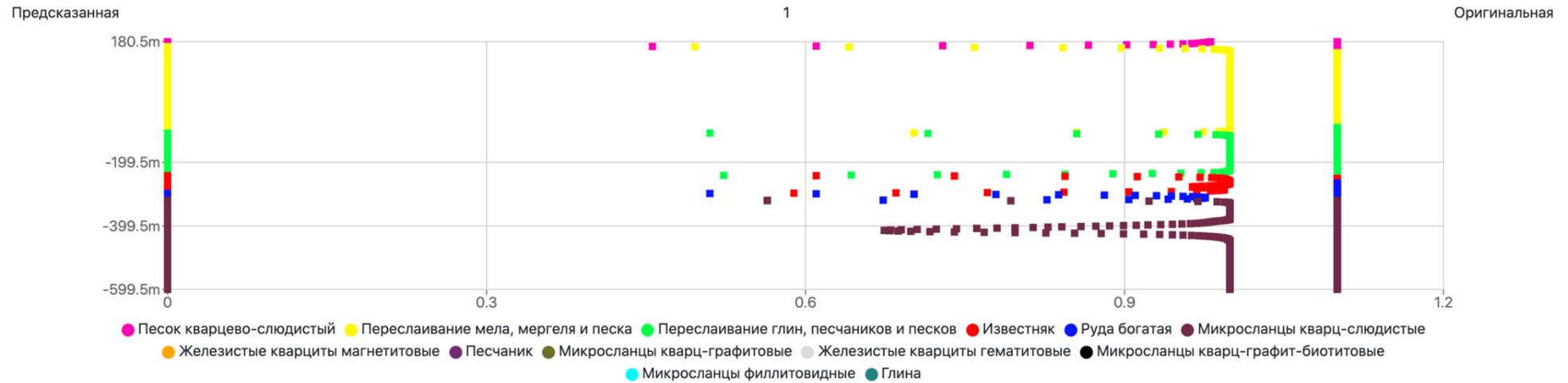
**Акт внедрения результатов диссертационной работы Мельниченко И.А.
«Трехмерное геомоделирование границ литологических разностей
железородных месторождений на основе пространственно-
координированных данных»**

Настоящий акт составлен о том, что результаты диссертационной работы Мельниченко Ильи Ашотовича «Трехмерное геомоделирование границ литологических разностей железородных месторождений на основе пространственно-координированных данных», представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук, имеет практическую значимость при разработке месторождений твердых полезных ископаемых. Использование результатов исследования на месторождении КМА позволило повысить эффективность обработки геоинформации, получаемой при опробовании массивов горных пород, и точность определения границ литологических разностей в межскважном пространстве при проектировании разведочной сети и обосновании решений по развитию горных работ.

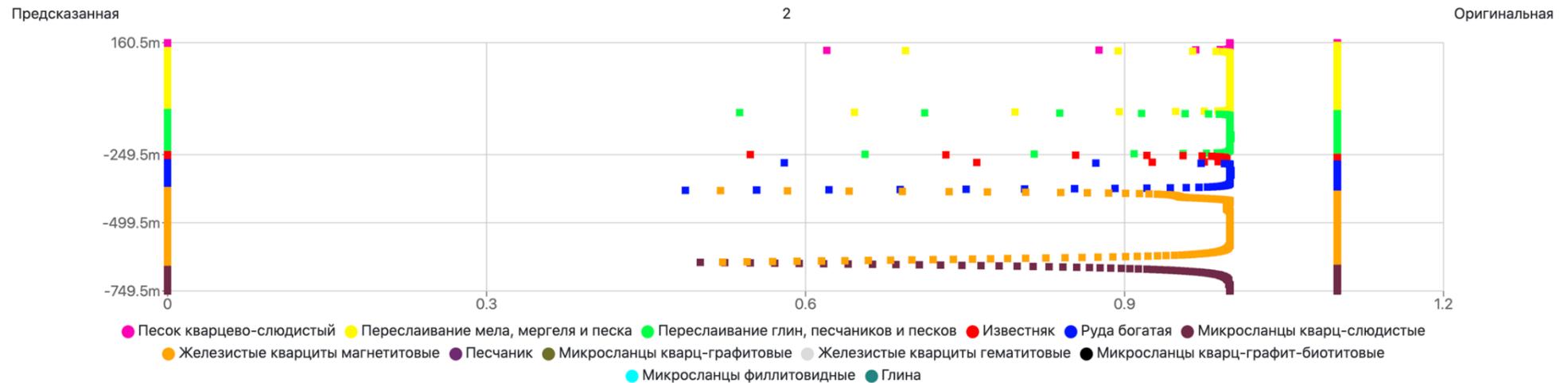
Главный инженер

 Априсимов Н.С.

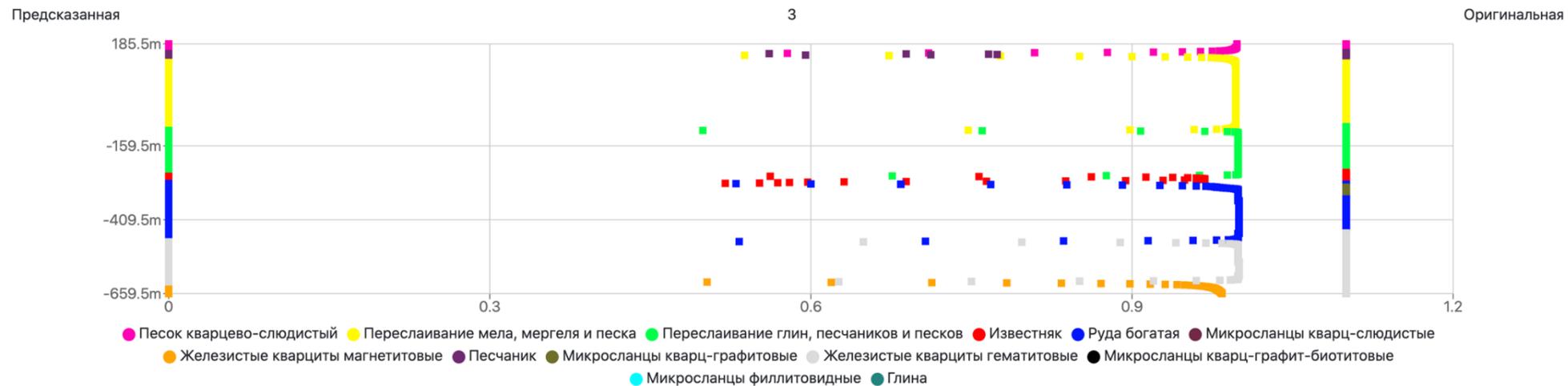
Приложение Б



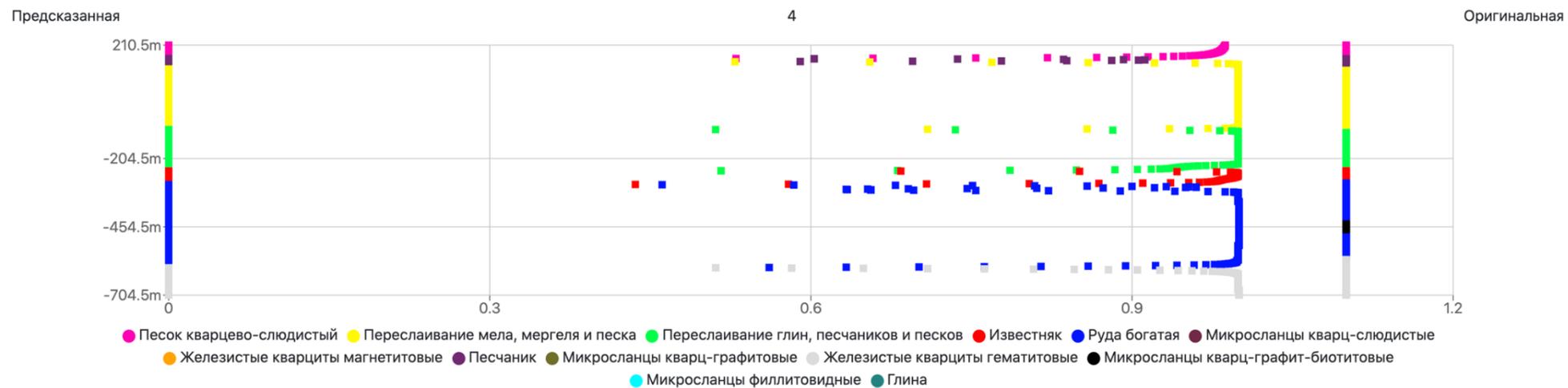
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 1)



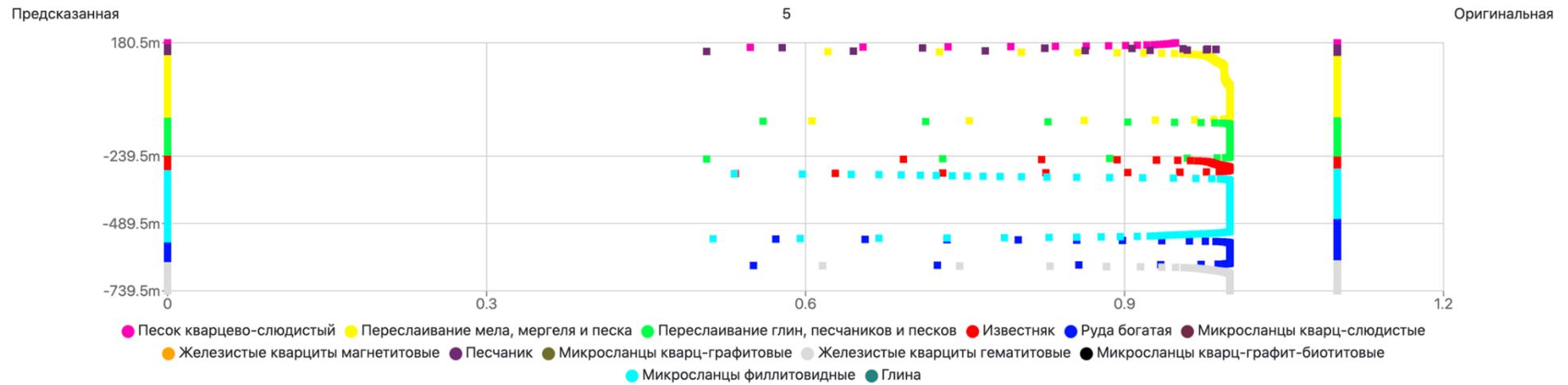
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 2)



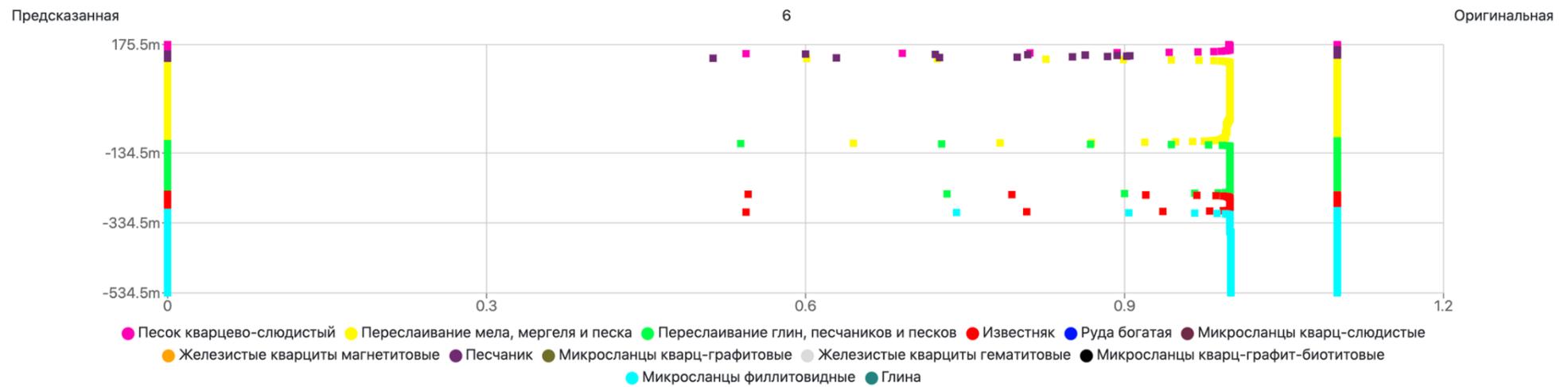
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 3)



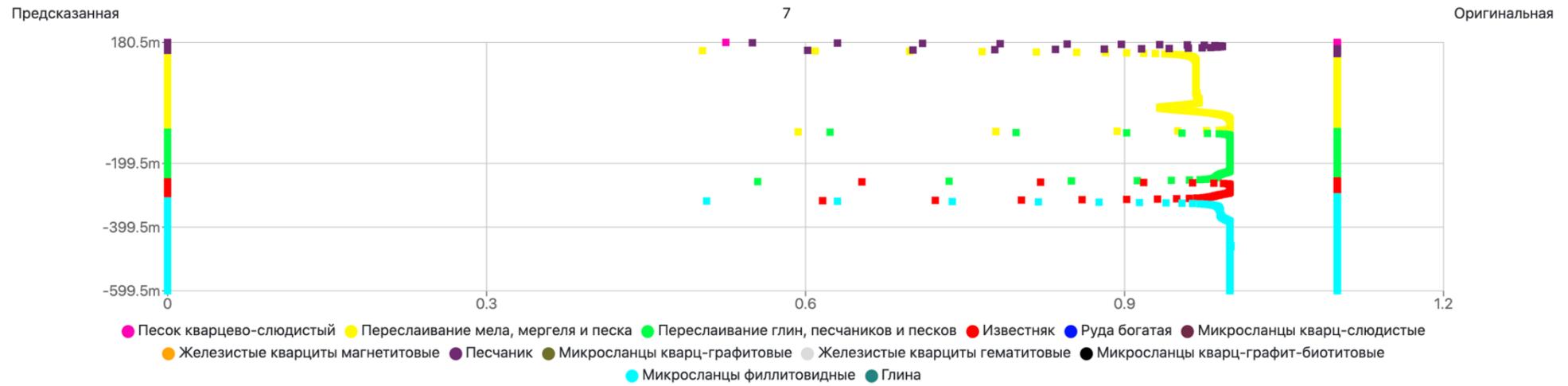
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 4)



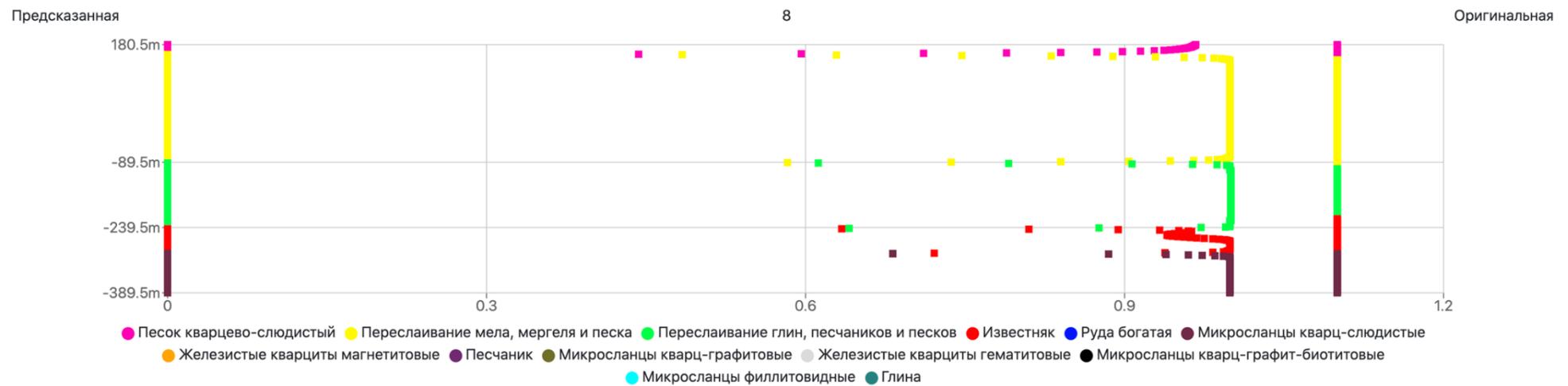
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 5)



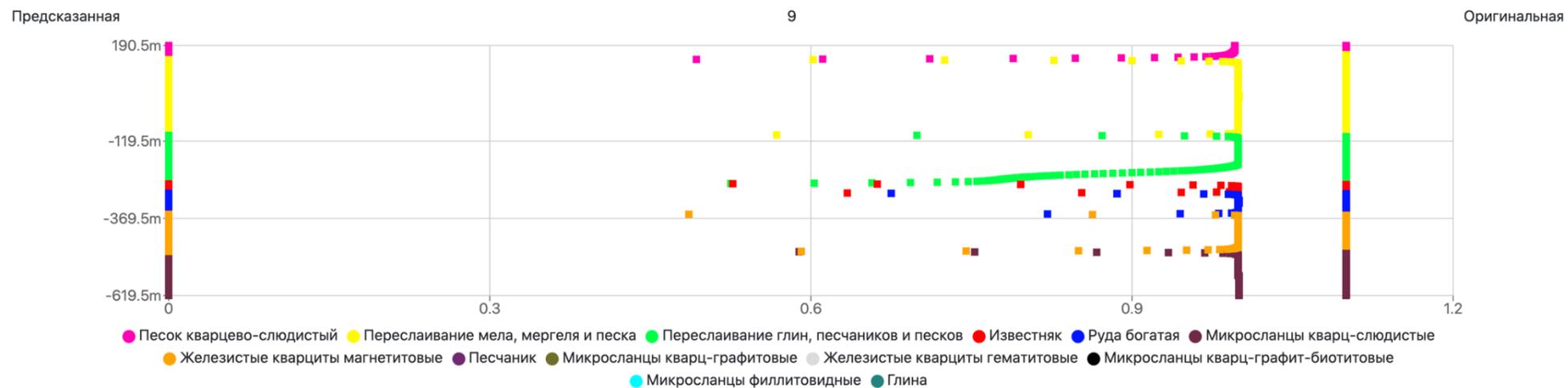
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 6)



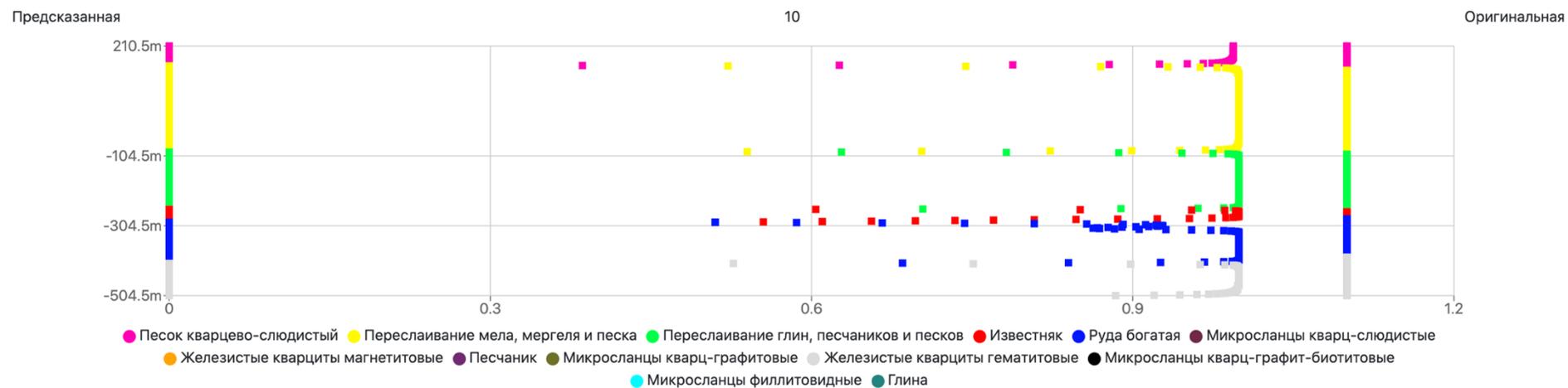
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 7)



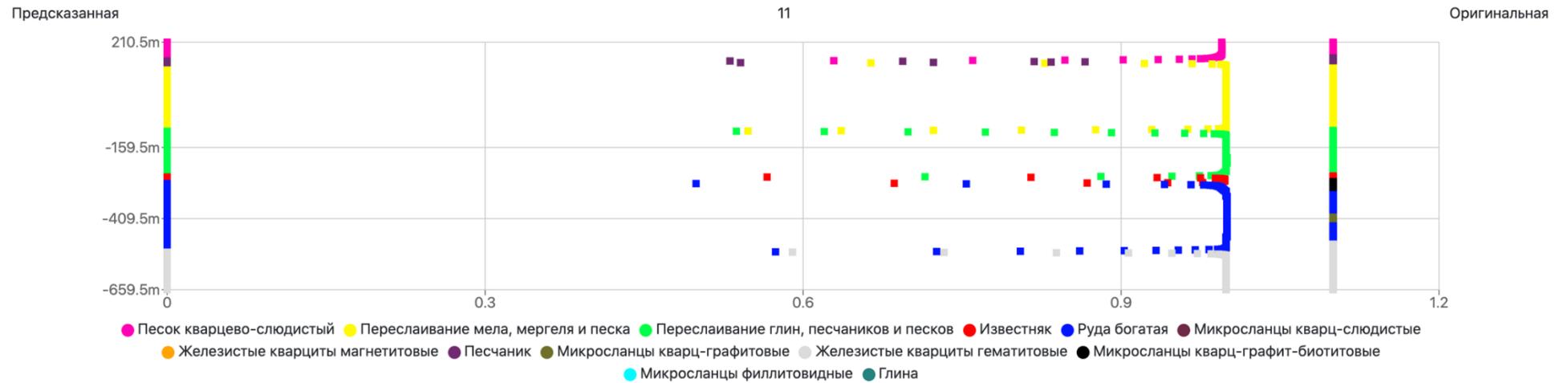
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 8)



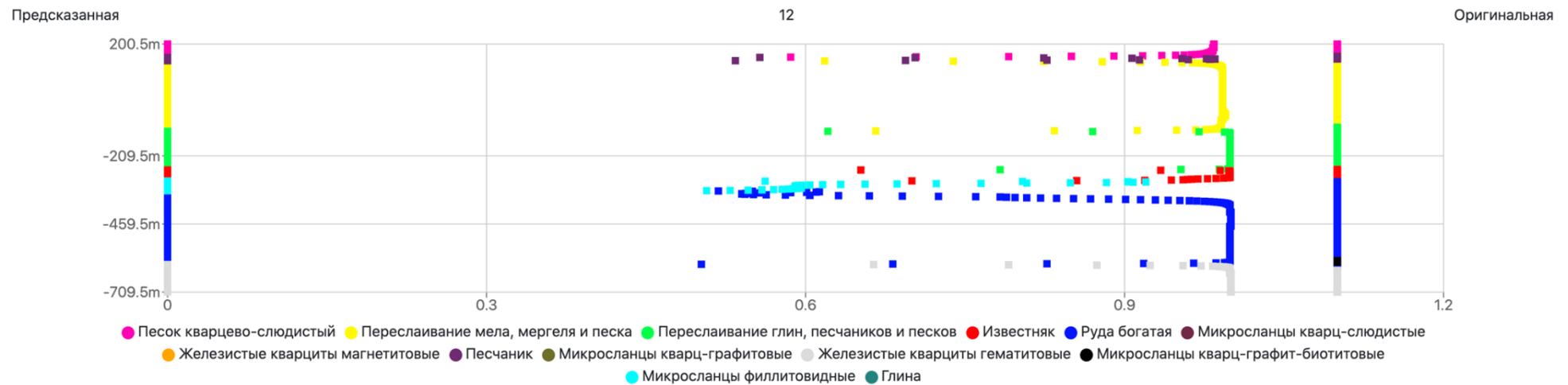
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 9)



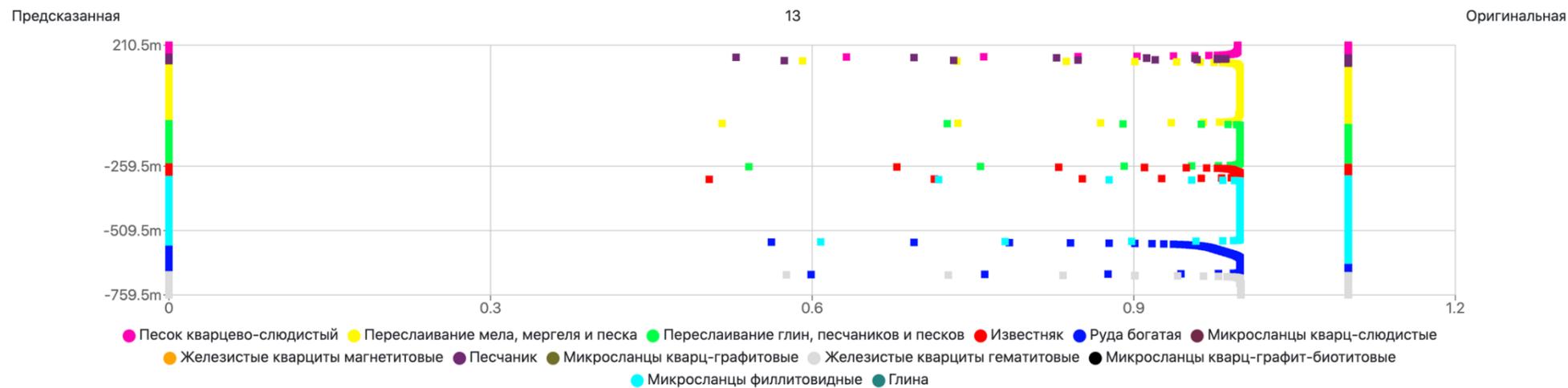
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 10)



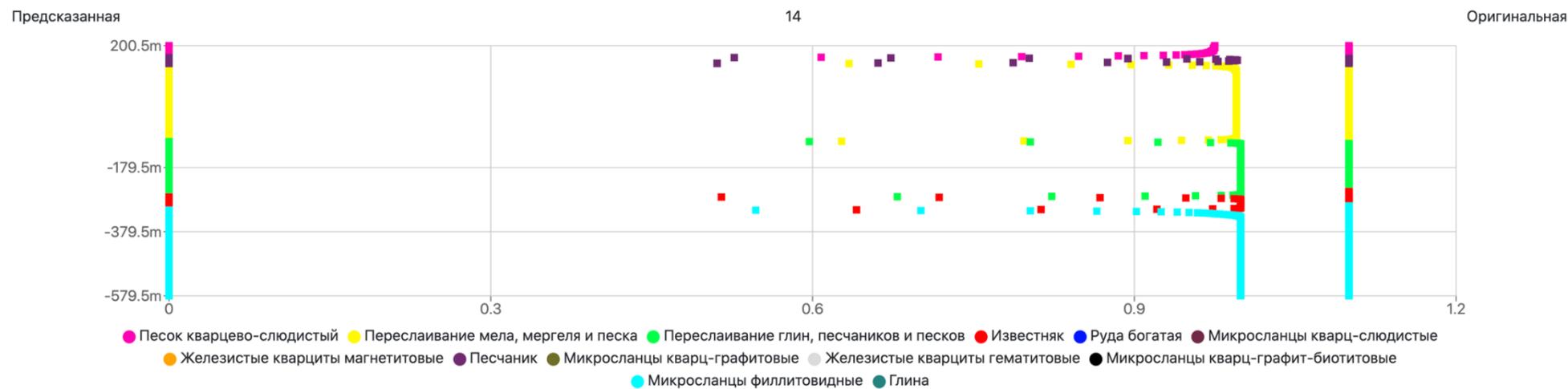
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 11)



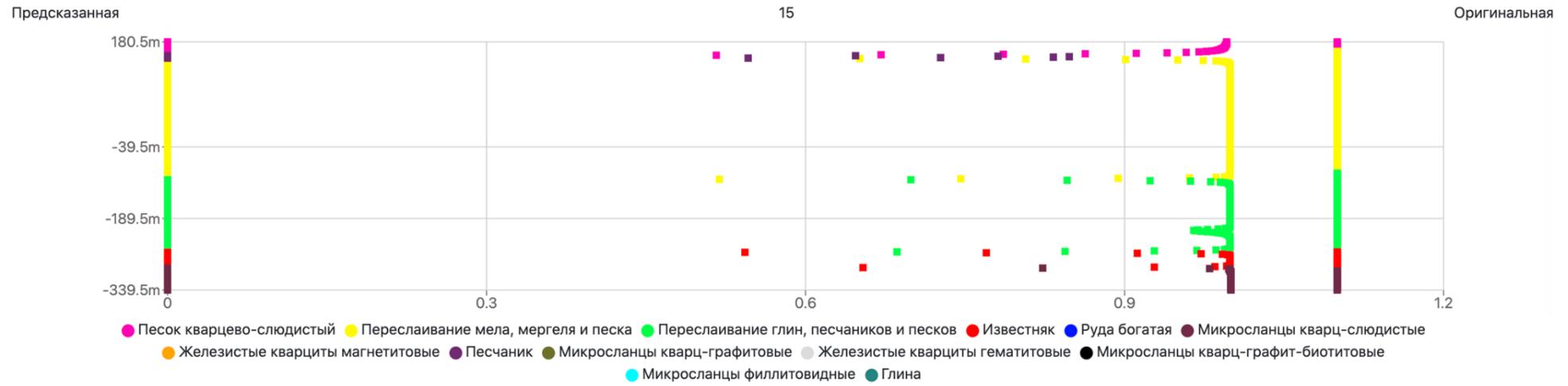
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 12)



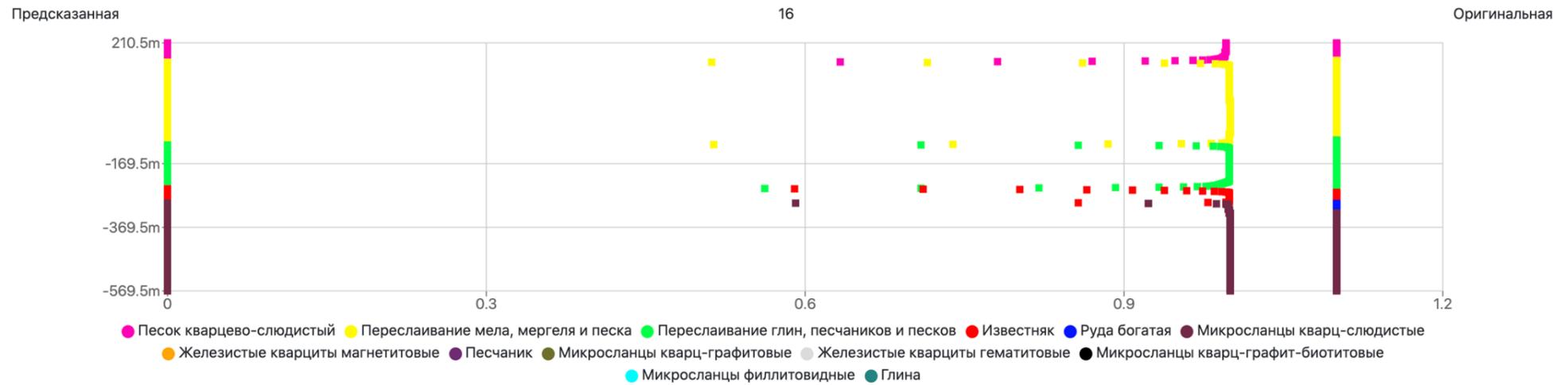
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 13)



Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 14)



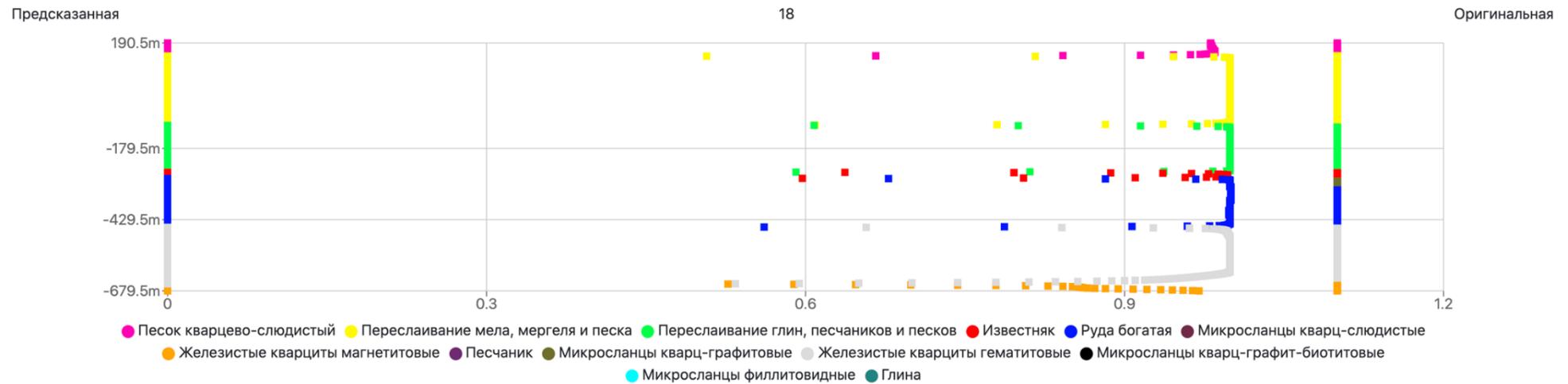
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 15)



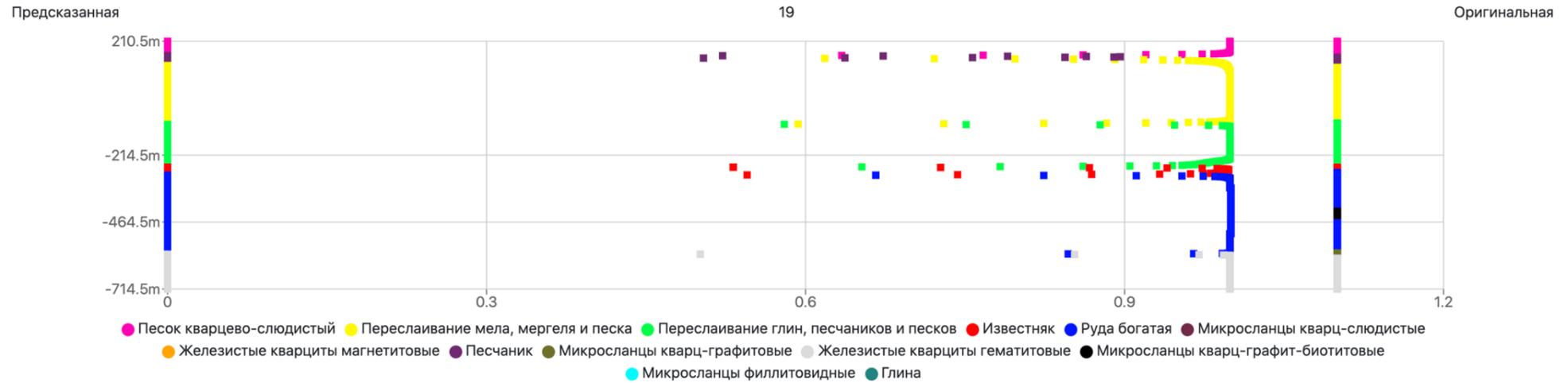
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 16)



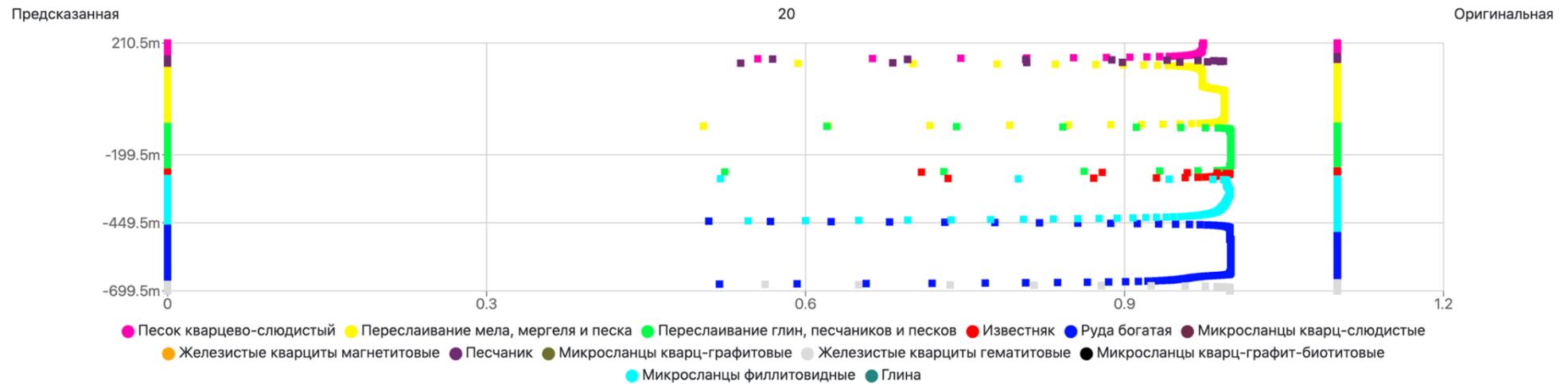
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 17)



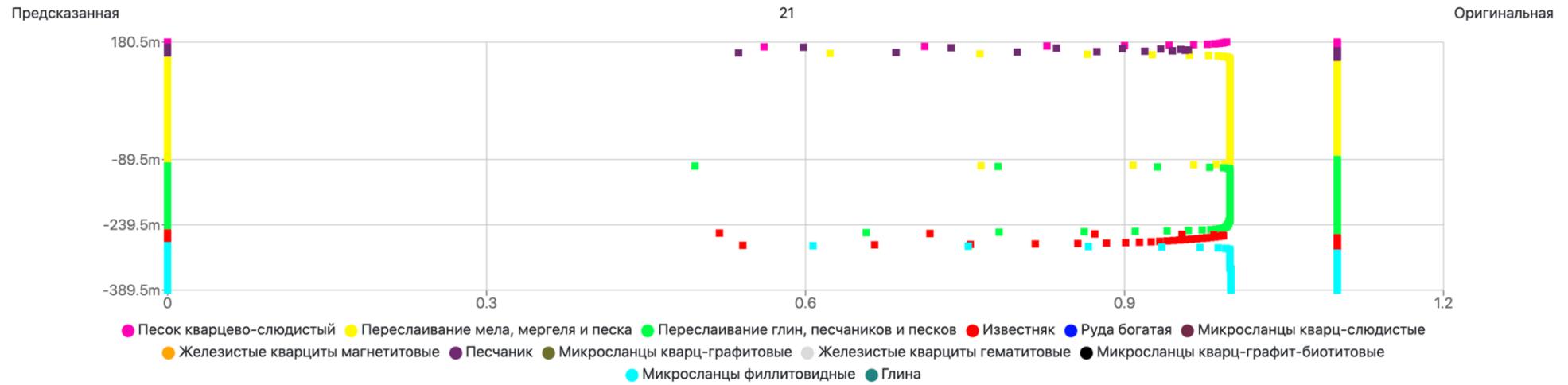
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 18)



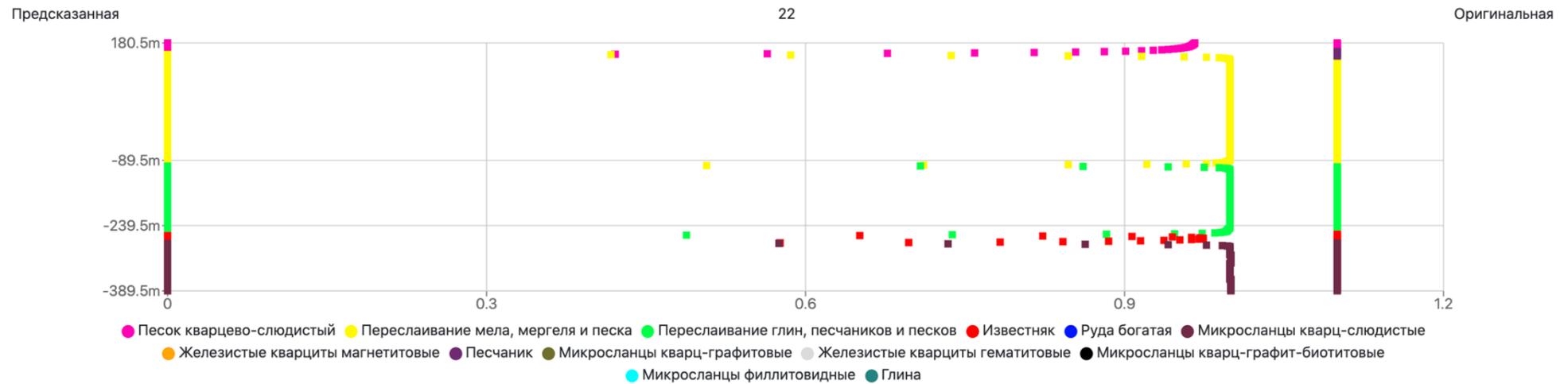
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 19)



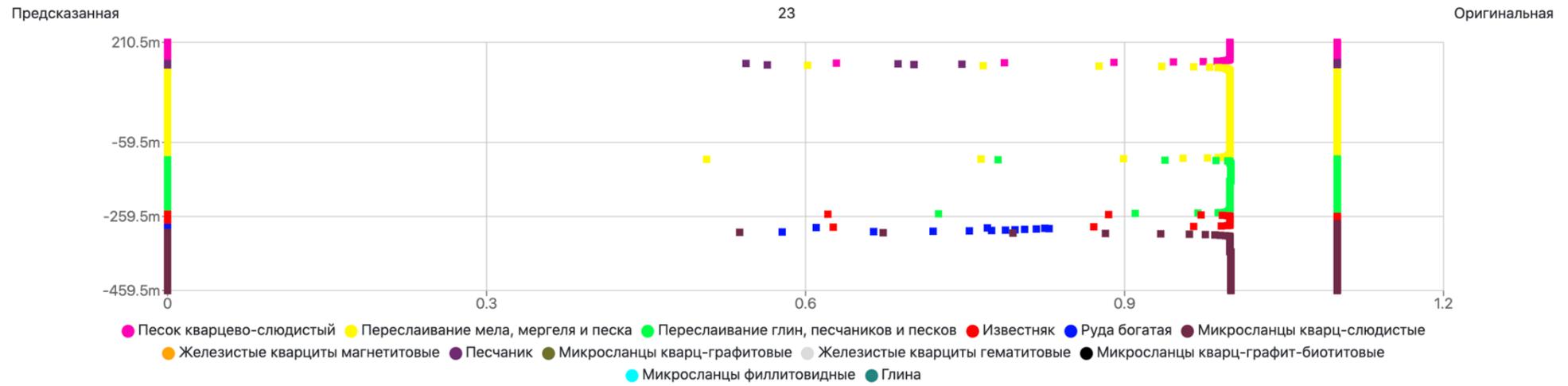
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 20)



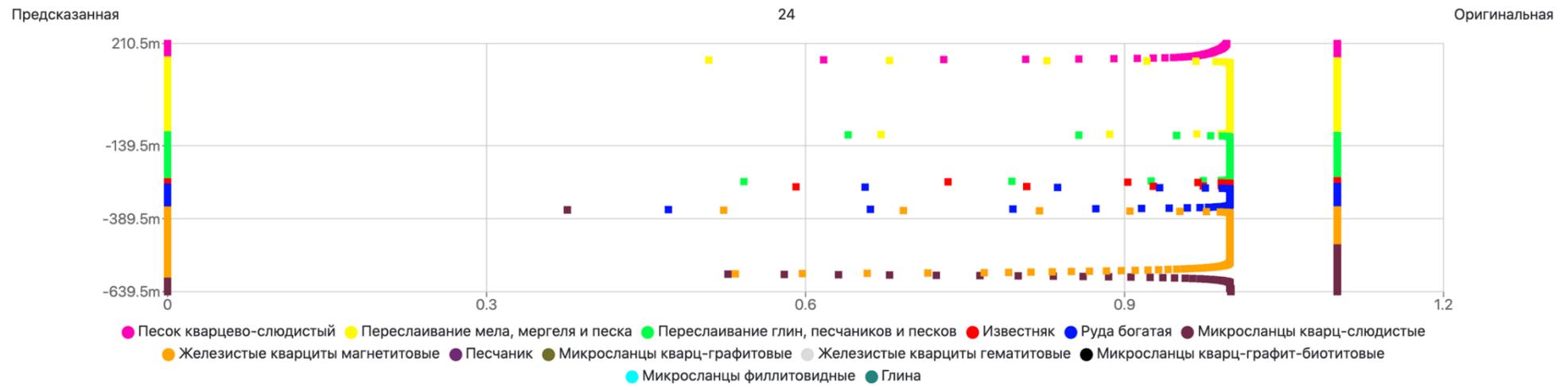
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 21)



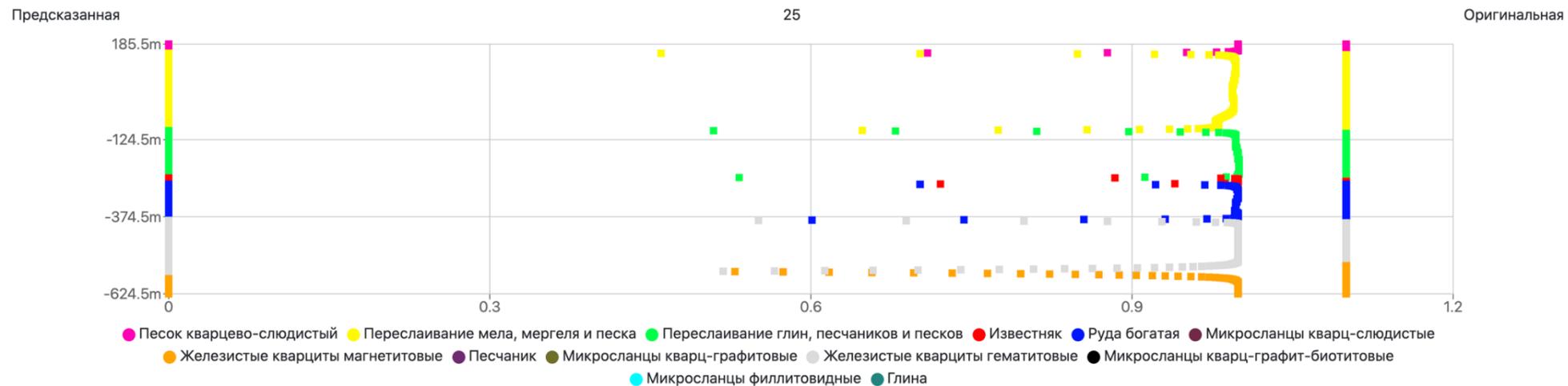
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 22)



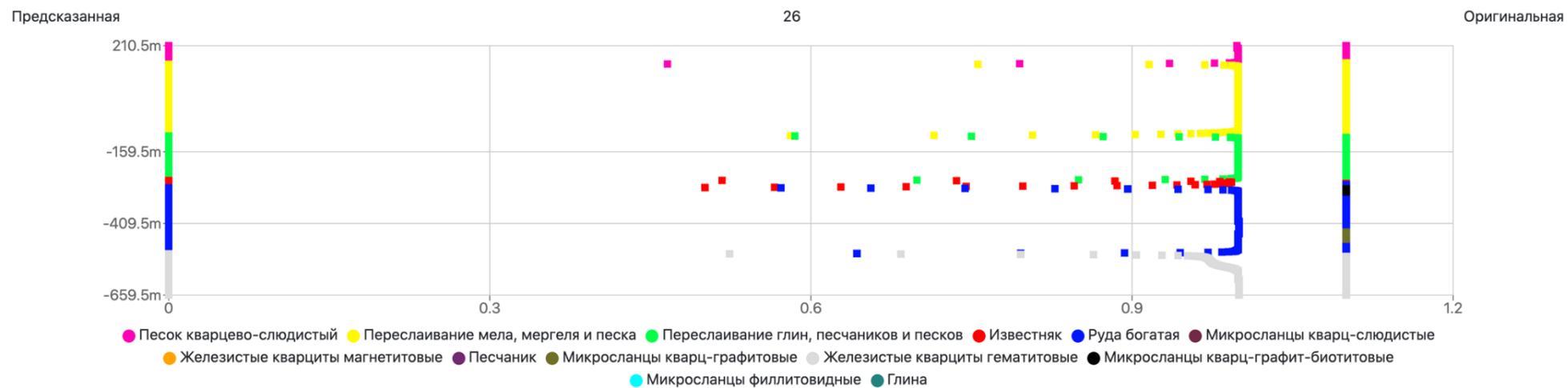
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 23)



Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 24)



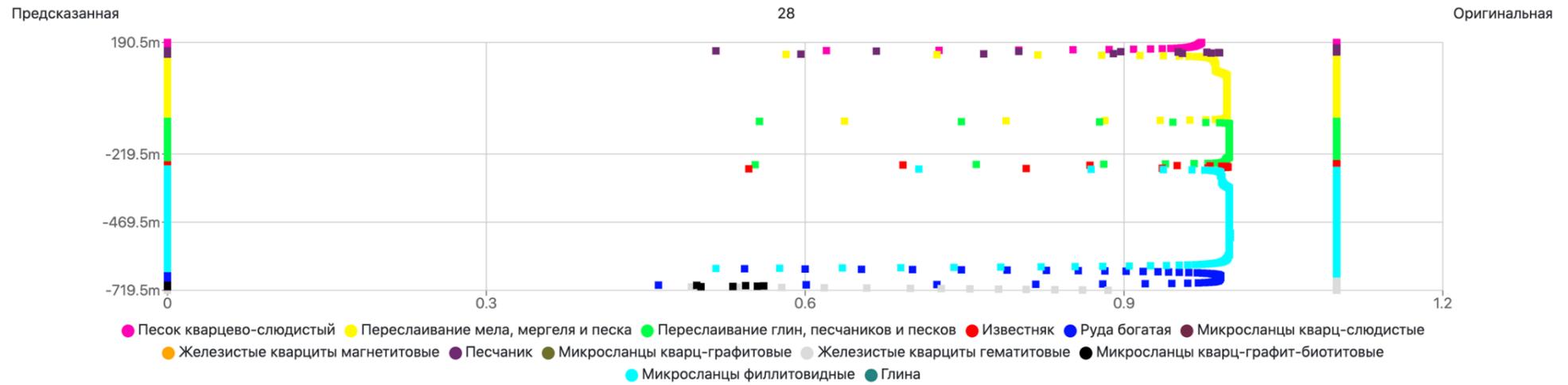
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 25)



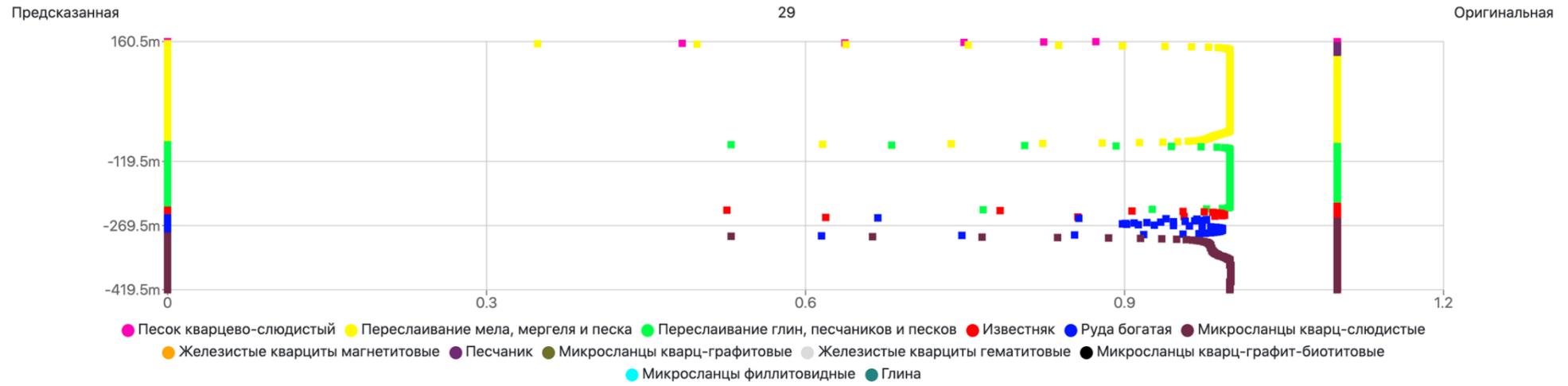
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 26)



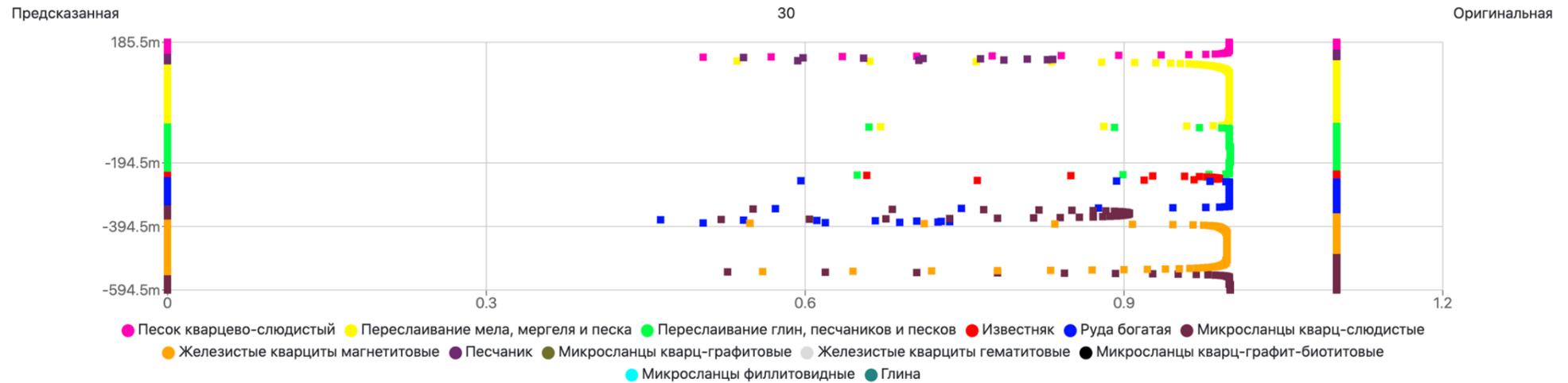
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 27)



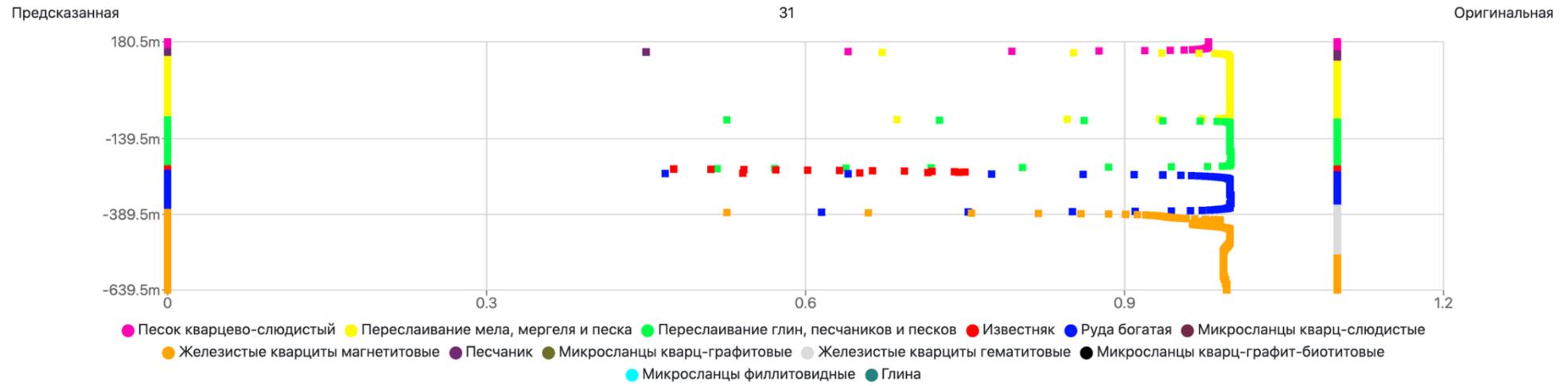
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 28)



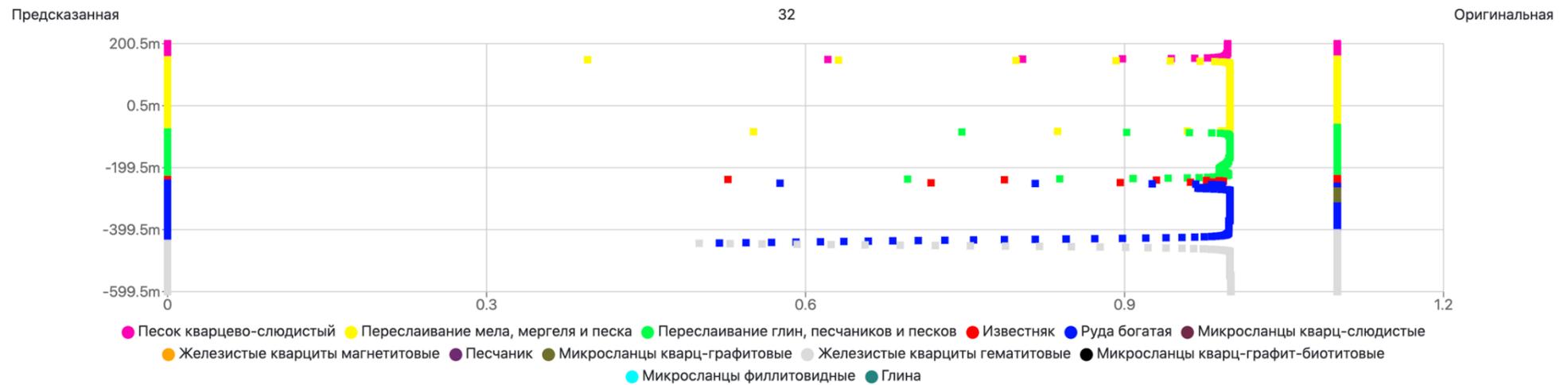
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 29)



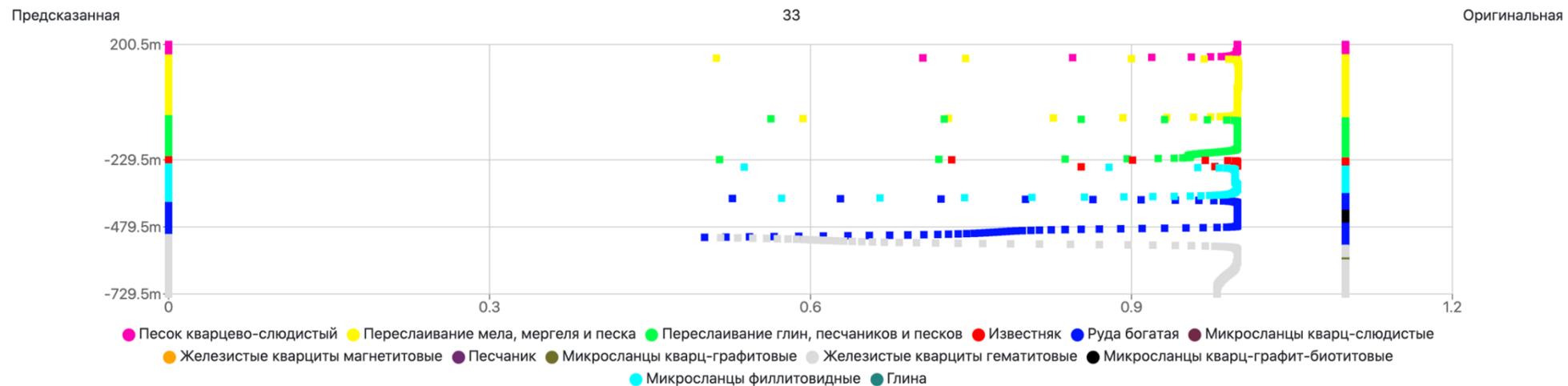
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 30)



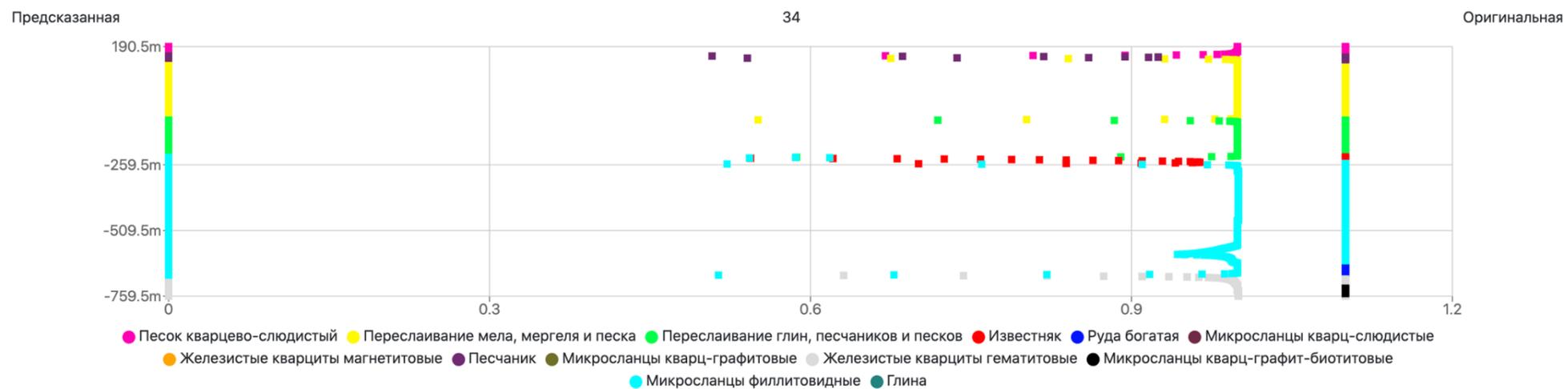
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 31)



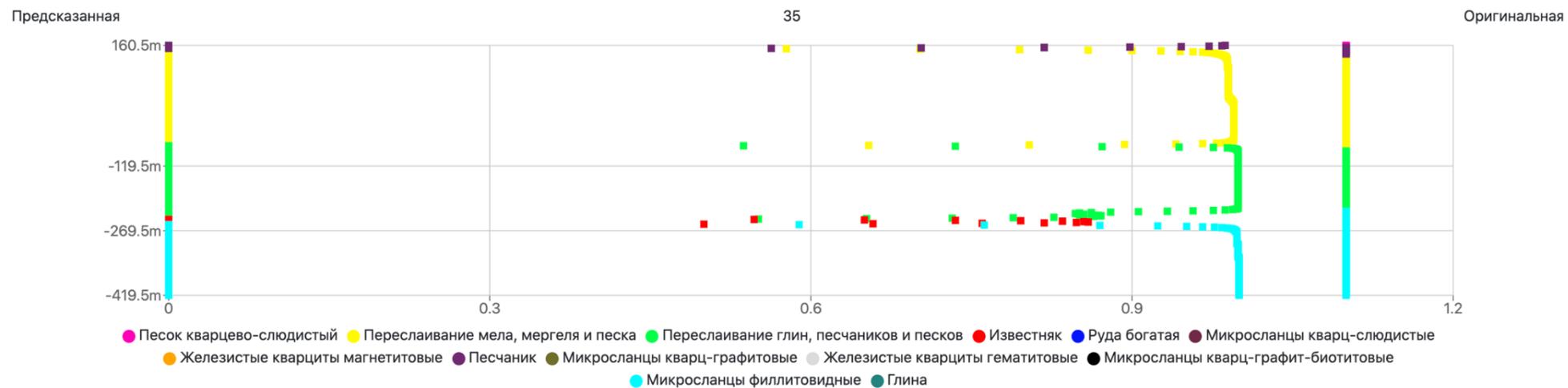
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 32)



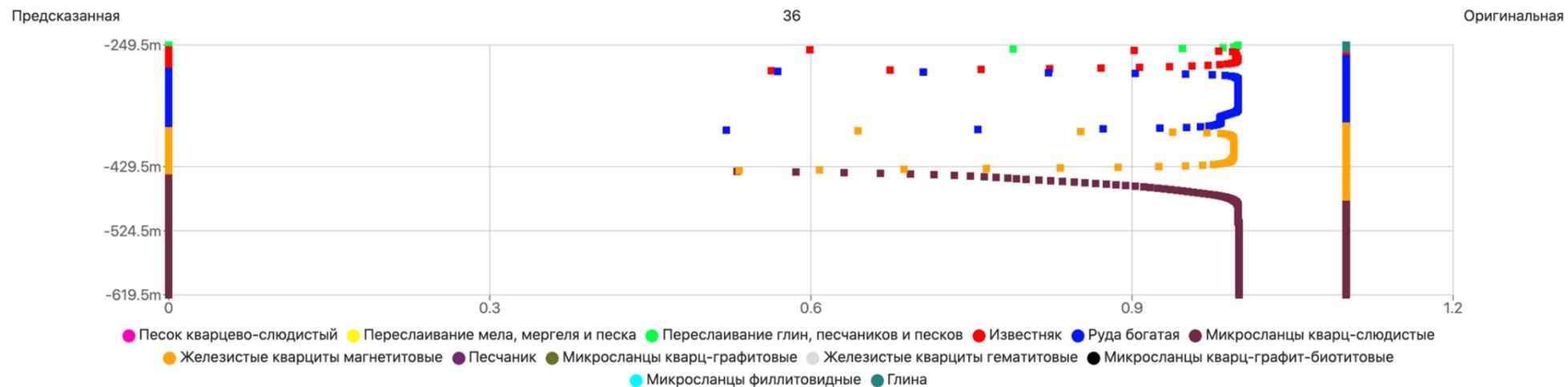
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 33)



Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 34)



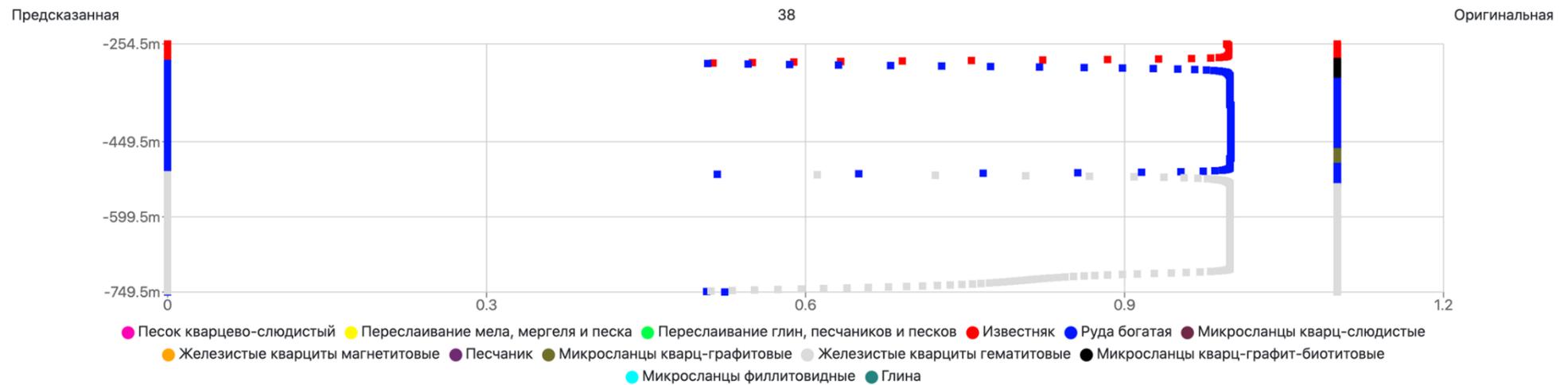
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 35)



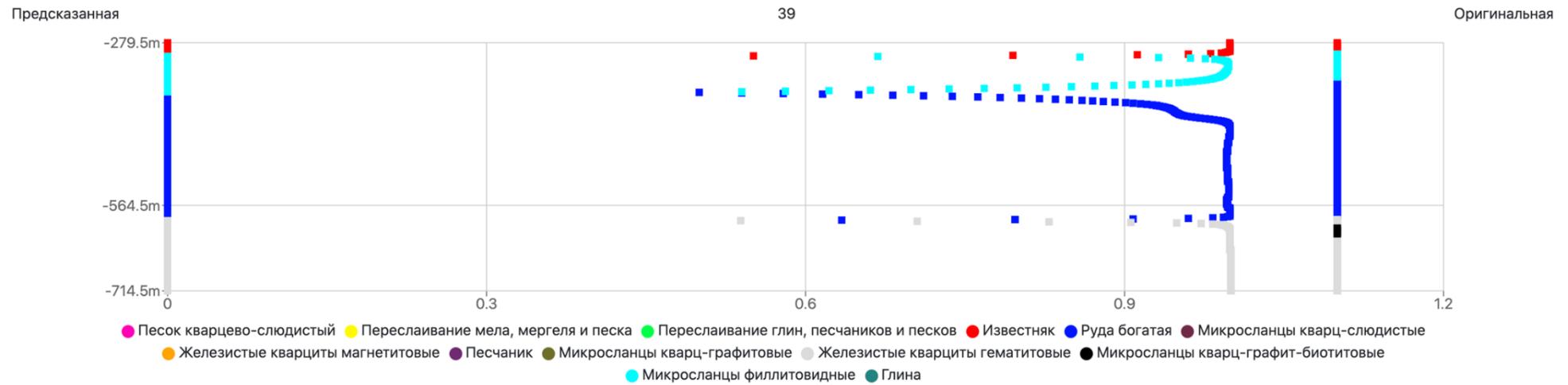
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 36)



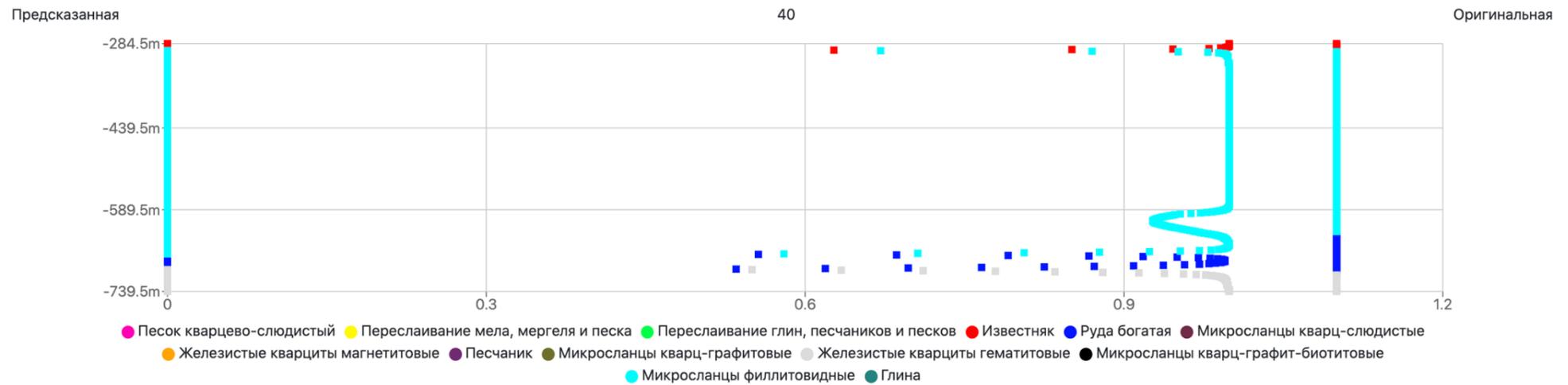
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 37)



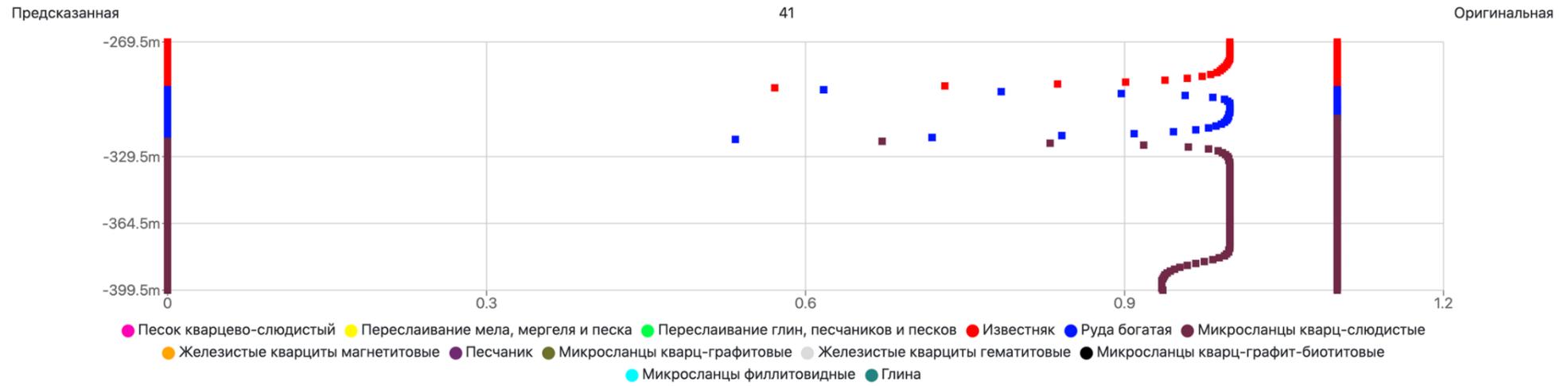
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 38)



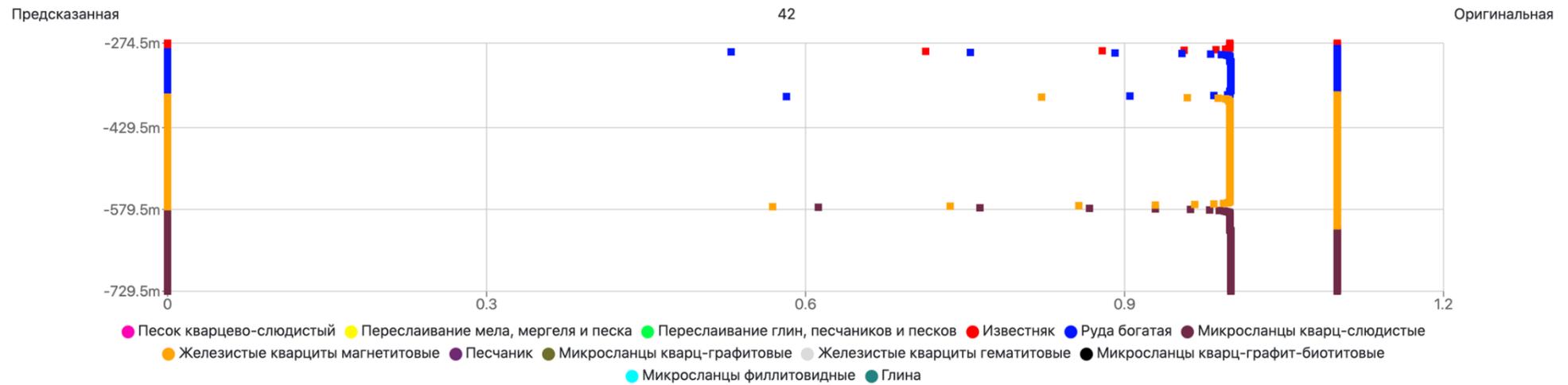
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 39)



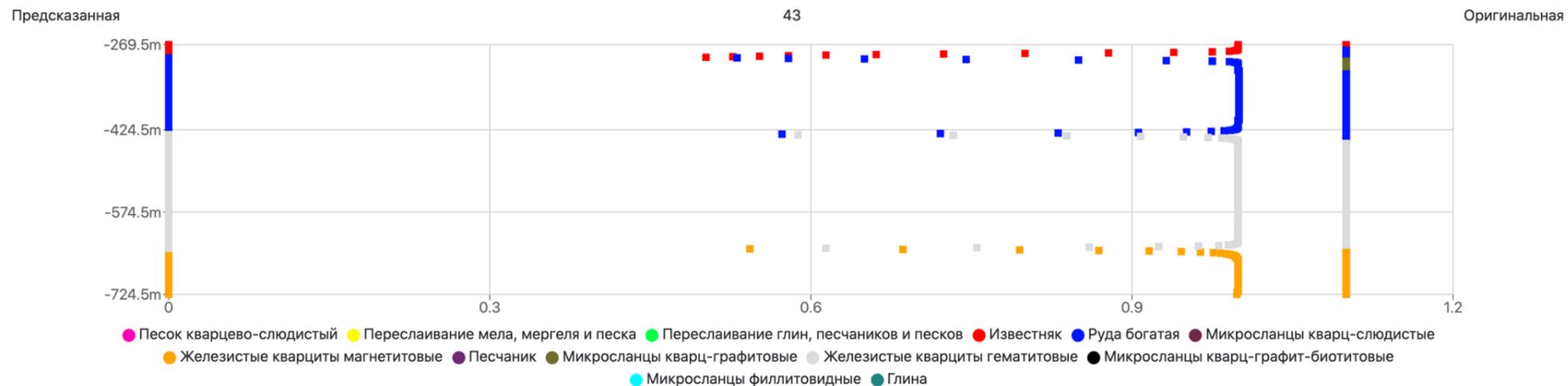
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 40)



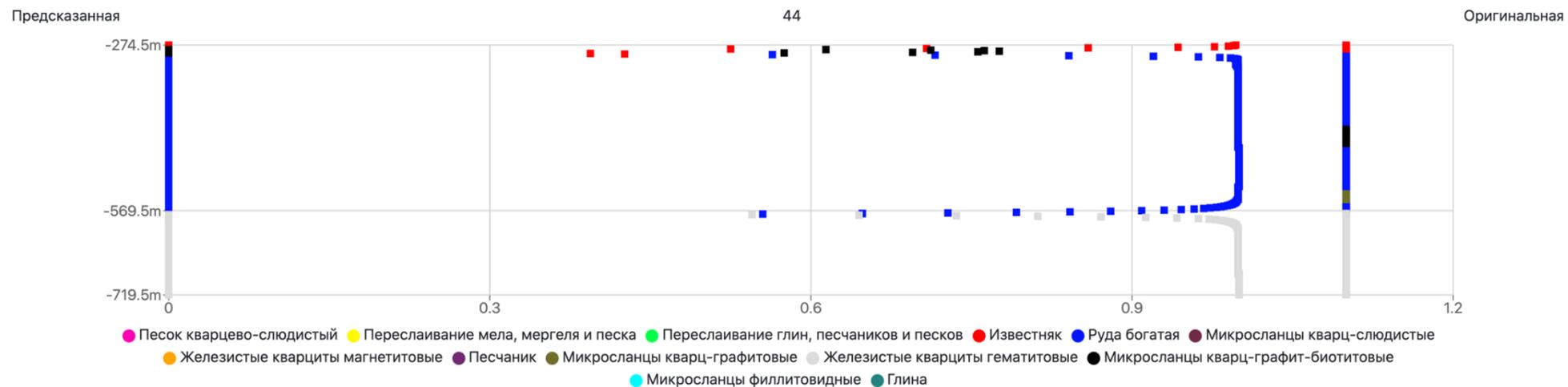
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 41)



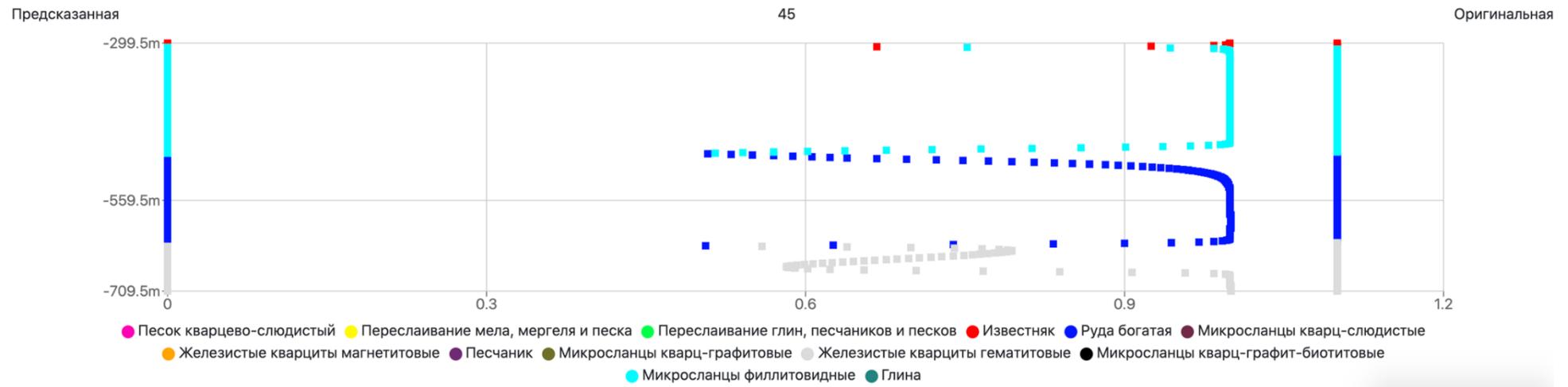
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 42)



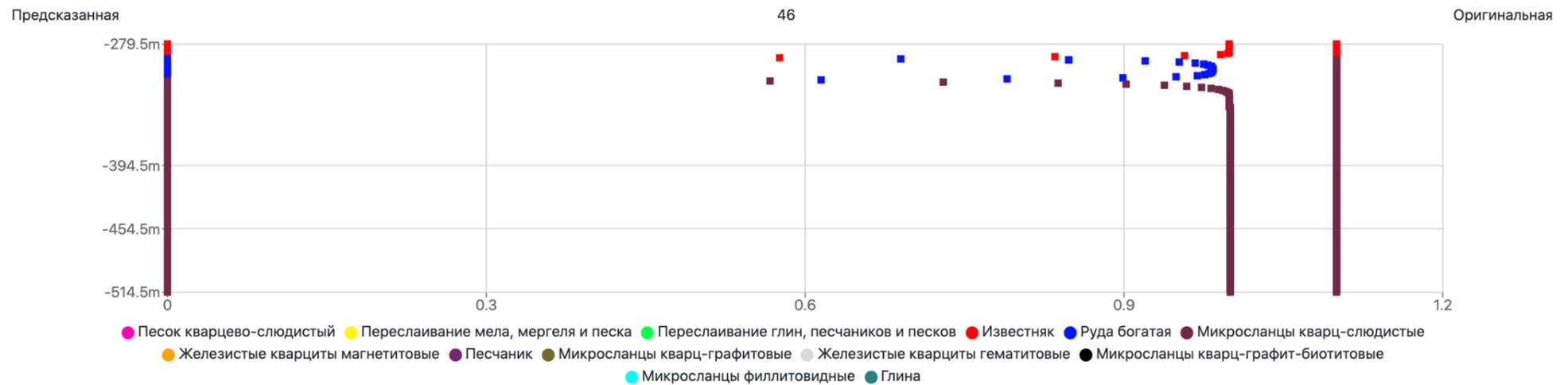
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 43)



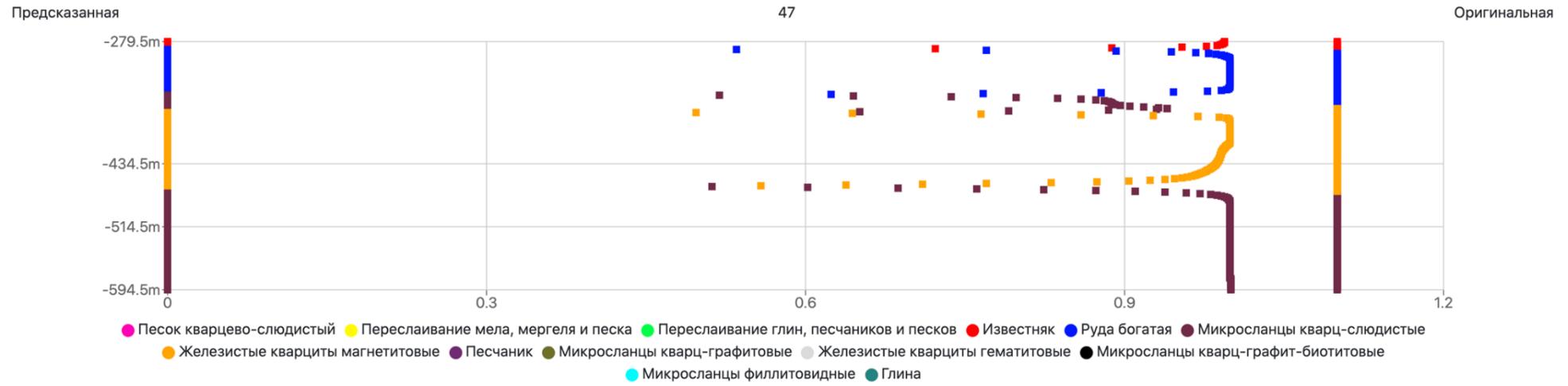
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 44)



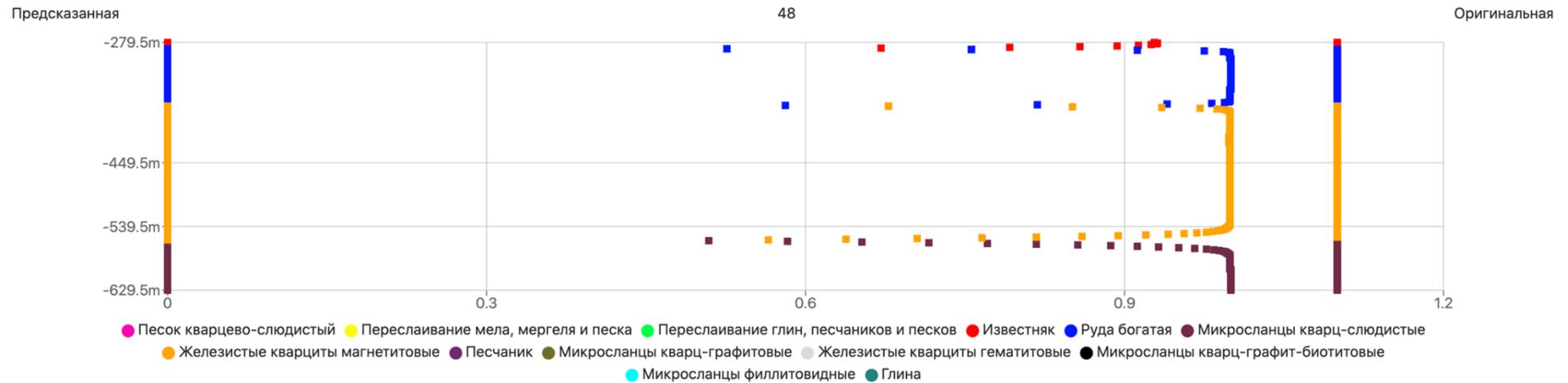
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 45)



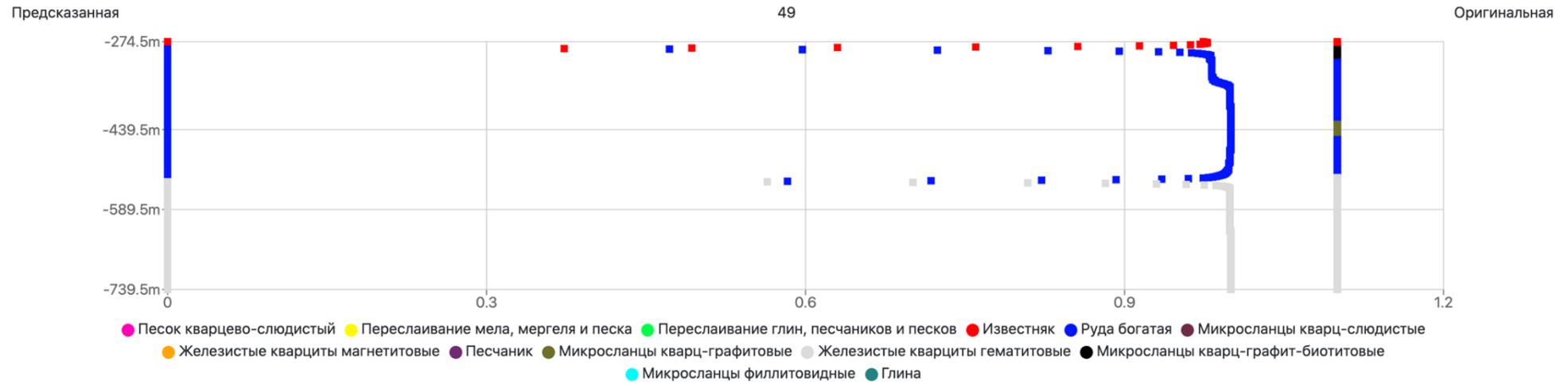
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 46)



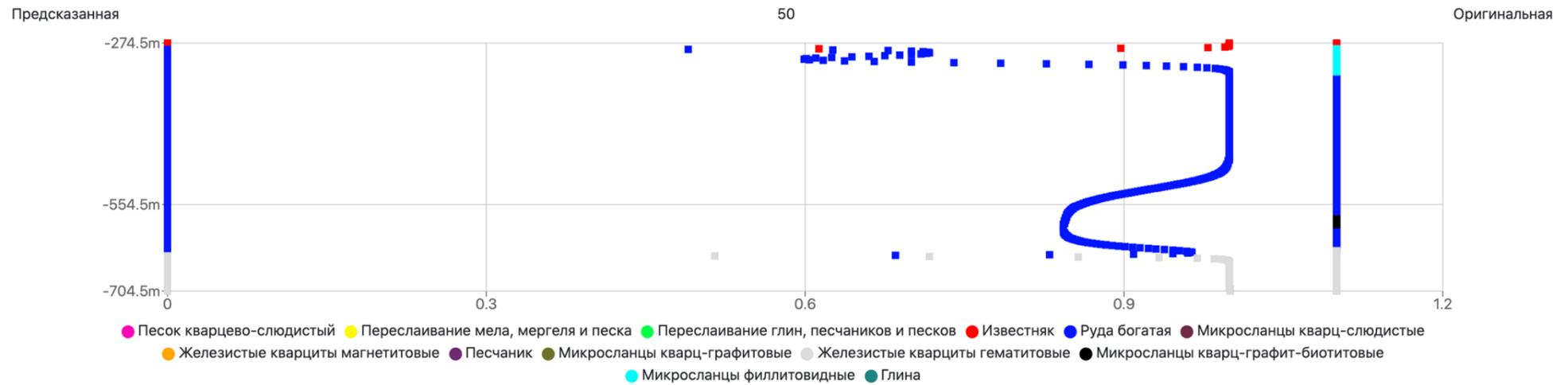
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 47)



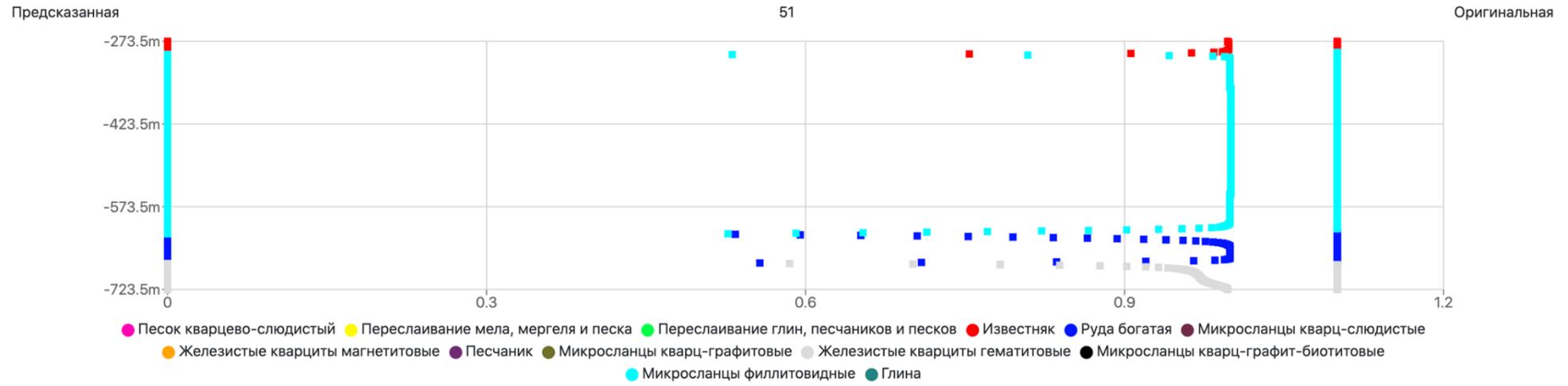
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 48)



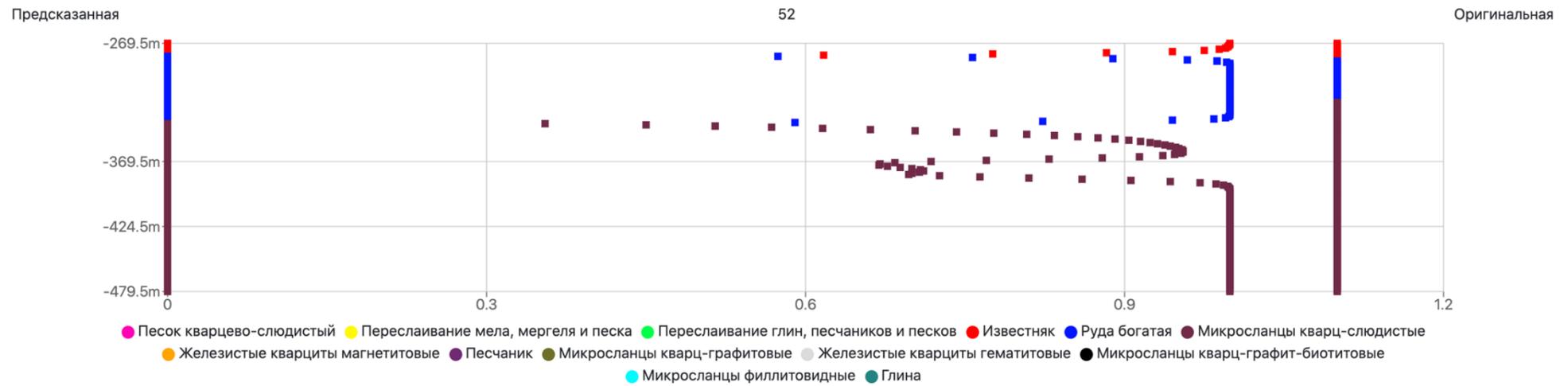
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 49)



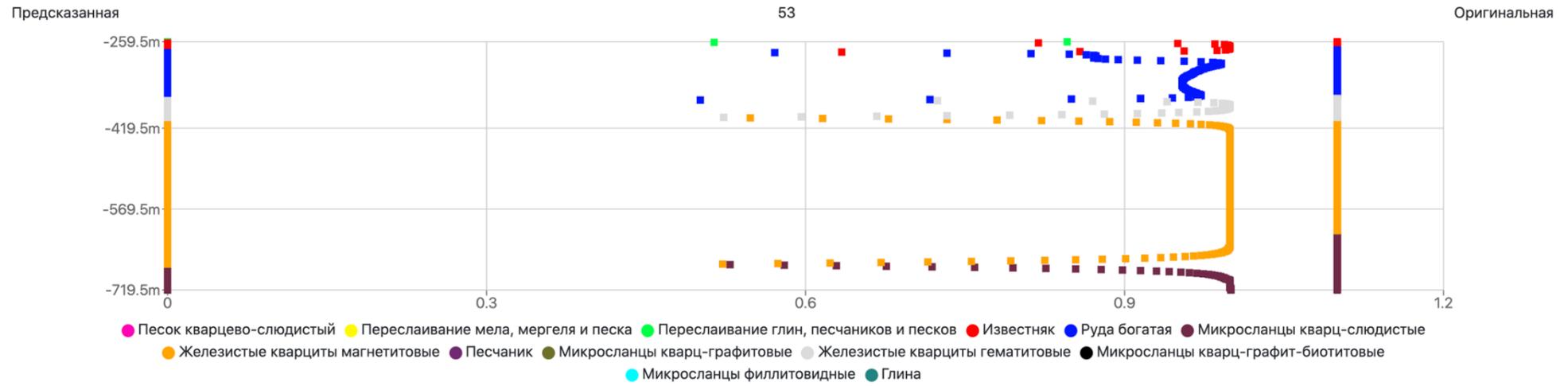
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 50)



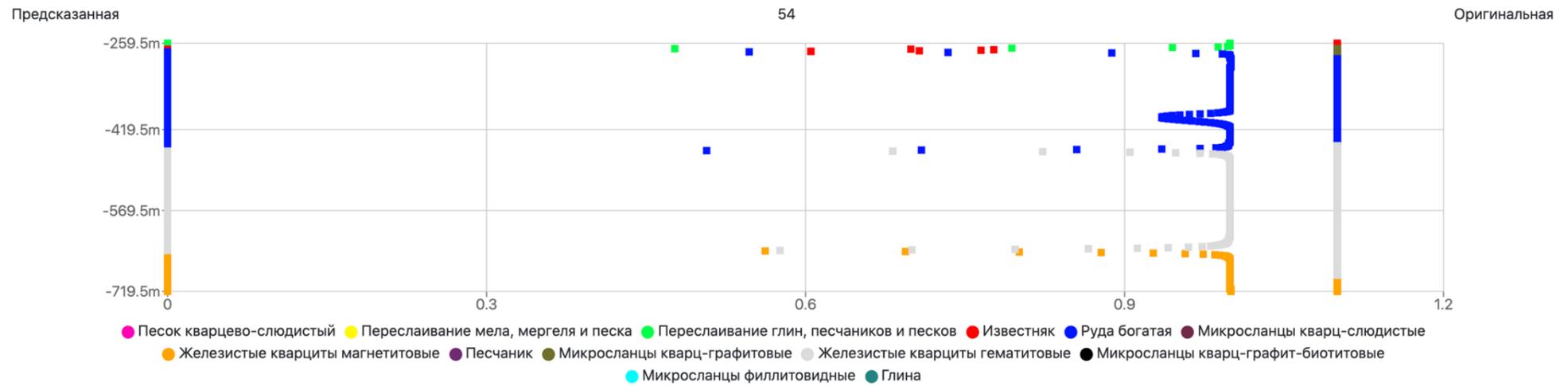
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 51)



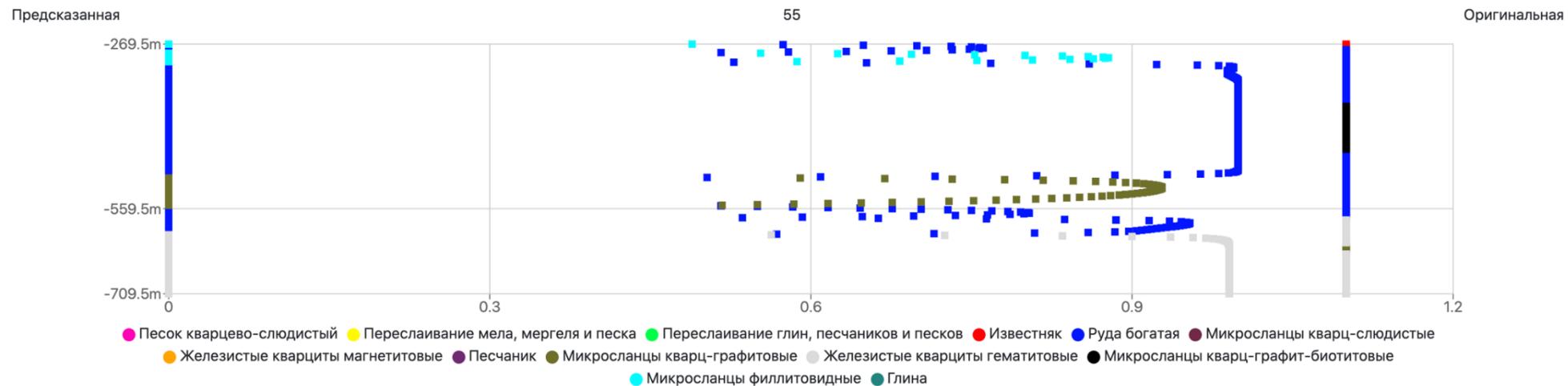
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 52)



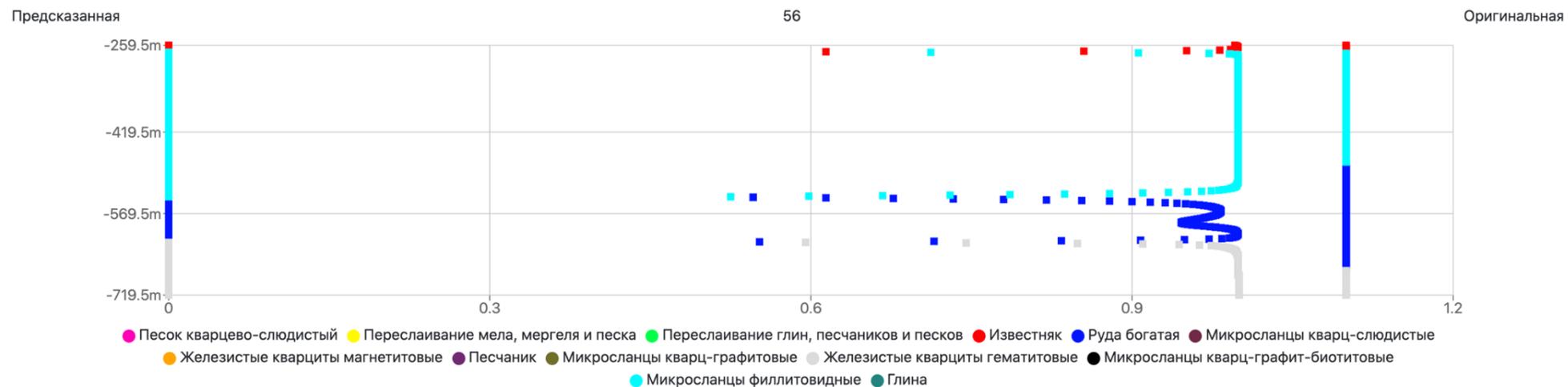
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 53)



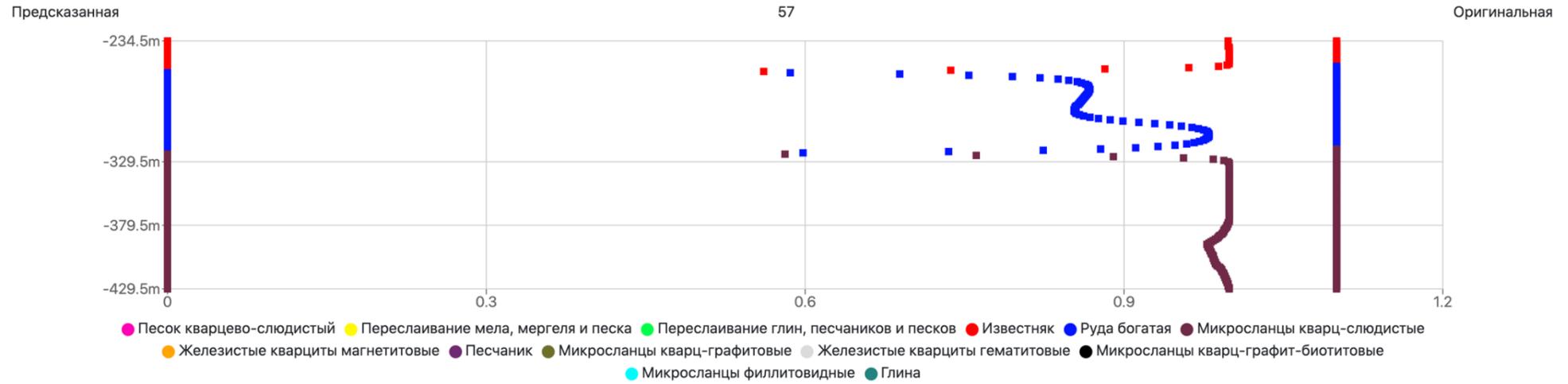
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 54)



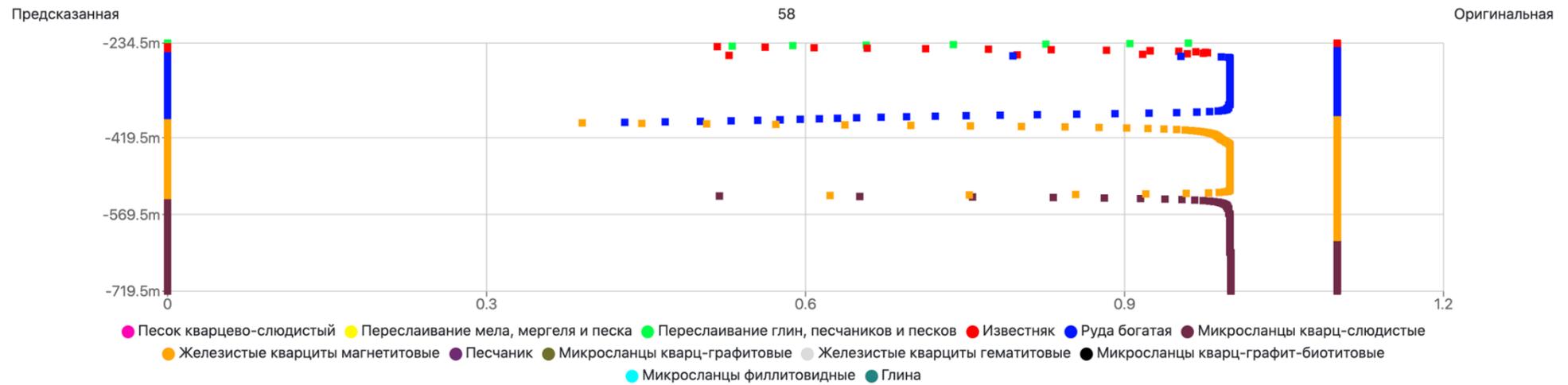
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 55)



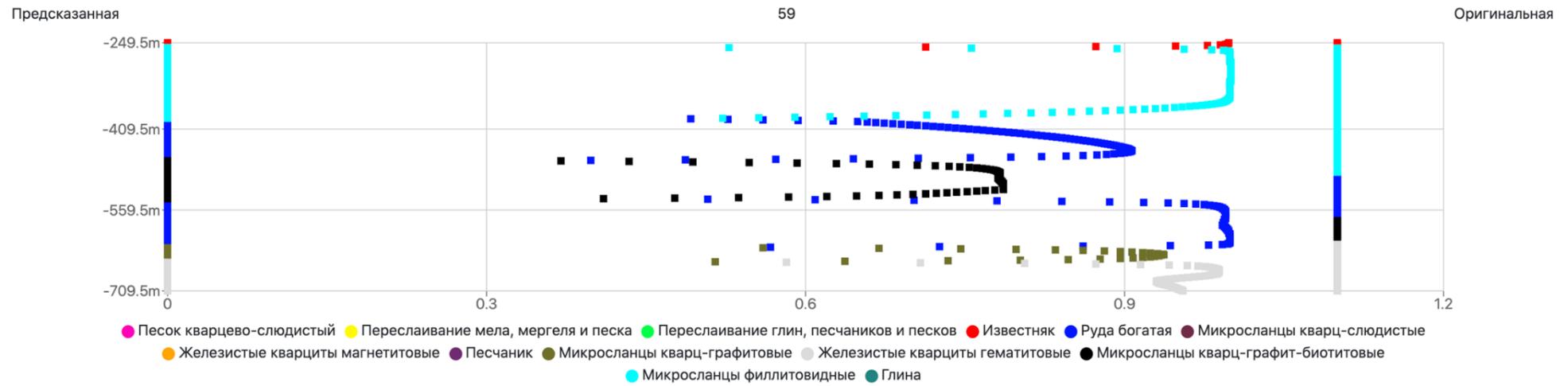
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 56)



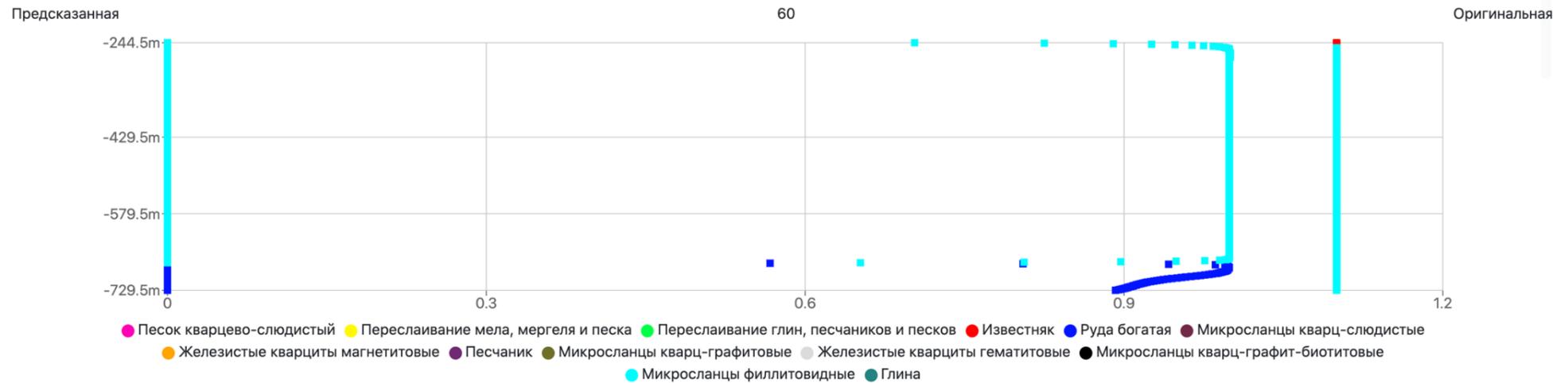
Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 57)



Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 58)

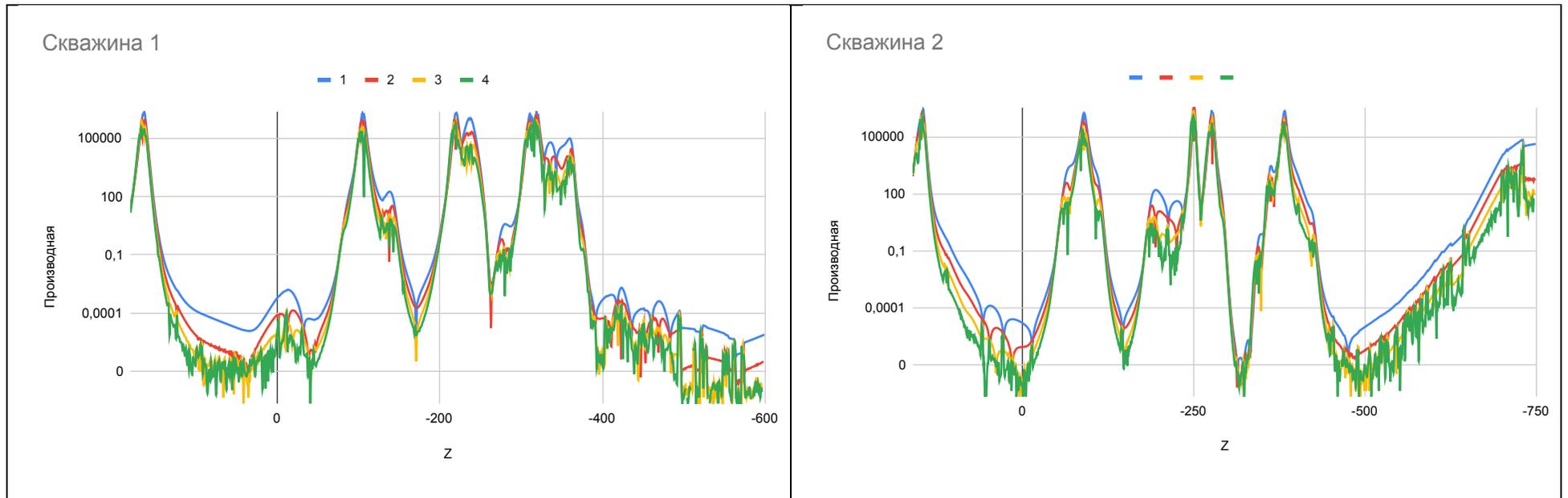


Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 59)

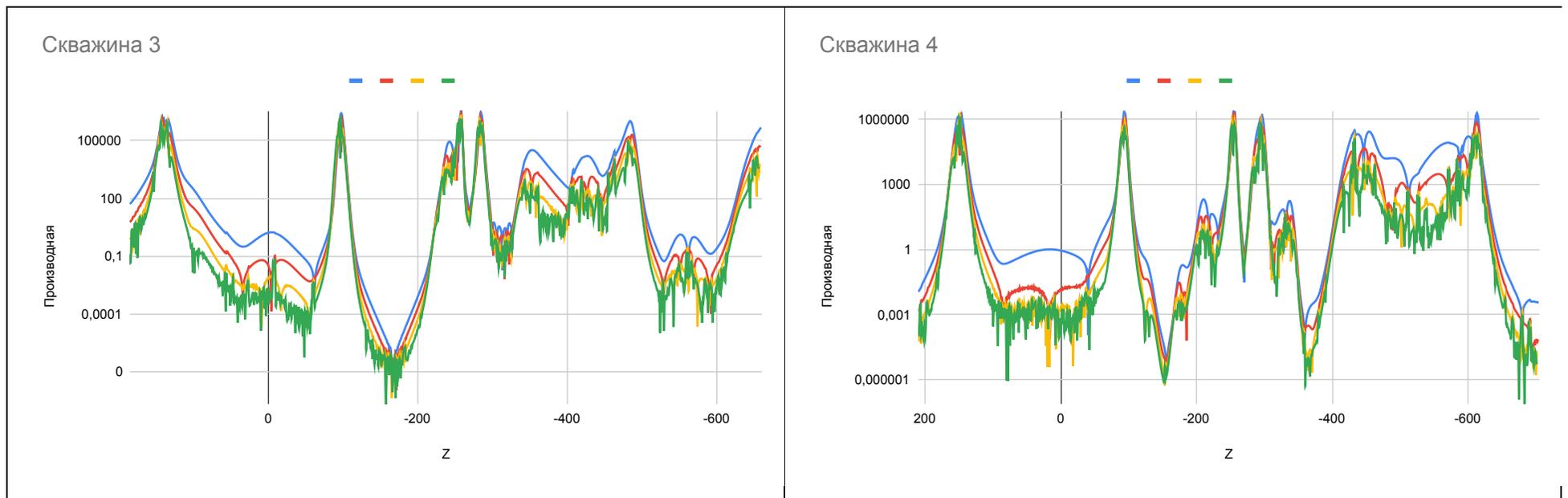


Распределение вероятности в зависимости от глубины литологических разностей (скважины 60)

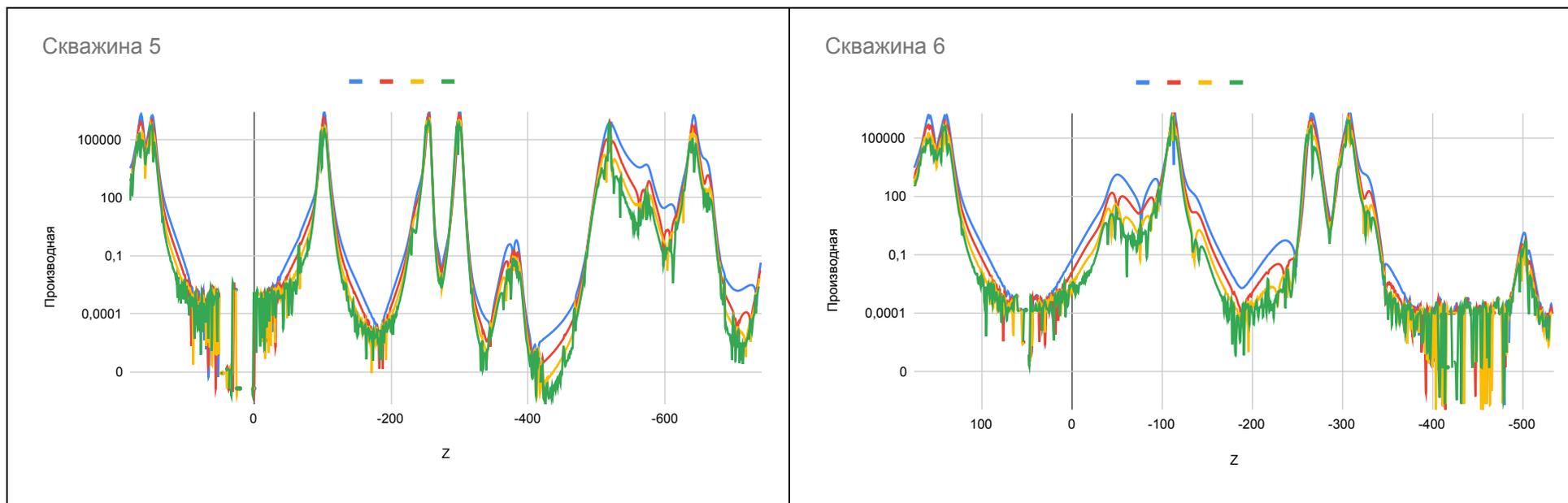
Приложение В



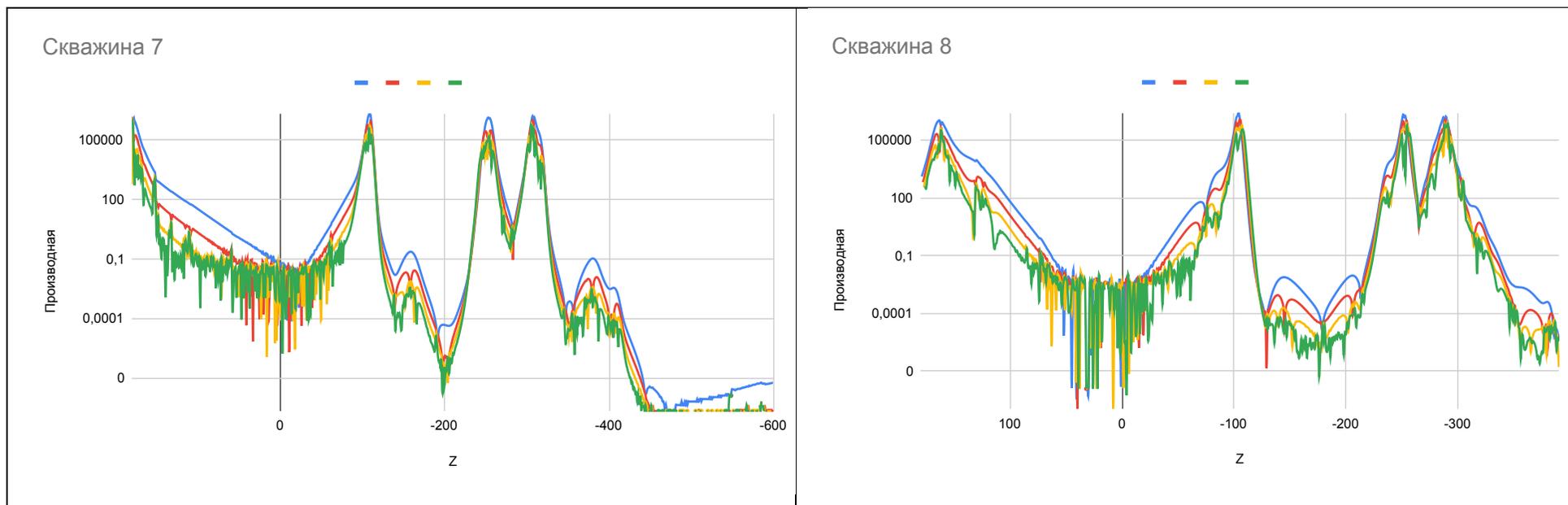
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



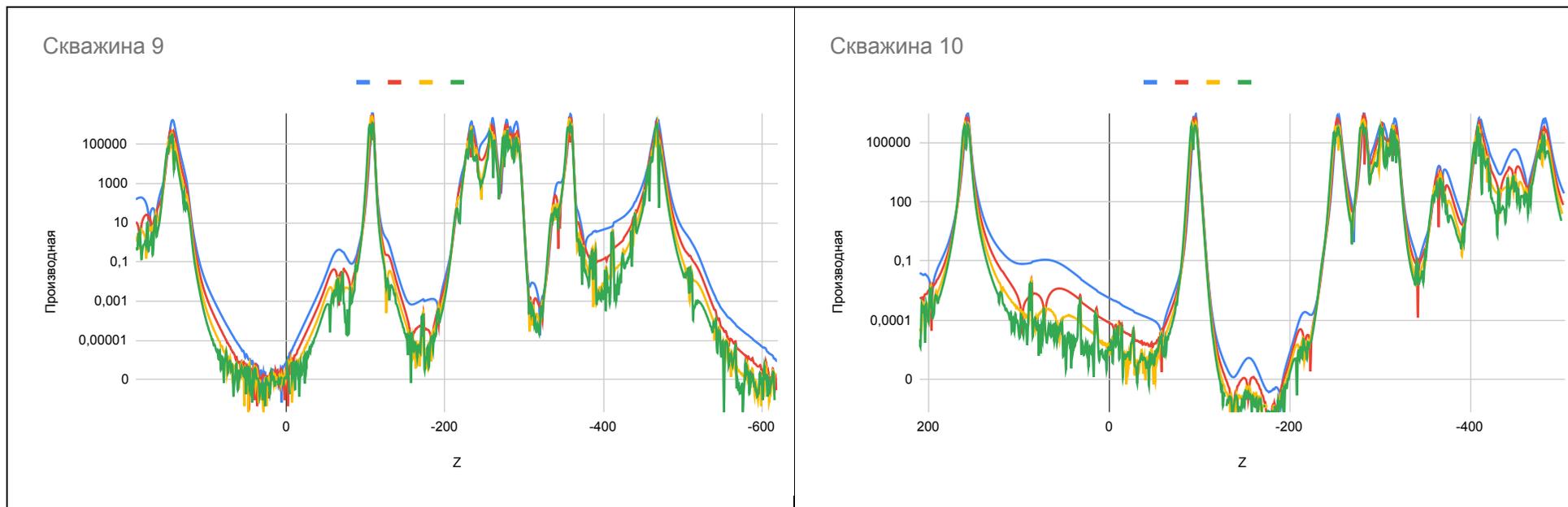
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



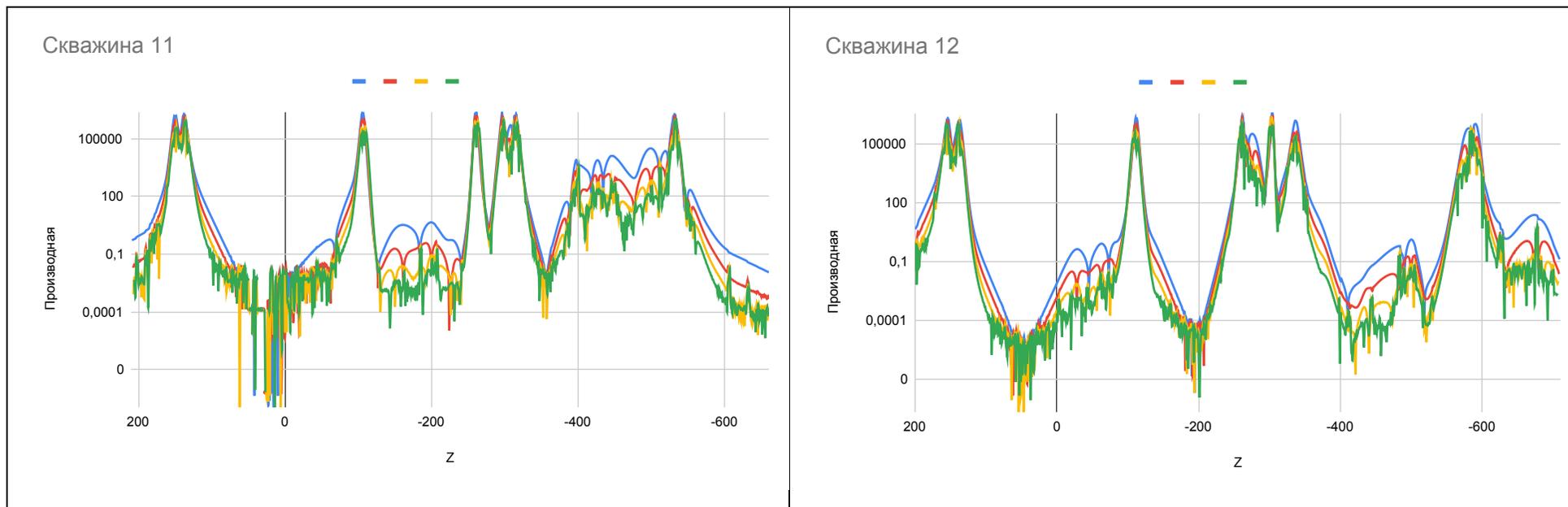
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



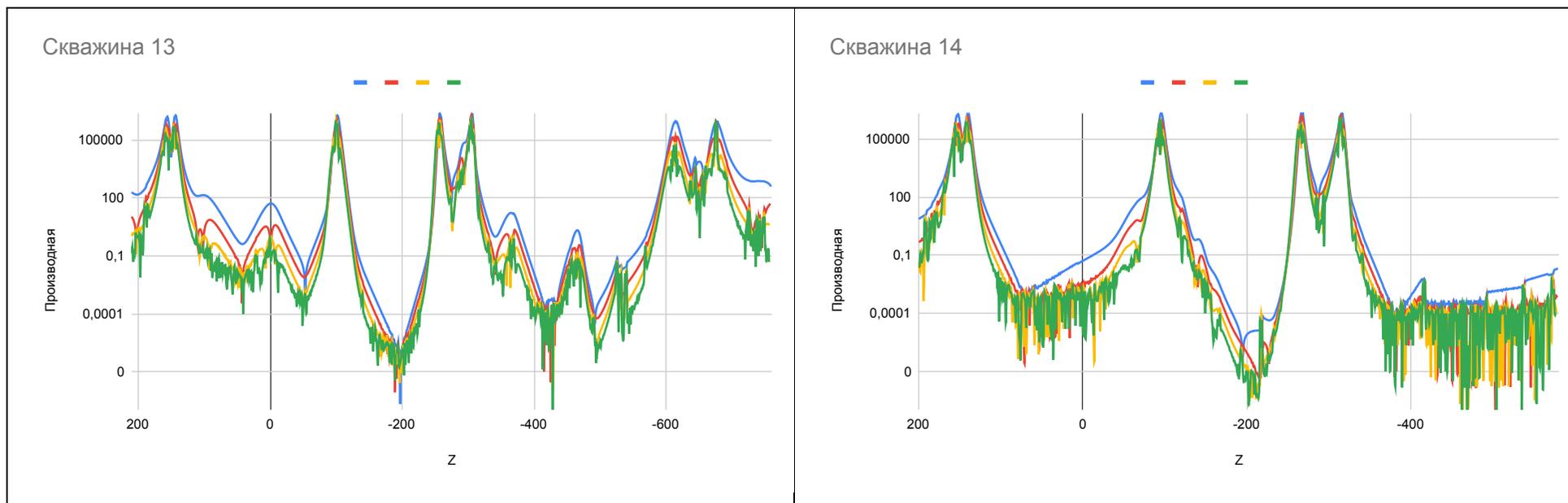
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



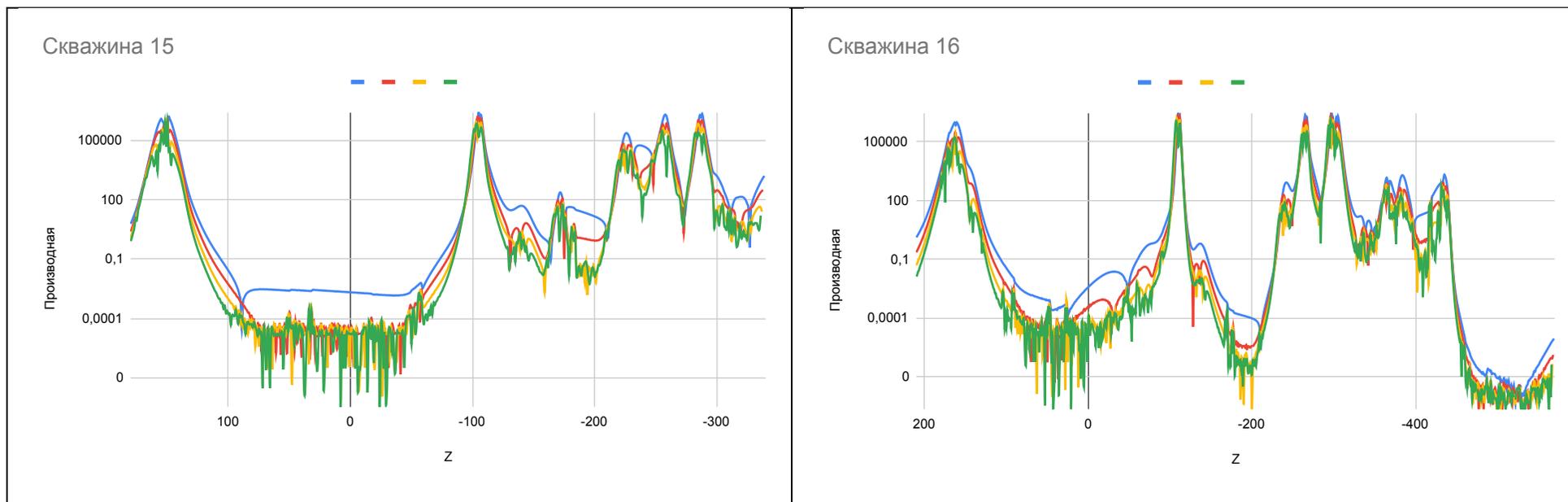
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



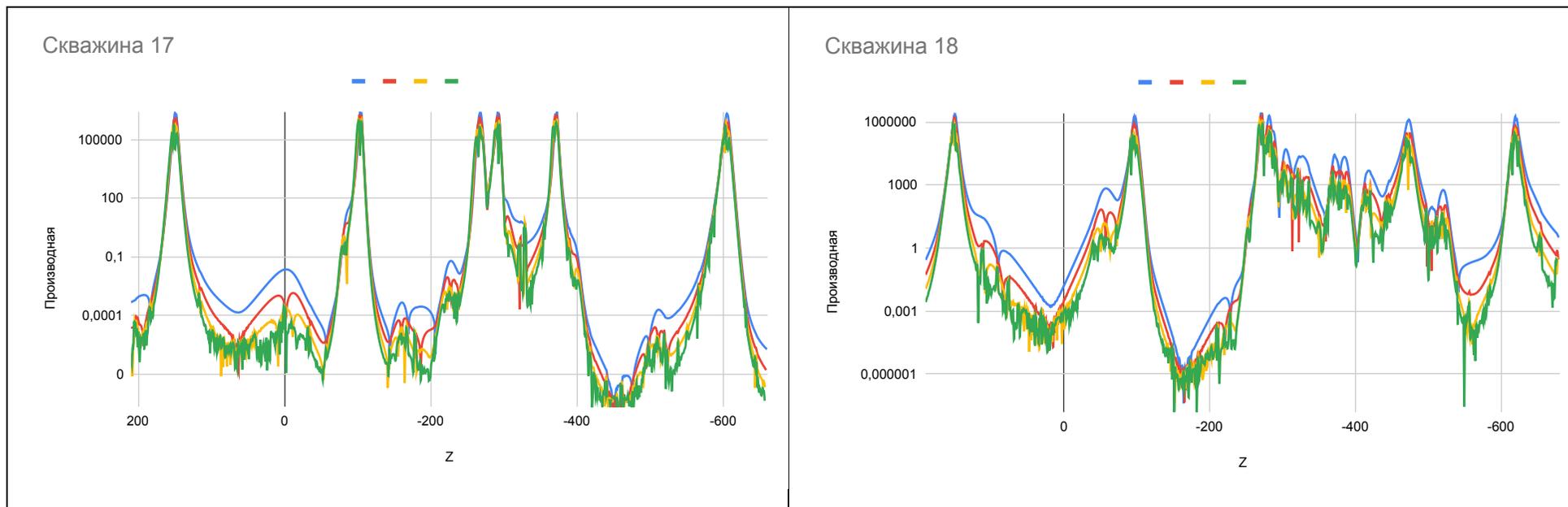
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



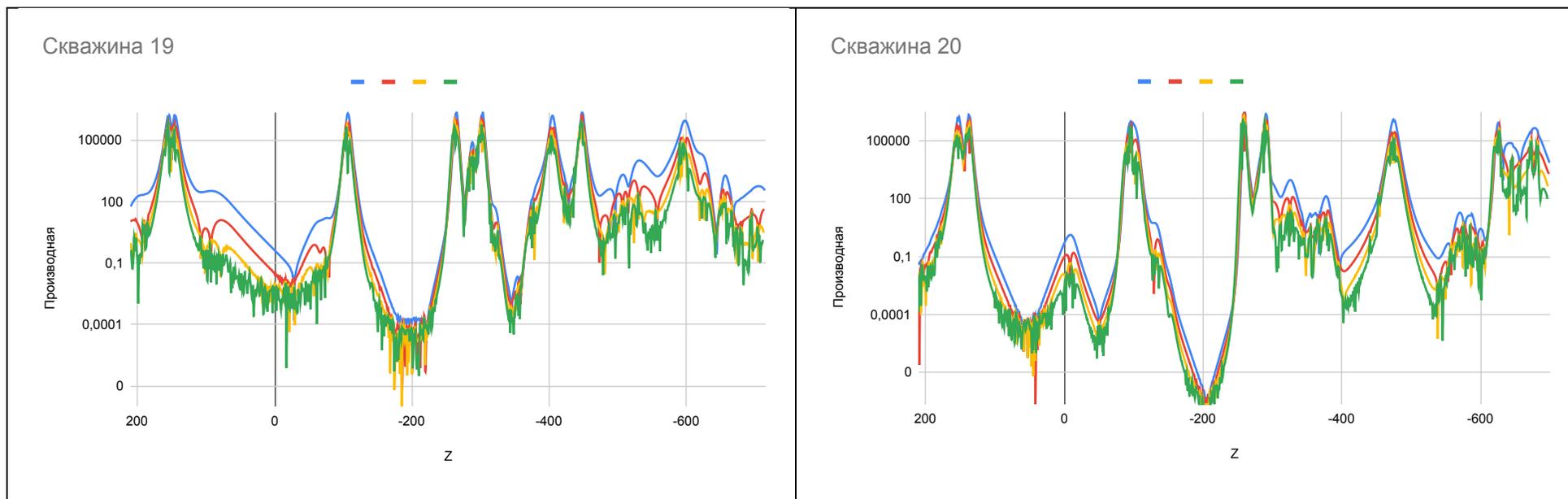
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



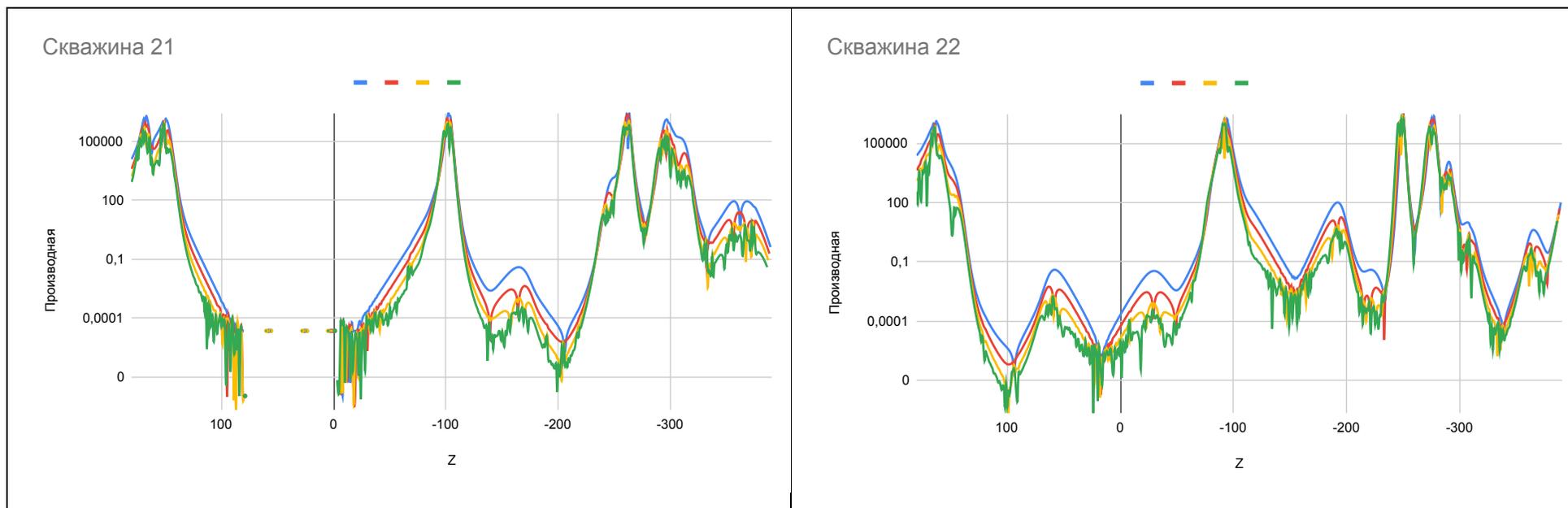
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



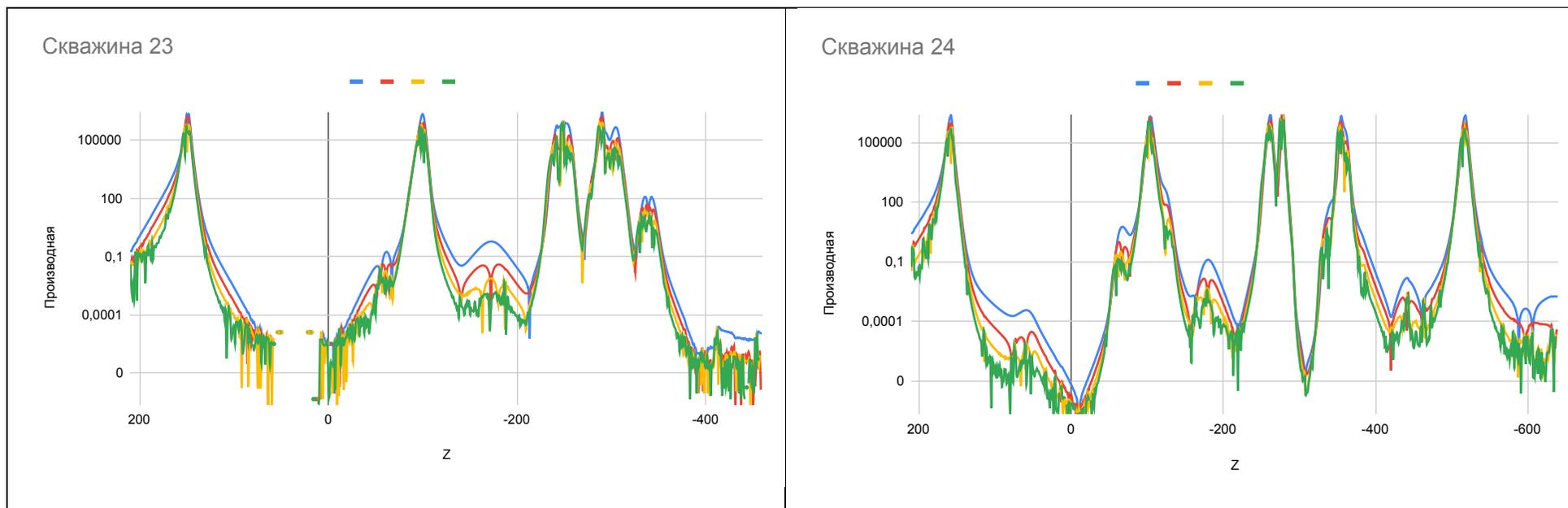
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



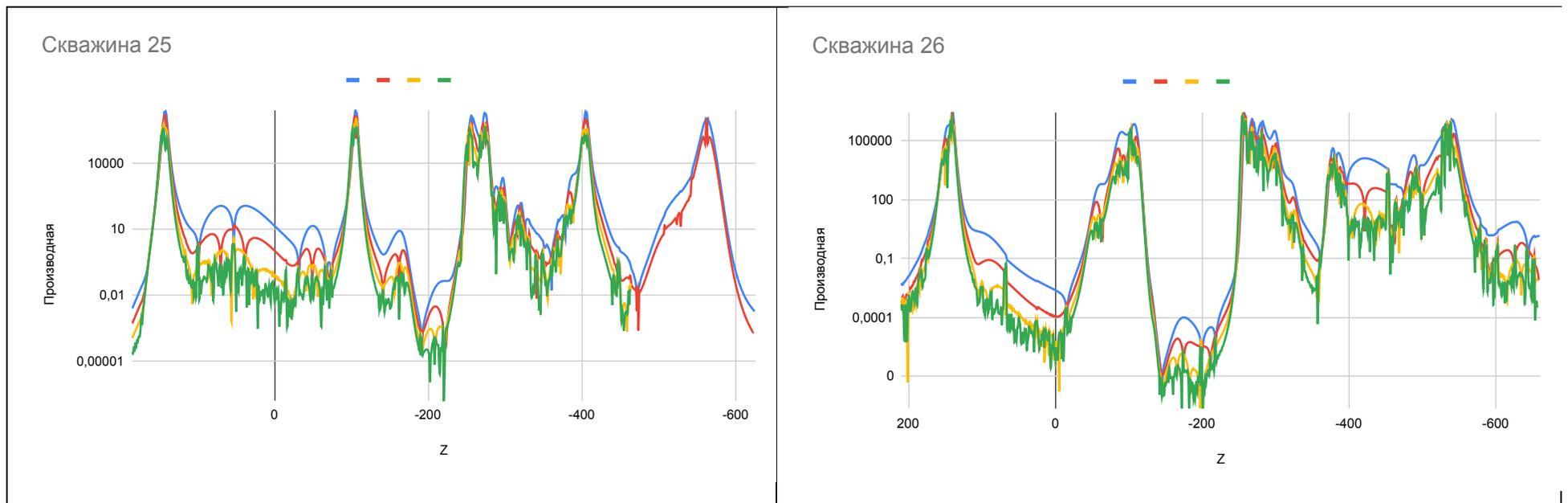
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



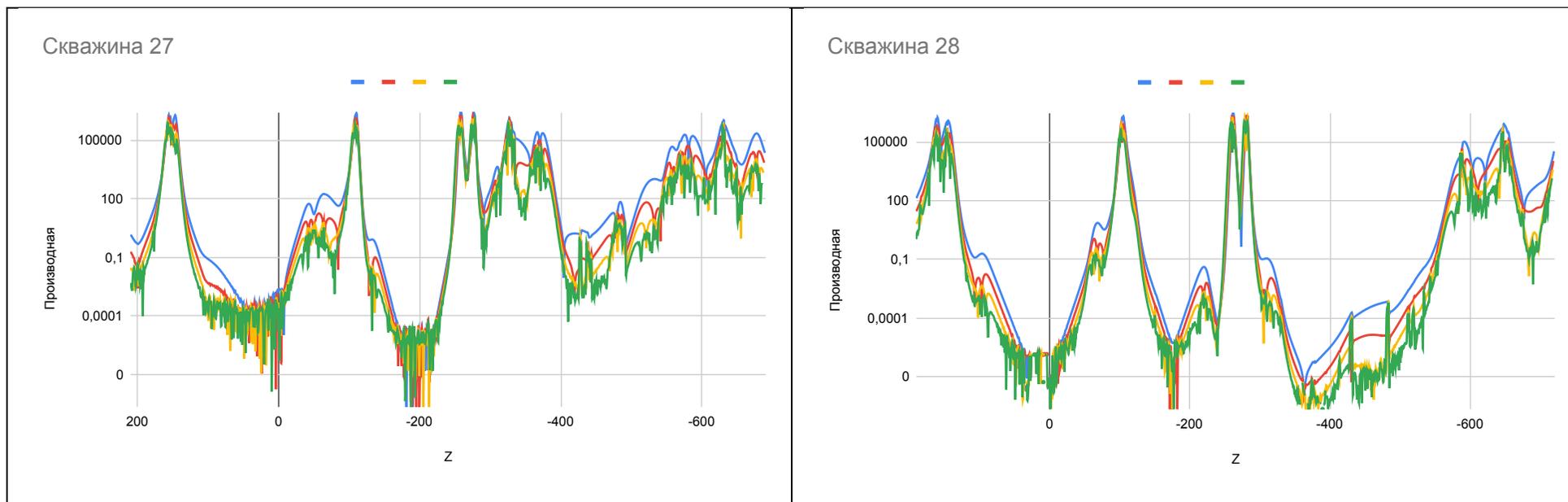
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



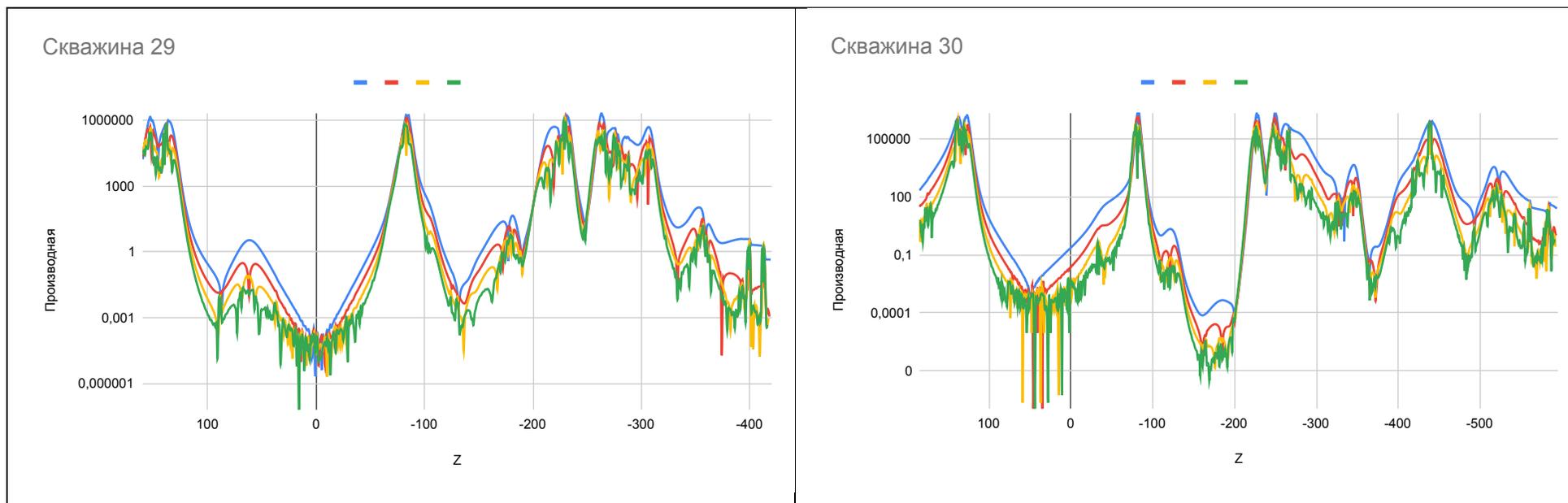
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



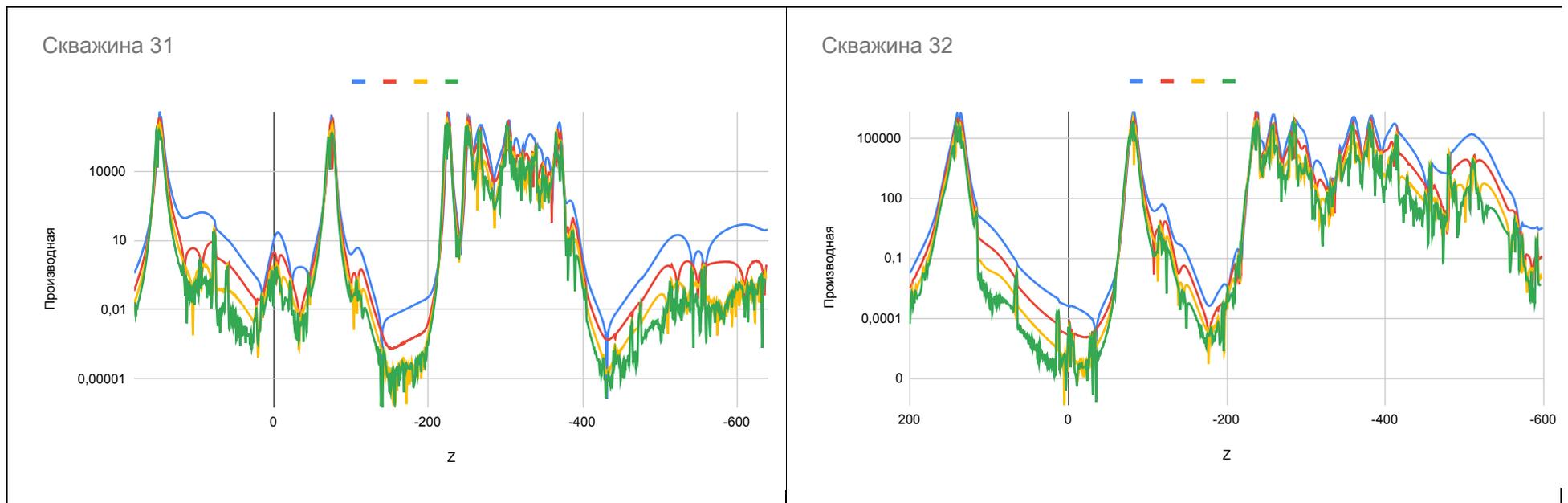
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



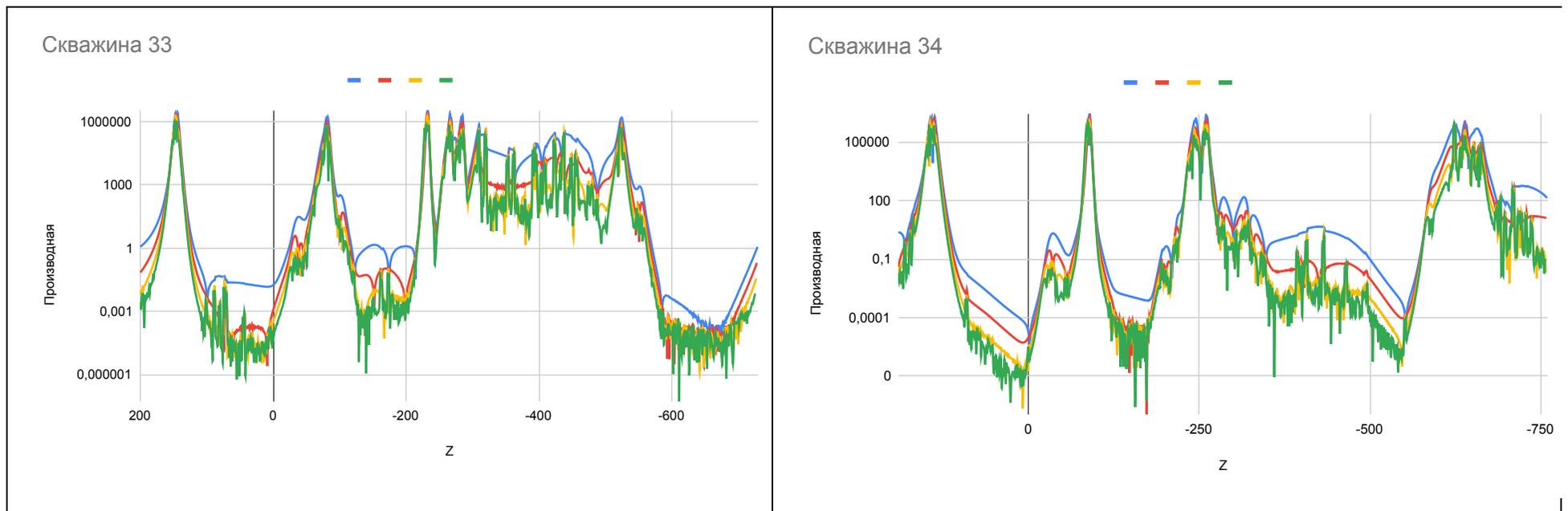
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



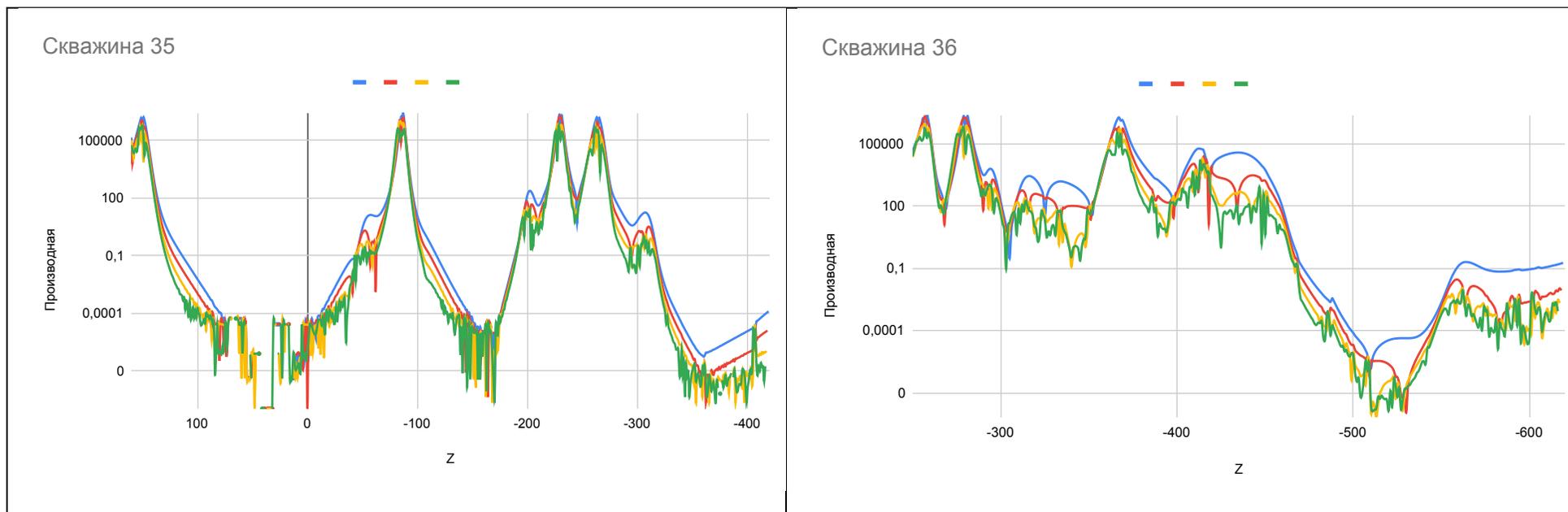
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



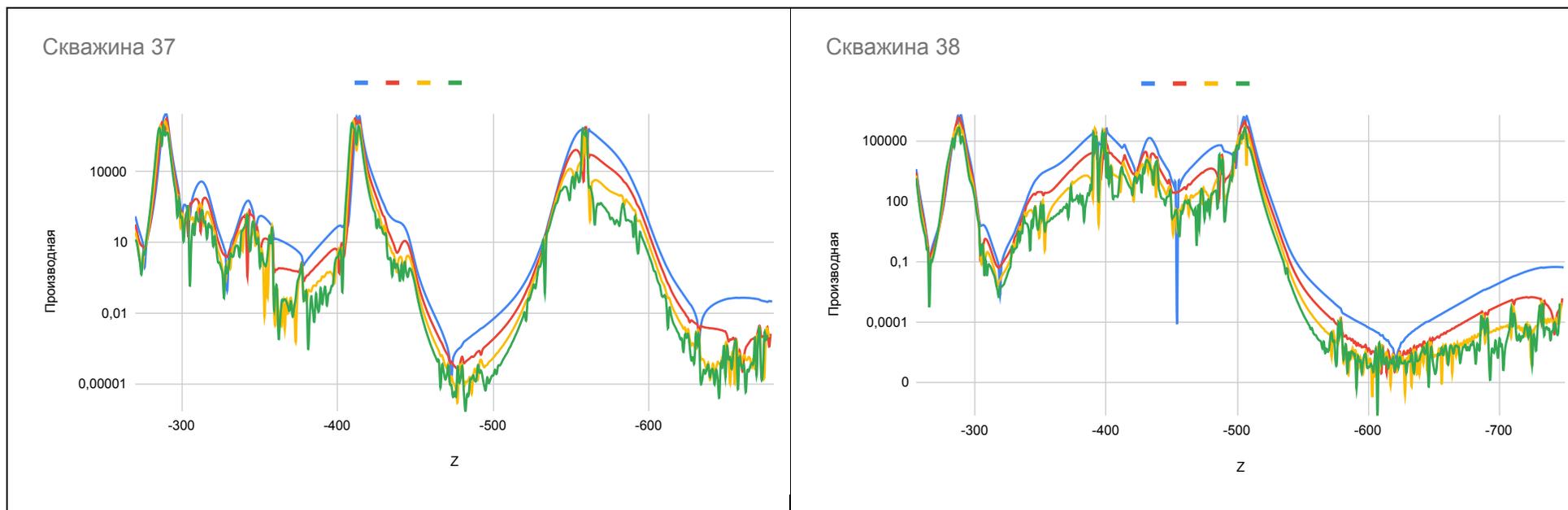
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



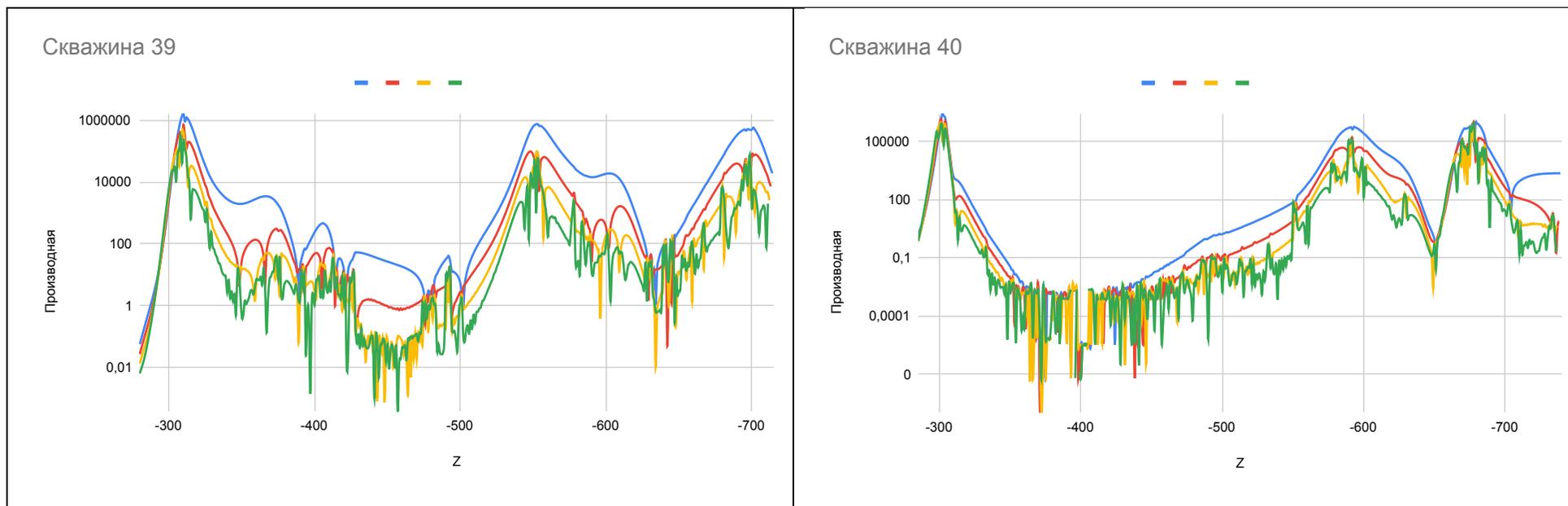
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



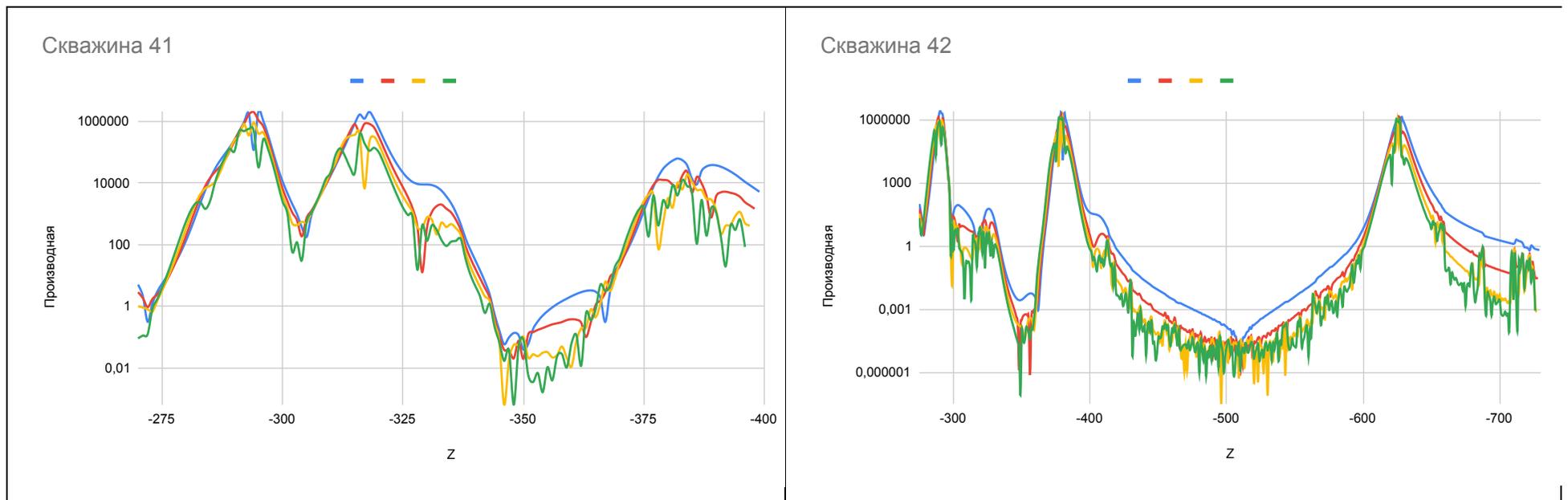
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



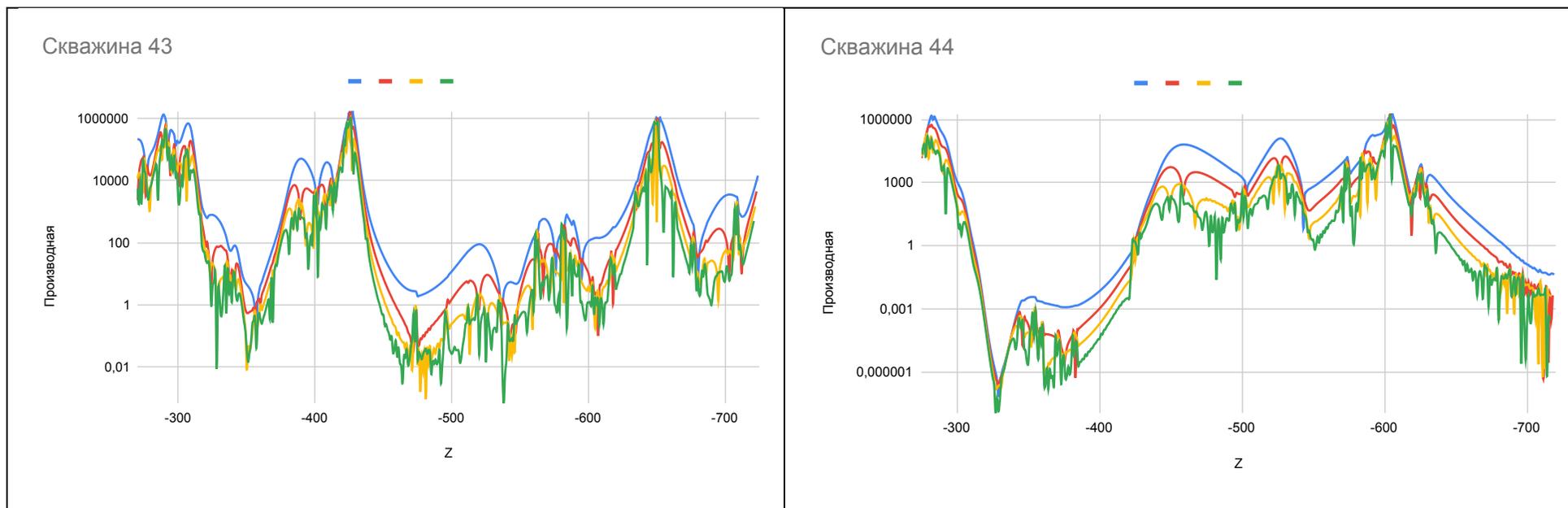
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



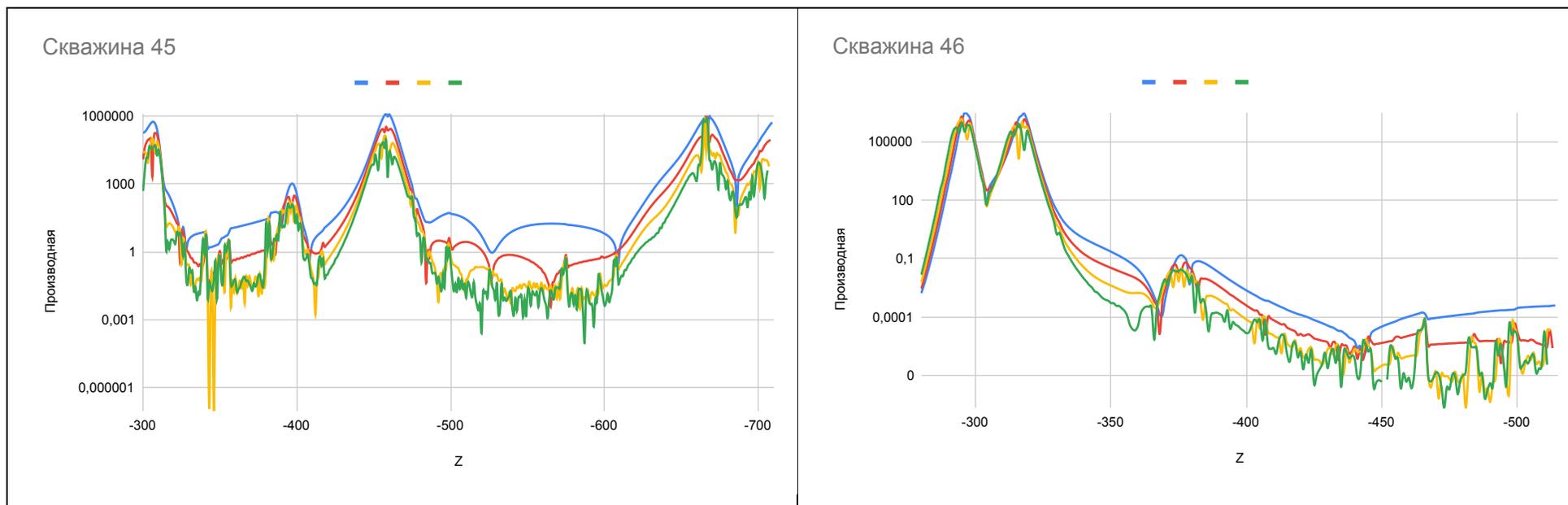
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



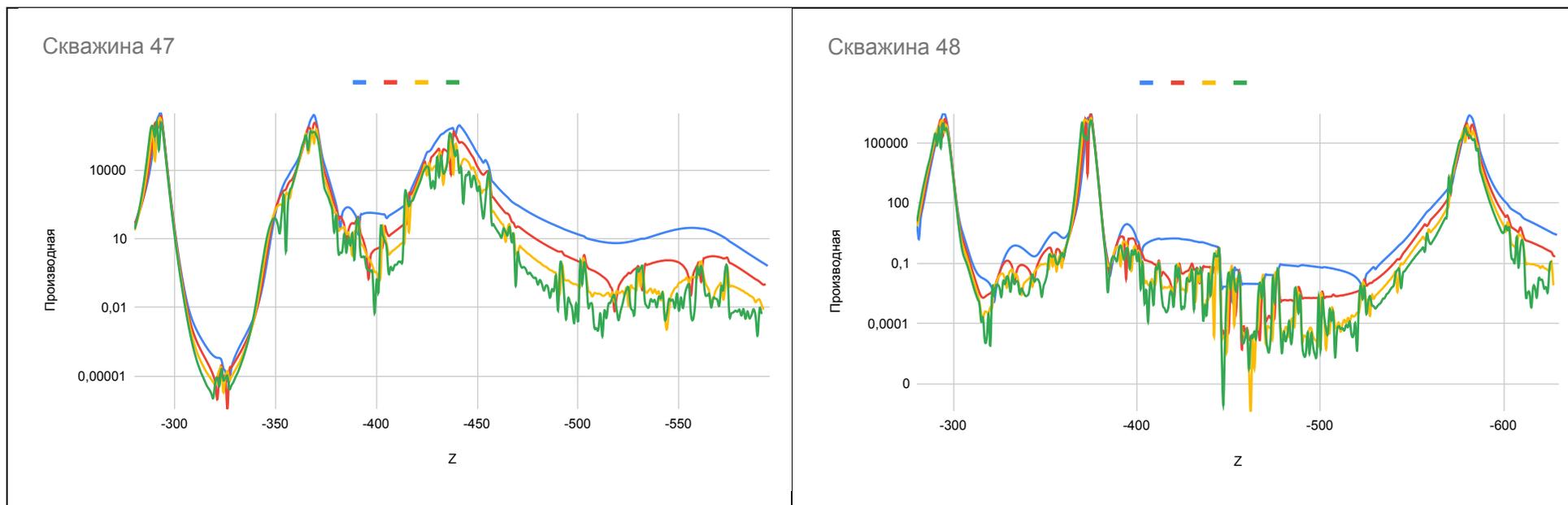
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



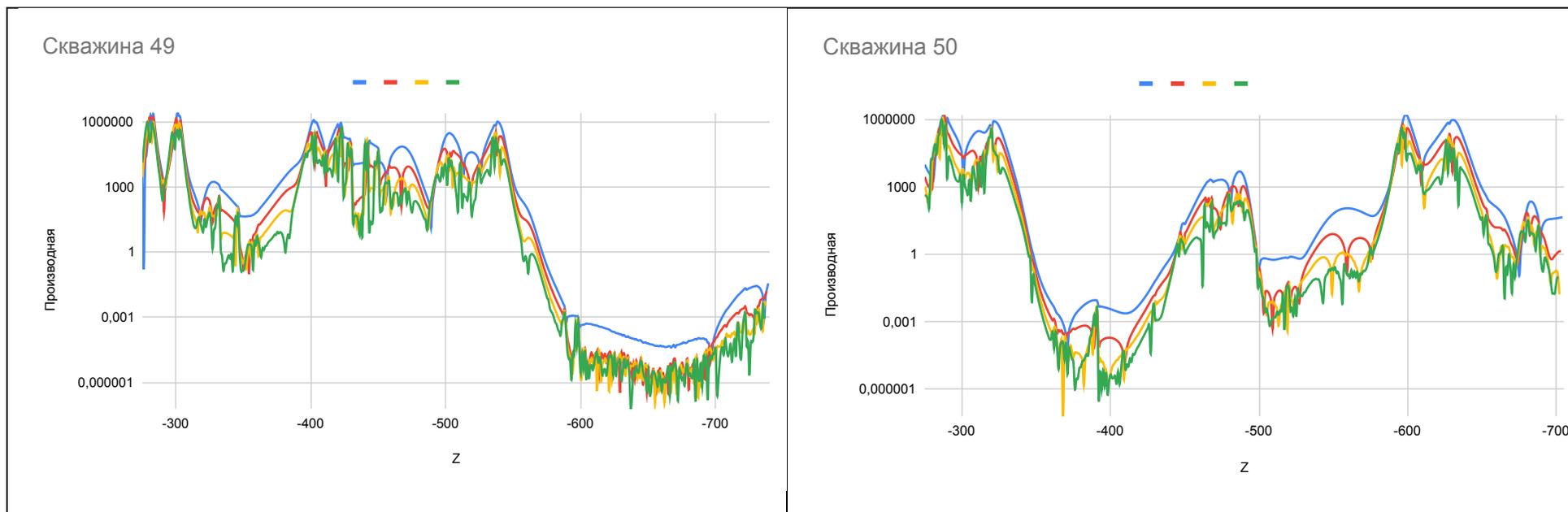
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z : Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



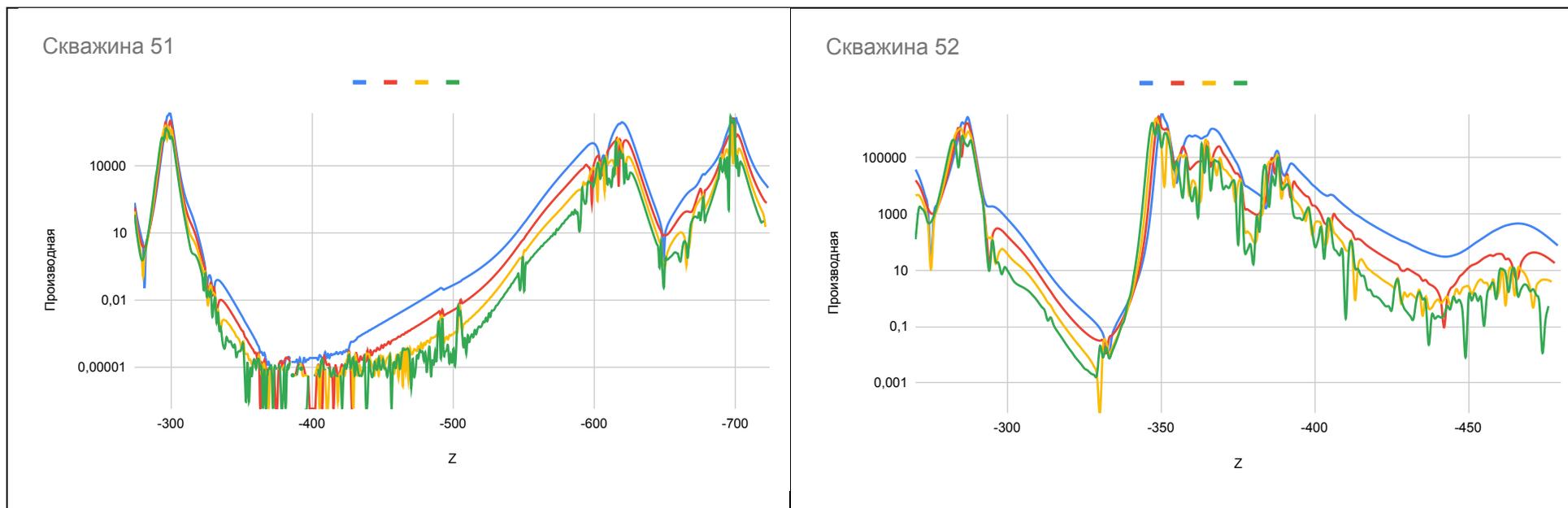
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



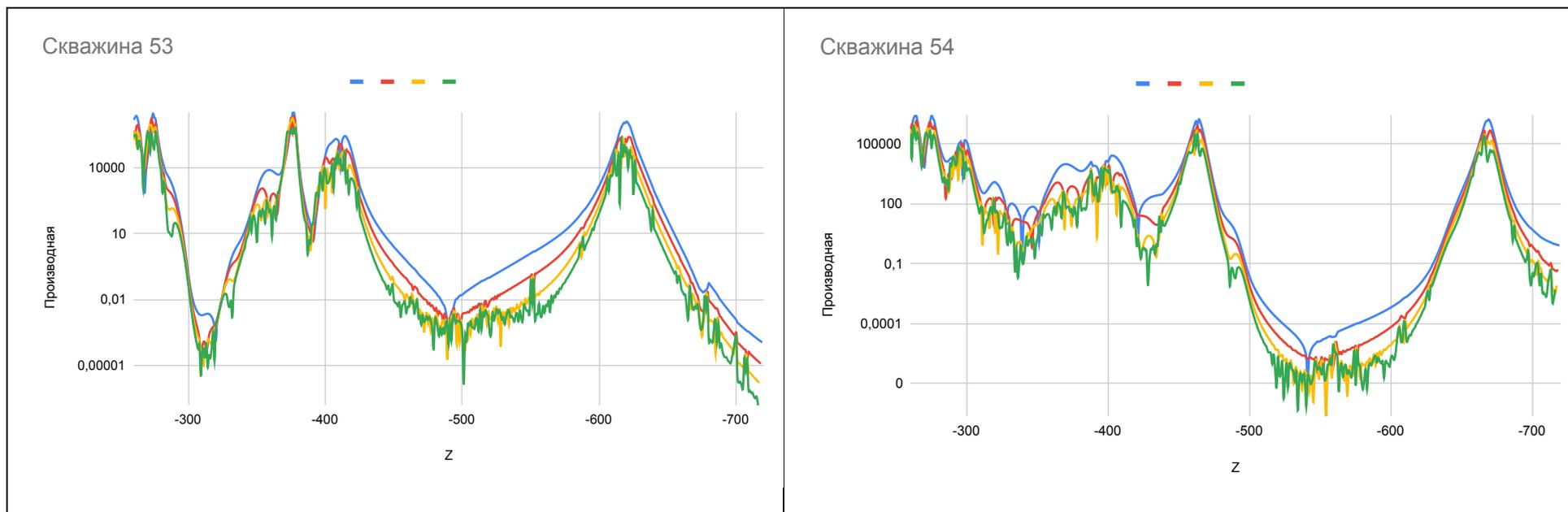
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



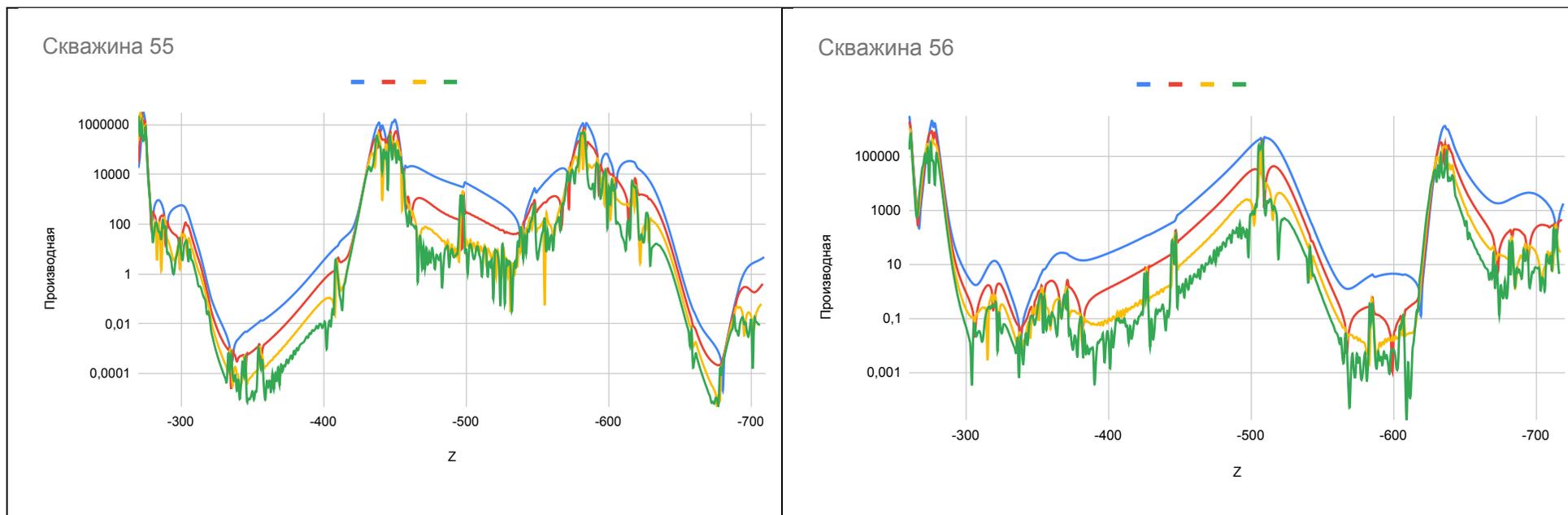
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



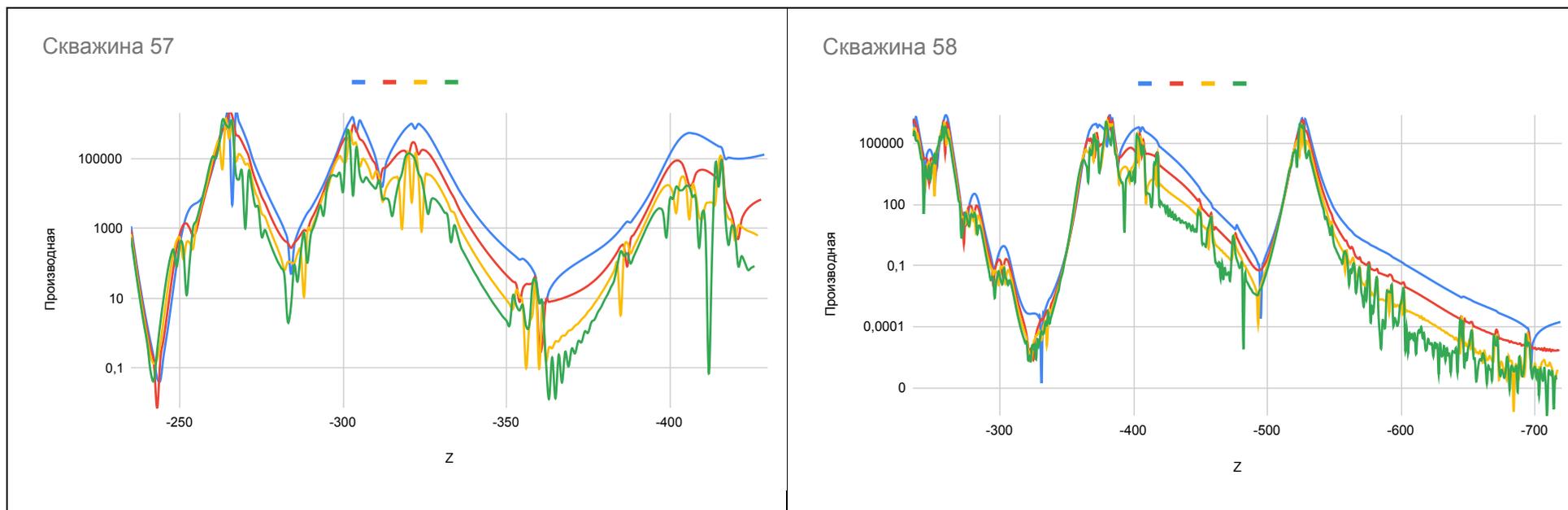
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



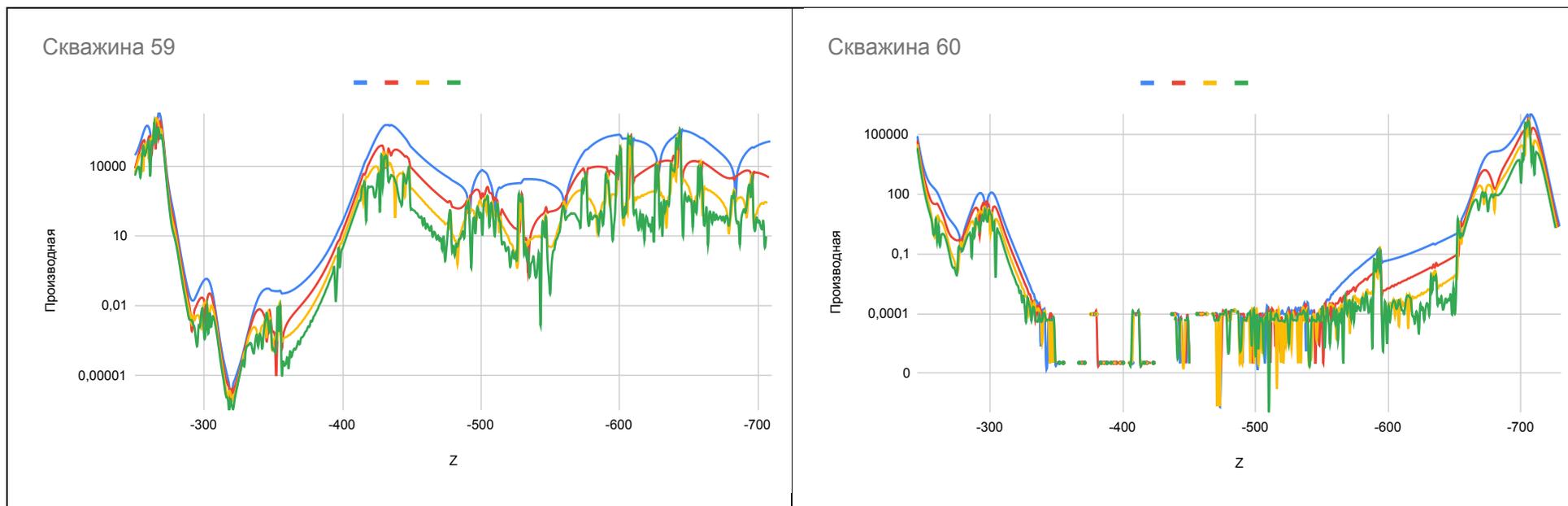
Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная



Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная

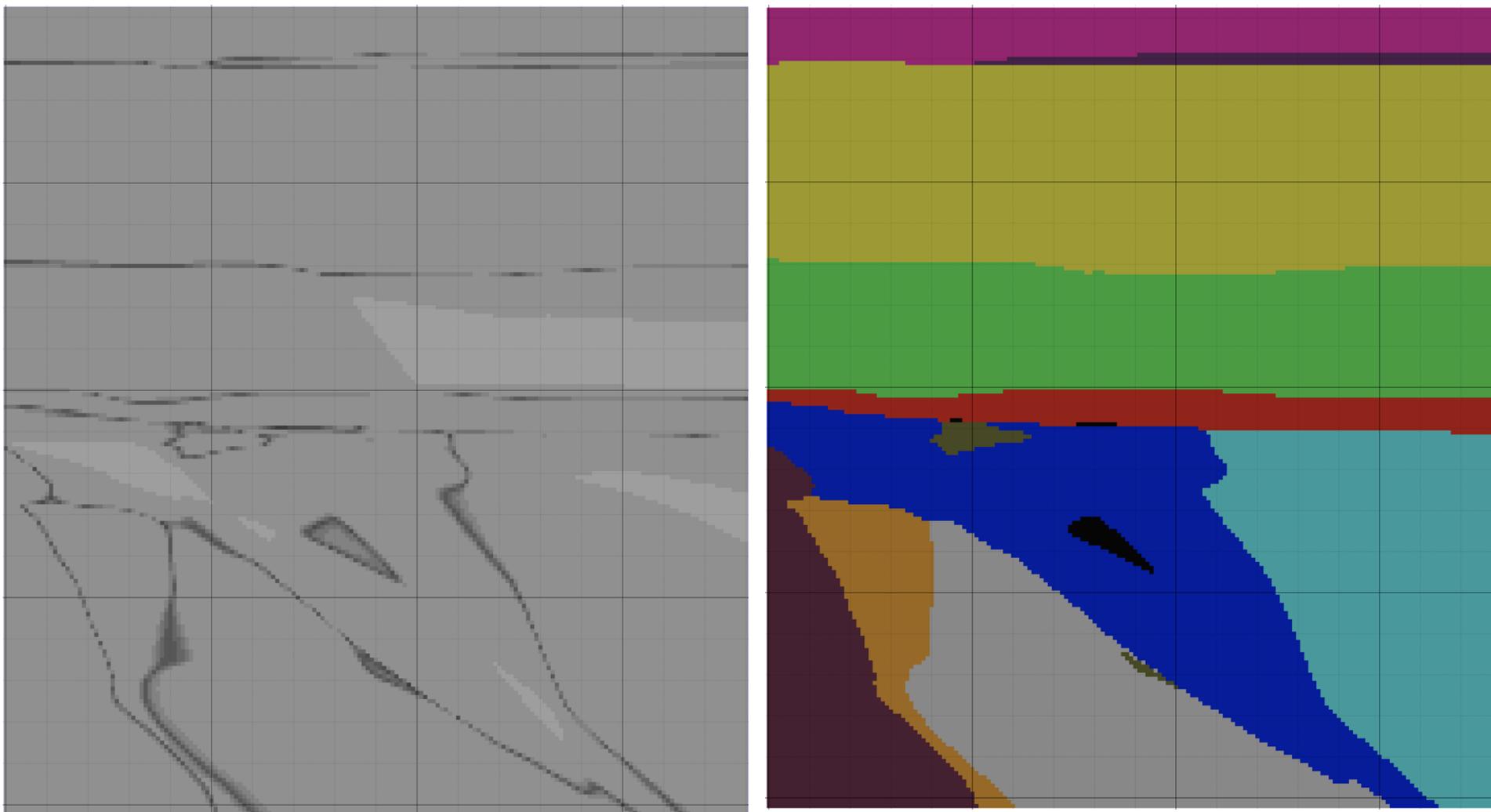


Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная

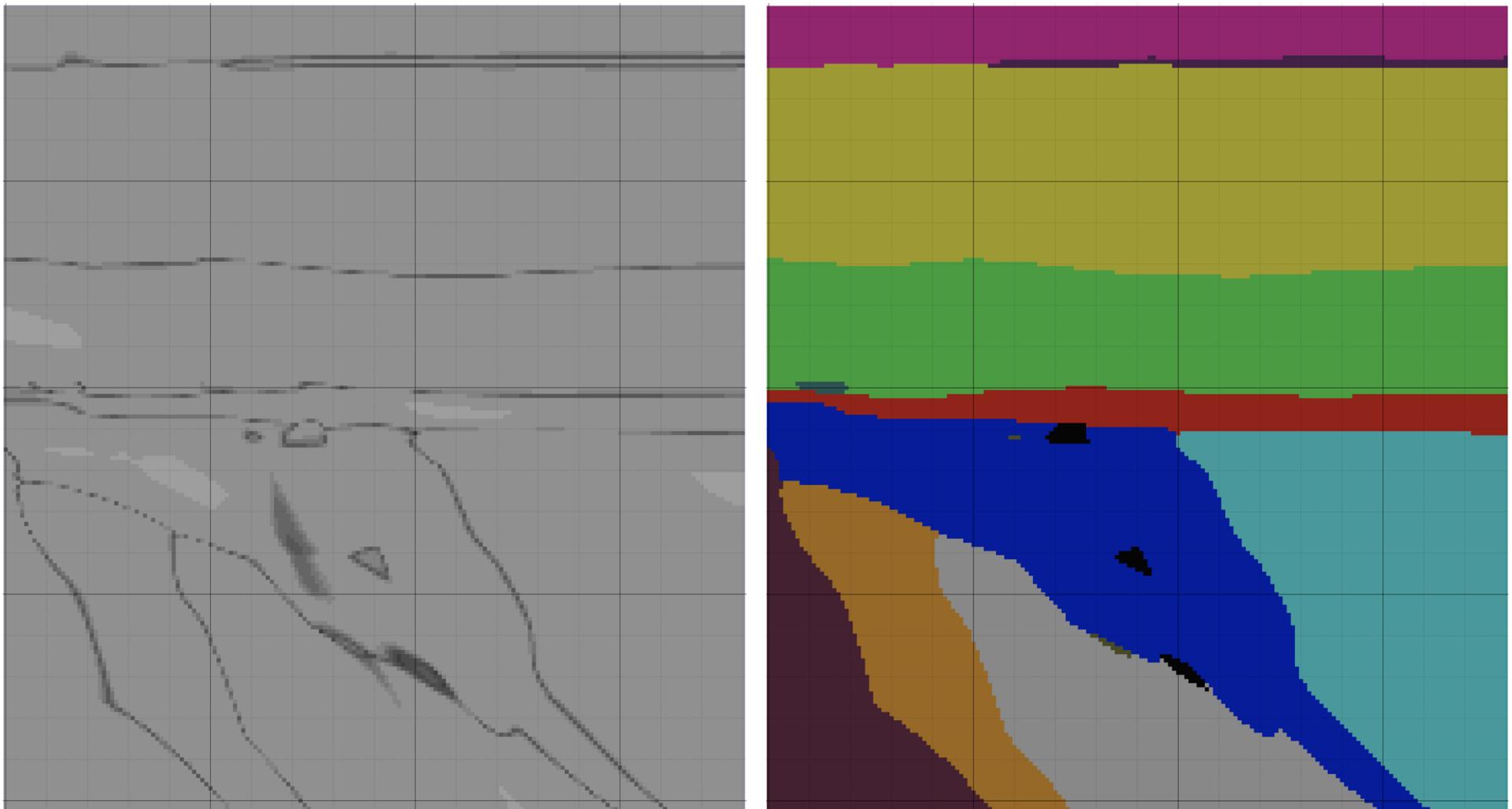


Распределение производной от выхода нейронной сети в зависимости от глубины предсказанного блока по координате Z: Синий – первая производная; Красный – вторая производная; Желтый – третья производная; Зеленый – четвертая производная

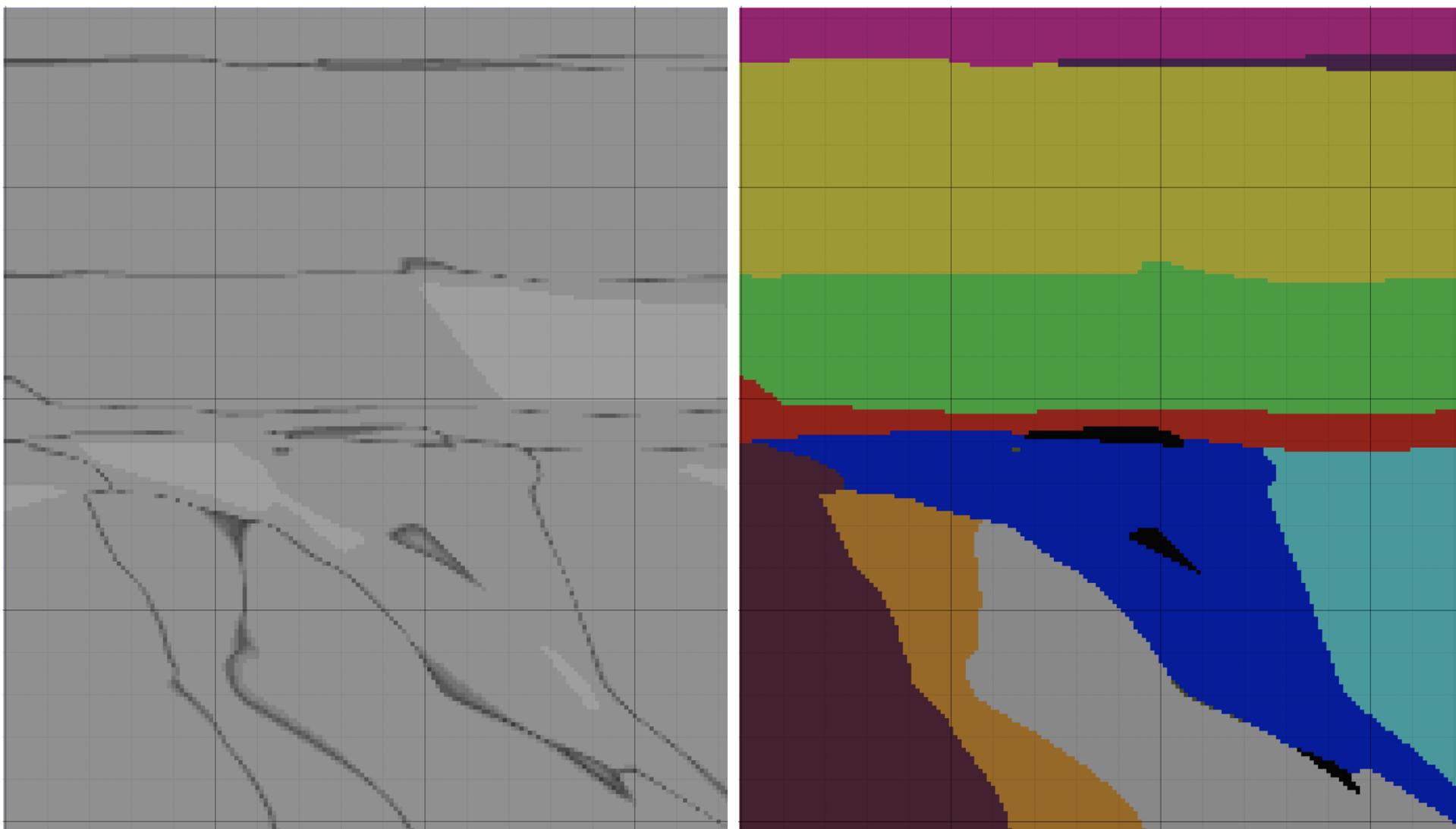
Приложение Г



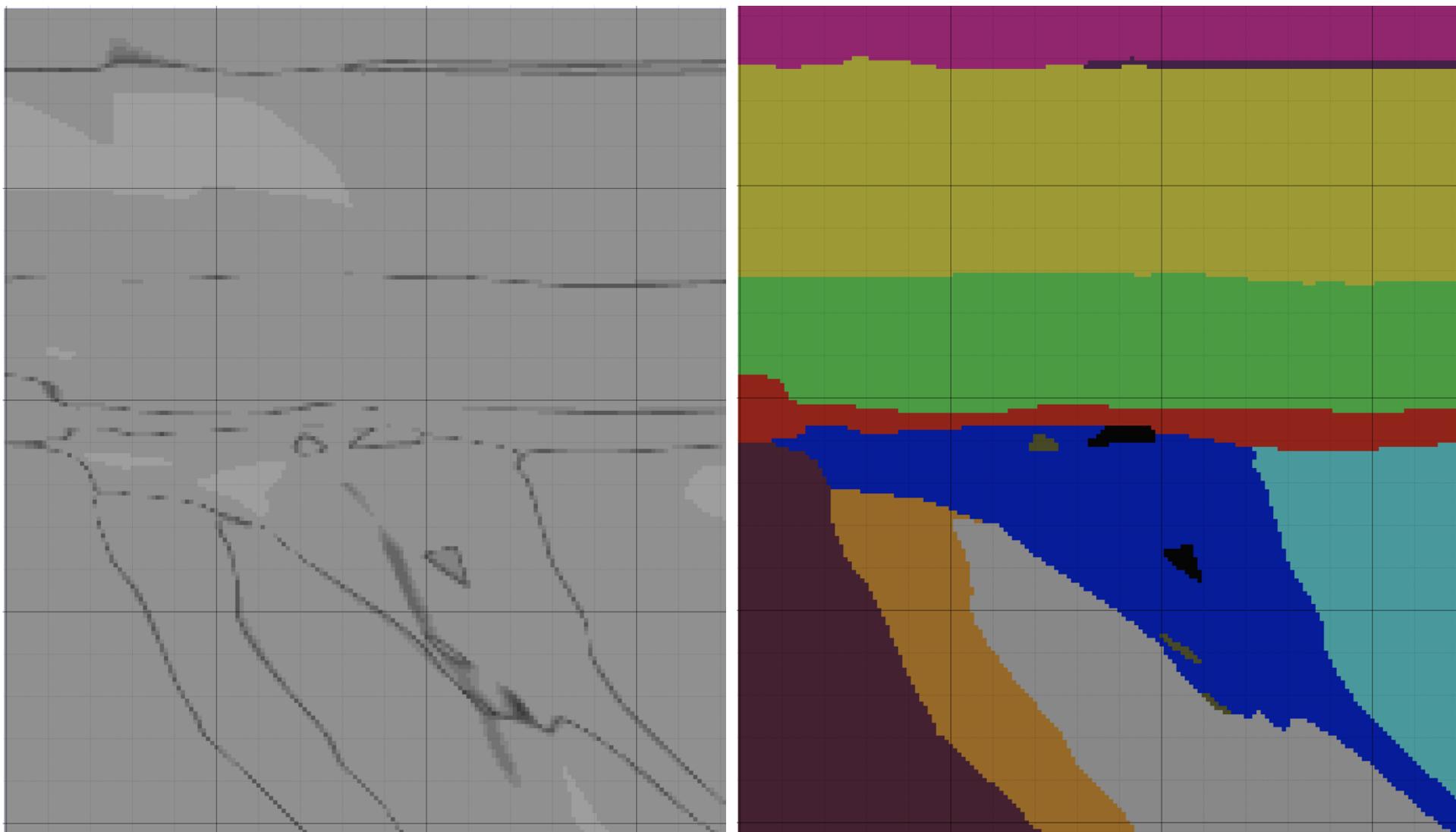
Градиентный разрез по профилю (Линии) I-I смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 35-ю разведочными скважинами



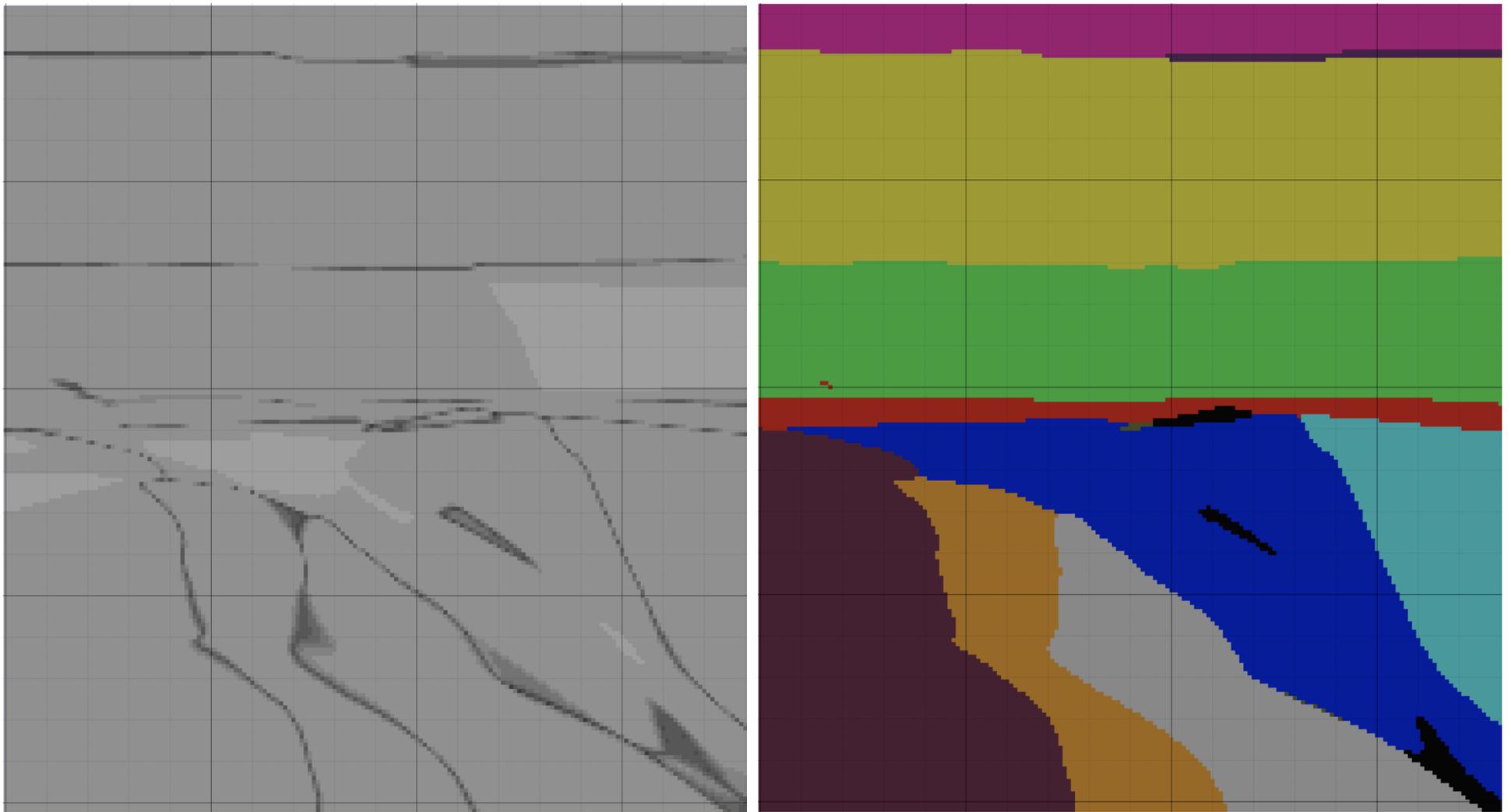
Градиентный разрез по профилю (Линии) I-I смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 60-ю разведочными скважинами



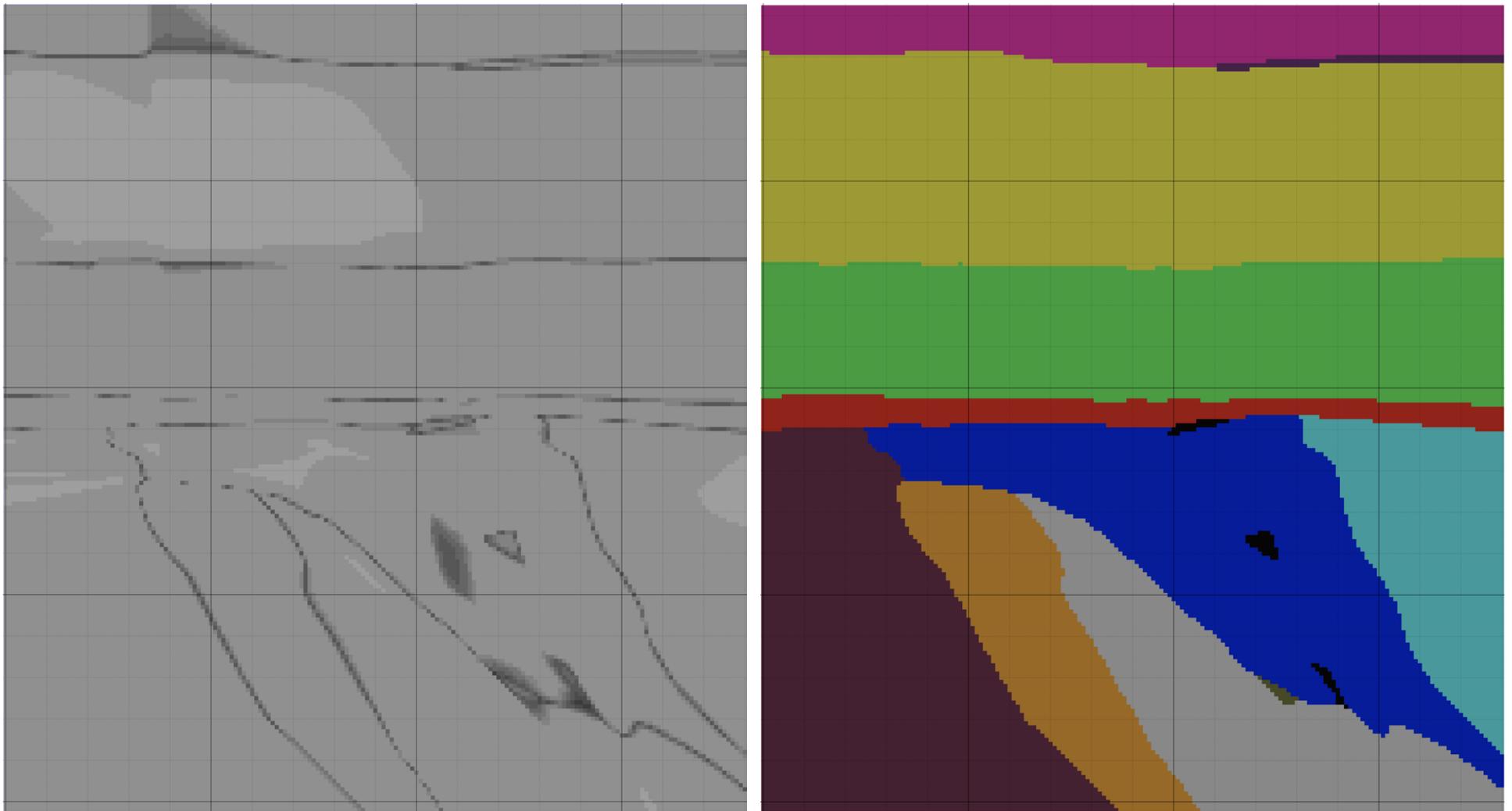
Градиентный разрез по профилю (Линии) П-П смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 35-ю разведочными скважинами



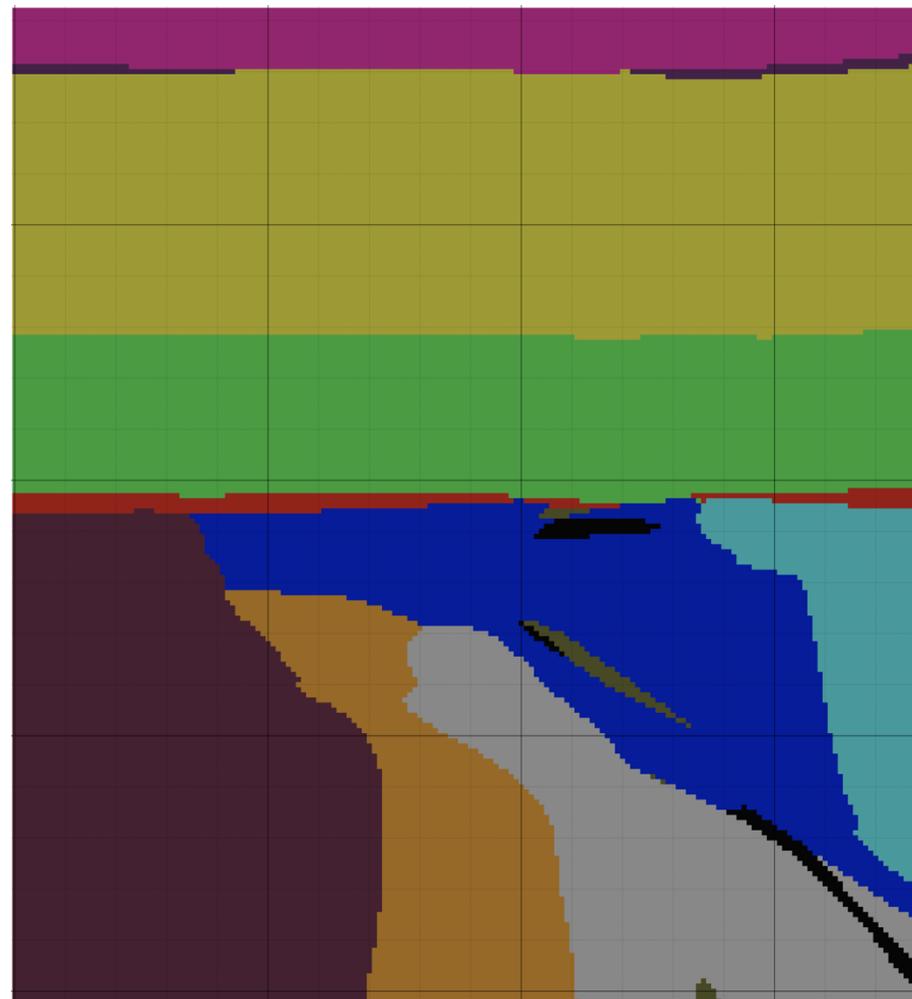
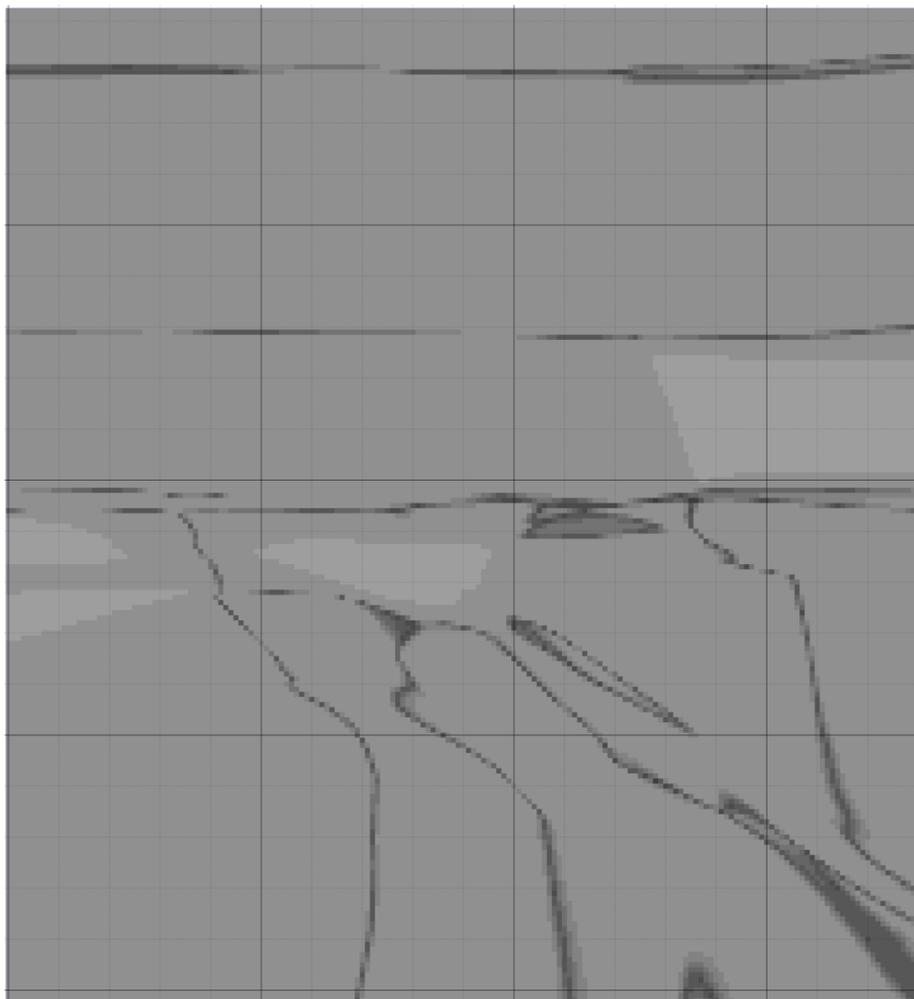
Градиентный разрез по профилю (Линии) П-П смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 60-ю разведочными скважинами



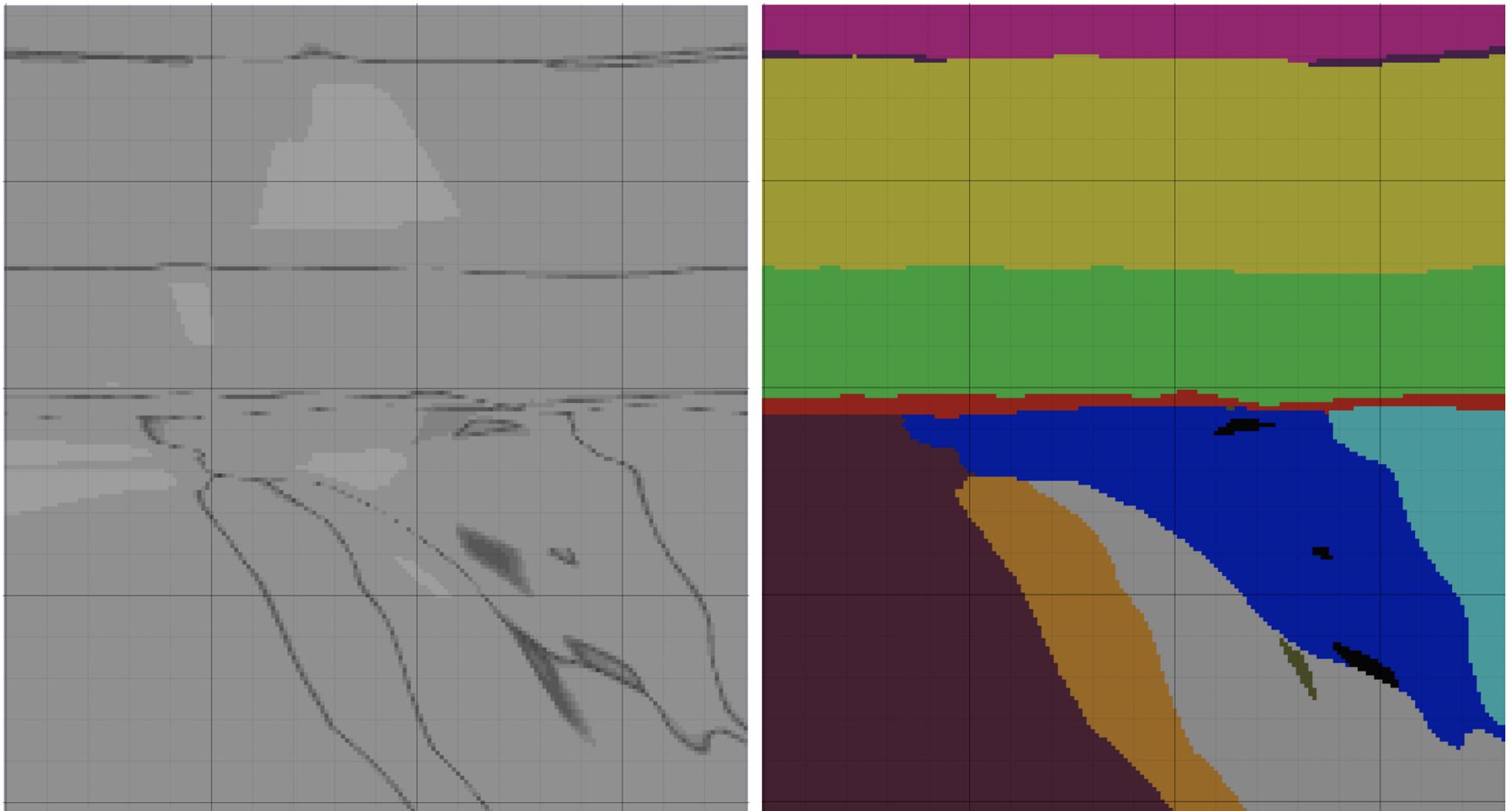
Градиентный разрез по профилю (Линии) Ш-Ш смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 35-ю разведочными скважинами



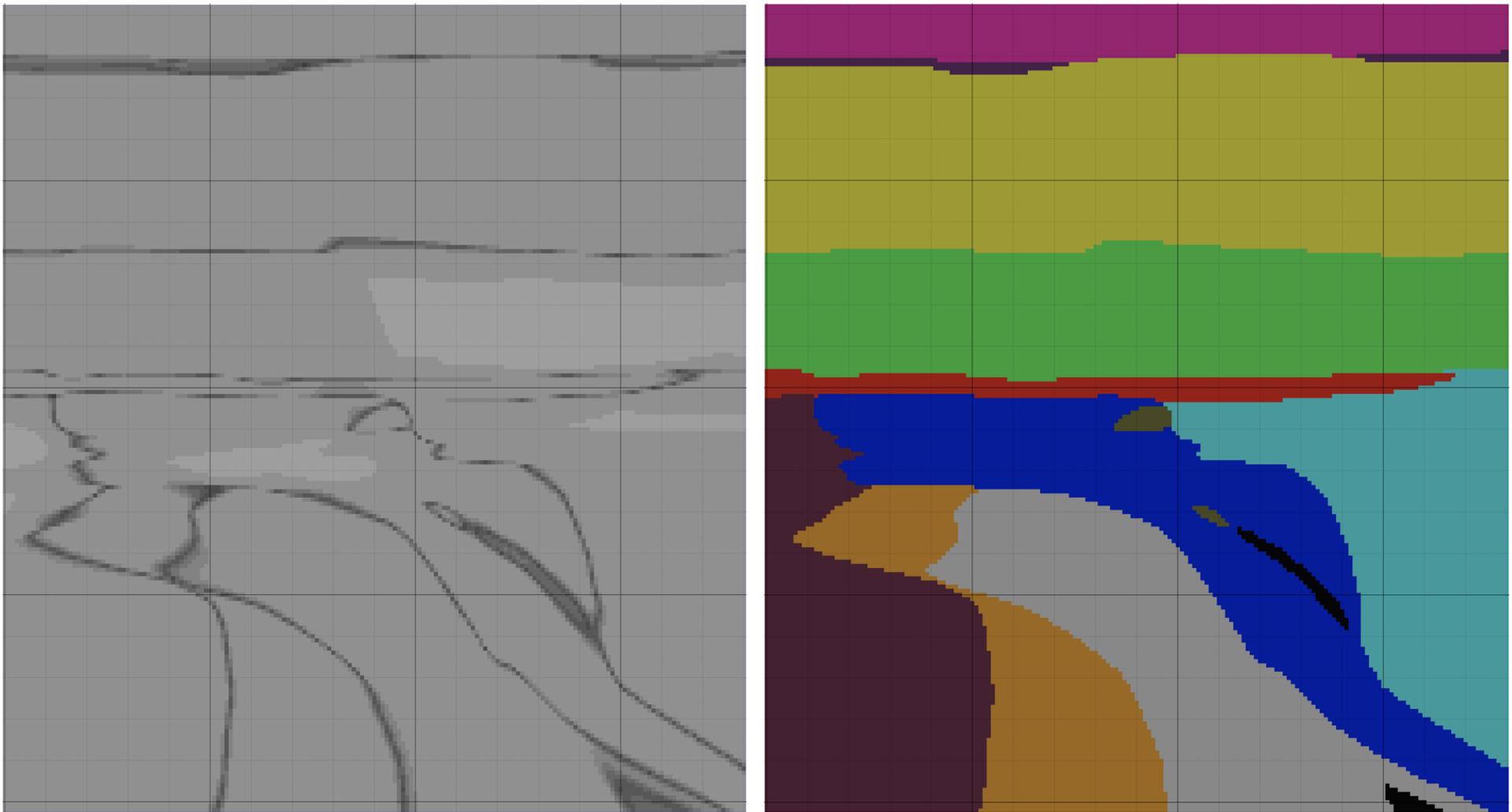
Градиентный разрез по профилю (Линии) III-III смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 60-ю разведочными скважинами



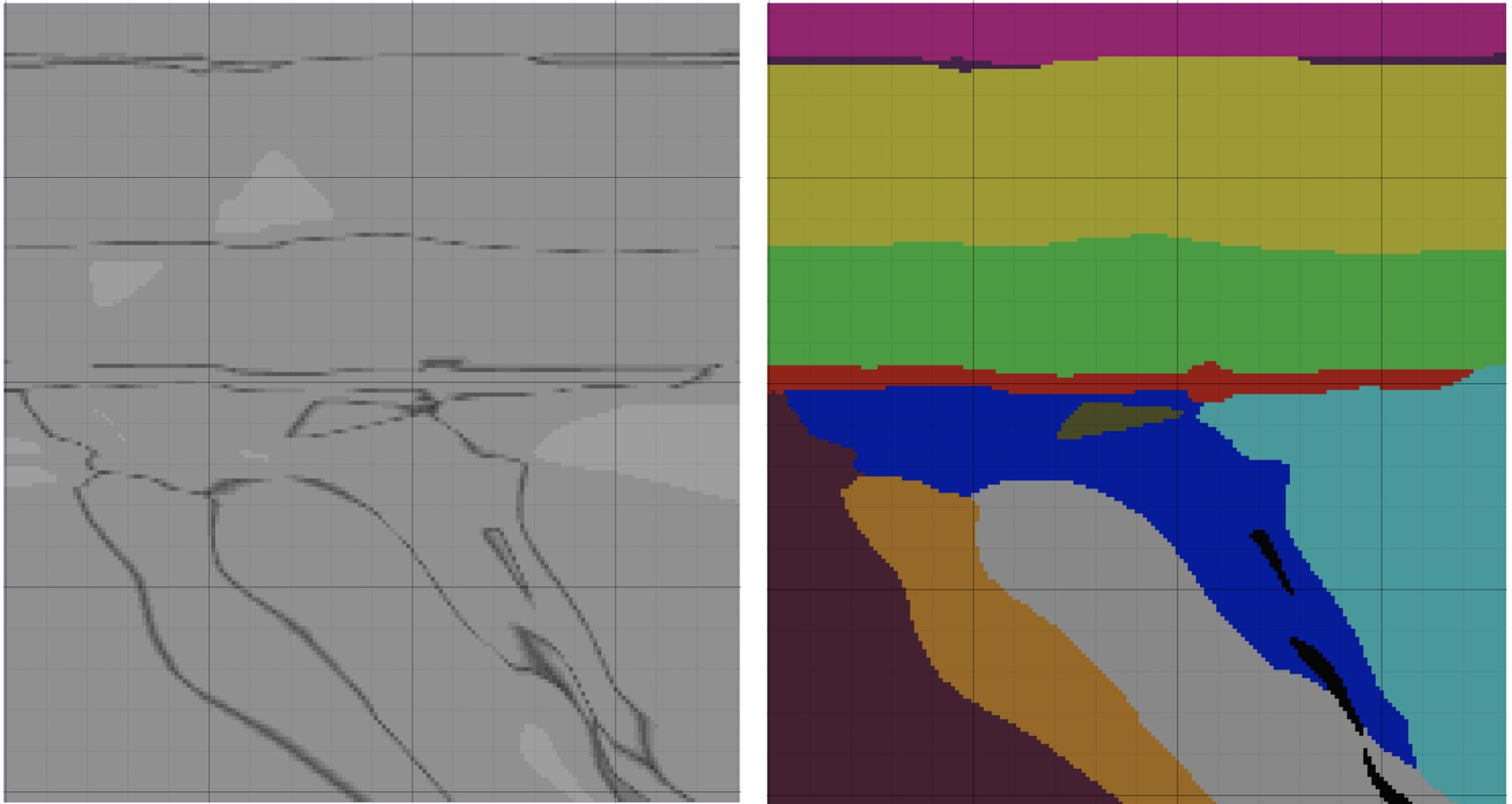
Градиентный разрез по профилю (Линии) IV-IV смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 35-ю разведочными скважинами



Градиентный разрез по профилю (Линии) IV-IV 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



Градиентный разрез по профилю (Линии) V-V смены одной литологической разности на другую в межскважинном пространстве и уменьшении выхода нейронной сети (слева); разрез с окрашенными литологическими разностями (справа) с 35-ю разведочными скважинами



Градиентный разрез по профилю (Линии) V-V 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