



Искусство и наука **оценки запасов**

Практическое руководство для геологов и горных инженеров



Джеки Кумбс

Перевод: Олег Казаков

Искусство и наука оценки запасов

Практическое руководство для геологов и горных инженеров

Джеки Кумбс

«По большому счёту, одна унция геологии стоит целого фунта геостатистики, как бы обидно это не звучало для не имеющих геологического образования специалистов по геостатистике. Жестоко, но факт»

– Гарри Паркер

Предисловие

Данная книга предназначена для специалистов по оценке запасов, особенно, для новичков в построении их моделей. На основе ряда полезных советов и подсказок, она ставит целью помочь вам ускорить изучение процесса оценки запасов, уделяя особое внимание последствиям принимаемых решений, нежели математике или геостатистике как таковым.

Мне было интересно работать с большим разнообразием видов полезных ископаемых, залегающих в самых различных геологических условиях по всему миру. И что самое главное, работа в горнодобывающей промышленности позволила мне познакомиться с увлекательным миром заверки достоверности модели путём сравнения с фактическими производственными показателями. Возможность создания модели запасов, следование ей в процессе добычи и её заверки обеспечивают реальное изучение порядка и последовательности работы её компонентов.

Занимаясь чтением курсов по геостатистике/оценке запасов с 1990 года, многому научилась за счёт широкого спектра вопросов и точек зрения, высказанных моими слушателями. Я премного благодарна тем из вас, которые напрямую помогали моему собственному обучению, задавая вопросы и делясь своими наблюдениями. Ваши вопросы всегда имели под собой практическую основу, и подстёгивали мой интерес к самой важной стороне геостатистики – к практическому построению адекватной реальности модели. В конце концов, геостатистика и различные методики являются лишь инструментами. А вот то, как мы их используем, что мы думаем о них до начала и в процессе использования, а также то, насколько их использование зависит от наших предположений и знаний, придаёт реальные контуры нашим моделям запасов.

Данная книга не является учебником по теории геостатистики – таких написано уже очень много. В ней вы не найдёте детальных обсуждений формул или споров о современных наиболее актуальных геостатистических методиках. Эта книга касается практической стороны построения модели запасов. Основное внимание уделяется самому процессу и конструктивному подходу при выборе наиболее подходящих геостатистических инструментов и параметров. Я постаралась извлечь самую суть из того, чем со мной делились мои наставники.

Процесс оценки запасов полон превратностей и неожиданностей. Они вызваны уникальным своеобразием рудных тел, которые мы намерены моделировать. Как и люди, каждое рудное тело имеет свою индивидуальность, свою собственную историю, и перед нами стоит трудная задача как можно подробнее описать пестроту разнообразия таких рудных тел с помощью набора геостатистических инструментов.

Итак, эта книга предлагается для вашего обучения
и даёт возможность немного лучше понять окружающий нас мир.

Джеки Кумбс

www.coombescapability.com.au

Выражение признательности

Приобрести знания, навыки и опыт невозможно в одиночку. Я премного благодарна всем тем, кто помог мне сформировать мои убеждения.

В первую очередь, я выражаю благодарность Андре Журнелю, который проповедует расчётливую скупость, поскольку сложность, как таковая, не является ключом к интеллектуальному превосходству или практической применимости. Андре призывает добиваться простоты, и мое первое знакомство с его подходом к решению проблем наполнило меня желанием понять и извлечь суть простоты геостатистики для того, чтобы с её помощью решать сложные вопросы. Вкладом Андре является его удивительная проницательность и прозорливость в нашей области, а также его страсть и энтузиазм, которые не помешали бы каждому из нас.

Также выражаю благодарность Луи Вуртману, который открыл мне свою дверь в компании Geosig 20 лет назад, когда у меня ещё не было наставника, и я в одиночку работала в Кейптауне. Луи подробно объяснил мне, как работает геостатистика, и дал мне путёвку в Южноафриканскую геостатистическую ассоциацию¹. Огромное спасибо тебе, Луи, за знакомство с Андре и за то, что ты настоял, чтобы я провела некоторое время в Стэнфорде. Луи, твоя открытость и готовность поделиться знаниями позволили мне сделать самый главный шаг на извилистом пути моего обучения.

Маргарет Армстронг сыграла ключевую роль в моей карьере. Её наставления стали катализатором для принятия мной решения о выборе производственной карьеры взамен академической. Совокупность знаний Маргарет в области геостатистики и создании финансово-экономических моделей доказала свою неопенимость в пользу принятия во внимание геологических рисков при решении вопросов рынка. Маргарет помогла мне понять, что контекст оценки запасов выходит далеко за рамки кривой тоннажа и содержаний, а также то, что оценка запасов занимает важное, но не доминирующее, место в вопросах бизнеса.

Многие позавидовали бы иметь наставником Вив Сноуден. Её практический подход к сверке заложенных в модели данных с реальными показателями добычи помог мне узнать больше о реальном мире, геостатистике как науке и важности конструктивного подхода при принятии решений. Подход Вив к оценке запасов всегда основывался на построении моделей, соответствующих реальному положению дел, а не просто красивых математических творений. Я очень благодарна Вив за то время, которое она проводила со мной – будь то в офисе при работе над различными проектами, или при посещении рудников, разбросанных по всему миру (особенно во время поездок в Канаду и Южную Африку). От Вив я научилась намного большему, чем просто геостатистике. Спасибо.

Изобель Кларк продемонстрировала мне важность хорошего преподавания. Изобель вела первый посещённый мной курс по геостатистике, и мне понравился её эксцентричный, но систематичный, подход к геостатистике. Если вы считаете учебник «Практическая геостатистика» самой простой книгой по геостатистике, то вам обязательно надо посетить один из её курсов! Изобель настолько хорошо знает свой предмет, что она способна объяснить его простейшими словами. Я также обожаю Изобель за то, что она такая, какая она есть, и за то, что она никогда не боится задавать вопросы, которые задал бы любой другой на её месте. Изобель очень трудно испугать чем-либо, и её преданность практической геостатистике позволила многим из нас намного лучше понять её предмет.

Особую благодарность хочу выразить Дени Криге – гиганту и джентльмену из Южной Африки. Дени внушает мне уважение, поскольку он никогда не перестаёт учиться! Время, проведённое с Дени и г-жой Криге, напоминает мне о более величественных временах, где любовь и уважение были основой полноценной жизни. Будучи одновременно авторитетным консультантом и учеником, несмотря на 70-летний опыт работы в промышленности (да, он начал работать в 1939 году), и благодаря своей жажде к знаниям и стремлению оказать квалифицированную помощь, Дени Криге сильно схож с отцом теории менеджмента Питером Дракером. И Дени заслуживает, по крайней мере, равноценной признательности за его вклад в горнодобывающую промышленность.

¹ Луи также стоял у основ создания Геостатистической Ассоциации Австралия

Во время моей кратковременной учёбы в Стэнфорде мне повезло посетить курсы Клейтона Дёйча. Систематичное мышление и практическая деятельность Клейтона придали нашей науке стабильную почву, на которой выросло так много практиков. Я уверена, что ум Клейтона похож на аккуратно организованную картотеку с чётко помеченными файлами! Подход Клейтона к обучению и практической деятельности помог мне разработать систематизированные объяснения для моих собственных курсов. Я глубоко благодарна Клейтону за этот подход.

Во время моих поездок в Стэнфорд я также много времени провела с Пьером Гувертсом, чьё стремление поделиться знаниями было благом для по-настоящему активного учёного. Пьер очень хотел, чтобы мы его понимали, и его негромкие и хорошо обдуманные объяснения не могли скрыть его страсти к геостатистике. Не могло это скрыть и той радости, которую он испытывал, когда делился с нами своими знаниями. У Пьера я узнала о механической стороне геостатистики, а также о том, как слаженно работают выбранные кондиции, превращаясь в хорошо смазанный механизм.

Питер Рейвенскрофт оказал влияние на моё мышление за счёт хорошо подобранных вопросов, на которые не обязательно есть ответ, а, скорее, вопросов, ставящихся для поиска ответов. Питер будоражил мою любознательность до тех пор, пока, потратив почти десятилетие на поиск, я не смогла добиться такого технического результата, который, как я уверена, понравился бы Питеру. Для меня большая честь испытать на себе влияние рациональности Питера.

Особую признательность заслуживает Гарри Паркер. Пытливый ум Гарри и его стремление к поддержанию геологической релевантности в любых моделях запасов вдохновляло меня даже больше, чем он мог бы себе представить. Его присутствие и внимательное отношение к практическому применению его идей было одной из движущих сил в нашей промышленности, за что все мы должны быть ему благодарны.

Мои слова благодарности не были бы достаточно глубоки без упоминания особого наставника – как по работе, так и по жизни – Кристины Стэндинг. Кристина – это образец целостности. Ей я благодарна за её творческий подход и настойчивость в решении проблем. Кристина – это упорный искатель данных, который не оставляет «ни одного камня не перевернутым» для того, чтобы через полученные данные добиться правильного понимания вещей. Крайне выдающимся является подход Кристины к внедрению геологического контекста в исходные данные. Работа с Кристиной дала мне великолепную возможность более глубоко осознать, насколько важно понять геологический контекст до того, как делать выводы или предположения. Работать с Кристиной по проектам всегда большое удовольствие. Кристина заставляет меня справедливо судить о каждом наборе исходных данных и никогда не упускать из виду геологию.

Я глубоко признательна всем людям, которые с большим старанием потратили своё время, предоставили свои комментарии и критические замечания по данной книге. Джим Ходжкисон, Лиза Баскоумб, Мик Мартин и Фил Дэнджерфилд – ваш непрерывный вклад в ваш собственный профессиональный рост придавал мне силы. Спасибо огромное за то, что вы уделите время и поделитесь со мной своими великолепными идеями по содержанию этой книги.

Огромную признательность выражаю своим клиентам, коллегам и удивительно любознательным людям, для которых я была наставником и преподавателем – благодаря всем вам моя жизнь и моё собственное обучение значительно обогатились. Я была очень рада работать с вами, когда мы решали проблемы, рассматривали сложные проекты и проходили через то, что (порой!) казалось непреодолимым. Спасибо вам за удивительную дружбу и взаимное доверие, которые мы приобрели и развили на протяжении этого пути. И в заключение слова благодарности моей прекрасной семье: Бретту за непоколебимую веру в меня – ты моя опора и моя настоящая любовь. Лорин, ты помогла мне уверовать в мою душу и в упорядоченность и красоту окружающего мира. Хэйдэн, ты осветил мою жизнь, и постоянно напоминаешь мне о том, что всё возможно, если решиться на это.

Джеки

Содержание

Введение	1
<i>Вернуть приставку «гео» в геостатистику</i>	2
<i>Общее понятие процесса оценки запасов</i>	2
<i>Правила отчётности</i>	3
<i>Как пользоваться данной книгой</i>	4
Стадия 1: Подготовка	5
<i>Цель</i>	5
<i>Качество проекта напрямую зависит от качества исходных данных</i>	6
<i>Основы процесса опробования</i>	7
Основные понятия	7
Практическое задание	11
Неоднородность и опробование	14
Обзор погрешностей опробования	17
Фундаментальная погрешность опробования (ФПО)	18
Решение практических задач при опробовании	22
Погрешности при группировании и выделении	24
Практическое задание	24
Погрешности, возникающие при отборе проб	27
Опробование на плотность	27
Номограммы опробования	28
<i>Обеспечение качества и контроль над качеством (ОККК)</i>	29
Введение	29
Статистический контроль процесса	30
Практическое задание	36
Оценка репродуктивности	38
Измерение прецезионности	44
Практическое задание	46
<i>Создание доменов на основе геологической информации</i>	53
Что же так важно в геологической информации?	53
Геологические модели	57
Построение доменов	61
Процедура исследования факторов, контролирующих домен	66
Обоснование доменов минерализации	69
Стадия 2: Исследование	75
<i>Цель</i>	75
<i>Анализ описательных данных</i>	76
Изложение информации	76
Композитирование и декластеризация	77
<i>Статистика описания набора данных</i>	84
Меры типичных величин	84
Меры разности	85
Другие статистические величины, используемые при оценке запасов	86
Статистика в действии	87
Распределение типичных данных в горной промышленности	88
Другие полезные графики	89

<i>Выбор корректировки ураганных содержаний</i>	97
<i>Анализ данных с множественными случайными значениями</i>	101
<i>Статистический анализ данных - обобщение</i>	104
<i>Анализ протяжённости</i>	105
Подготовка к вариографии	106
Вариограммы – концепции, стоящие за их расчётами	108
Расчёт вариограмм	110
Термины вариограмм	111
Вариограммы направлений	112
Выбор направлений для создания модели	117
Расчётные параметры	118
Типы вариограмм	118
Вариограммы для данных без асимметрии	120
Вариограммы, как средство ограничения влияния экстремальных содержаний (данные с положительной асимметрией)	124
Вариограммы для малого числа проб	129
Вариограммы для успокоения совести математиков	130
Вариограммы для описания изменчивости пересекающейся, чередующейся или многофазовой/смешанной минерализации	131
Вариограммы для описания корреляции между элементами	131
<i>Моделирование вариограмм</i>	133
Практическое задание	133
Процесс построения моделей вариограмм на практике	135
Моделирование «трудных» вариограмм	136
Стадия 3: Создание модели	145
<i>Цель</i>	145
<i>Построение каркасов</i>	146
<i>Оценка</i>	147
Метод обратных расстояний	147
Обычный кригинг	149
Выбор кондиций (параметров) оценки	158
Несколько слов об отрицательных значениях веса	159
Индикаторный кригинг	160
Выбор метода оценки	172
<i>Моделирование плотности</i>	173
<i>Процесс оптимизации</i>	175
Меры оценки хорошего качества соответствия	175
Оптимизация размера блока	177
Оптимизация параметров поиска	178
Оптимизация плотности сетки бурения	182
<i>Условное моделирование</i>	183
Последовательное моделирование Гаусса	184
Последовательное моделирование индикатора	188
Многомерное моделирование	190
Применение условного моделирования	196
<i>Оценка извлекаемых запасов</i>	197
Дилемма	197
Способы регулировки эффекта «объём-дисперсия»	198
Общий подход	199
Локальный подход	201
Равномерное согласование	203
Условное моделирование	203
Оценка извлекаемых запасов с множеством элементов	204

Стадия 4: Подтверждение достоверности	209
<i>Цель</i>	209
<i>Проверка достоверности оценки</i>	209
Проверка по четырём контрольным точкам	209
<i>Проверка достоверности условного моделирования</i>	211
Коротко о классификации запасов	213
Заключительные замечания	214
Некоторые образцы ответов	215
Список иллюстраций	219
Перечень таблиц	223
Библиография	225
Индекс англоязычных терминов	Error! Bookmark not defined.
Об авторе	231

Введение

Оценка запасов представляет собой процесс создания трехмерного отображения минерализации в массиве (*in situ*) на основе рассеянных проб, современного геологического мышления и целого вагона здравого смысла.

Трудность заключается в комбинировании качественного понимания геологических процессов и проявляющихся в количественных данных закономерностей с целью создания достоверных пространственных прогнозов, которые, в конечном счёте, помогают горным инженерам планировать, проектировать и экономично извлекать полезные ископаемые.

Геостатистика прокладывает путь для исследования и понимания закономерностей в данных опробования. Тем не менее, без рационального понимания геологических условий геостатистика сводится к занятиям алхимией в математическом зазеркалье.

При написании этой книги, я преследовала цель вырвать процесс оценки геологических запасов из рук математиков (или сторонников псевдо-геостатистики, которые прячутся за внешним слоем надуманных сложностей во имя красоты математических формул – часто за счёт геологического здравого смысла), и вернуть этот процесс его законным владельцам – геологам. Геологи, непосредственно занимавшиеся сбором данных, видевшие и трогавшие руками породы, изучившие нюансы и определившие сеть скважин – это именно те люди, которые должны заниматься построением трехмерных моделей. Их опыт и понимание закономерностей и нюансов неоценимы для самого этого процесса, его результатов и принятия последующих решений по добыче.

Я уверена, что двумя общими недостатками создания моделей запасов на сегодняшний день являются слабая геологическая обоснованность и недостаточная целостность данных. Зачастую, единственной проверкой качества, включаемой в отчёт, является диаграмма разброса между результатами качественного анализа исходных проб и их лабораторных дубликатов. Однако, такой подход ничего не говорит о приемлемости или качестве проведённого опробования. В данную книгу я включила раздел, посвящённый контролю и обеспечению качества опробования. В частности, в нём приводится краткое обоснование концепции фундаментальной погрешности опробования (ФПО) с последующим объяснением того, как статистические инструменты могут использоваться для изучения целостности опробования. Надеюсь, что это принесёт больше ясности в понимание вопросов управления буровыми программами и процессом отбора проб до отправки их на лабораторный анализ.

Геолог, способный разобраться в качестве данных, применить свои геологические познания и совместить их с навыками оценки запасов, занимает крайне выгодное положение при создании точного отображения минерализации в массиве (*in situ*).

Несомненно, некоторые геологи захотят знать больше того, что изложено в данной книге. В этом случае я бы посоветовала почитать другие книги, как, например, «Введение в геостатистику» (“Introduction to Geostatistics”, Isaak & Srivastava), или универсальный справочник по геостатистике «Горная

геостатистика» (“Mining Geostatistics”, Journel & Huijbrecht). Другие заслуживающие внимания источники приведены в библиографии.

В конечном счёте, данная книга написана для того, чтобы дать вам понятие основ оценки запасов и подтолкнуть вас к использованию всех возможностей для изучения и понимания исходных данных как с качественной (геологической), так и количественной (статистической) точки зрения. Когда это произойдёт, вы значительно повысите шансы реального извлечения запасов, отражённых в ваших исходных оценках, а также получите возможность насладиться высокой степенью заверки достоверности оценки.

Вернуть приставку «гео» в геостатистику

Оценка запасов основывается на построении геологической модели, которая определяет объёмные структуры (домены), являющиеся неизменными (нет доминирующих трендов, нет экстремальных содержаний, нет смешанных популяций, выдержанность содержаний одинакова в любой части этой объёмной структуры). Из собственного опыта знаю, что чем лучше определен геологический домен, тем проще статическая сторона геостатистического моделирования и тем выше степень заверки достоверности модели.

Основополагающим для каждой модели является реализм, используемый для ограничения кондиций оценки. Без должного осмысления геологического контекста геостатистика превращается в игру чисел с определённым шансом оказаться достаточно близко к реальности, если повезёт. При внедрении нашего понимания геологических условий в модель запасов создаётся возможность понять, а затем и использовать, закономерности, наблюдаемые в исходных данных.

Я уверена, что определение геологических доменов является наиважнейшим шагом в оценке запасов. Специалисты по оценке запасов зачастую не уделяют должного внимания геологическим условиям ввиду нехватки времени, но это только создаёт дополнительные трудности и ужасно усложняет весь последующий процесс. Именно в этом вопросе специалисты по оценке запасов, особенно обладающие хорошими геологическими знаниями, наиболее компетентны, именно здесь они могут самым серьёзным образом влиять на создание моделей запасов.

Данная книга обращает особое внимание на то, как и когда внедрять понимание геологических условий и их интерпретацию в модель запасов, а также как обосновывать выбор (метода и параметров) при использовании статистических инструментов

Общее понятие процесса оценки запасов

Содержание данной книги построено вокруг четырёх стадий проведения оценки запасов:

1. Подготовка
2. Исследование
3. Создание модели
4. Проверка достоверности

Первая стадия (подготовка) включает в себя сбор соответствующих данных и информации, необходимых для проведения качественной оценки запасов. Это включает в себя внимательное изучение и оценку качества исходных данных и

целостности базы данных. Любая из моделей зависит от наших усилий, направленных на создание прочной основы, на которой проводится оценка качества и целостности исходных данных. Качество исходных данных является стержнем качественной модели запасов.

На стадии подготовки проводится детальный анализ геологических условий, контролирующих минерализацию, а также того, как взаимосвязь между содержаниями и этими контролируемыми условиями. Основным и неотъемлемым моментом в методиках оценки является предположение о постоянстве исходных данных: популяция имеет единое содержание с единым направлением выдержанности содержания. Добавление нужной геологической информации в результате даёт ясную картину содержаний в доменах.

Вторая стадия (исследование) включает в себя детальное исследование закономерностей распределения содержаний внутри доменов. На этой стадии мы исследуем статистические и пространственные закономерности. Чёткий анализ данных опробования обеспечивает стабильную платформу для выбора наиболее адекватных методик и кондиций оценки.

Третьей стадией является построение модели. Эта стадия значительно упрощается при отличном проведении работ на предыдущих двух стадиях. Работа сводится к выбору наиболее оптимального метода оценки и соответствующих ему параметров.

На последней стадии проверяется обоснованность созданной модели. Существует несколько базовых тестов, проводимых для обеспечения гарантии представительности данных. Помимо сравнения моделей с вводными данными, неоценимым инструментом для выявления несоответствий и добавления нюансов для оптимизации модели является её заверка путём сравнения с реальными показателями добычи и содержаний.

Правила отчётности

Правила отчётности в западных странах предоставляют профессионалам-горнякам технический контекст, в рамках которого должна быть выполнена работа. Несмотря на то, что установленные правила не рассматриваются как строгие предписания, основное внимание в них отводится духу профессионализма. В частности, правила требуют строить отчёт на принципах Материальности, Прозрачности и Компетентности.

Работа по принципу Материальности гарантирует сообщение всего, что имеет отношение к данной работе, и может оказывать влияние на принятие решений. Это требует от нас более широкого понимания контекста, внутри которого продлевается техническая работа каждого отдельного специалиста. Этот принцип заставляет нас фокусироваться на том, что действительно важно для проекта, и осознавать масштаб влияния наших собственных профессиональных действий и решений.

Принцип Прозрачности обязывает нас быть честными по отношению к исходным данным, по отношению к самому процессу и качеству результатов, анализов и принимаемых нами решений. Правила также требуют от нас прозрачности в сообщении сведений, касающихся нашей работы, с тем, чтобы остальные сотрудники могли принимать информационно обоснованные решения.

Третий принцип Компетентности установлен для того, чтобы мы чувствовали ответственность за выполняемые нами роли и за то влияние, которые оказывают принимаемые нами решения. Следуя этому принципу, мы естественным образом уделяем должное внимание поставленным перед нами задачам, и стремимся шире понять масштаб влияния выполняемой нами работы. Мы также несём ответственность за постоянный вклад в рост нашего собственного профессионального уровня.

Правила составления отчётов требуют от нас в любое время действовать высокопрофессионально. С этой точки зрения, мы поддерживаем не только собственную репутацию, но и доверие тех, кто осуществляет инвестиции в нашу отрасль промышленности.

Убедитесь в хорошем знании правил, согласно которым составляется отчёт (JORC, NI43-01, SAMREC и др.).

По мере продвижения вперёд при проведении каждой оценки запасов, обязательно уделяйте достаточно времени тому, чтобы отразить, как качество исходных данных, плотность данных, а также ваши решения, анализ, параметры и интерпретации влияют на степень вашей личной уверенности, влияющей в целом на принятие окончательного решения по данной модели запасов.

Как пользоваться данной книгой

Целью данной книги является развитие навыков проведения оценки запасов в горнодобывающей промышленности. При этом, содержание данной книги последовательно касается всех четырёх стадий проведения оценки запасов для того, чтобы облегчить её использование в качестве практического и справочного руководства.

Есть несколько путей использования данной книги. Однако, её первоначальное предназначение заключается в том, чтобы помочь вам в работе на протяжении всех стадий процесса оценки запасов.

Суть данной книги заключается в том, чтобы ознакомить вас с основными руководящими принципами, направленными на понимание цели и предназначения каждой стадии процесса. Поскольку не существует двух одинаковых рудных тел – они могут быть похожими, но, всё же, уникальными, как каждый из работников нашей промышленности – каждый набор исходных данных, с которым вы сталкиваетесь, будет иметь свои нюансы, требующие отдельного понимания.

Как альтернатива, подсказки и практические советы, включенные в данное руководство, могут помочь вам обогатить уже выбранный вами способ действий.

Стадия 1: Подготовка

Цель

Цель стадии Подготовки заключается в проверке качества данных и информации, с которыми вы работаете. Если мы только допускаем, что исходные данные качественные, без проверки их целостности, мы попадаем в ловушку пренебрежительного доверия к заведомо ложным данным. С другой стороны, заведомо сомневаясь в целостности исходных данных в ходе выполнения работы, трудно извлечь значимую информацию для принятия решений.

В данном разделе мы рассмотрим:

- Оценку качества имеющихся в нашем распоряжении исходных данных.
- Понимание результатов измерений, проводимых в ходе выполнения ОККК
- Как вплетение геологической информации в углубленное понимание нашей базы данных способствует определению оценочных доменов.

Для изучения данного раздела вам понадобится следующая информация:

- Отчёты по ОККК программ бурения, опробования и лабораторных исследований
- Достоверная база данных, содержащая:
 - Данные геологического каротажа
 - Данные лабораторных анализов
 - Любая существенная информация о структурных, литологических или эрозийных особенностях
 - Данные геохимических исследований
- Геологическая информация
 - Геологические, геотехнические отчёты и техническая документация
 - Интерпретированная геологическая графика

Качество проекта напрямую зависит от качества исходных данных

Поговорка «мусор на входе – мусор на выходе» самым наилучшим образом подходит для горнодобывающей промышленности. Опираясь на очень малые размеры содержаний в пробах, мы принимаем грандиозные решения об организации горных проектов. Качество этих решений в большой степени основывается на качестве исходных данных.

Наша цель заключается в том, чтобы познакомить вас с некоторыми основными концепциями и инструментами, призванными гарантировать отличное качество сбора данных. Книга имеет практический формат, где основное внимание уделяется концепциям и инструментам, нежели теории. Для желающих более подробно изучить эти вопросы приводится большой список ссылочной литературы.

Запасы, классифицированные в соответствии с определёнными правилами составления отчётности (такими, как JORC, NI43-01, SAMREC и др.), требуют самого внимательного отношения к сбору исходных данных, представительности данных и целостности данных. Сбор данных представляет собой основу всех принятых впоследствии решений. Целостность сбора данных зачастую рассматривается как второстепенная задача, т.е. только если проект становится коммерчески интересным.

Положительный результат обеспечения качества и контроля над качеством (ОККК) для базы данных является своего рода штампом «Утверждаю». Без этого штампа все усилия, заложенные в комплекс геологической интерпретации, математические расчеты и классификацию запасов, ставятся под сомнение. Плохое ОККК эквивалентно проведению оценки запасов вслепую.

Когда мы же мы вплотную занимаемся ОККК? Это деятельность, которая должна подвергаться глубокому анализу по мере сбора исходных данных. Каждая частичка данных должна пройти процесс ОККК. Наиболее эффективным способом является ОККК в ходе выполнения буровой программы с целью МОНИТОРИНГА процесса сбора данных и приостановки бурения или лабораторных работ, если их качество неудовлетворительное. ОККК по завершению сбора данных неэффективно для управления качеством всего проекта.

Наша цель заключается в том, чтобы пролить свет на инструменты и методики, доступные для проведения оценки на различных стадиях процесса сбора исходных данных.

Основы процесса опробования

Основные понятия

Популяция и представительные пробы

Когда дело доходит до добычи, наша цель заключается в извлечении экономически значимой части популяции (той части, которая даёт прибыль). Мы не имеем представления о популяции в целом. Вместо этого, для принятия решения мы полагаемся на небольшую субпопуляцию (пробу). Для того, чтобы принимать обоснованные решения, пробы на которые мы полагаемся, должны отображать (представлять) всю популяцию содержаний.

Что делает набор проб представительным? Со статистической точки зрения, это означает, что отобранные нами в популяции пробы правдоподобно отображают поведение популяции в целом.

Гистограмма - это удобный для понимания график популяции и распределения этой популяции. Гистограмма является графическим отображением подсчёта точечных данных, расположенных в последовательных интервалах (см. пример гистограммы меди на Рис. 1). Эта столбчатая диаграмма представляет собой сводную картину типичного рассеяния содержаний в наборе исходных данных.

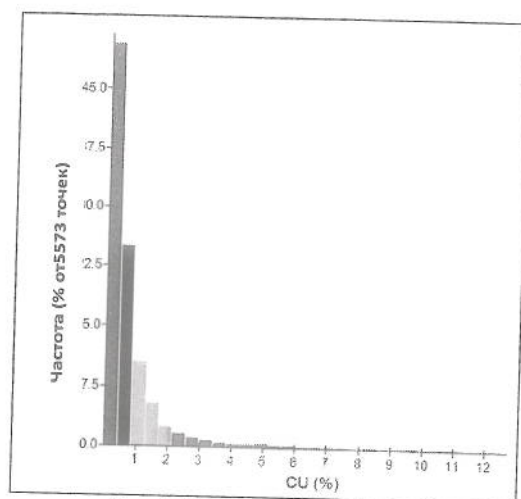


Рис. 1 Пример гистограммы

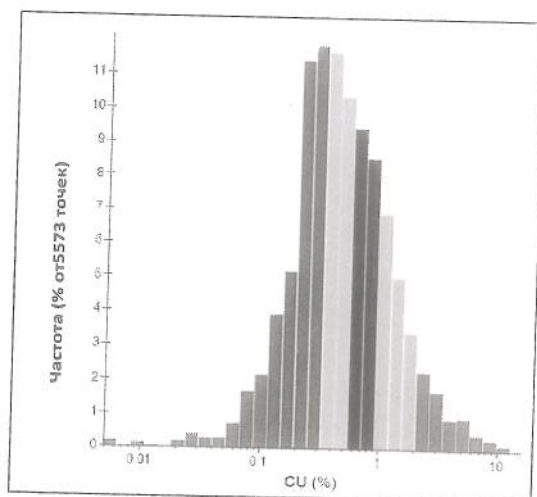


Рис. 2 Пример лог-гистограммы

При положительной асимметрии набора данных большинство проб имеют низкие содержания при наличии небольшого процента проб с экстремально высокими содержаниями. Это означает, что большинство проб выявлено внутри небольшого количества интервалов гистограммы (см. левый столбец гистограммы на Рис. 1). Полезно будет изменить интервалы на гистограмме. Самым простым способом является логарифмическое преобразование данных. Логарифмическое преобразование поддерживает порядок данных, при котором пробы с низкими содержаниями на обычной шкале остаются пробами с низкими содержаниями на логарифмической шкале, а проба с максимальным содержанием на нормальной шкале также остаётся пробой с максимальным содержанием на логарифмической шкале. На Рис. 2 приводится логарифмическая гистограмма данных, приведённых на Рис. 1. Логарифмическое преобразование эффективно оптически увеличивает край низких содержаний в распределении и уменьшает шкалу с более высокими содержаниями.

Гистограмма опробования является представительным отображением гистограммы популяции, если она достоверно отображает популяцию в целом (Рис. 3).

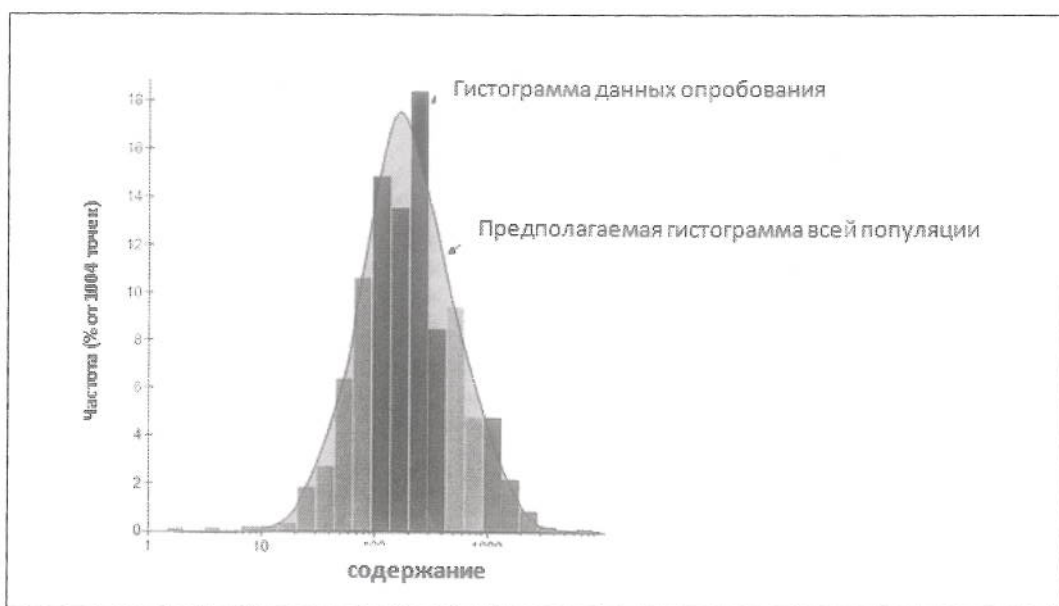


Рис. 3 Гистограмма опробования и популяции

Для того, чтобы обеспечить представительность набора данных, необходим хороший охват всей популяции (без погрешности, вносимой чересчур плотным бурением) и равномерное опробование внутри каждой контролируемой геологическими условиями популяции (максимально возможно хорошее – часто пробы отбираются по интервалам различной длины для представления различных геологических единиц или условий, контролирующих популяцию).

Кроме того, для обеспечения представительности пробы разница между полученным нами значением пробы и истинным значением должна быть минимальной. Если мы берём несколько повторных проб в идентичном месте, различия между ними должны быть минимальными, а их общее среднее значение должно быть максимально близким к истинному значению. Это указывает на прецизионность (малая суммарная погрешность) и точность (близость к истинному значению) проб. Устойчивая разница между средним значением повторных проб и истинным значением называется погрешностью.

Прецизионность, точность и погрешность

На практике, ошибки при сборе данных ведут к несоответствиям между тем, что мы опробуем, и популяцией, которую мы пытаемся отобразить. Есть несколько путей их возникновения:

- **Прецизионность** демонстрирует нашу способность быть точными в отношении содержания – количество десятичных знаков, приводимых в нашем отчёте, демонстрирует нашу способность обеспечить точность. Прецизионность измеряется путём сравнения повторных проб.
- **Точность** демонстрирует, насколько хорошо среднее повторных проб соответствует истинному (но неизвестному) содержанию.

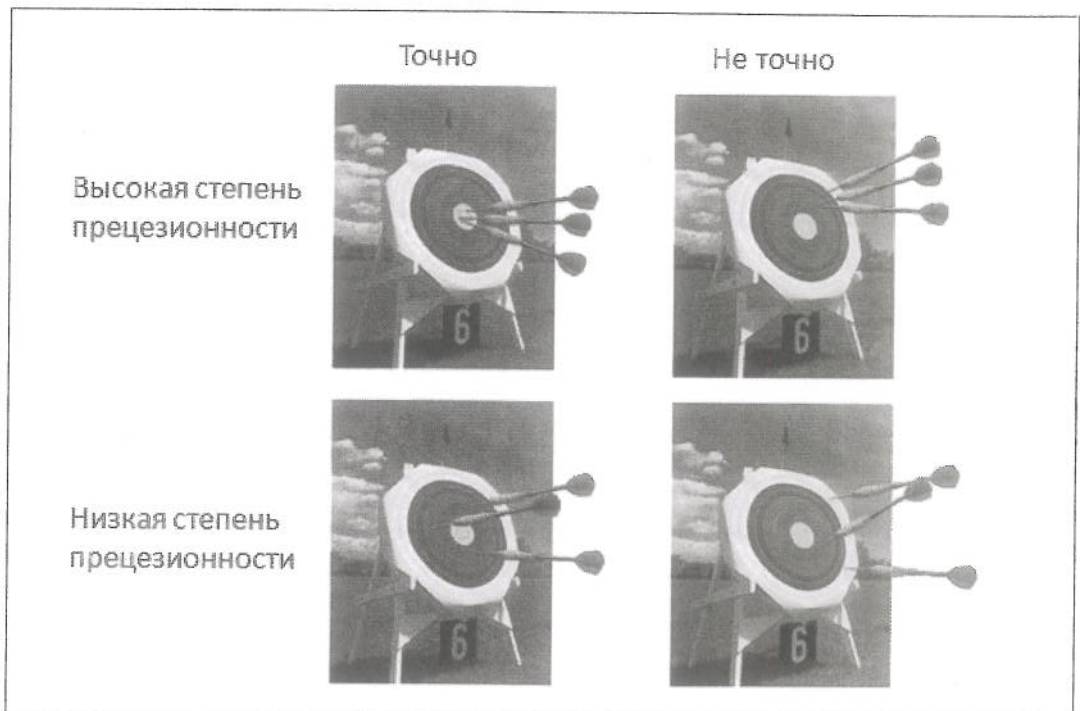


Рис. 4 Прецизионность и точность – пример мишени

Погрешность представляет собой степень регулярно наблюдаемой разницы между средним содержанием наших повторных проб и истинным содержанием.

Говоря языком статистики, гистограммы повторных проб либо отображают истинное неизвестное значение, либо нет, в зависимости от среднестатистического отклонения от истинного среднего (погрешность) или от разброса значений шире приемлемого диапазона (недостаточная прецизионность), как это показано на Рис. 5.

На практике, пробы неизменно несут в себе определённую степень недостаточности прецизионности и погрешностей. Мы должны принять необходимые меры для того, чтобы за счёт должным образом проведённого опробования, возникающие погрешности были бы по возможности максимально незначительными.

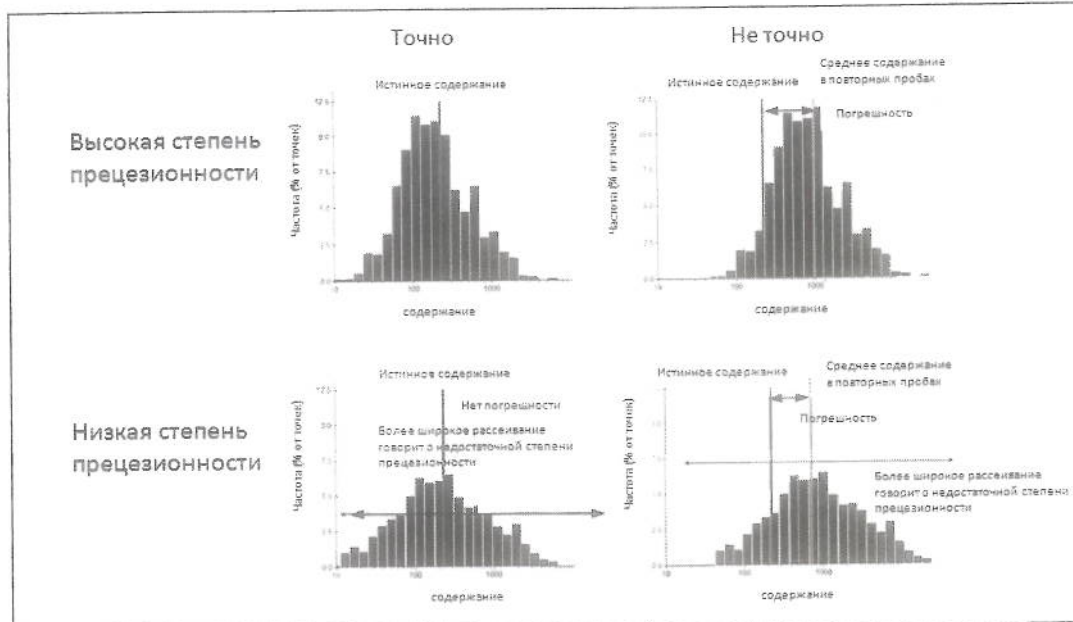


Рис. 5 Прецизионность и точность с точки зрения статистики

Единичные и валовые пробы

Пробы отбираются в разных объемах. Представьте себе, как будет отличаться объем пробы 1м шлама из скважины, пробуренной методом обратной циркуляции, от объема пульпы, анализируемой в лаборатории. Pierre Gu называет это различием между «валовой пробой» и «единичной пробой», где единичная проба представляет собой объем, целиком анализируемый на содержание, а валовая проба представляет собой объем материала, собранного для опробования.

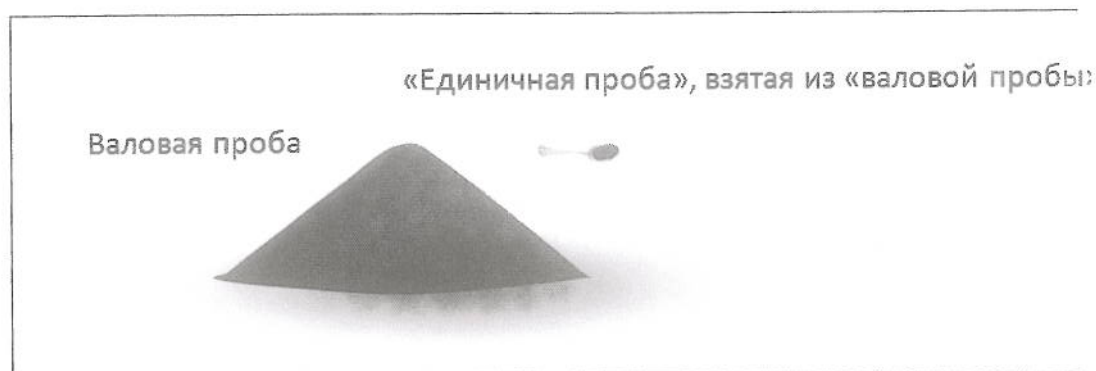


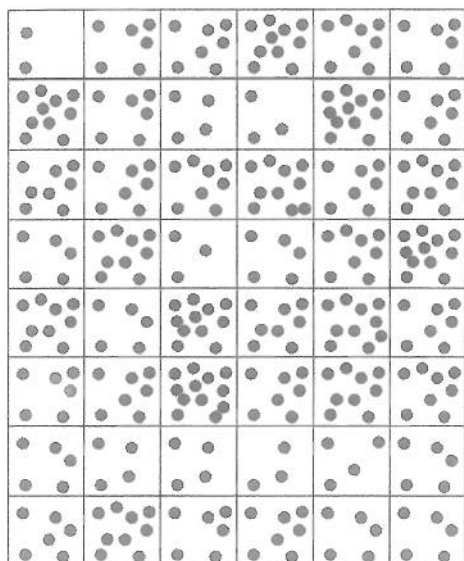
Рис. 6 Разница между «валовой» и «единичной» пробами

Другими примерами валовых проб являются: конус из взрывного шнура, керн из скважины алмазного бурения, осколки породы из подготовительного забоя и рудные склады. Примерами единичных проб являются половинка керна алмазного бурения, проба из желобчатого делителя, мельничная пульпа и проба для пробирного анализа.

Практическое задание

Возьмём валовую пробу весом 48 кг, содержащую ценные зёрна. Нас интересует количество зёрен на килограмм. Валовая проба делится на 48 единичных проб весом по 1 кг каждая.

1. Подсчитайте количество зёрен на килограмм в каждой единичной пробе (и занесите результат в расчётную матрицу).



2. Подсчитайте общее среднее содержание в единичных пробах _____. Это будет содержание в валовой пробе.
3. Насколько хорошо каждая единичная проба отображает содержание в валовой пробе? Чтобы ответить на этот вопрос постройте гистограмму содержаний в единичных пробах.



Выделите на гистограмме содержание в валовой пробе. Сравните содержание в единичных пробах с содержанием в валовой пробе.

Посчитайте дисперсию и стандартное отклонение.

Что полученный результат говорит вам о прецизионности в единичных пробах?

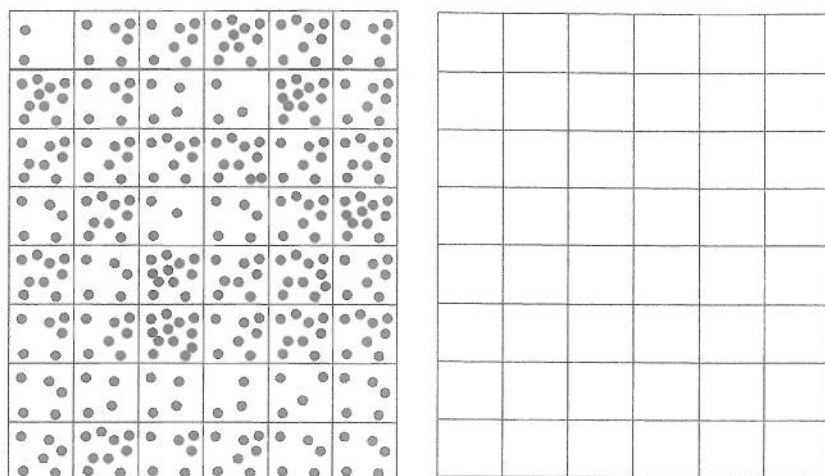
4. Предположим, что мы возьмём пробы более крупного объёма, скажем, по 6кг каждая. Насколько прецизионными будут эти пробы? Чтобы ответить на этот вопрос, рассчитайте содержание в каждой 6кг пробе в зёрнах на килограмм.

матрица расчета
содержания в 6кг пробе

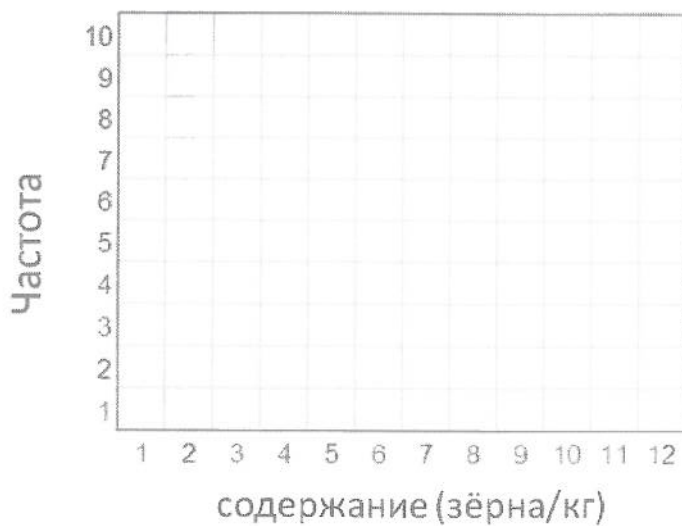
Подсчитайте общее среднее. Подсчитайте стандартное отклонение. Как полученный результат выглядит по сравнению со стандартным отклонением в 1кг пробах?

Изменение степени стандартного отклонения или прецизионности может относиться к влиянию эффекта «объём-дисперсия» в масштабе опробования (см. стр. 150).

5. Предположим, что у вас какие-то проблемы со счётной аппаратурой. В каждой 1кг пробе теряется одно зерно. Учитывая это, пересчитайте заново истинное содержание в валовой пробе .



Пересчитайте стандартное отклонение в пробах, и постройте гистограмму проблемных данных.



Что вы наблюдаете?

Неоднородность и опробование

Фракции в одной пробе не будут такими унифицированными единицами, как в рассмотренном нами практическом задании. Напротив, частицы будут различаться по форме и размеру (Рис. 7), и при этом схожие частицы будут иметь предпочтительное распределение (Рис. 8). Есть два типа неоднородности:

1. Неоднородность структуры: показывает, как фракции различаются внутри объёма. Неоднородность такого типа растёт, когда возрастают различия между составляющими частицами в каждой фракции.
2. Неоднородность распределения: показывает, как фракции распределяются внутри валовой пробы.

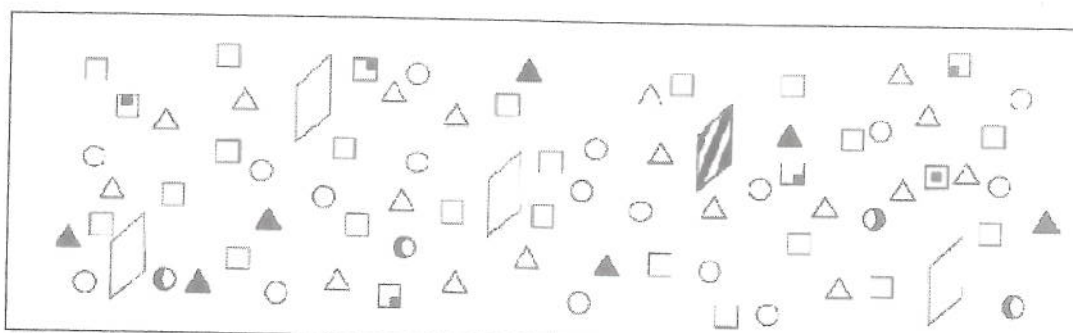


Рис. 7 Отдельные фракции внутри валовой пробы могут сильно отличаться друг от друга (по Gerlach and Nocerino, 2003)

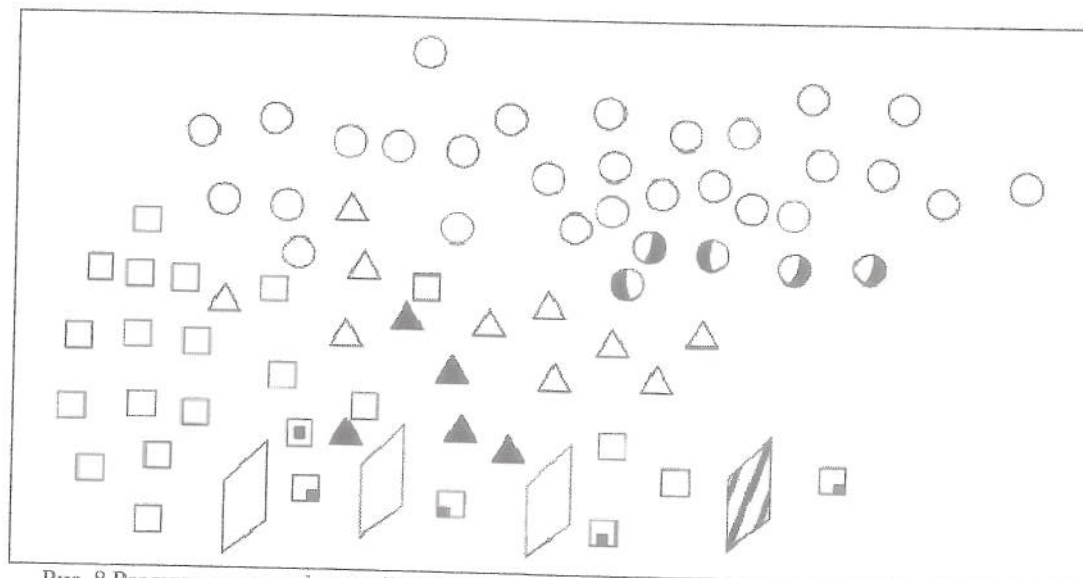


Рис. 8 Различные виды фракций могут распределяться различным образом внутри валовой пробы (по Gerlach and Nocerino, 2003)

Неоднородность структуры означает, что внутри отдельно взятой пробы каждая фракция будет по-разному влиять на содержание всей пробы. Сравните пробу, приведённую на Рис. 9 с зерновыми пробами предыдущего практического задания.

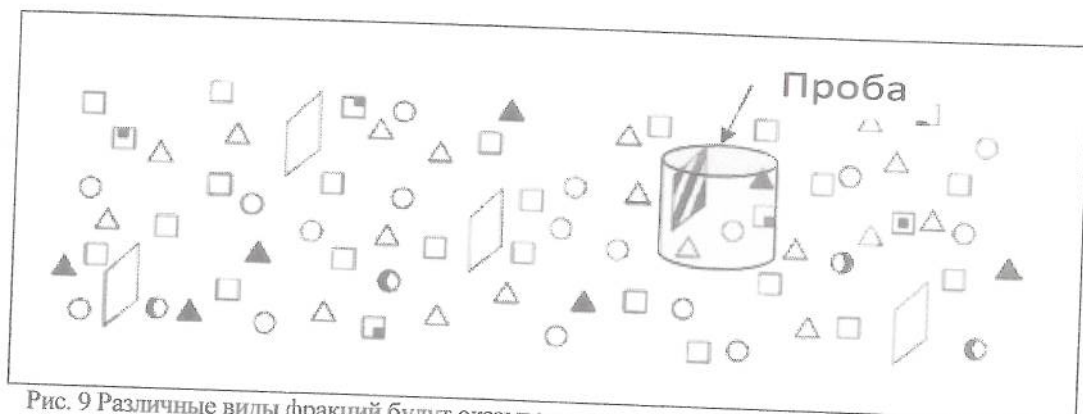


Рис. 9 Различные виды фракций будут оказывать различное влияние на пробу (по Gerlach and Nocerino, 2003)

Неоднородность распределения означает, что содержания в единичных пробах будут зависеть от того, в каком месте валовой пробы берутся эти единичные пробы – сравните компоненты трёх проб на Рис. 10.

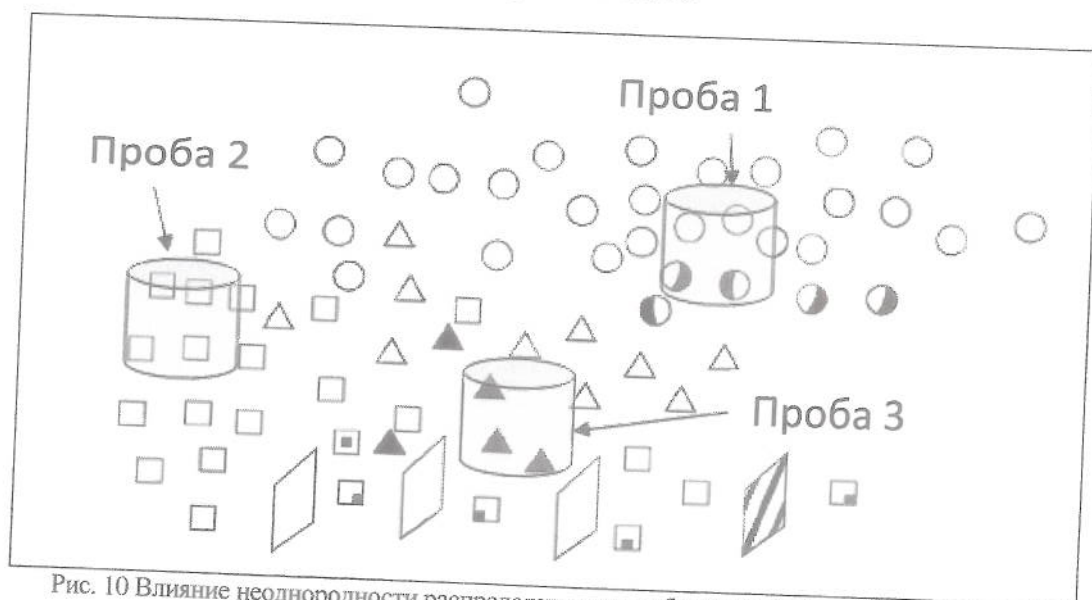


Рис. 10 Влияние неоднородности распределения на пробу (по Gerlach and Nocerino, 2003)

Кроме того, неоднородность будет влиять на то, как фракции перемещаются или осаждаются при извлечении валовой пробы из грунта. Например, тяжёлые фракции в валовой пробе шлама из скважины, пробуренной методом обратной циркуляции, будут осаждаться отлично от более лёгких или мелких фракций (Рис. 11). Если единичную пробу отбирать, просто протыкая пробоотборником валовую пробу, это может привести к тому, что содержание в данной пробе не будет представительным для всей валовой пробы.

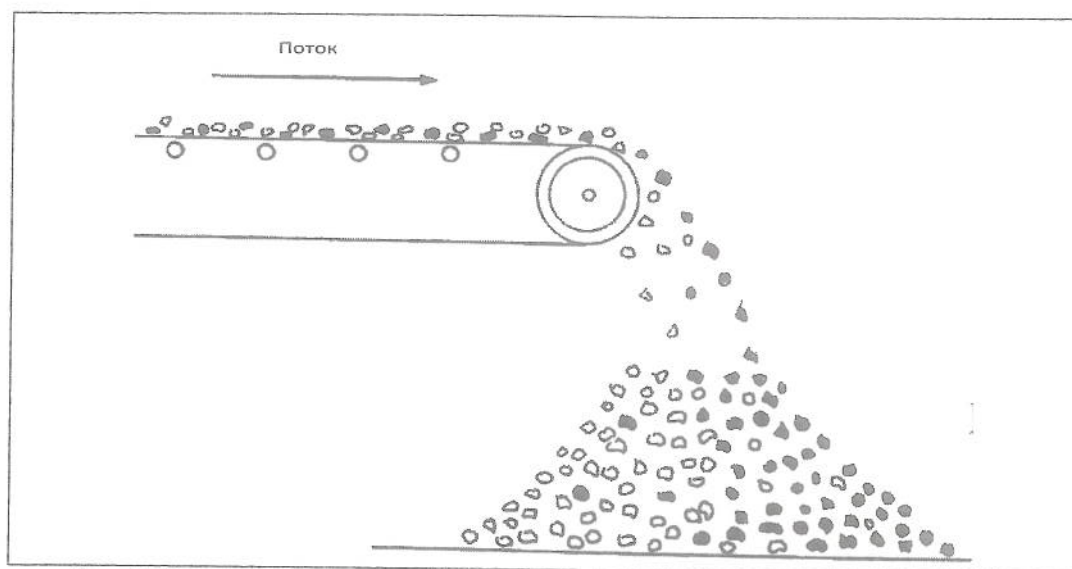


Рис. 11 Различные фракции пробы падают и осаждаются по-разному (по Pitard 1993)

Помните, что наша цель заключается в том, чтобы получить пробу, которая будет представительной по отношению ко всей валовой пробе. Мы должны удостовериться в том, что в результате наших действий неоднородность материала не становится выше исходной, поскольку это приведёт к росту погрешности между единичной пробой и валовой пробой.

Поскольку опробование довольно капиталоемкий процесс, мы стремимся взять наименьшее экономически оправданное число проб. Тем не менее, существует физический низший предел числа частиц, содержащихся в пробе. Если проба крайне мала, в ней может не оказаться достаточного количества минерализованных компонентов для представительства валовой пробы.

Цель номограммы опробования заключается в составлении документации опробования, соответствующей геологическим характеристикам (см. стр. 28).

Обзор погрешностей опробования

Погрешности опробования возникают на каждой стадии процесса опробования. Рассмотрим те, которые приводятся в Таблица 1.

Таблица 1 Семь погрешностей опробования по Pierre Gy (по Pitard, 1993)

Виды погрешностей	Описание	Способ уменьшения
Фундаментальная погрешность опробования	Погрешность (или потеря прецизионности), вызванная физическим составом и структурой материала опробования. Эта погрешность включает в себя гранулометрический состав (Неоднородность структуры)	Используйте номограмму опробования для регулирования ФПО при документировании измельчения/деления проб
Погрешность при группировании и выделении	Возникает при неслучайном физическом распределении частиц (Неоднородность распределения)	Регулируется путём усреднения и деления пробы. Увеличьте объём пробы
Погрешность неоднородности больших интервалов	Связана с неслучайным отличием, вызванным локализацией пробы в рудном теле	Используйте вариограммы для анализа пространственной дисперсии и применяйте эффект пространственных дисперсий путём отбора сокращённых проб для формирования общей пробы
Периодическая погрешность, вызванная неоднородностью	Касается пространственных или временных колебаний	Регулируется путём создания композитных проб перед проведением анализа взаимоотношений содержания между пробами
Погрешность приращения контура	Возникает вследствие неправильного проектирования опробования и/или выбора неадекватного оборудования	Будьте внимательны при составлении проекта опробования и выборе оборудования
Погрешность приращения извлечения	Возникает при отклонении от процедуры опробования	Легче всего регулируется составлением правильного проекта опробования и строгого ему следования
Погрешность подготовки проб	Возникает при утере, засорении или метаморфическом изменении пробы	Строго следуйте требованиям документирования полевых и лабораторных работ

Pitard, 2003 приводит подробное обсуждение и описание способов уменьшения этих и других погрешностей. По мере знакомства с их концепциями, давайте посмотрим на них с практической точки зрения.

Фундаментальная погрешность опробования (ФПО)

Фундаментальная погрешность опробования (ФПО) обозначает стандартную погрешность между единичной пробой и представляемой ей валовой пробой, вызванную неоднородностью структуры. ФПО представляет собой «погрешность, которая сохраняется даже при безупречном проведении опробования» (Pitard, 1993).

ФПО – это единственная погрешность, которая может быть определена до фактического начала опробования.

ФПО рассчитывается следующим образом:

$$\text{ФПО} = [\text{разность по объёму}] * [\text{разность по фракциям}] * [\text{разность по массе}]$$

где

- Разность по объёму подвержена влиянию следующих факторов:
 - форма фракций (фактор формы)
 - изменчивость размера фракций (гранулометрический фактор)
 - фактический размер частиц (размер частиц)
- Разность по фракциям контролируется следующими факторами:
 - неоднородность частиц (минералогический фактор)
 - степень удалённости части друг от друга (высвобождение)
- Разность по массе представляет собой сравнение массы единичной пробы и массы валовой пробы.

С учётом этих факторов формула ФПО выглядит следующим образом

$$\sigma_{FSE}^2 = f \times g \times d^3 \times c \times l \left[\frac{1}{M_s} - \frac{1}{M_L} \right]$$

В большинстве случаев масса единичной пробы настолько меньше массы валовой пробы, что уравнение ФПО упрощается до:

$$\sigma_{FSE}^2 = \frac{f \times g \times d^3 \times c \times l}{M_s}$$

Объяснение и обсуждение этих терминов приводится далее.

Фактор формы (f)

В ФПО рассматриваются две крайности формы. Это куб и сфера (Рис. 12).

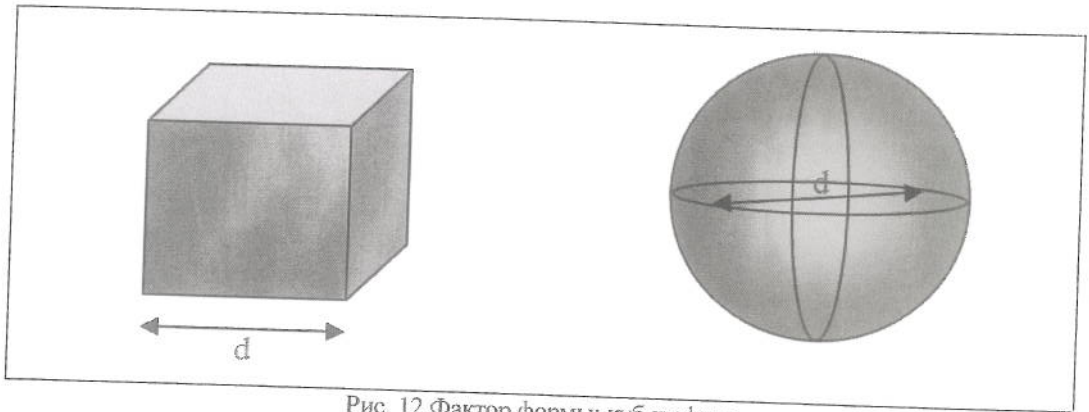


Рис. 12 Фактор формы: куб и сфера

Фактор формы также известен как **коэффициент кубовидности**, поскольку он отражает форму частицы относительно куба. Фактор формы для куба один, в то время как соответствующий объём сферы внутри куба даёт фактор формы сферы. Для куба со стороной 1, объём будет равен $1 \times 1 \times 1$, или фактор 1. При диаметре 1, объём сферы будет 0,52, и, соответственно, фактор формы будет равен 0,52.

Большинство руд имеют фактор формы примерно равный 0,5. Слоистые минералы имеют более плоские объёмы и более прямоугольные, чем куб, и поэтому их объём фактически сокращается до анизотропии прямоугольника (например, 0,1 для слоистого минерала, высота которого составляет 10% от его длины). Мягкие однородные минералы (как, например, золото) имеют фактор формы равный 0,2.

Размер частицы (d^3)

Размер частиц отражает объём куба, внутри которого помещается эта частица (Рис. 13).

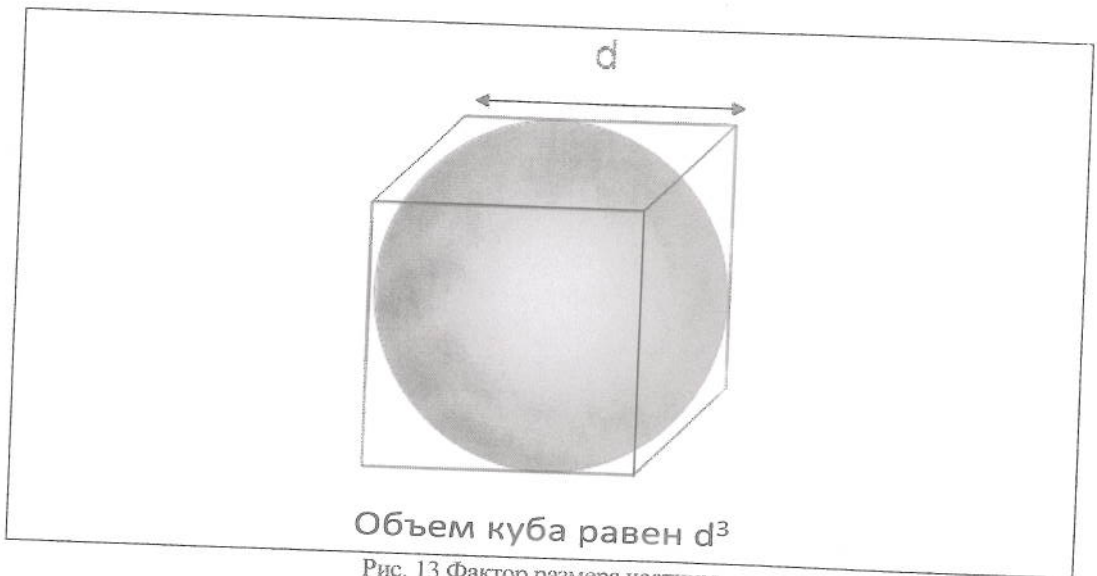


Рис. 13 Фактор размера частицы

Гранулометрический фактор (g)

Гранулометрический фактор, или **фактор классификации по крупности**, отражает распределение частиц по их крупности (Рис. 14). Этот фактор принимает во внимание изменчивость размеров частиц при расчёте фундаментальной погрешности. Гранулометрический фактор отражает диапазон размеров частиц в пробе. Если все частицы имеют единый размер (или диаметр), g равно 1. Для частиц в истёртых пробах фактор g обычно составляет 0,25. Для частиц, удерживаемых при просеивании, g равно 0,55.

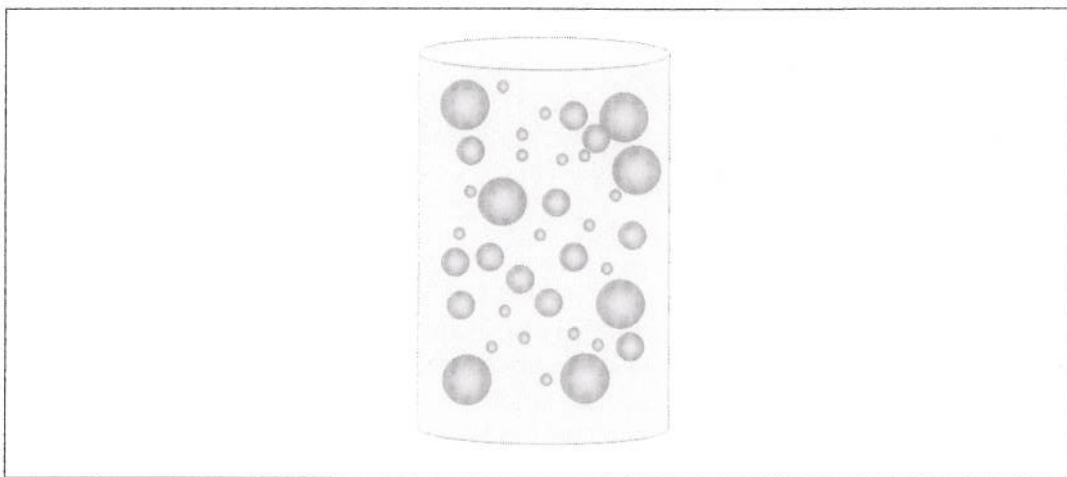


Рис. 14 Гранулометрический фактор отражает гранулометрический состав (распределение частиц по их крупности)

Вследствие логнормального распределения, используемого для описания гранулометрического состава, в большинстве случаев с фракциями класса P95 (95% массы, проходящей через сито) пробы имеют гранулометрический фактор равный 0,25.

Минералогический фактор (с)

Минералогический фактор (c) отображает состав и неоднородность всех частиц, расположенных отдельно друг от друга (Рис. 15). Минералогический фактор, по сути, представляет собой взвешенную плотность минерализации относительно плотности вмещающей породы.

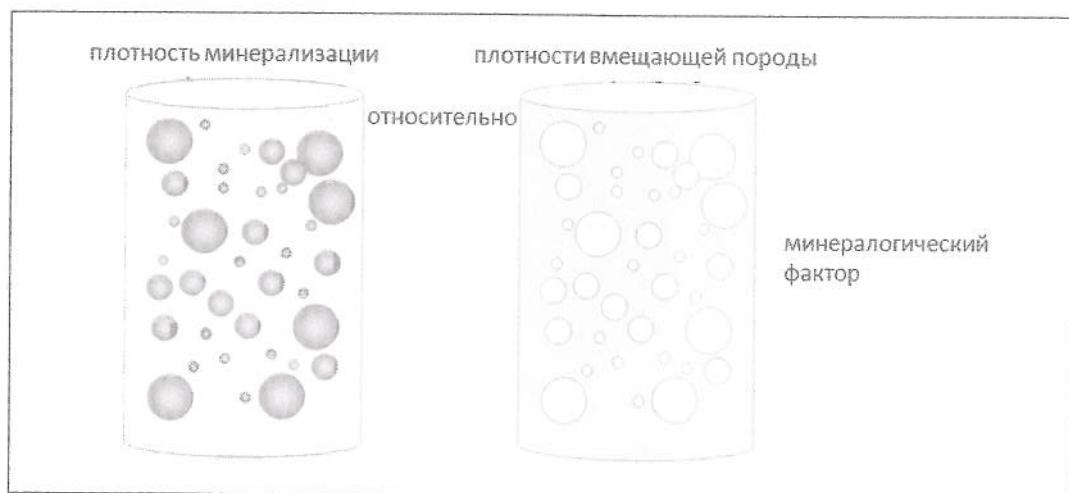


Рис. 15 Концепция минералогического фактора

Фактор высвобождения (I)

Фактор высвобождения – это фракция минерализованных частиц, которая может быть отделена от вмещающей породы, как чистая минерализация (Рис. 16).

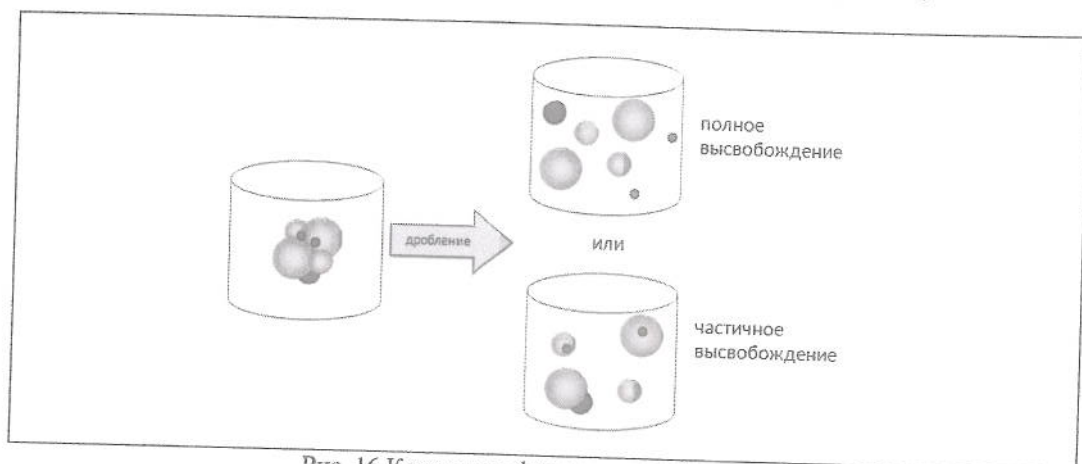


Рис. 16 Концепция фактора высвобождения

Одним из путей подсчёта фактора высвобождения является сравнение диаметра частиц, нуждающихся в высвобождении, с диаметром ячейки сита для прохождения фракций класса Р95. Это соотношение обычно измеряется возведением в степень единицы для концентратов высокого содержания, и не бывает больше 3 для других минералов.

Фактор массы (M_s и M_L)

Фактор массы отражает массу единичной пробы относительно массы валовой пробы. Обратная масса валовой пробы вычитается из обратной массы единичной пробы. Чем ближе масса единичной пробы к массе валовой пробы, тем более схожи эти величины и тем меньше разница между ними. В конечном счёте, для проб, имеющих крупный размер по отношению к массе валовой пробы, фактор массы невелик, что, соответственно ведёт к малой ФПО.

Уравнение ФПО

Исходя из природы материала, с которым мы работаем, описанные выше факторы перемножаются между собой для определения степени фундаментальной погрешности в единичной пробе из валовой пробы:

$$\sigma_{\text{ФПО}}^2 = f \times g \times d^3 \times c \times l \left[\frac{1}{M_s} - \frac{1}{M_L} \right]$$

Или проще

$$\sigma_{\text{ФПО}}^2 = \frac{f \times g \times d^3 \times c \times l}{M_s}$$

Понимание природы материала, или ФПО материала, позволяет нам правильно планировать стратегию опробования – каков должен быть размер пробы относительно валовой пробы, какова требуемая степень однородности, когда и как следует делить пробу, и насколько наша проба будет близка к представительной.

Решение практических задач при опробовании

Фундаментальной погрешностью опробования удобно руководствоваться в решении практических задач при проведении опробования, включая:

- Какой диаметр следует выбрать для измельчения?
- Насколько большой должна быть проба для сохранения прецизионности, как минимум, 10%?

Давайте попробуем решить их на примере.

Предположим, что минерализация в материале имеет следующие параметры:

- Диаметр сита равен 1,25см для 95% материала. Это диаметр частицы (d).
- Минералогический фактор (с) равен 15000000
- Фракции сферические (f = 0,52)
- Гранулометрический фактор (g) равен 0,25 (типичный для золота)
- Фактор высвобождения (l) равен 0,000025
- Масса пробы равна 10кг (10000 г)

Упрощённая формула ФПО даёт нам следующий фактор дисперсии погрешности

$$\sigma_{\text{ФПО}}^2 = \frac{f \times g \times d^3 \times c \times l}{M_s}$$

$$\sigma_{\text{ФПО}}^2 = \frac{0.52 \times 0.25 \times 1.25^3 \times 15000000 \times 0.000025}{10000}$$

$$\sigma_{\text{ФПО}}^2 = 0.01333$$

Путём извлечения квадратного корня из этой величины мы получаем прецизионность 11,5%

Что нужно сделать, чтобы получить прецизионность ниже 10%?

Либо мы должны измельчить пробу до прохождения через более мелкое сито, либо мы можем взять пробу большего размера. Рассмотрим оба этих варианта.

Для нахождения требуемого диаметра нам нужно переделать формулу, и подставить 10% для прецизионности (т.е. $0,1^2$ для $\sigma_{\PhiПО}^2$)

$$d^3 = \frac{\sigma_{\PhiПО}^2 \times M_s}{f \times g \times c \times l}$$

$$d^3 = \frac{(0,1^2 \times 10000)}{0,52 \times 0,25 \times 15000000 \times 0,000025}$$

$$d^3 = 1,465$$

$$d = 1,136$$

Для получения прецизионности 10% материал должен быть измельчён до 95% прохождения через сито с диаметром ячейки 1,14 см.

В качестве альтернативы мы можем взять пробу большего размера. Переделав формулу заново, мы получим:

$$M_s = \frac{f \times g \times d^3 \times c \times l}{\sigma_{\PhiПО}^2}$$

$$M_s = \frac{0,52 \times 0,25 \times 1,25^3 \times 15000000 \times 0,000025}{0,1^2}$$

$$M_s = 13330 \text{ г}$$

Если мы немного увеличим размер пробы до 13,3 кг, мы улучшим точность до 10%.

На практике, оба варианта нуждаются в оценке их практичности – что имеет больший смысл: более тонкий помол или больший размер пробы?

Погрешности при группировании и выделении

Группирование и выделение возникают при перемещении партии проб (например, на конвейере, или когда проба выбрасывается наружу при бурении методом обратной циркуляции).

Группирование и выделение происходят вследствие разницы в плотности частиц, в размере фракций или форме фракций. Другие причины включают в себя турбулентность воздуха (например, когда материал поступает на желобчатый делитель очень быстро или если последний не снабжен дверными заслонками для удержания мелочи в пробе).

Рассмотрим примеры, приведённые Pitard, 1993, и показанные на Рис. 17 – Рис. 21. Обратите внимание на то, что эти погрешности невозможно переделать, исправить или другим образом удалить на дальнейших этапах процесса опробования.

Влияние разности плотности

Варьирование плотности является основной причиной выделения и группирования – сравните плотность золота ($19,3 \text{ г/см}^3$) и плотность вмещающей породы ($2,6 \text{ г/см}^3$), и как это влияет на процесс опробования.

На других месторождениях плотность важнейших компонентов бывает вдвое больше плотности вмещающей породы (например: плотность минерализованных песков с цирконом и ильменитом составляет около $4,7 \text{ г/см}^3$ против плотности вмещающей их глины или кварца около $2,6 \text{ г/см}^3$).

Практическое задание

Рассмотрите проекты, над которыми вы работаете.

- Насколько отличаются значения плотности важнейших компонентов и вмещающей породы?
- На каких стадиях опробования в ваших проектах плотность может вызвать выделение и группирование?
- Что вы делаете или можете сделать, чтобы снизить выделение и группирование в ходе вашего процесса опробования?

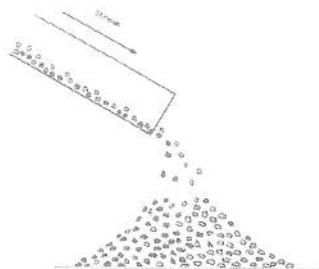


Рис. 17 Отделение плотных частиц от более легких в одной и той же фракции (Pitard, 1993)

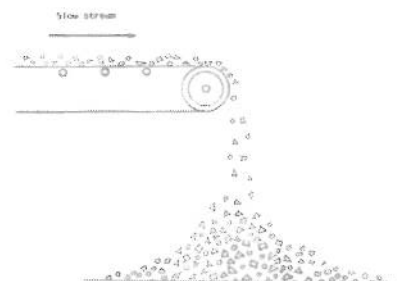


Рис. 20 Выделение, вызванное разными углами падения (Pitard, 1993)

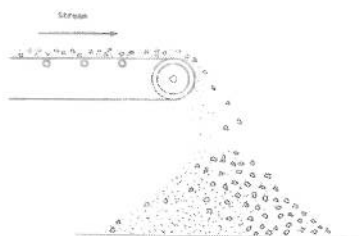


Рис. 18 Отделение мелких частиц от более крупных фракций с той же плотностью (Pitard, 1993)

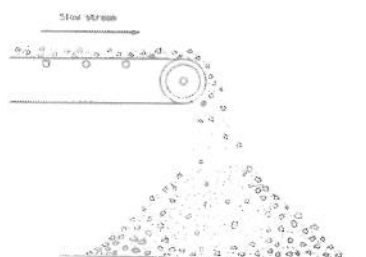


Рис. 19 Мелкие фракции оседают внутри кучи, а крупные фракции оседают снаружи (Pitard, 1993)

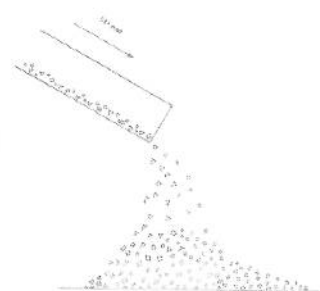


Рис. 21 Выделение, вызванное различным темпом тряски ленты конвейера (Pitard, 1993)

Сведение к минимуму погрешностей, возникающих при группировании и выделении

Pitard (1993) считает погрешность, возникающую при группировании и выделении, продуктом двух факторов (фактора группирования и фактора выделения) и ФПО:

$$\text{Погрешность группирования и выделения} = \text{фактор группирования} \times \text{фактор выделения} \times \text{ФПО}$$

Усреднение (или шихтование) является идеальным процессом для сведения к минимуму погрешности группирования и выделения. Однако, эта процедура довольно дорогостоящая для больших валовых проб, и потому применяется редко.

В попытке создания представительной пробы альтернативой является отбор частных проб или навесок. При отборе навесок для создания пробы (например, пробоотборником из шламовой пробы, отобранной методом обратной циркуляции), чем больше навесок мы отбираем, тем больше вероятность получить долю, пропорциональную представительную для валовой пробы в целом.

Рассмотрим пример на Рис. 22. В валовой пробе одну треть составляют минерализованные фракции (15 из 45 фракций). Совсем не то мы видим в каждой отдельной навеске (1 из 8; 2 из 5 и 4 из 8). Каждая отдельно взятая навеска не является представительной для всей партии. Однако, проба из объединения навесок является представительной для всей валовой пробы (7 из 21). Согласно Pitard, 1993, рекомендуется отбирать 30 навесок, что соответствует требованиям статистической теории (например, теоремой о центральном пределе).

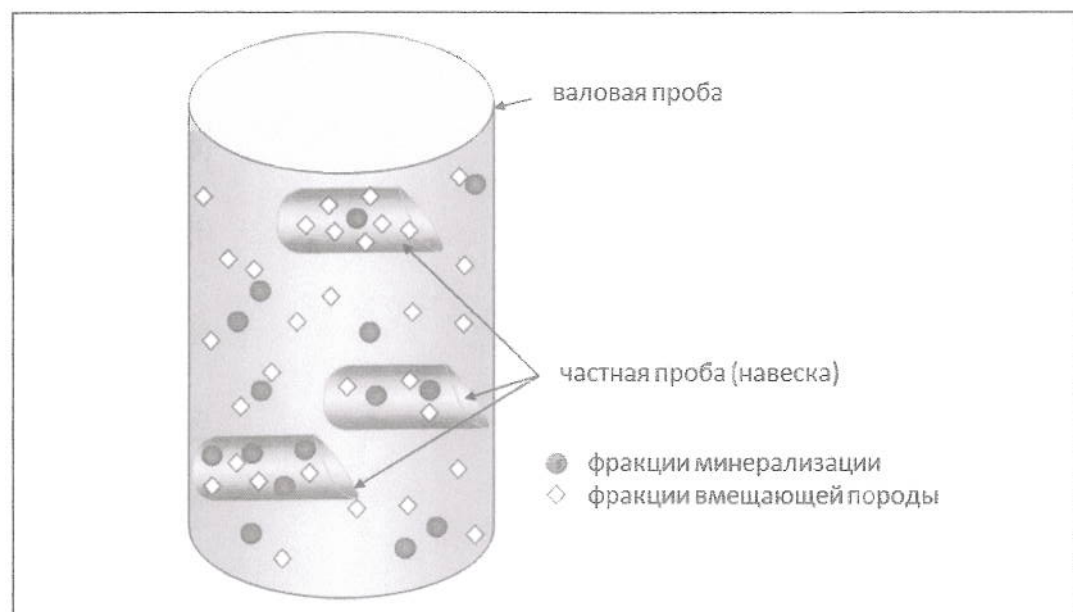


Рис. 22 Навески улучшают представительность пробы, при группировании и выделении фракций

Если группирование или выделение вызваны слоистой или пластообразной структурой валовой пробы, необходимо убедиться в том, что единичные пробы отбираются под правильными углами к слоям (пластам) с целью получения представительной пробы из пластообразной (слоистой) валовой пробы.

Погрешности, возникающие при отборе проб

Погрешности, возникающие в процессе опробования, отличаются от ФПО тем, что их можно уменьшить. Рассмотрим три предотвратимые погрешности:

Погрешности, возникающие в процессе опробования, отличаются от ФПО тем, что их можно уменьшить. Рассмотрим три предотвратимые погрешности:

1. Плохо оконтуренная проба. До начала отбора пробы погрешности могут возникать вследствие плохого оконтуривания целевого геометрического объёма.
2. Плохо извлечённая проба. При извлечении пробы не происходит сбора целевого объёма (например, при плохом выходе керна), что ведёт к отбору материала в количестве меньше или больше требуемого.
3. Неправильная подготовка пробы случается при изменении пробы до проведения лабораторного анализа. Например:
 - Засорение (например, заглинивание внутри скважины или засорение пылью)
 - Утрата любой части важного компонента вмещающей породы (например, вымывание мелочи с высокими содержаниями водой, используемой при распиловке керна)
 - Метаморфическое изменение
 - Неумышленная порча, как, например, падение на пол или поломка оборудования
 - Умышленные погрешности (например, вследствие мошенничества или саботажа).

Цель теории опробования заключается в понимании погрешностей опробования с тем, чтобы мы больше знали о них, могли управлять ими или сводить их к минимуму посредством проведения ОККК.

Опробование на плотность

Lipton (2001) приводит подробное обобщение практических подходов при проведении опробования на плотность.

Номограммы опробования

Номограммы опробования используются для разработки документирования процесса опробования. До начала программы бурения можно провести оценку различных сценариев измельчения или деления проб.

Основное предназначение номограммы опробования является оценка различных вариантов измельчения и деления проб исходя из ФПО, практических и экономических соображений.

Номограмма графически отображает соотношение ФПО и массы пробы. Каждая из осей является логарифмической шкалой. На номограмме прослеживается ФПО при документировании опробования (Рис. 23).

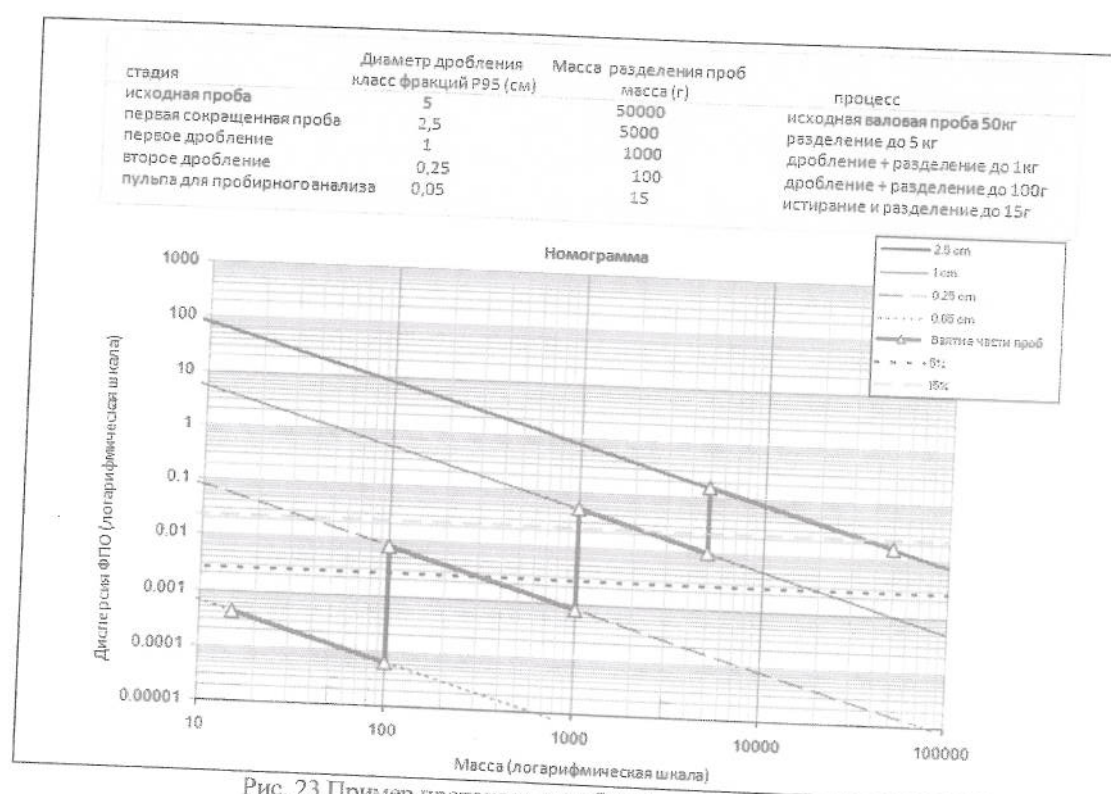


Рис. 23 Пример протокола опробования и номограммы

Боковые линии кривой ФПО основаны на тестировании материала опробования. В ходе этого теста обычно оцениваются 50 точек для фактора формы, гранулометрического и минералогического факторов, а также фактора высвобождения. Обычно, эти факторы варьируются в зависимости от изменений в геологических единицах.

После завершения оценки этих факторов для составления уравнения ФПО требуются только размер фракции, масса валовой пробы и масса единичной пробы. Контрольные линии на номограмме просто соответствуют величинам ФПО при изменении массы пробы для заданного размера фракций класса P95size.

Обеспечение качества и контроль над качеством (ОККК)

Введение

Цель процесса обеспечения качества и контроля над качеством (ОККК) заключается в обеспечении гарантии надёжности качества данных и информации, используемых для принятия решений по значимости проекта и его дальнейшем развитию. Качество добычи и проектные решения целиком полагаются на качество исходных данных.

В этом разделе мы обсудим использование статистических инструментов для мониторинга качества опробования.

Положительный результат ОККК для базы данных является своего рода штампом «Утверждаю». Без этого штампа все усилия, заложенные в комплекс геологической интерпретации, математические расчеты и классификацию запасов, ставятся под сомнение. Плохое ОККК эквивалентно проведению оценки запасов вслепую.

Когда мы же мы вплотную занимаемся ОККК? Это деятельность, которая должна подвергаться глубокому анализу по мере сбора исходных данных. Каждый пакет данных должен пройти процесс ОККК. Наиболее эффективным способом является ОККК в ходе выполнения буровой программы с целью МОНИТОРИНГА процесса сбора данных и приостановки бурения или лабораторных работ, если их качество неудовлетворительное. ОККК по завершению сбора данных неэффективно для управления качеством всего проекта.

Процесс ОККК считается хорошо организованным, если он ведётся активно, непрерывно, в него вносятся коррективы по мере сбора исходных данных, а также, если он прост для понимания, целесообразен и предоставляет вам достаточно информации для внесения своевременных корректировок при работе на буровом станке, во время проведения опробования или в ходе лабораторных работ.

Давайте взглянем на способы анализа качества исходных данных.

Статистический контроль процесса

Статистический контроль представляет собой действия, направленные проверку качества процесса. Проще говоря, мы берём известное нам значение (содержание в стандартных и холостых пробах), и вводим его в процесс проведения лабораторного анализа. Затем, мы рисуем кривую полученных из лаборатории значений относительно известных нам значений и оцениваем, насколько они близки к истинному значению. Несмотря на некоторую ожидаемую дисперсию, мы хотим убедиться в том, что полученные из лаборатории результаты, а также их дисперсия, разумно обоснованны.

Графики прогона

Графики прогона представляют собой простой кривую значений, измеренных с течением времени. Измеренное значение отмечается на оси Y. Кривая этих величин строится относительно шкалы времени на оси X.

Графики прогона очень удобны для прослеживания трендов. Например, график прогона полного производственного цикла в лаборатории показывает тренд увеличения времени полного производственного цикла (Рис. 24). Графики прогона, в частности, очень удобны для выявления неслучайных закономерностей (Рис. 25).

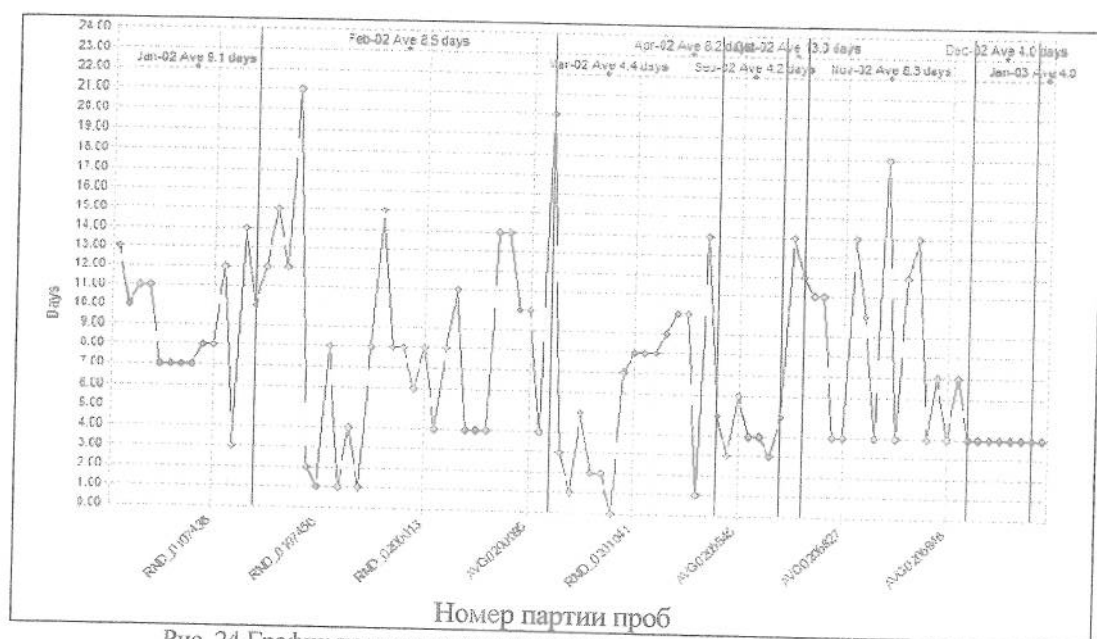


Рис. 24 График прогона на примере полного производственного цикла (программа Maxwell's QAQCR)

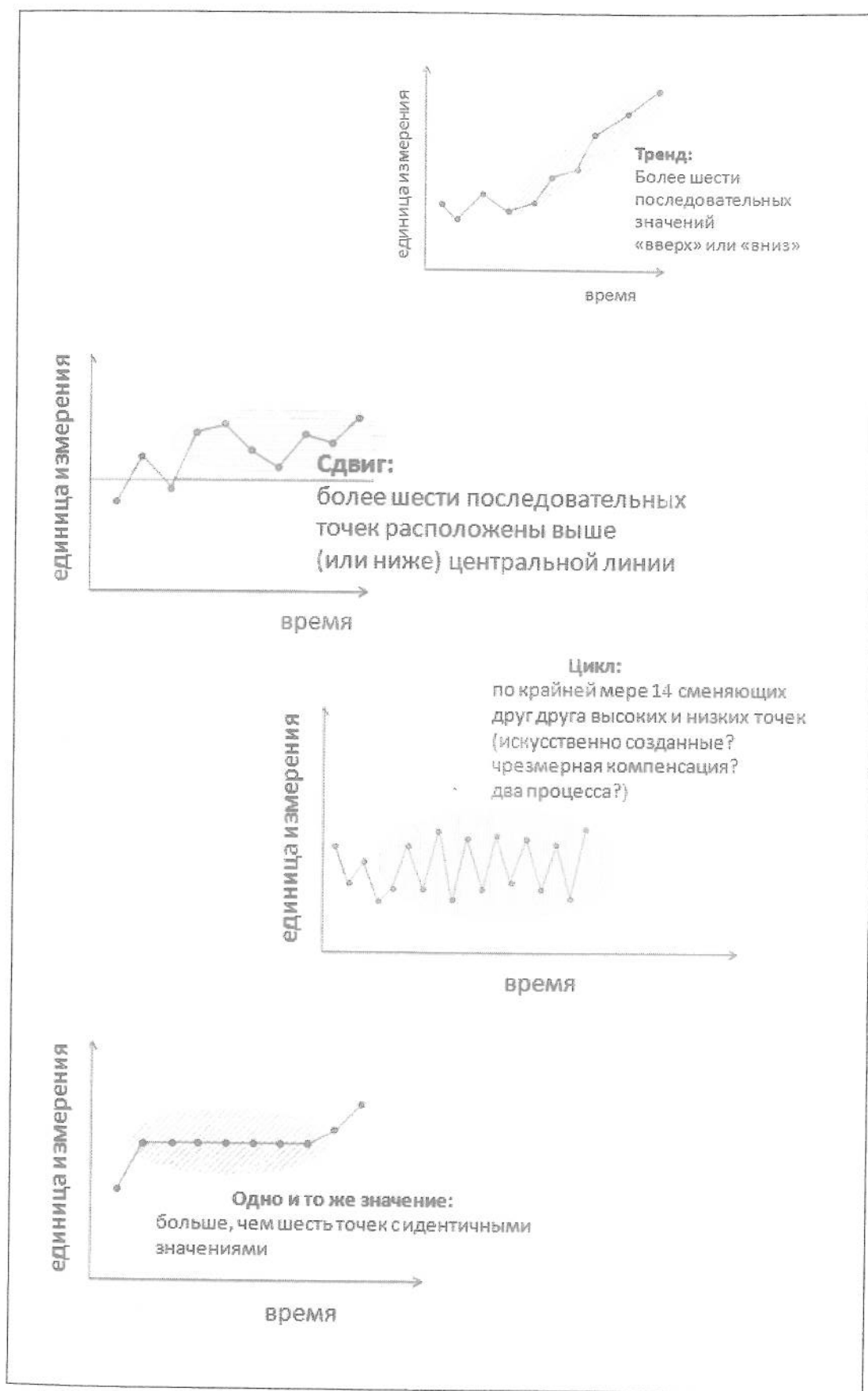


Рис. 25 Поиск поведения неслучайных закономерностей

Контрольные карты

Контрольные карты представляют собой графики прогона с контрольными границами. Контрольные границы определяются заранее (ожидаемое стандартное содержание и дисперсия). На Рис. 26 частный случай 46 находится за пределами контрольных границ. Обратите внимание на неправильные значения, предшествующие случаю 46, а затем неожиданное появление трёх почти одинаковых значений.мммммм, пожалуй, стоит задуматься?!

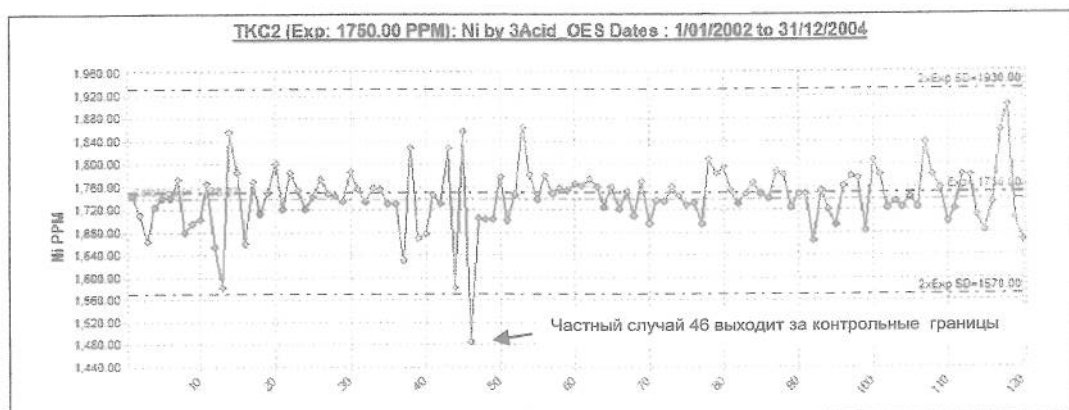


Рис. 26 Пример контрольной карты
(программа Maxwell's QAQCR)

Кривая всех значений стандартных и холостых проб на едином графике помогает выявить устойчивые закономерности в партиях проб (Рис. 27).

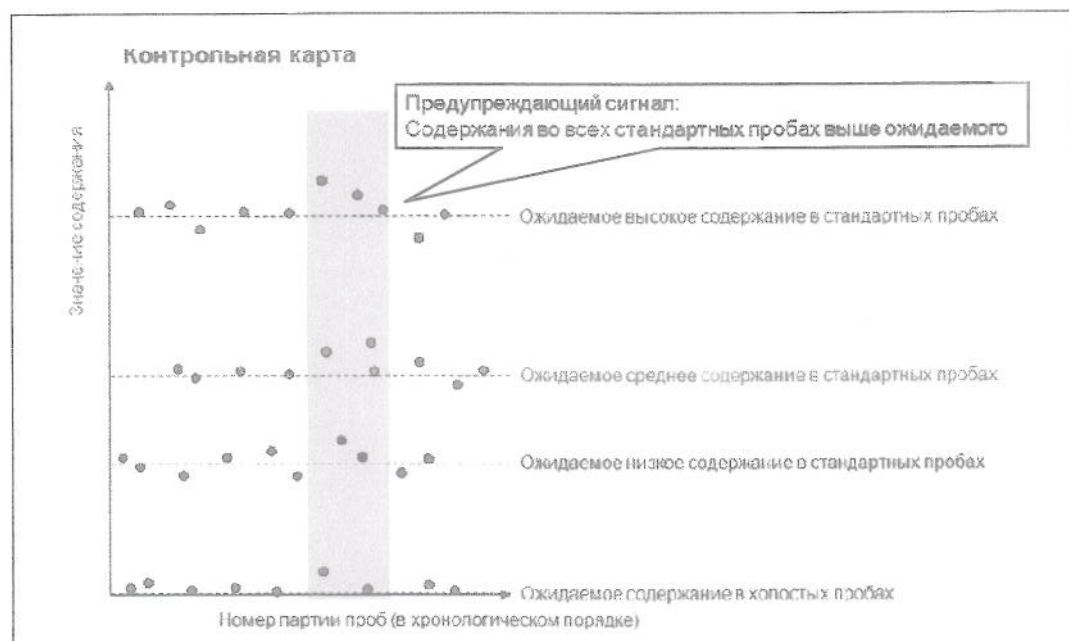


Рис. 27 Пример контрольной карты с одновременным нанесением результатов на график

Другими важными для нанесения на график значениями являются содержание в пробе непосредственно перед анализом стандартного содержания, а также содержание в ней после анализа. Это очень помогает при проверке качества истирания пробы в процессе проведения пробирного анализа.

Поиск закономерностей

Погрешность

Как правило, на контрольных картах мы пытаемся найти погрешности или закономерности. Они обнаруживаются после получения из лаборатории значений для проб, систематически высоких или низких относительно стандартных. Вопрос в том, сколько нам нужно систематически высоких (или низких) содержаний, чтобы убедиться в наличии проблемы?

Если лаборатория время от времени выдаёт высокие и низкие содержания вокруг стандарта, ожидается, что кривая этих значений будет располагаться выше или ниже ожидаемого содержания.

Представим себе, как выглядит случайная дисперсия вокруг стандартного значения. Кому-то она может показаться случайной. Но откуда мы знаем, случайна эта закономерность или нет? Самый простой и известный вероятностный процесс — это подбрасывание монеты, в ходе которого мы имеем равные шансы того, что выпадет «орёл» или «решка».

Давайте смоделируем вероятность получения случайных высоких содержаний, оставив в стороне лабораторию. Подбрасывая монету, мы будем считать «орла», как содержание выше ожидаемого стандартного значения, а «решку» — как содержание ниже ожидаемого стандартного значения.

Если взять для изучения только одну пробу, то каждое значение содержания будет либо выше, либо ниже ожидаемого стандартного содержания. Тогда, у нас будет 50% шансов, что стандартное значение будет выше ожидаемого значения.

Далее, если мы возьмём для исследования два стандартных значения, нам, естественно, нужно будет подбрасывать две монеты. Каждое из двух полученных в результате стандартных значения будет одним из вариантов «орёл-орёл», «орёл-решка», «решка-орёл» или «решка-решка». Следовательно, существует 25%-ная (один к четырём) вероятность того, что два последовательно высоких стандартных значения, полученных из лаборатории, являются следствием случайных погрешностей.

Рассмотрим три стандартных значения. Хаотичный процесс подбрасывания монеты будет выглядеть следующим образом:

ООО, ООР, ОРО, ОРР, РОО, РОР, РРО, РРР

Т.е., есть вероятность один к восьми (или 12,5%) того, что три последовательно высоких стандартных значения являются следствием случайных погрешностей. Три последовательно высоких значения не дают нам достаточной информации о наличии погрешности в лаборатории.

А как быть с четырьмя последовательно высокими значениями? Насколько они случайны? Шанс получения четырёх последовательно высоких содержаний равен один к 16 (или один из $2 \times 2 \times 2 \times 2$), что составляет 6,25%-ную вероятность того, что четыре последовательно высоких значения случайны.

А для пяти последовательно высоких значений? один из 32 или 3,125%-ная вероятность.

Ну, и для более хорошего измерения, вероятность шести последовательно высоких значений составляет один к 64 или 1,5625%.

Аналогично, существует один к 128 (или менее 1%) вероятность получения семи последовательных высоких содержаний.

При интерпретации контрольных карт значений содержаний в стандартных и холостых пробах необходима хорошая доля здравого смысла. Мы ожидаем, что лабораторные результаты будут иметь определённую степень погрешности в стандартах, переданных на анализ. Но нам не хочется видеть погрешности в наших данных (будь она выше или ниже ожидаемых стандартных содержаний).

Неслучайные закономерности

Случайные отклонения от ожидаемого стандартного содержания вполне ожидаемы. Любая ярко выраженная закономерность должна служить настораживающим предупреждением о необходимости дальнейшей проверки данных по партии проб. Такие закономерности включают в себя:

- Последовательно идущие содержания выше (или ниже) ожидаемого
- Циклическое повышение и понижение содержаний
- Повышение (или понижение) дисперсии стандартных значений
- Тенденция к повышению (или понижению) содержания
- Идентичность стандартных значений.

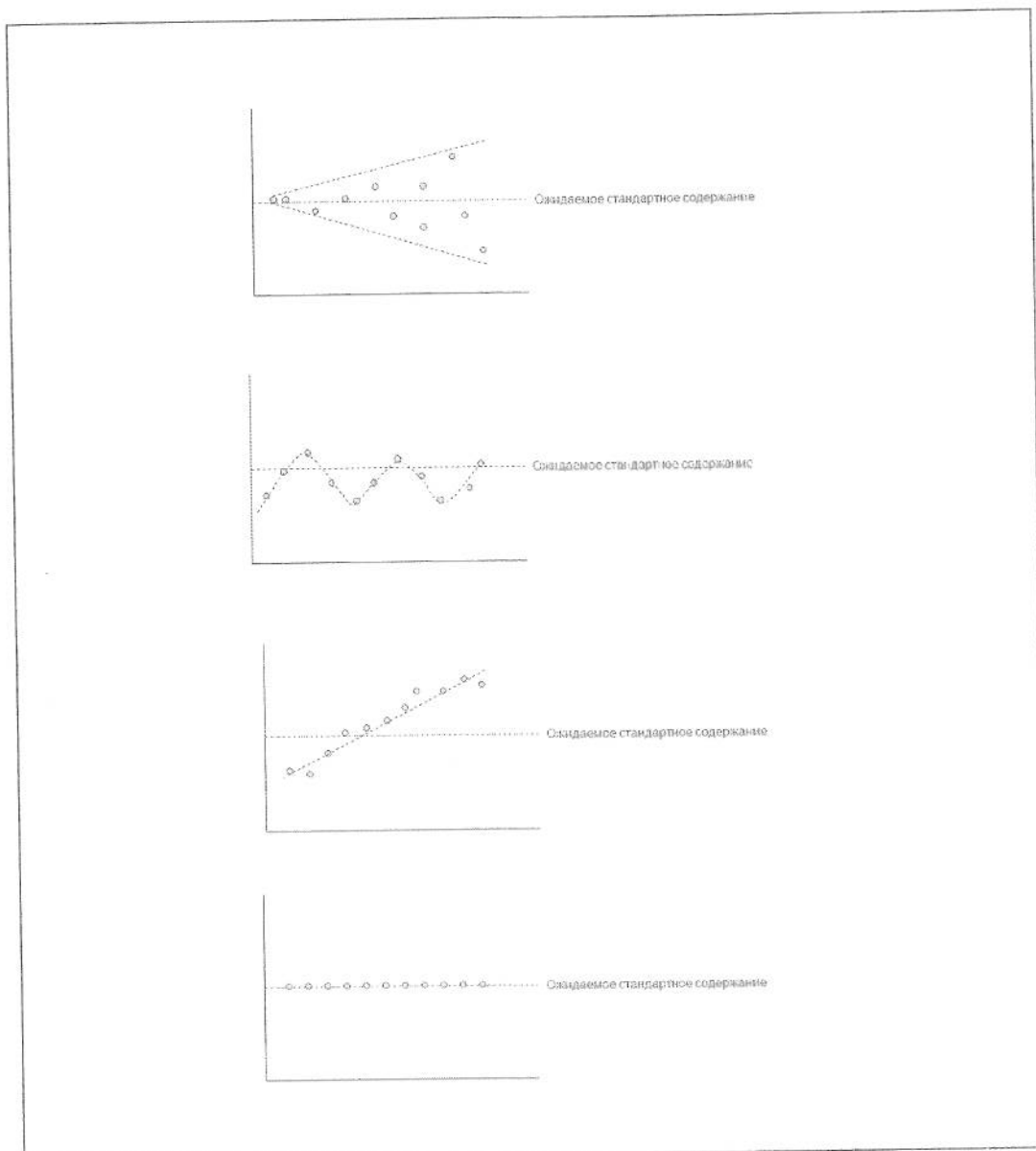


Рис. 28 Примеры настораживающих закономерностей в контрольных картах

Установление контрольных границ

Контрольные границы предупреждают о том, что лаборатория возвращает нам стандартные содержания, которые выходят за пределы естественной дисперсии, ожидаемой в стандартных данных. Целесообразные контрольные границы² обычно устанавливаются в 10% по каждую сторону от ожидаемого стандартного содержания. Полученные из лаборатории стандартные значения, располагающиеся вне этого диапазона, являются предупреждением о необходимости проверки предоставленных лабораторией пакета данных.

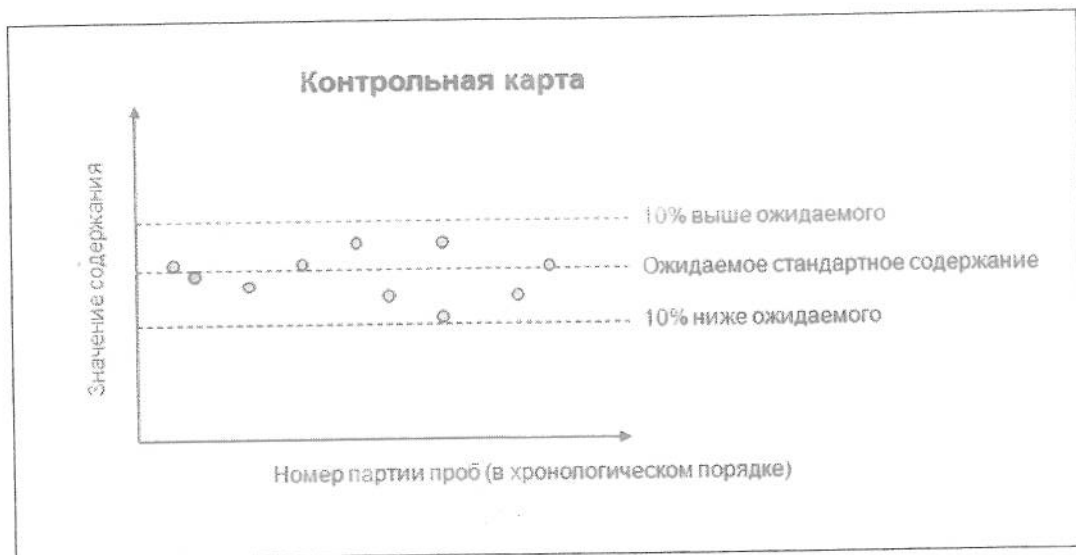


Рис. 29 Пример лабораторных данных в пределах контрольных границ



Рис. 30 Пример лабораторных данных по двум контрольным пробам с содержаниями, выходящим за $\pm 10\%$ контрольные границы

² Верхняя и нижняя контрольные границы должны устанавливать разумный процентный диапазон для каждого стандартного содержания. Здесь, 10 % используются только в качестве примера.

Предупреждающие сигналы, используемые в контрольных картах программы Minitab, включают в себя:

- Одна точка лежит выше трёх стандартных отклонений от центральной линии
- Девять точек подряд с одной стороны от центральной линии
- Шесть точек подряд, выстроены в убывающем или возрастающем порядке
- Четырнадцать точек подряд колеблются вверх и вниз
- Две из трёх точек лежат выше двух стандартных отклонений от центральной линии (с той же стороны)
- Четыре из пяти точек лежат выше одного стандартного отклонения от центральной линии (с той же стороны)
- Пятнадцать точек подряд в пределах одного стандартного отклонения от центральной линии (с любой стороны)
- Восемь точек подряд лежат выше одного стандартного отклонения от центральной линии (с любой стороны)

Практическое задание

Сделайте оценку приведённых ниже 3 контрольных карт. Какие из пакетов выборок вызывают у вас вопросы?

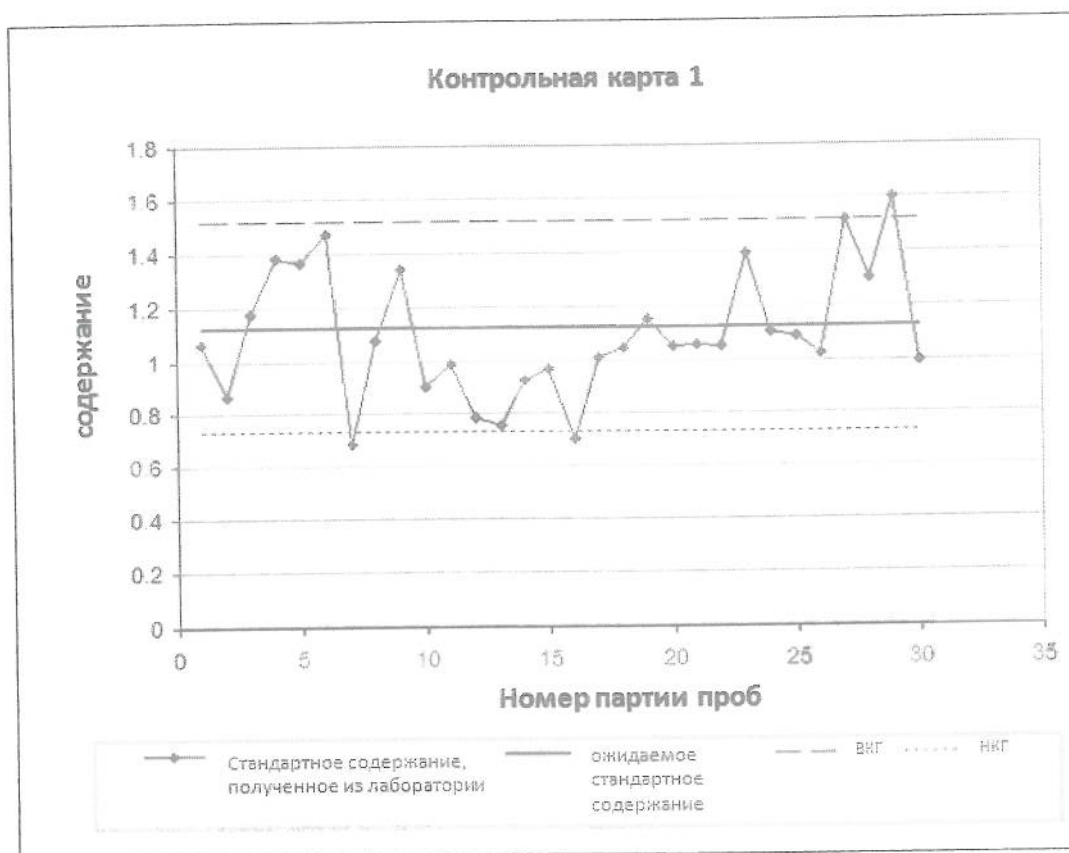


Рис. 31 Практическое задание по контрольным картам — карта 1

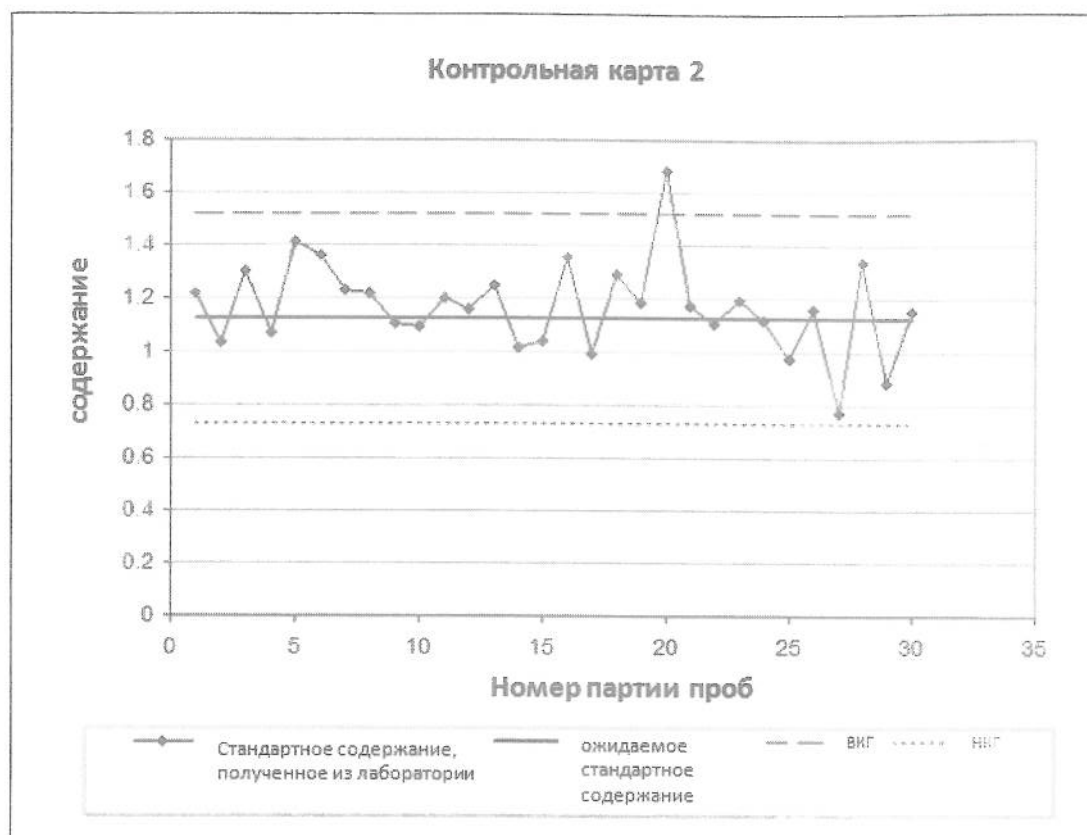


Рис. 32 Практическое задание по контрольным картам – карта 2

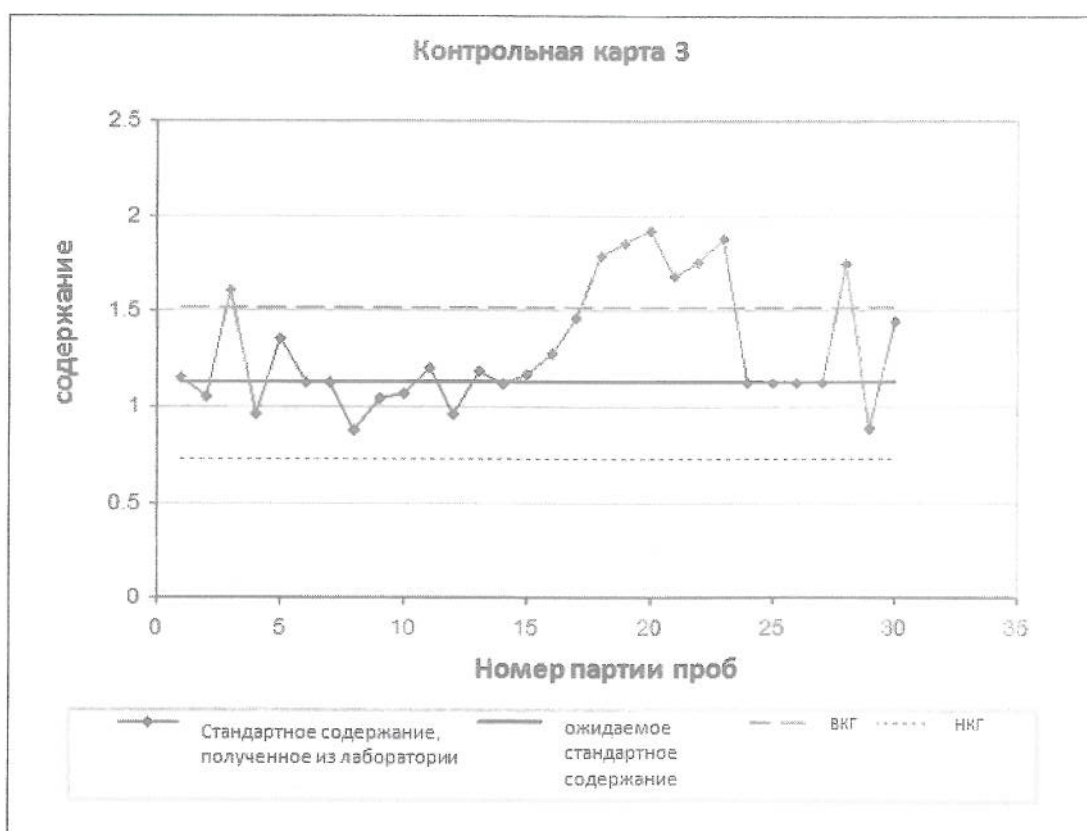


Рис. 33 Практическое задание по контрольным картам – карта 3

Оценка репродуктивности

Диаграммы рассеивания

Процесс ОККК представляет собой сравнение между содержаниями в дубликатных (повторных) пробах и содержанием в исходной пробе на диаграмме рассеивания³ (Рис. 34).

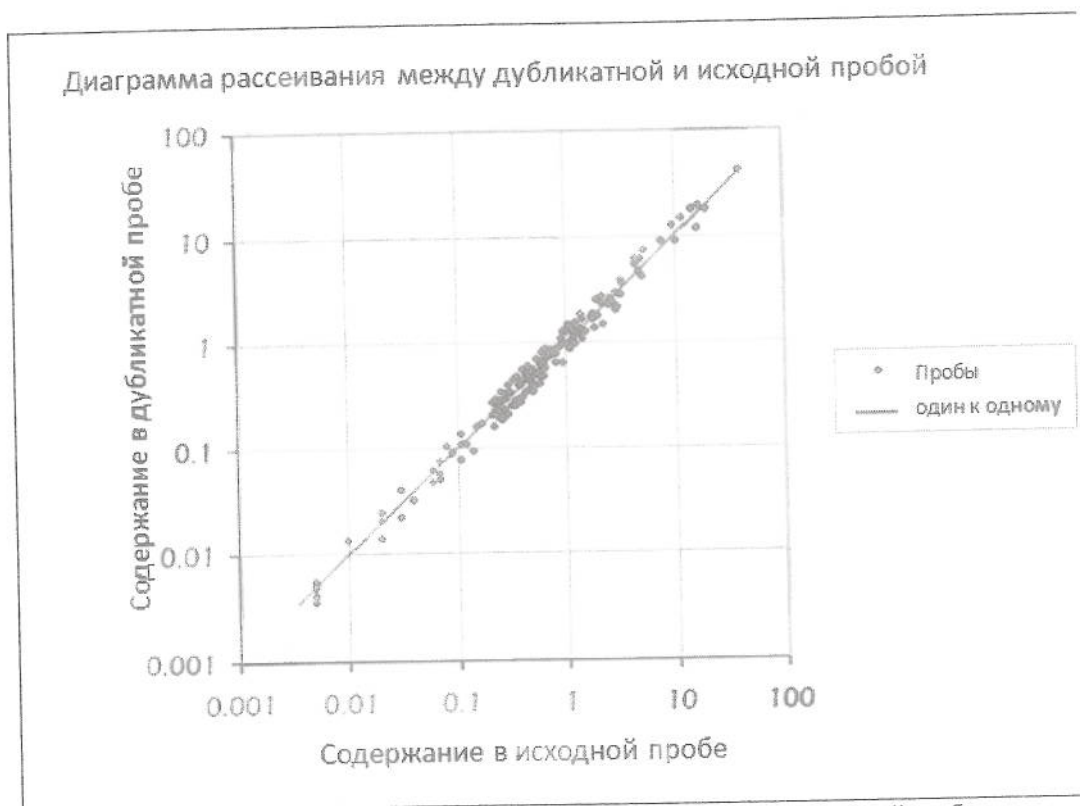


Рис. 34 Диаграмма рассеивания содержаний в дубликатах и исходной пробе

Здесь, мы пытаемся определить как прецизионность (отсутствие погрешности), так и точность (степень повторяемости) на диаграмме рассеивания.

Прежде всего, рассеивание между дубликатной (или повторной) пробой и исходной пробой должно проходить примерно вдоль линии «один к одному». Это говорит об отсутствии погрешности в данных. Пример на Рис. 35 показывает, что содержания в дубликатных пробах постоянно выше содержаний в исходных пробах.

³ Подсказка: На оси X диаграммы рассеивания отмечаются наборы исходных или самых старых имеющихся в наличии данных.

Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробой

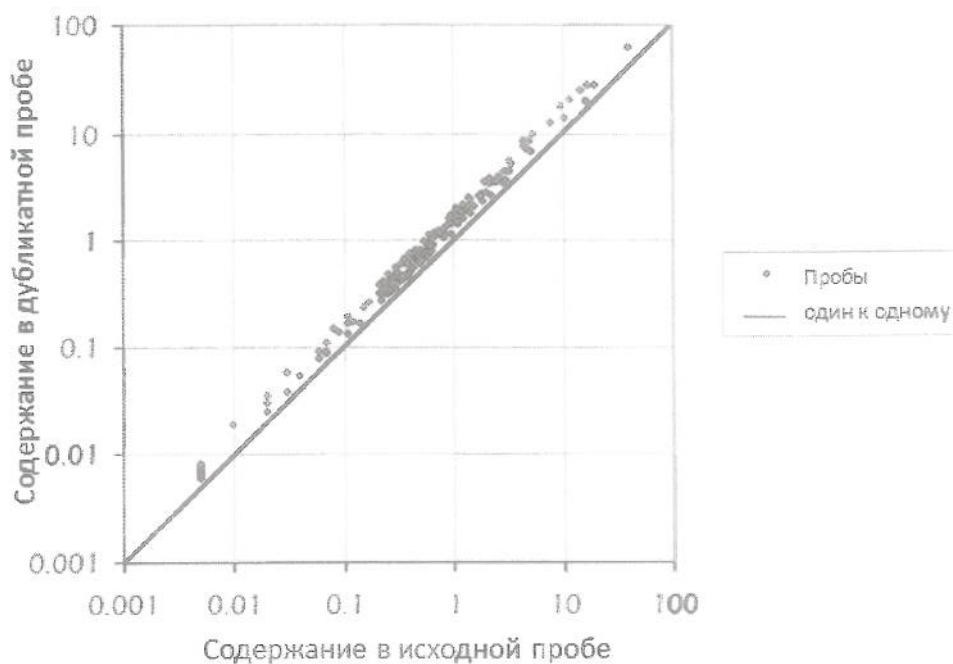


Рис. 35 Диаграмма рассеивания между содержаниями в дубликатах и исходной пробе с погрешностью

Во-вторых, рассеивание вокруг линии «один к одному» даёт нам ключ к пониманию того, насколько дубликатные (или повторные) пробы отличаются от исходных проб. На Рис. 36 показана возрастающая дисперсия содержаний в исходной и дубликатной пробах. Заметьте, что даже 20%-ная типичная дисперсия между исходной и дубликатной пробой демонстрирует разумно обоснованный разброс.

Диаграммы разброса позволяют быстро оценить как стандартную погрешность, так и вероятные различия между дубликатными и исходными пробами, и они должны строиться по мере поступления данных.

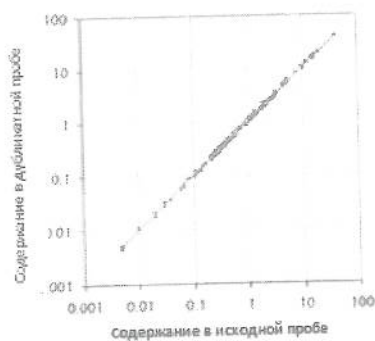
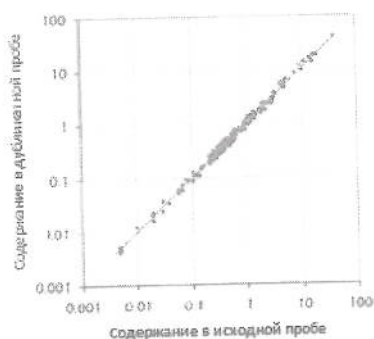
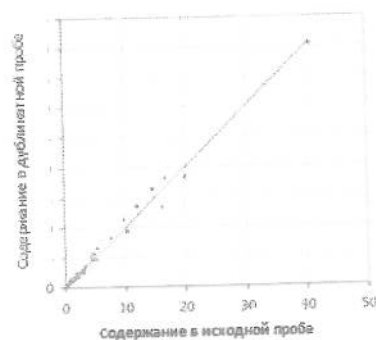
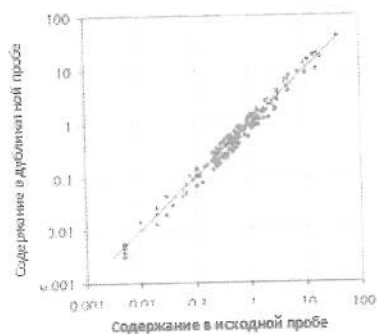
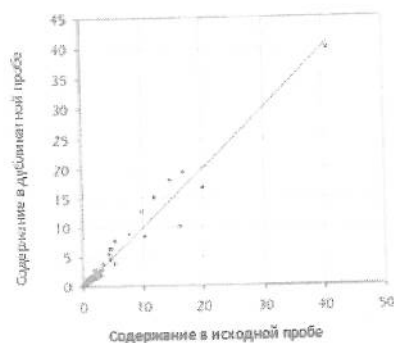
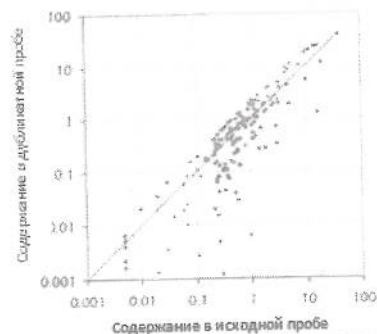
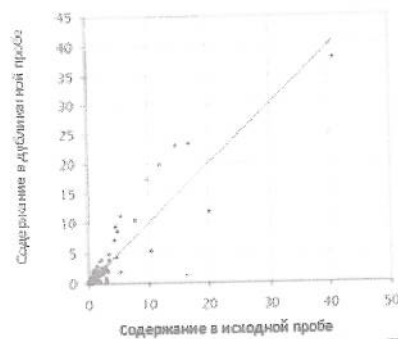
Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробой
(5% разница)Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробой
(5% разница)Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробой
(10% разница)Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробой
(10% разница)Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробой
(20% разница)Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробой
(20% разница)Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробой
(50% разница)Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробой
(50% разница)

Рис. 36 Диаграммы рассеивания с понижающейся точностью (на логарифмической шкале и гранулометрической шкале)

Сравнение гистограмм (К-К графики)

К-К графики (квантиль-квантиль графики) сравнивают два набора данных путём вычерчивания кривых соответствующих процентилей содержаний друг против друга. Это равнозначно построению диаграммы рассеивания между гистограммами (Рис. 37). На практике, К-К графики строятся следующим образом:

- 1) Каждый набор данных сортируется в нисходящем порядке
- 2) Рассчитываются процентили для каждого набора данных
- 3) Процентили из каждого набора данных наносятся на график друг против друга

Примеры представлены на Рис. 38 и Рис. 39.

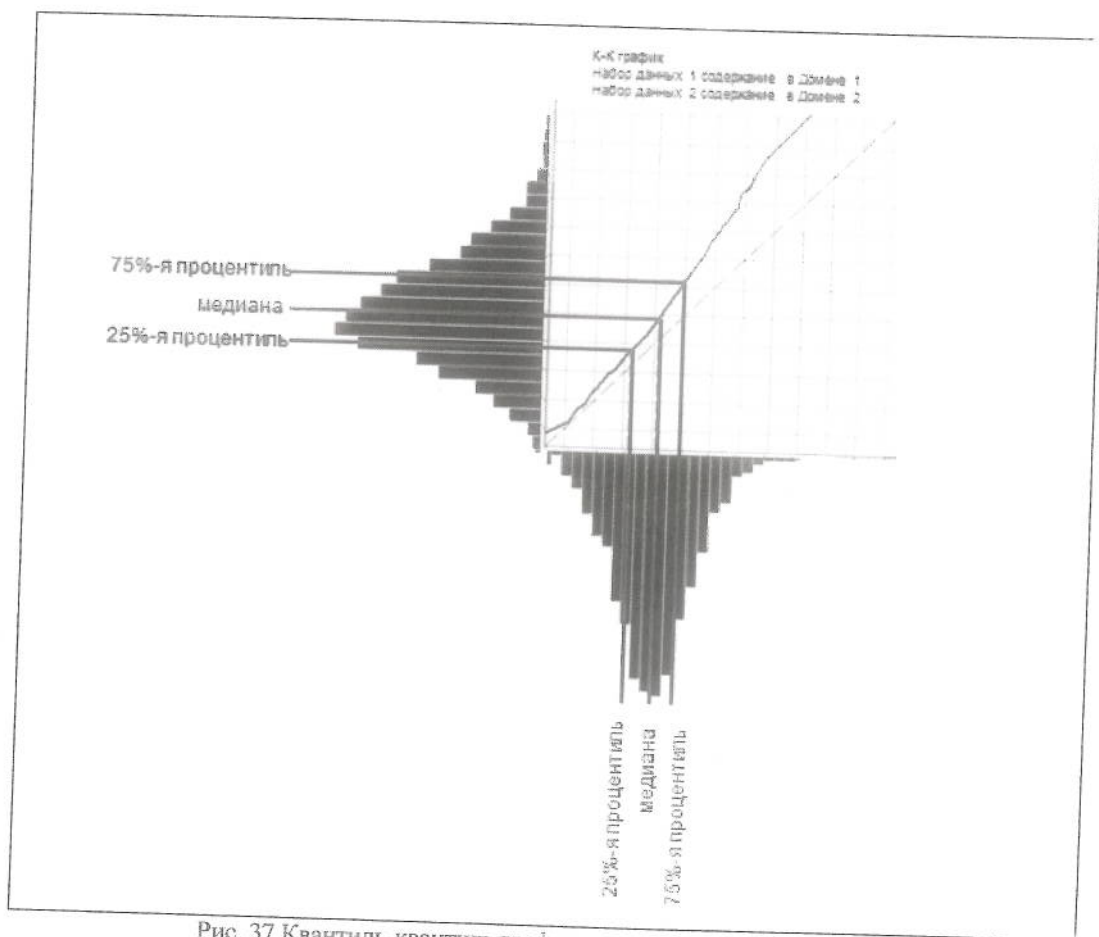


Рис. 37 Квантиль-квантиль график сравнения двух гистограмм

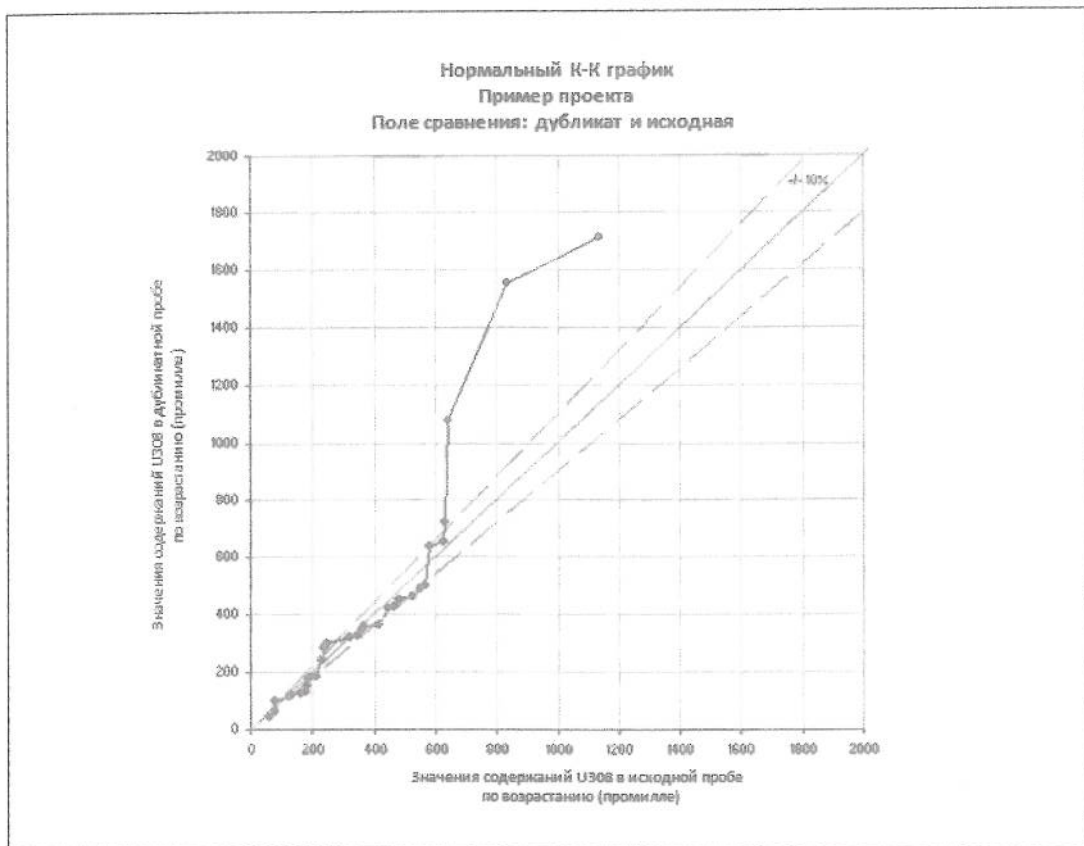


Рис. 38 Пример К-К графика (гранулометрическая шкала)

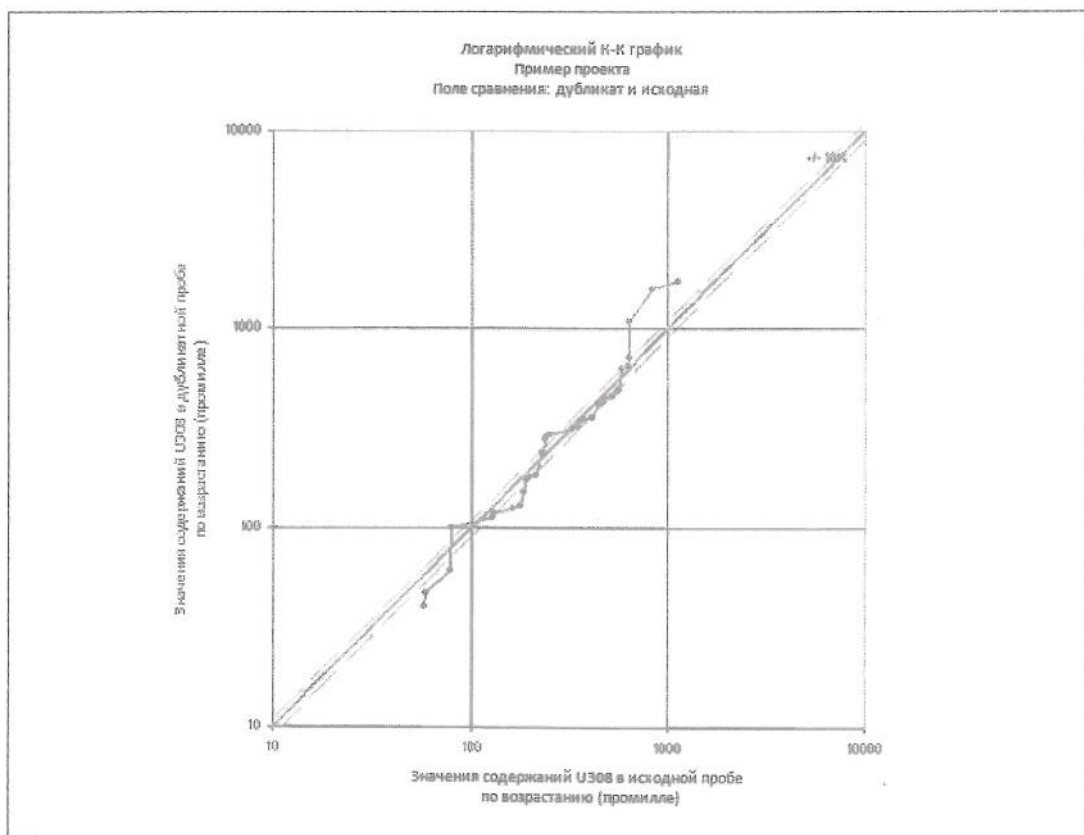


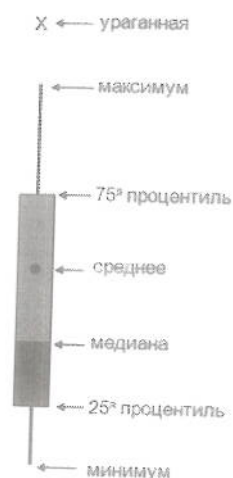
Рис. 39 Пример К-К графика (логарифмическая шкала)

Диаграмма вида «ящик с усами»

Диаграмма вида «ящик с усами» обеспечивает быстрый способ сравнения распределения данных, полученных из нескольких источников.

«Ящик» обозначает содержания для 25-го перцентиля, медианы и 75-го перцентиля (квартилей). Он соответствует срединной части данных. «Усы» обычно показывают, насколько далеко минимум и максимум отстоят от квартилей. Некоторые программы отображают на диаграмме «усы» до 10-ой и 90-ой перцентилей, а крайние значения в их фактических величинах.

Диаграммы вида «ящик с усами» очень удобны для сравнения нескольких наборов данных: имеющие схожие «ящики» и «усы», скорее всего, будут иметь схожие гистограммы и статистику. Для подтверждения этого предположения строится квантиль-квантиль график между этими наборами данных.



На Рис. 40 приводится сравнение дисперсий, полученных из 4-х лабораторий. Обратите внимание, что диапазон содержаний из лаборатории 3 меньше, чем в других лабораториях. Нам необходимо выяснить, основываются ли результаты из этой лаборатории на том же источнике исходных данных, или почему результаты из лабораторий 2 и 3 настолько ниже, по сравнению с результатами из лабораторий 1 и 4.

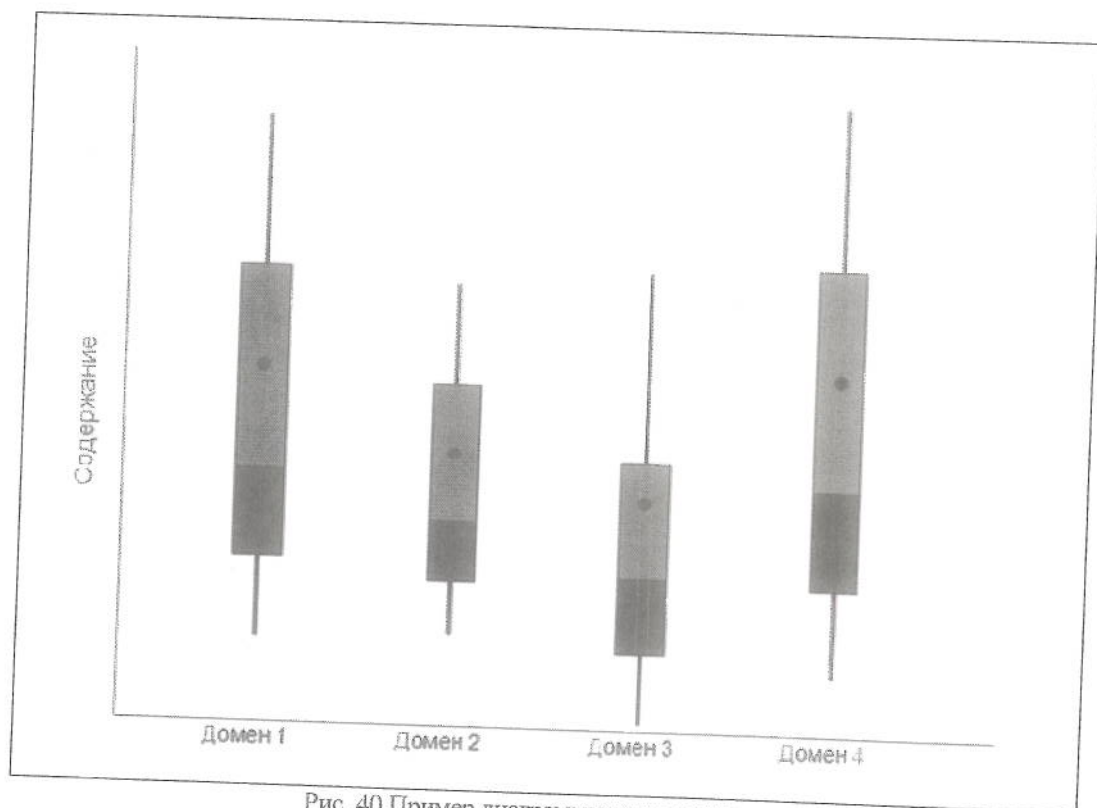


Рис. 40 Пример диаграммы «ящик с усами»

Измерение прецизионности

Диаграммы рассеивания сообщают нам некоторые сведения о погрешности, а также кое-что о повторяемости, но остаётся открытым вопрос о степени прецизионности дубликатных и повторных проб. Как количественно отобразить точность?

График относительной разности

Простым способом взглянуть на точность является построение графика разности между содержаниями в дубликатной и исходной пробах (приведённых к содержанию в исходной пробе) против содержания в исходной пробе.

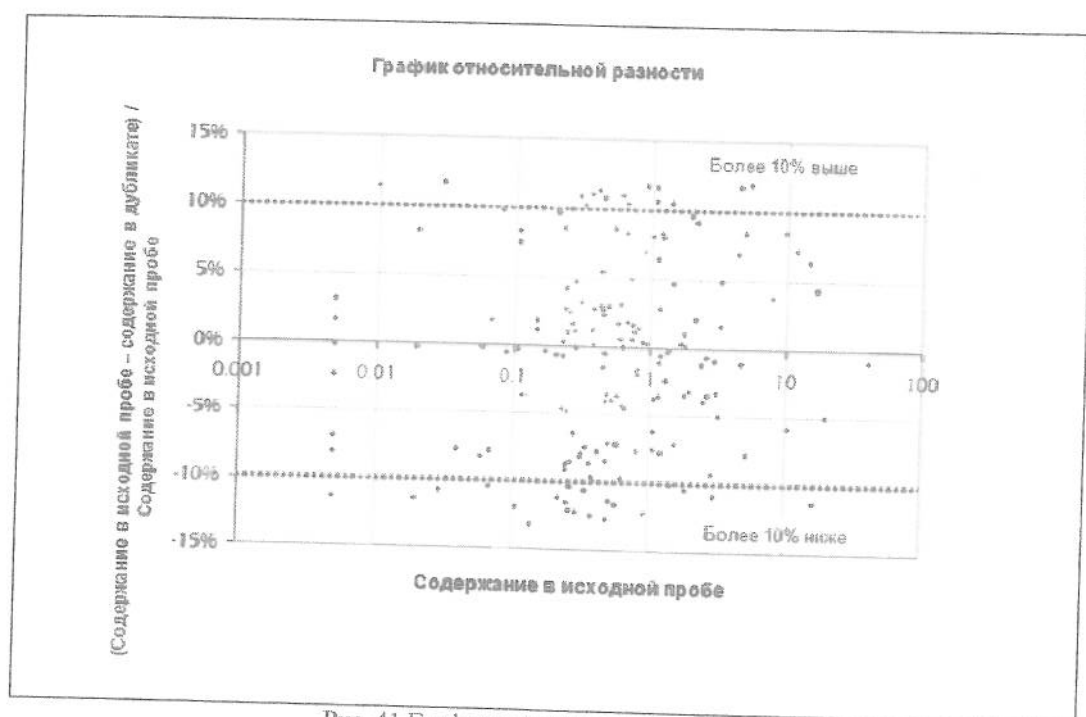


Рис. 41 График относительной разности

В идеале, относительные разности должны находиться в пределах 10% содержания в пробах. Высокая относительная разность может быть показателем недоброкачественной процедуры опробования, некачественного пробирного анализа или высокого эффекта самородка в минерализации. Если причиной большой относительной разности является эффект самородка, то это может указывать на то, что размер пробы слишком мал, чтобы она была представительной для всех содержаний опробования.

График прецезионности

График прецезионности похож на график относительной разности. Вместо относительной разности мы рассчитываем уменьшенную вдвое абсолютную разность между каждой парой проб «исходная-дубликат», и наносим её на график против содержания в исходной пробе.

Обратите внимание, что линии прецезионности (5%, 10% и 15%-ная границы) показаны как соответствующие проценты исходных содержаний.

График прецезионности на Рис. 42 показывает, что данные по дубликатным пробам имеют тенденцию к прецезионности не более 10% по отношению к исходным пробам. Поэтому, ожидается, что величины содержаний в дубликатных пробах будут в пределах 10% от содержаний в исходных пробах.

Получение более высокой прецезионности можно ожидать при проведении пробирного анализа в лаборатории, нежели на дубликатной полевой пробе, поскольку предполагается, что материал будет более однородным к тому времени, как он достигнет лаборатории.

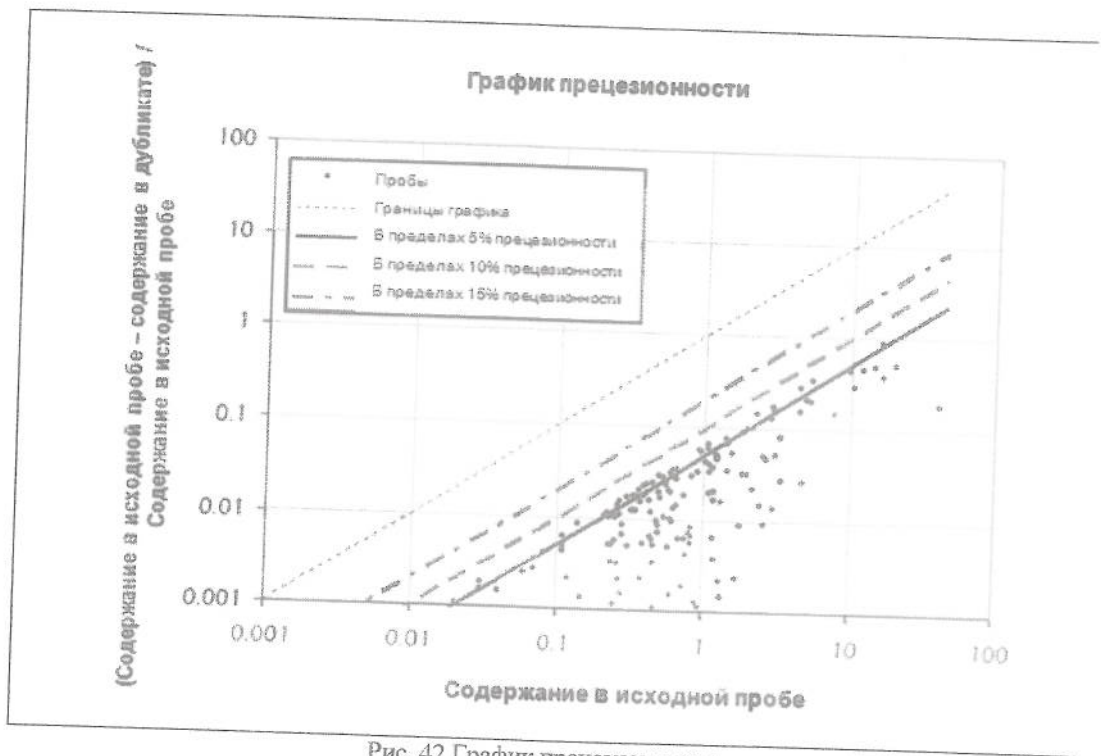


Рис. 42 График прецезионности

Практическое задание

Произведите оценку качества данных по содержаниям Fe и SiO_2 , используя приведённые ниже графики.

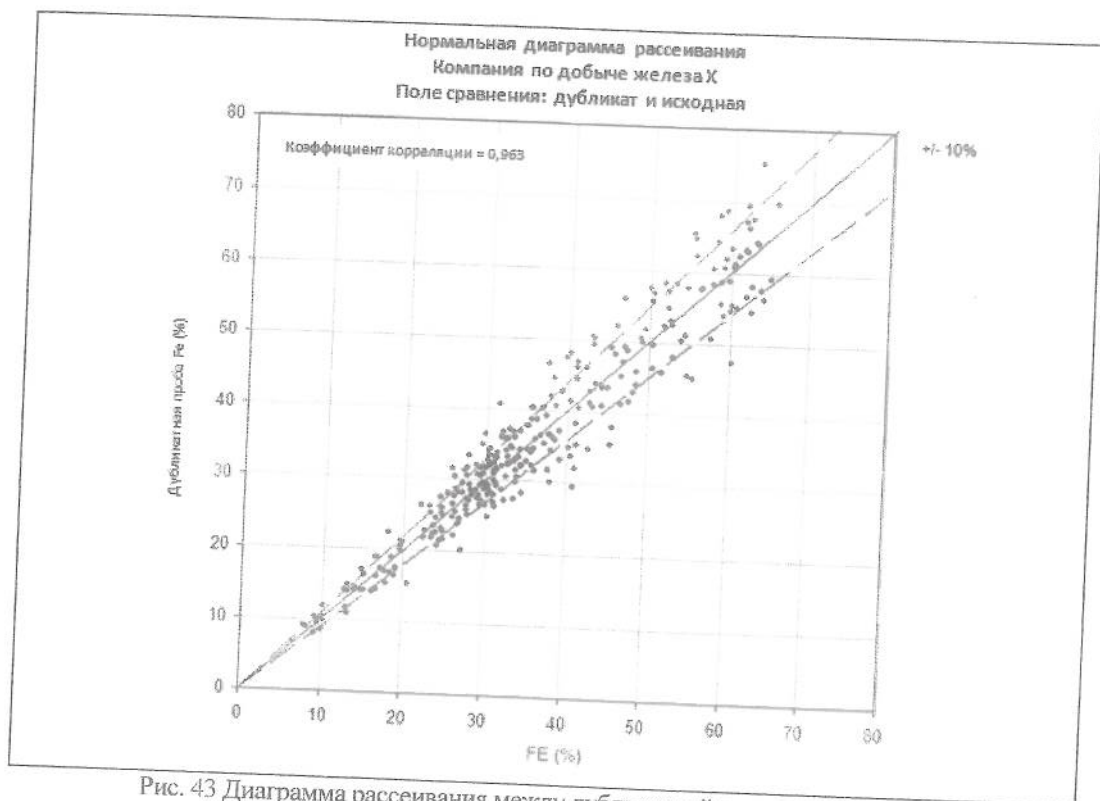


Рис. 43 Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробами

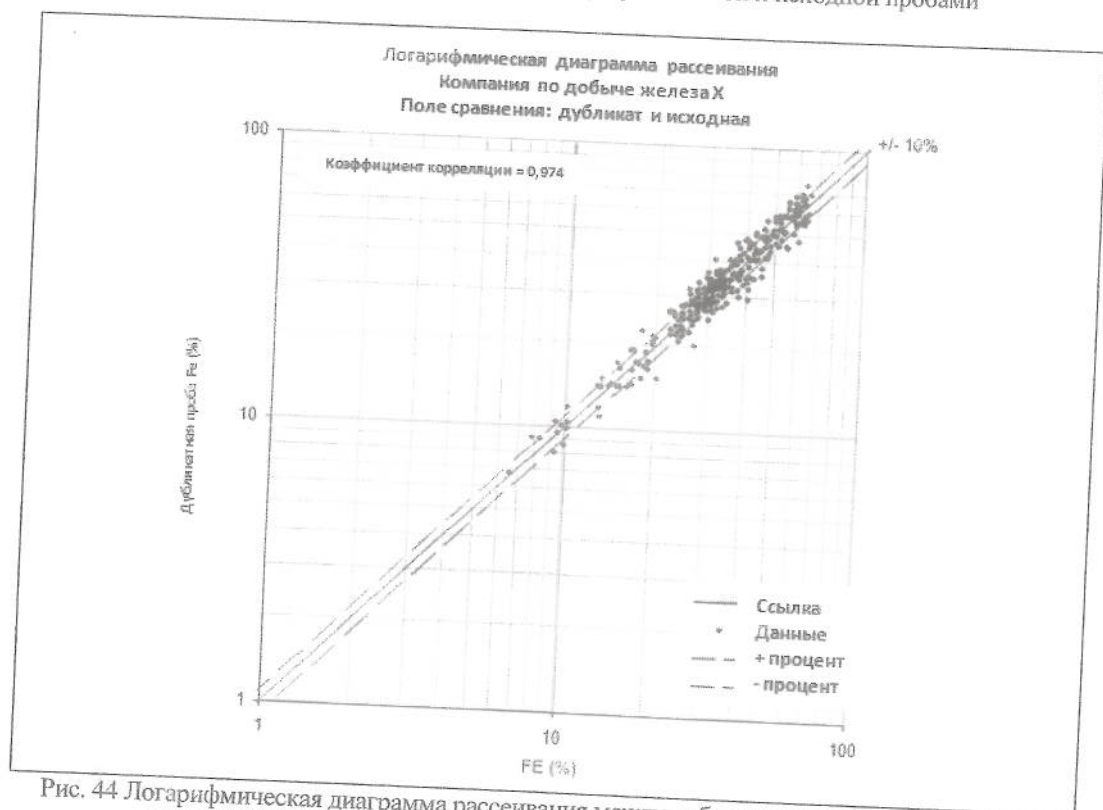


Рис. 44 Логарифмическая диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробами

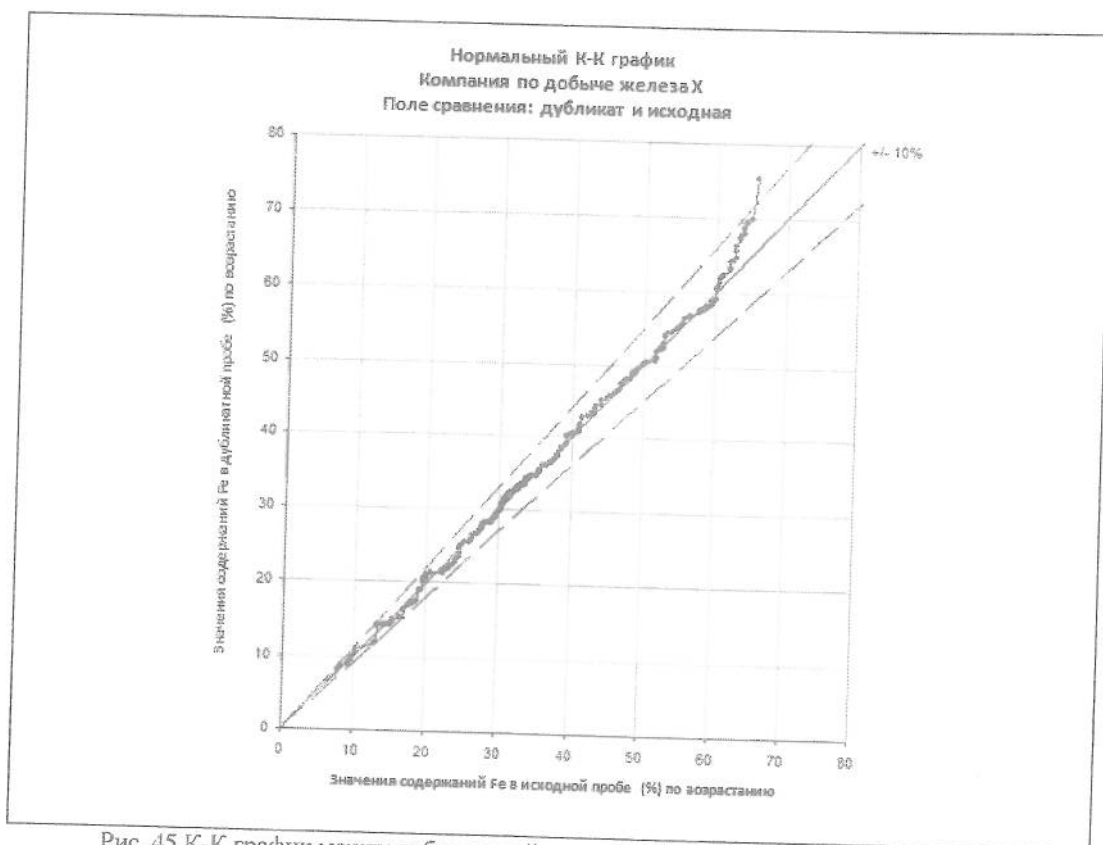


Рис. 45 К-К график между дубликатной и исходной пробами (нормальная шкала)

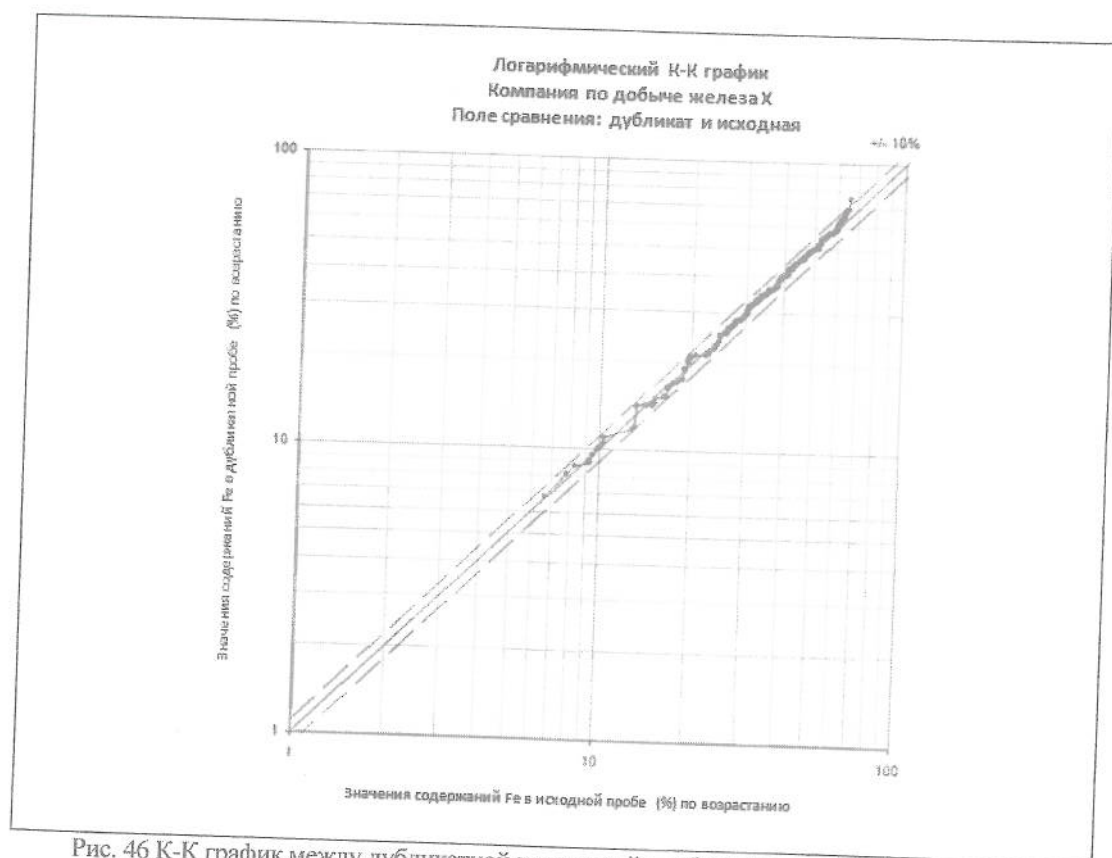


Рис. 46 К-К график между дубликатной и исходной пробами (логарифмическая шкала)

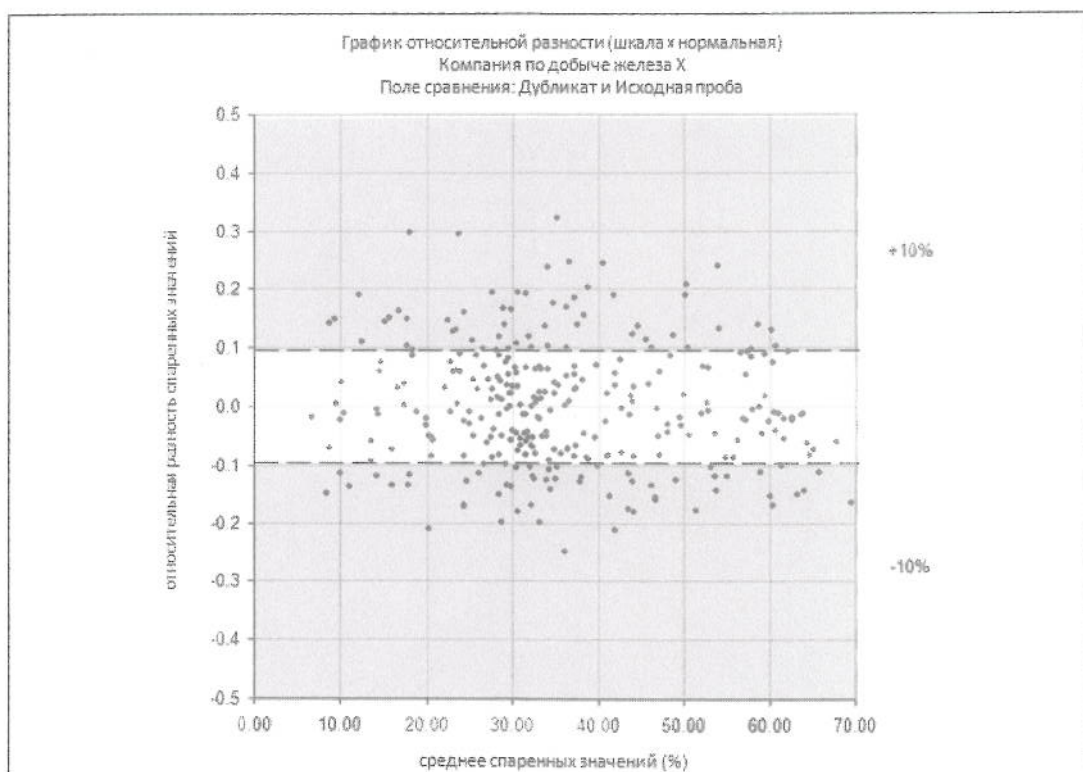


Рис. 47 График относительной разности (относительная разность против исходного содержания)

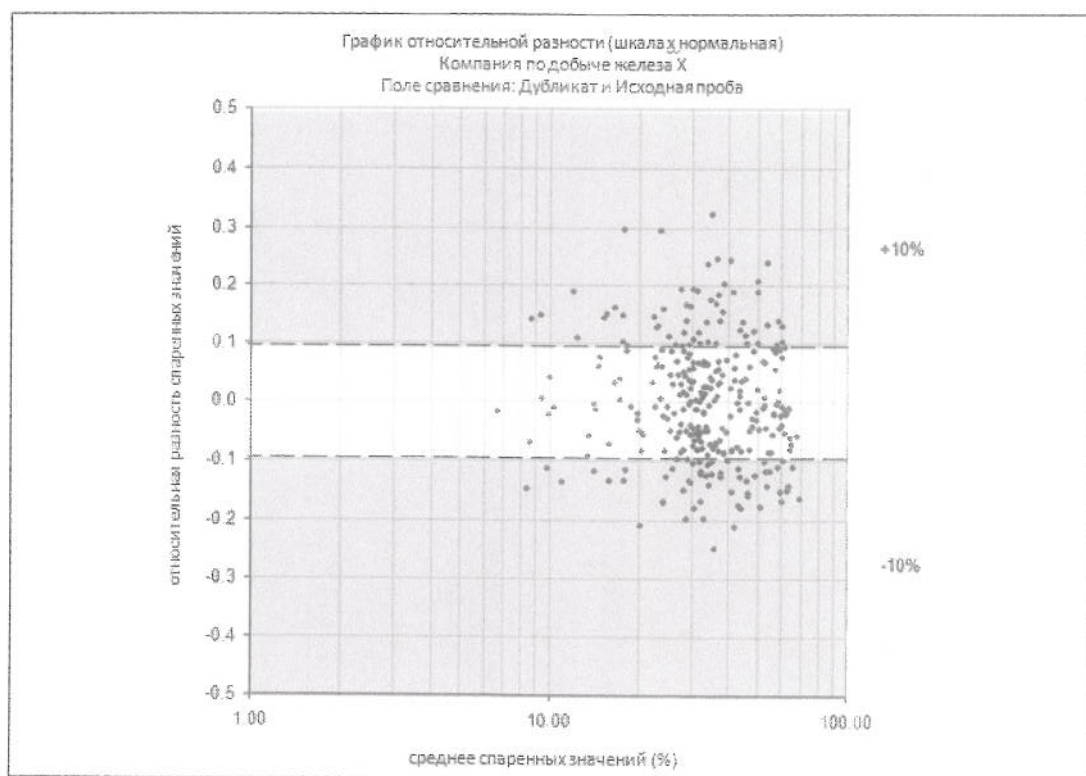


Рис. 48 Логарифмический график относительной разности и исходного содержания

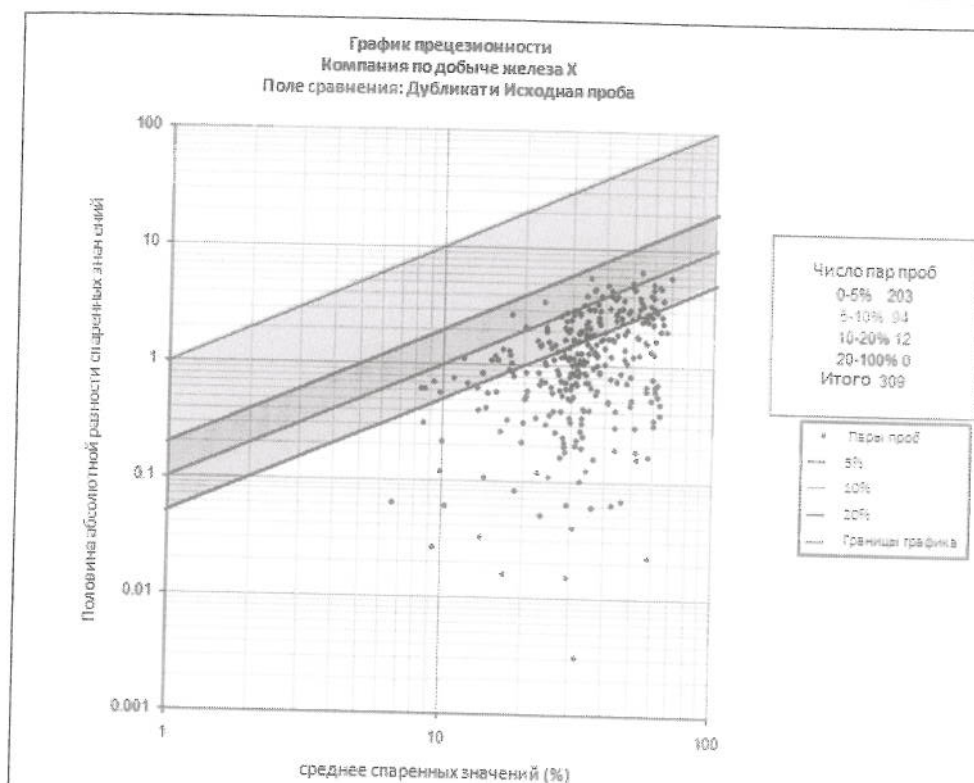


Рис. 49 График прецизионности ($1/2$ абсолютной разницы против среднего исходной и дубликатной проб)

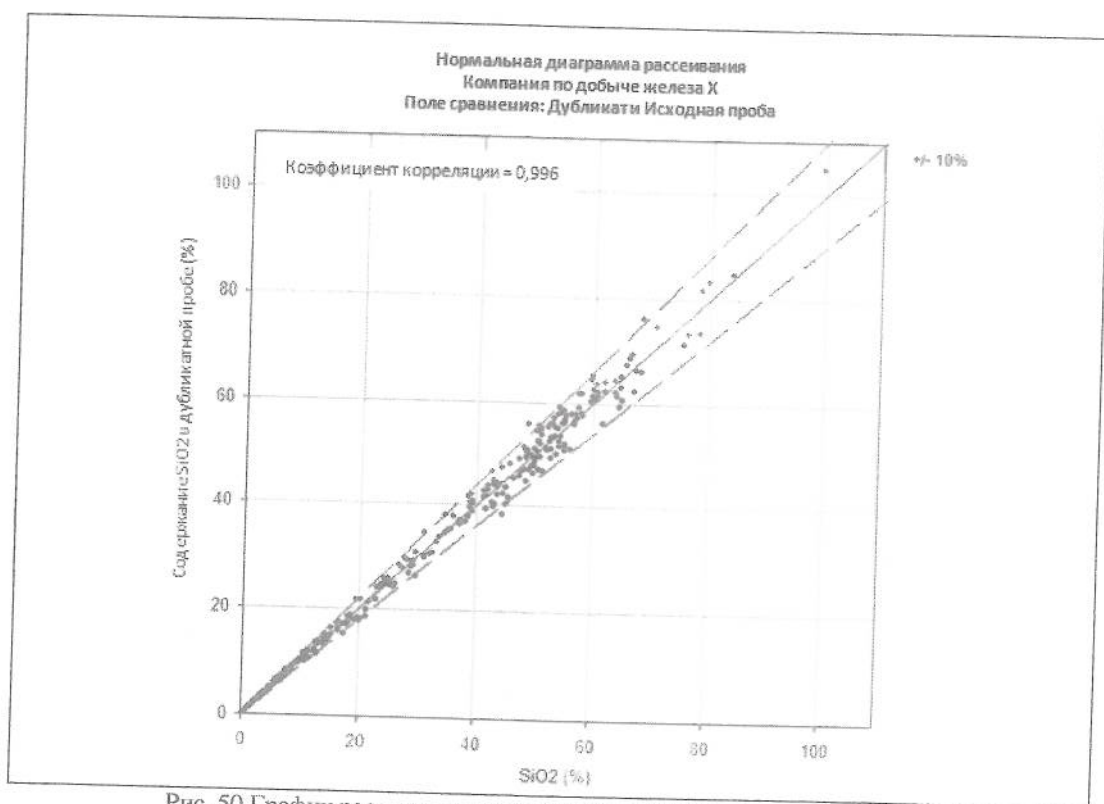


Рис. 50 График рассеивания между дубликатной и исходной пробами

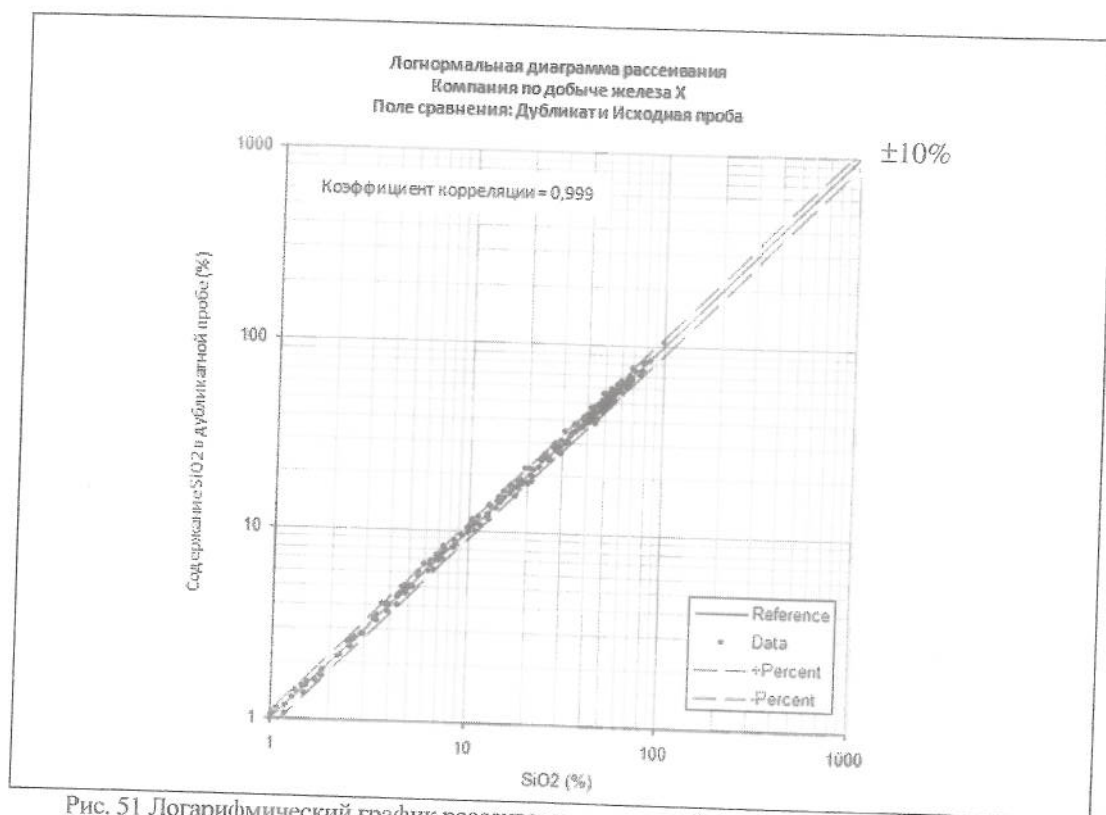


Рис. 51 Логарифмический график рассеивания между дубликатной и исходной пробами

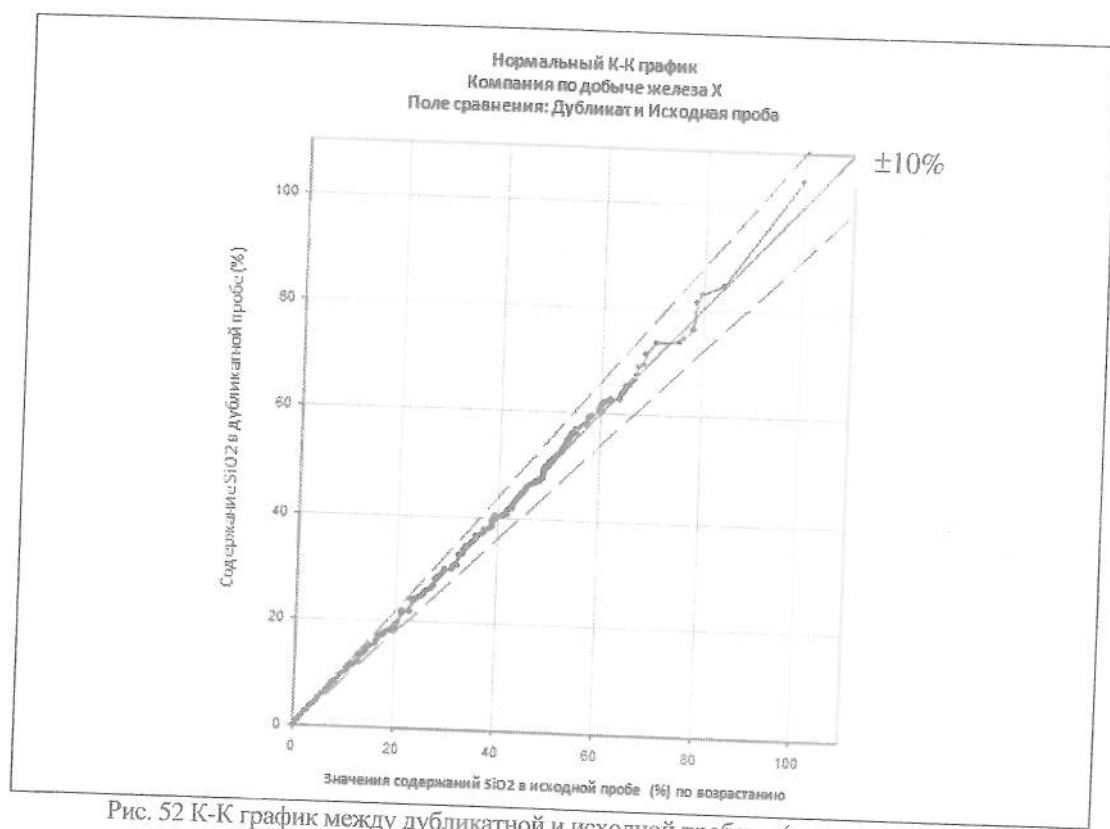


Рис. 52 К-К график между дубликатной и исходной пробами (нормальная шкала)

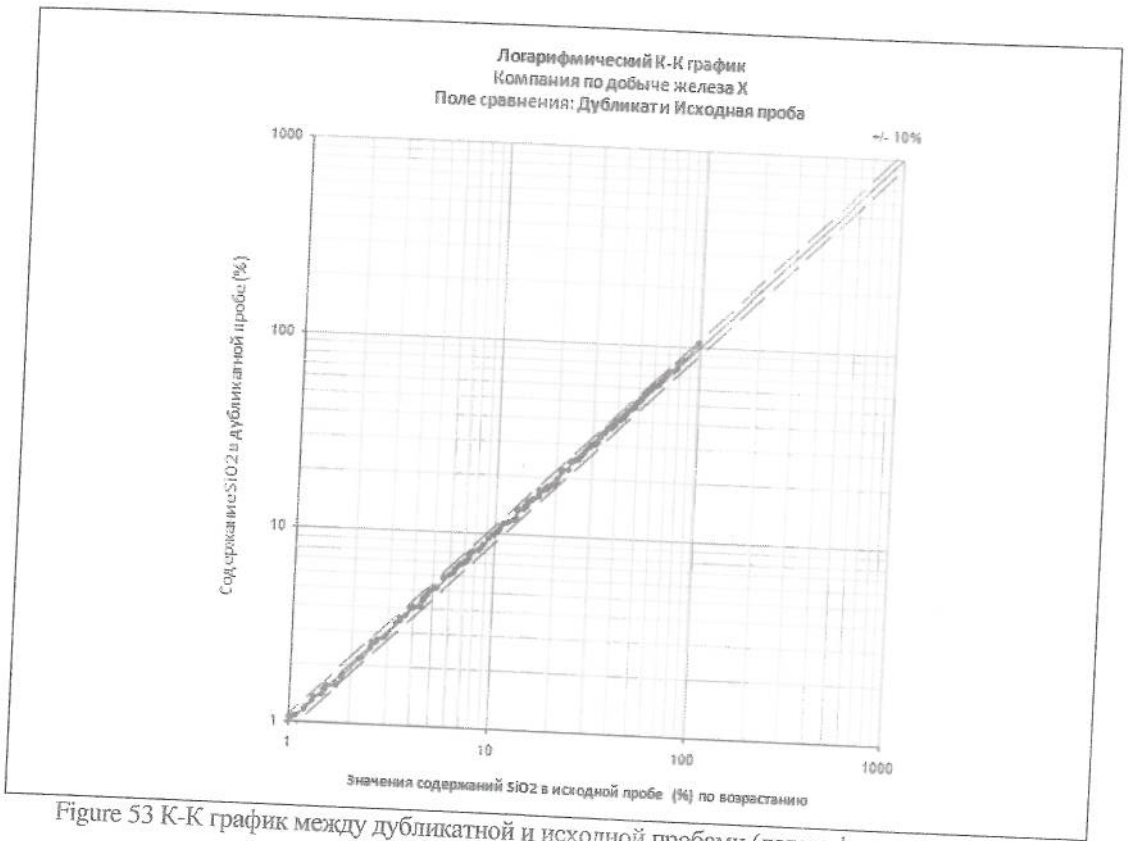


Figure 53 К-К график между дубликатной и исходной пробами (логарифмическая шкала)

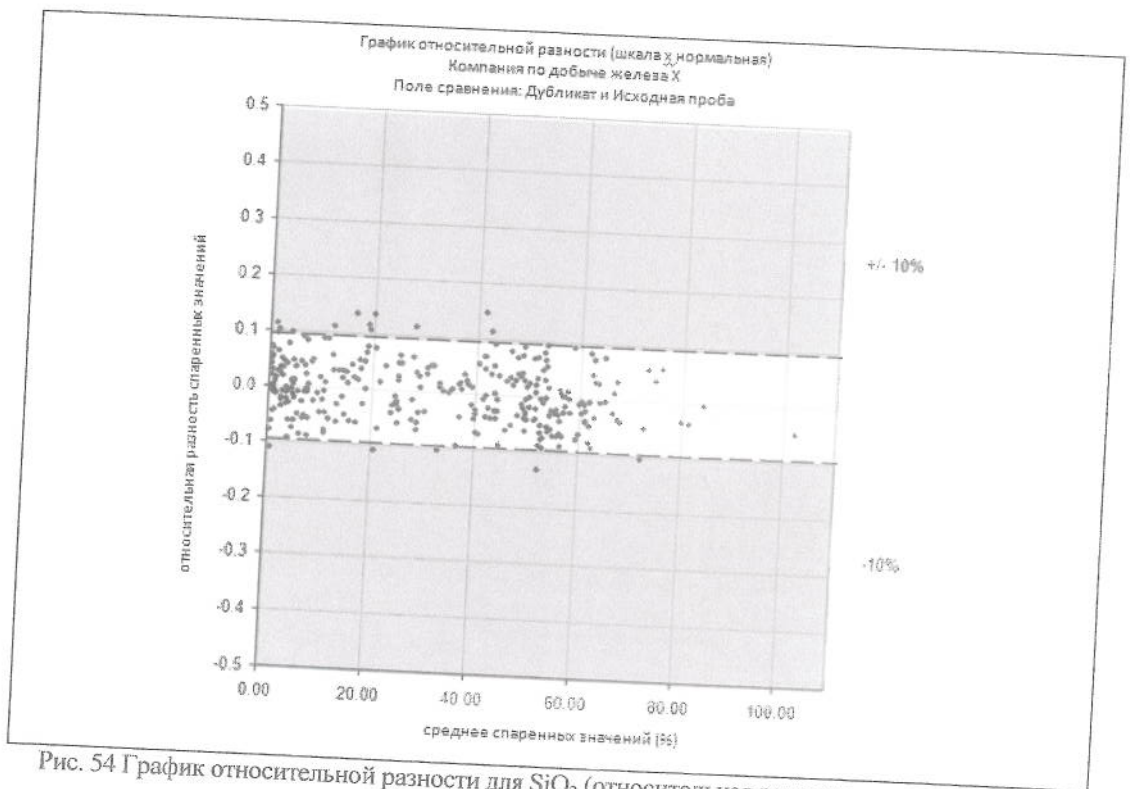


Рис. 54 График относительной разности для SiO_2 (относительная разность против исходного содержания)

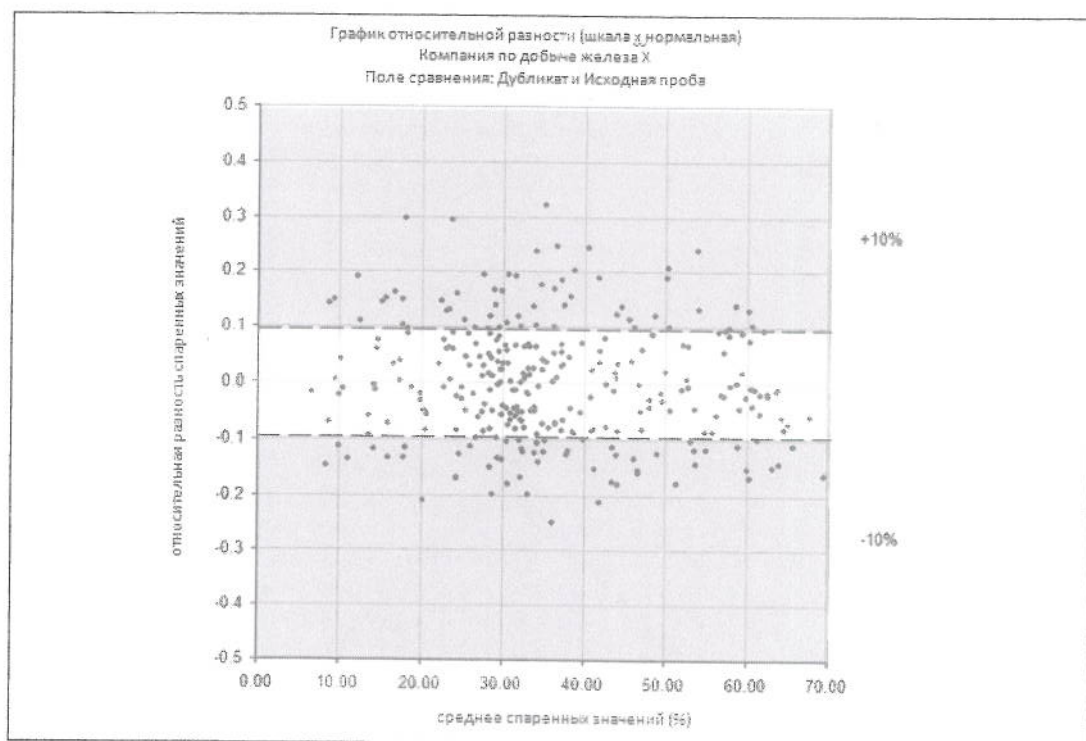


Рис. 55 Логарифмический график относительной разности для SiO_2 (относительная разность против исходного содержания)

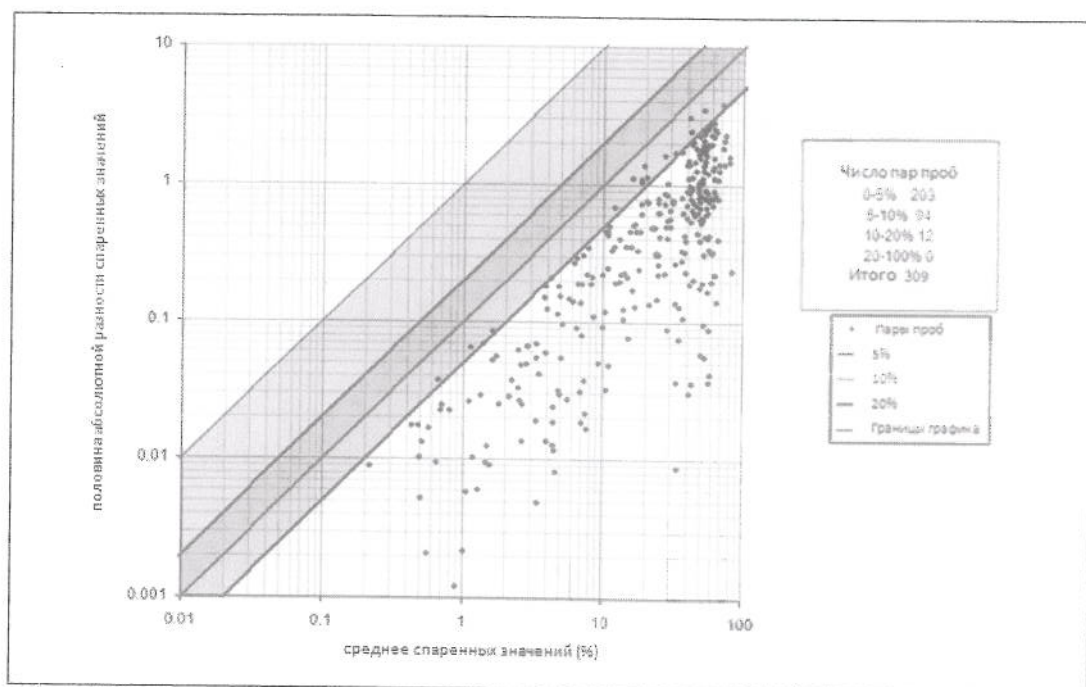
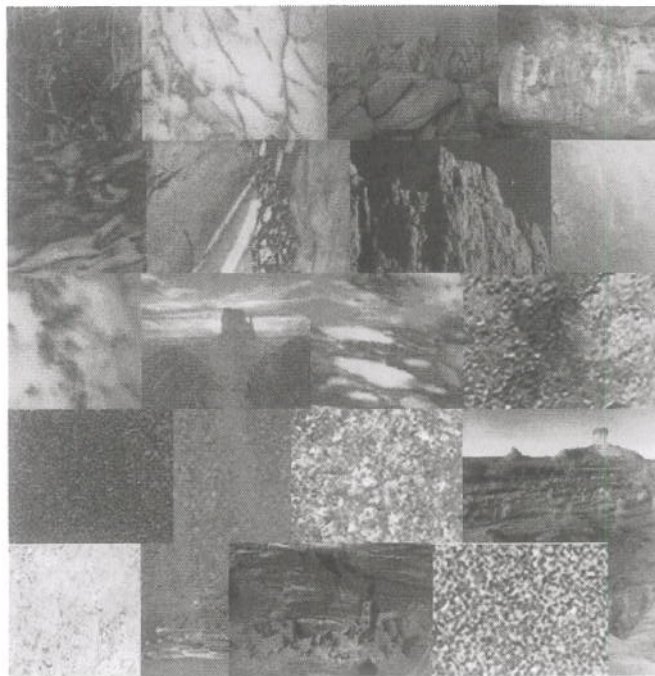


Рис. 56 График прецизионности для SiO_2 (1/2 абсолютной разности против среднего исходной и дубликатной проб)

Создание доменов на основе геологической информации

Геологическая информация является краеугольным камнем любой достоверной модели запасов. По моему мнению, геологии принадлежит 90% достоверности оценки запасов. Потраченное на геологической информации время редко отражает эту важность.

Тем не менее, чем лучше геологическая модель, тем проще проведение оценки запасов (и более простые математические расчёты нужны для создания представительной модели запасов!)



Что же так важно в геологической информации?

В ходе оценки запасов мы создаём блоки содержаний, на основании ближайших данных опробования. Если мы хотим, чтобы содержание в блоке было обоснованным, тогда и сами пробы должны быть соответствующими. Иначе говоря, нам нужно определить популяцию, представляющую экономический интерес, которая соответствует блоку, оценку которого мы хотим сделать. Это означает, что нам необходимо понять границы популяции для того, чтобы ограничиться соответствующими ей пробами. Но что делает пробу соответствующей? И как мы можем узнать, что мы подразделили данные на группы соответствующих проб? Создание доменов касается:

- использования нашего понимания геологических структур, контролирующих минерализацию, для определения границ каждой популяции минерализации
- использования статистических инструментов для заверки нашей интерпретации популяций минерализации
- понимания и определения доменов до создания трёхмерных ореолов этих популяций.

Давайте рассмотрим некоторые примеры геологических интерпретаций, и их воздействие на добычные работы.

Пример 1

Рассмотрим две интерпретации геологических условий, контролирующих минерализацию, которые основываются на идентичных данных: литологическом контроле и структурном контроле.

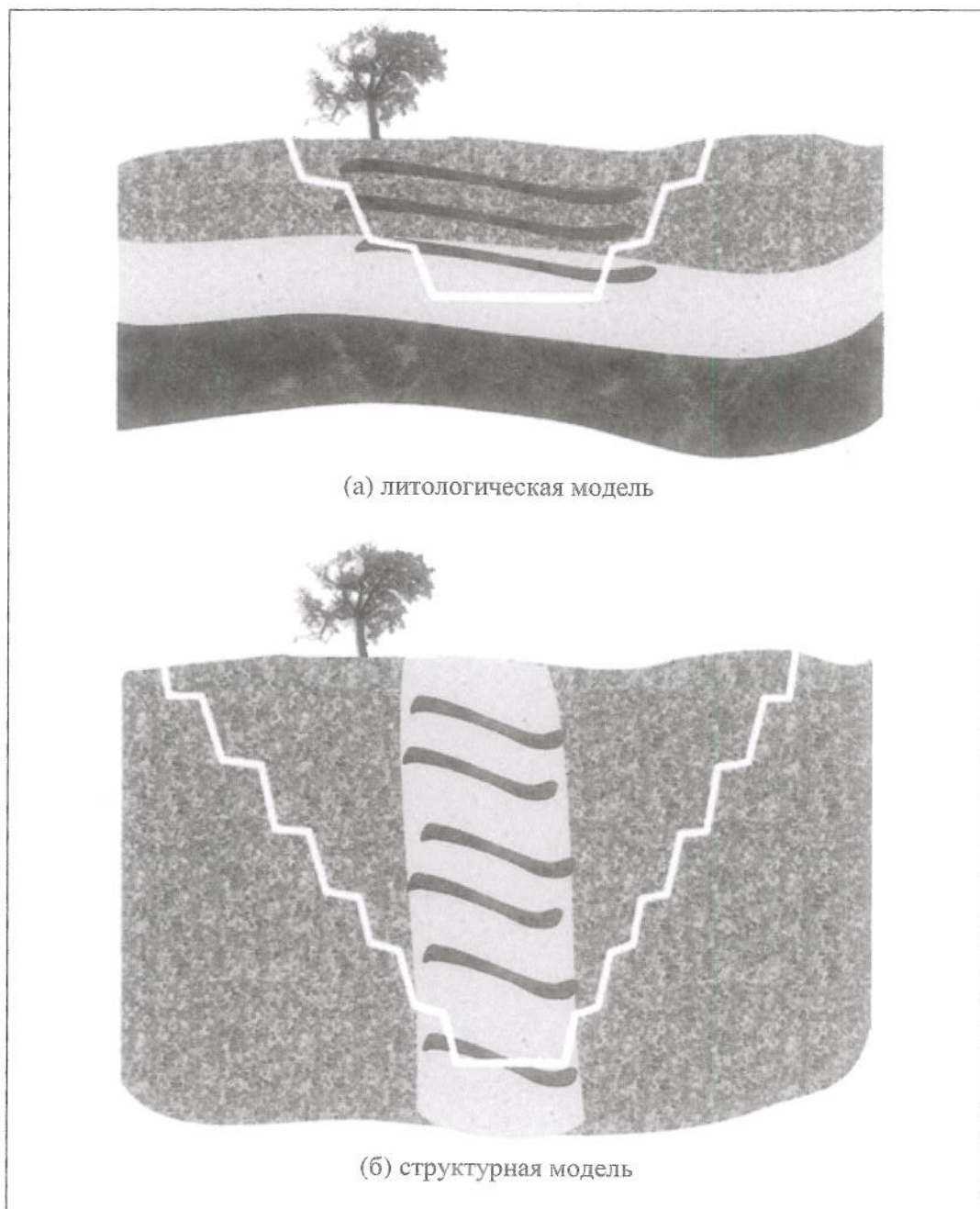


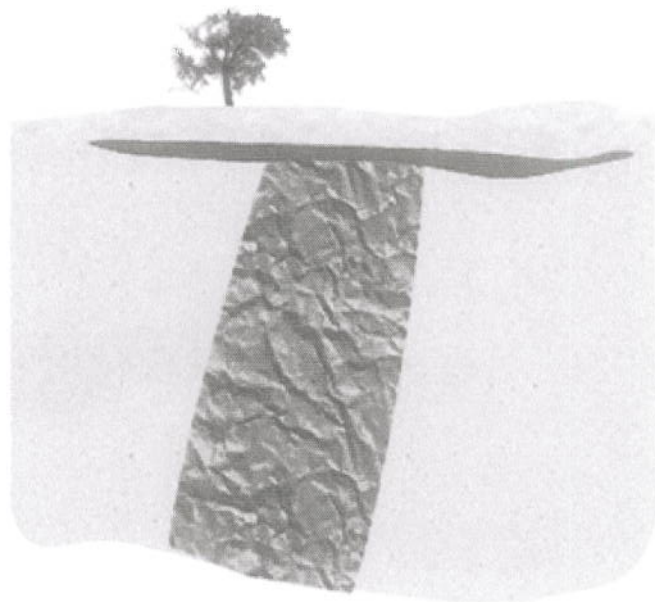
Рис. 57 Литологическая и структурная интерпретация: различия

Каждая из интерпретации геологических условий является достоверной, исходя из имеющихся в наличии данных. Тем не менее, модель, интерпретированная с точки зрения литологии, в результате даёт оптимизацию неглубокого карьера с низким коэффициентом крыши. Оптимальный карьер на структурной модели имеет большую глубину и более высокий коэффициент вскрыши. Структурная модель в результате также даёт более высокую чистую текущую стоимость (ЧТС).

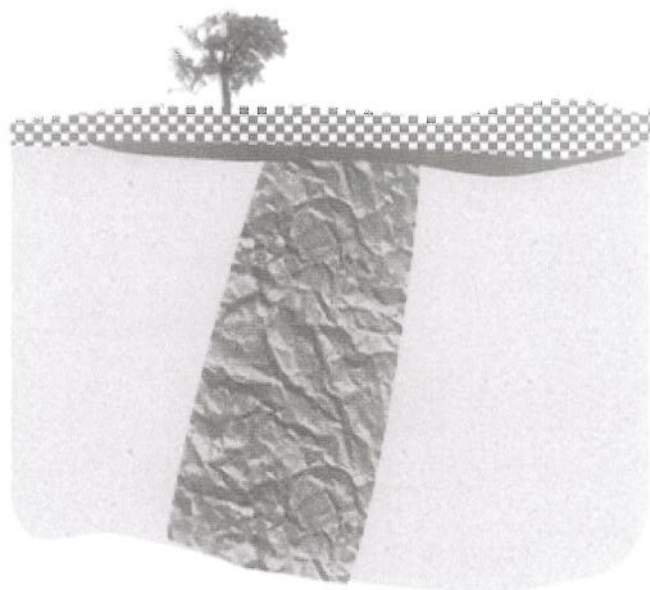
Итак, геологическая интерпретация и её роль в ограничении минерализации оказывает серьёзное влияние на экономические ожидания от проекта.

Пример 2

Рассмотрим ситуацию супергенной зоны с высокими содержаниями. Если эта зона не определена или не интерпретирована, как отдельная зона с высокими содержаниями, тогда высокие содержания будут смещаться либо в окисленную часть, либо в более молодой невыветренный материал, что приведёт к завышенной оценке тоннажа и содержания в этих зонах.



(а) Оценка с ограничением высоких содержаний внутри супергенной зоны



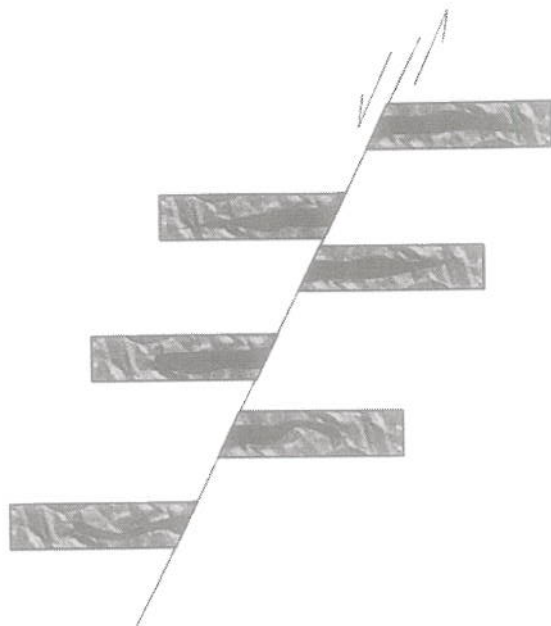
(б) Оценка без ограничения высоких содержаний, смещённых в окисленный профиль

Рис. 58 Ограничение супергенного обогащения

Пример 3

Рассмотрим другую ситуацию, в которой надо выяснить возникновение минерализации до или после структурного преобразования. В первом случае, минерализация интерпретируется, как возникшая только в пределах литологических слоёв, в то время как интерпретация возникновения минерализации после образования разлома допускает существование дополнительных полос минерализации.

(а) Минерализация, предшествующая образованию разлома



(б) Минерализация, сформировавшаяся после образования разлома



Рис. 59 Минерализация и структурные изменения

Геологические модели

Понимание популяций минерализации требует от нас понимания генезиса, литологии, условий залегания, структурных преобразований, выветривания, минералогии и многих других факторов, которые могут влиять на наше понимание, определение и оконтуривание объёмов минерализации.

Уделите немного времени, чтобы описать региональные геологические условия, контролирующие минерализацию на вашем месторождении.

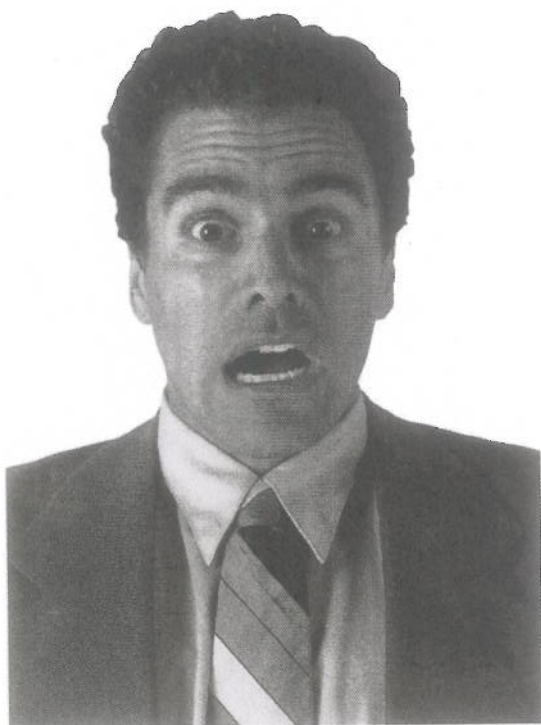
Региональные контролирующие условия ...

А теперь, сконцентрируемся более локально. Опишите важнейшие геологические структуры, литологические особенности, воздействие выветривания, эрозии или любые другие соответствующие особенности.

Локальные условия контроля минерализации ...

Используя ваше понимание геологических условий, вы должны быть в состоянии построить трёхмерную модель, с учётом важнейших геологических условий, контролирующие минерализацию. Главный секрет заключается в том, чтобы быть открытым для альтернативных вариантов и дистанцироваться эмоционально от вашей собственной интерпретации.

Итак, уделите немного времени для того, чтобы объяснить вашу модель, спросите мнение и предположения других людей, которые могут улучшить вашу геологическую интерпретацию. Оптимизируйте свою модель с отражением углубления вашего опыта.



**Цель геологической интерпретации
заключается в синтезе всей
информации и опыта для
сведения к минимуму
эффекта неожиданности,
когда дело доходит до извлечения
рудного тела**

Модели минерализации

Геологическая модель формирует контекст, внутри которого строится модель минерализации. Уделите некоторое время описанию событий, способствовавших образованию минерализации на вашем месторождении, и посмотрите, как они соотносятся с геологической интерпретацией.

События, способствовавшие образованию минерализации, и их соотношение с геологическим контекстом ...

Далее, мы используем наше понимание геологических условий, контролирующих минерализацию, и событий, способствовавших её образованию, для интерпретации ореолов минерализации. Здесь, мы пытаемся обнаружить взаимосвязь между геологическими условиями и экономической минерализацией, и стремимся описать пространственный ореол популяции минерализации в массиве (*in situ*).

В идеале, каждая проба в вашей базе данных отображает какой-либо из факторов, воздействовавших на образование минерализации. Мы можем использовать эту информацию, для построения статистического образа популяции минерализации и определения доменов.

Построение доменов

Что такое домен? В оценке запасов домен означает пространственный объём, где:

1. геологическое строение согласованное (однородное)
2. присутствует популяция с единым содержанием
3. имеется единое направление поиска

Вполне ожидаемо, что различные геологические единицы будут иметь различную минерализацию. Это естественным образом ведёт к тому, что однородность геологического строения будет поддерживать ореол минерализации. Иными словами, когда мы сможем понять происхождение минерализации, мы будем более уверены в том, насколько далеко экстраполируется протяжённость минерализации (Рис. 60).

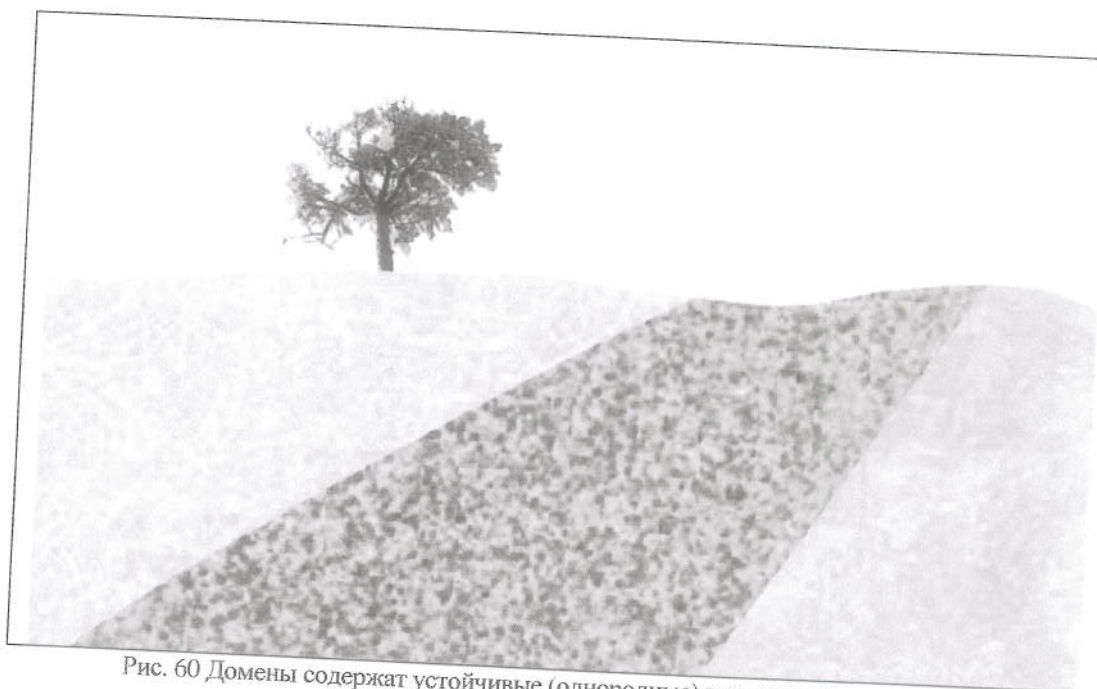


Рис. 60 Домены содержат устойчивые (однородные) геологические условия

Вторым требованием домена является наличие в нём популяции с единым содержанием. При отсутствии этого критерия наши расчёты не будут отражать ни популяцию с пониженными содержаниями, ни популяция с повышенными содержаниями. В результате, наши оценки будут иметь тенденцию к чрезмерному сглаживанию границ между двумя базовыми популяциями содержаний (Рис. 61). Если гистограмма подтверждает наличие двух популяций, нам необходимо вновь обратиться к исходным данным, и попытаться пространственно разделить эти популяции (Рис. 62 и Рис. 63).

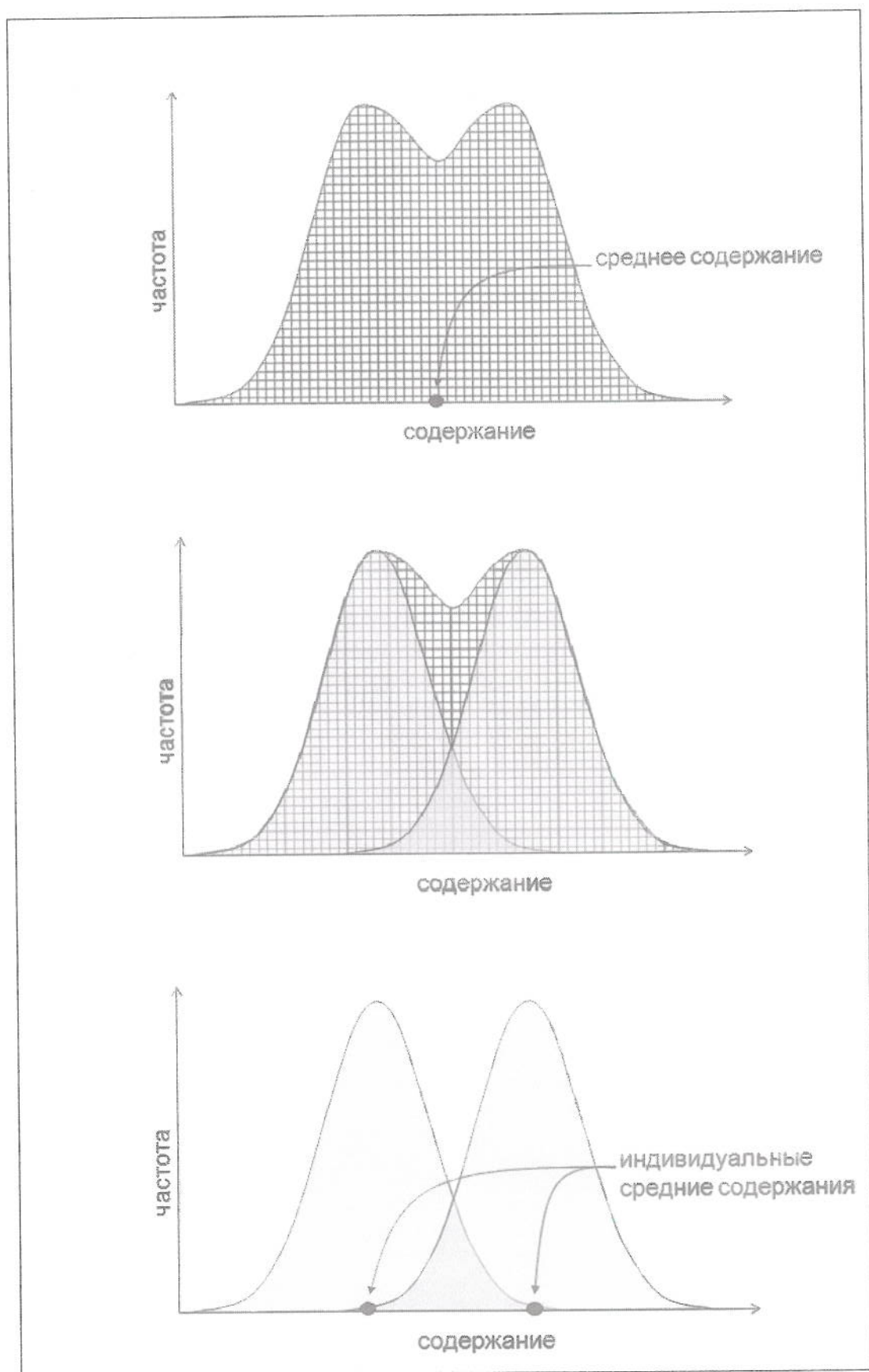


Рис. 61 Смешанные популяции

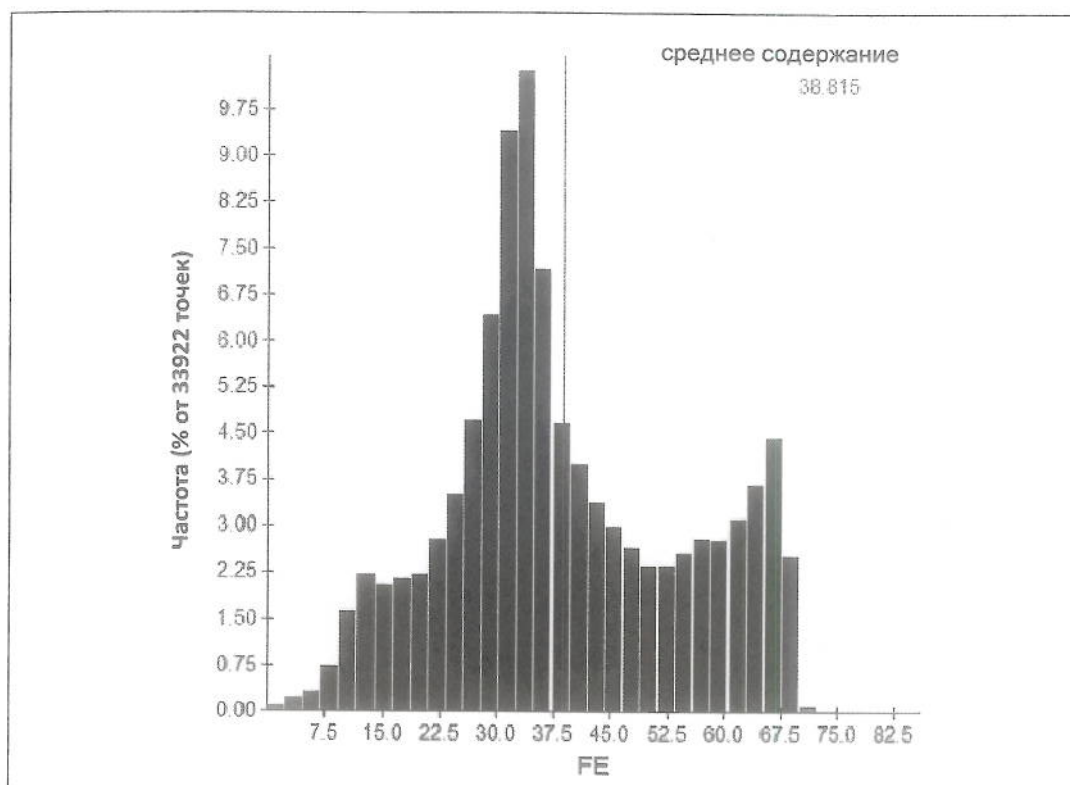


Рис. 62 Гистограмма данных со смешанными популяциями

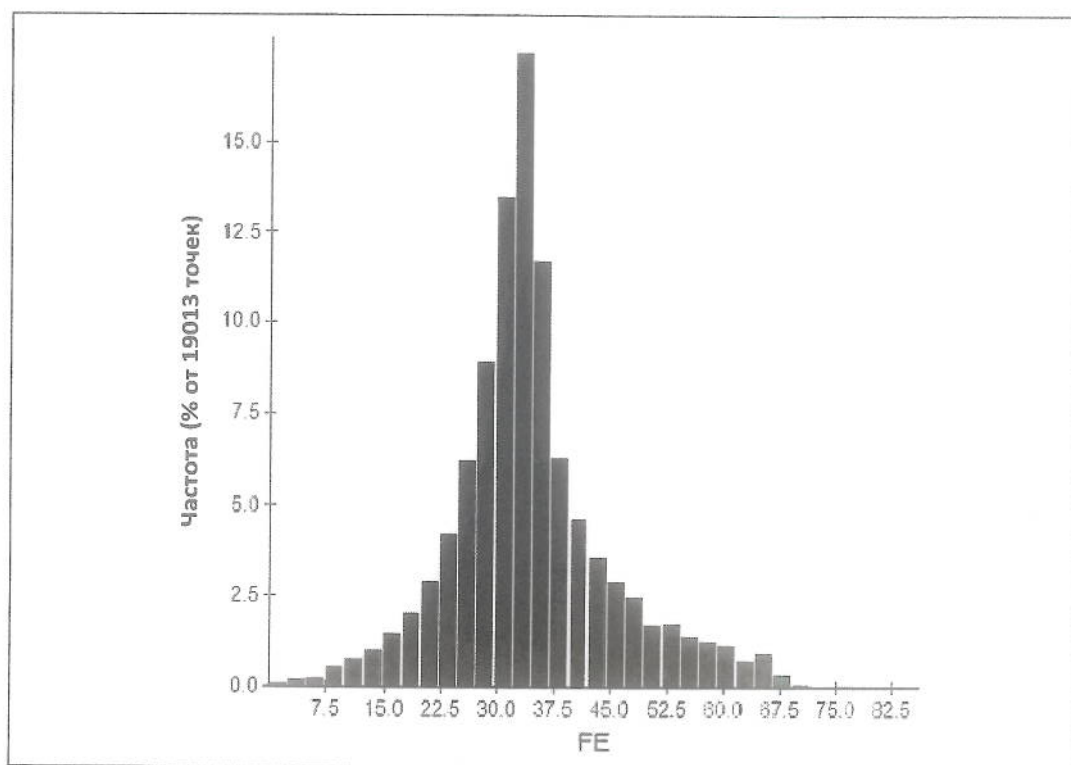


Рис. 63 Домен с единым содержанием в популяции

Третье требование наличия единого направления протяжённости минерализации гарантирует, что эллипсоид поиска и вариограммы ориентированы в наилучшей согласованности с выдержанностью содержаний в ходе всего процесса оценки. Объёмы минерализации, которые были подвергнуты образованию складчатости после её образования, должны быть «развёрнуты» до начала анализа данных. Пример «выравнивания» проб для их анализа и оценки (Рис. 64).

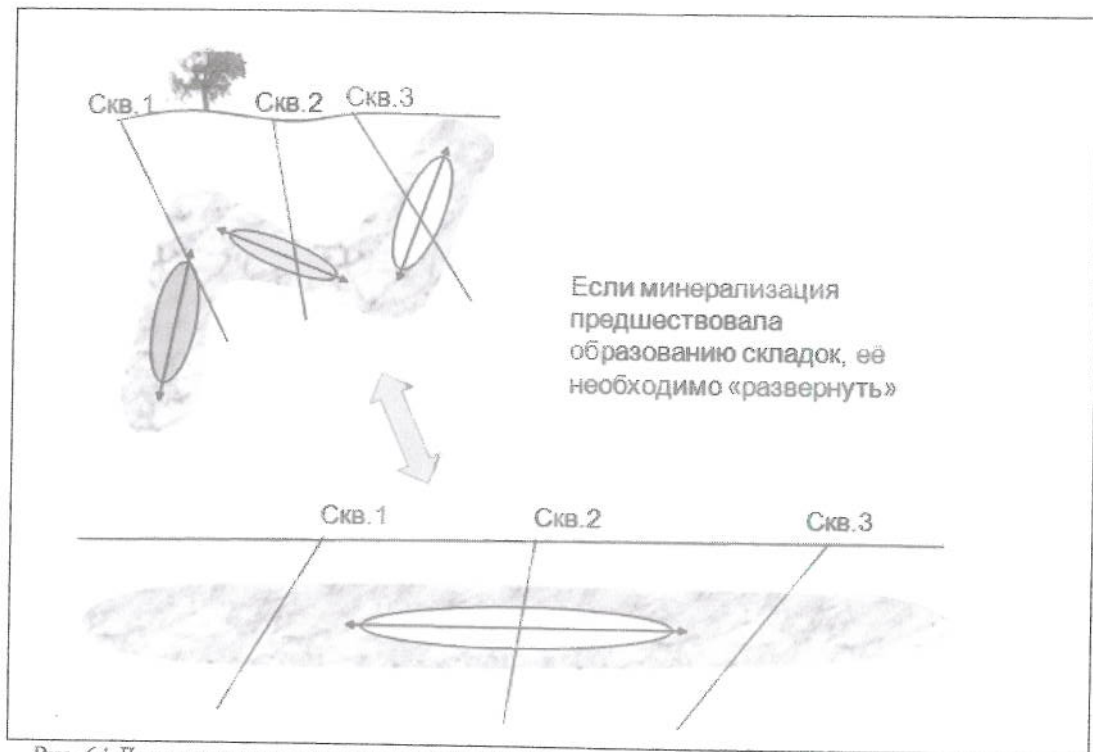


Рис. 64 Домены ограничиваются по единому направлению и могут иногда «разворачиваться» для создания единого направления протяжённости

Целью построения и определения доменов является контроль над использованием данных опробования во время проведения оценки – мы хотим использовать только то, что имеет отношение к оценочному объёму. Домены подчёркивают изменения в геологической структуре, статистике популяции и направления протяжённости минерализации.

Рассмотрите приведённый ниже геологический контекст. Можете ли вы определить домены? Рассмотрите структурные, литологические и эрозийные факторы, контролирующие минерализацию, а также изменения в направлении и анизотропии.

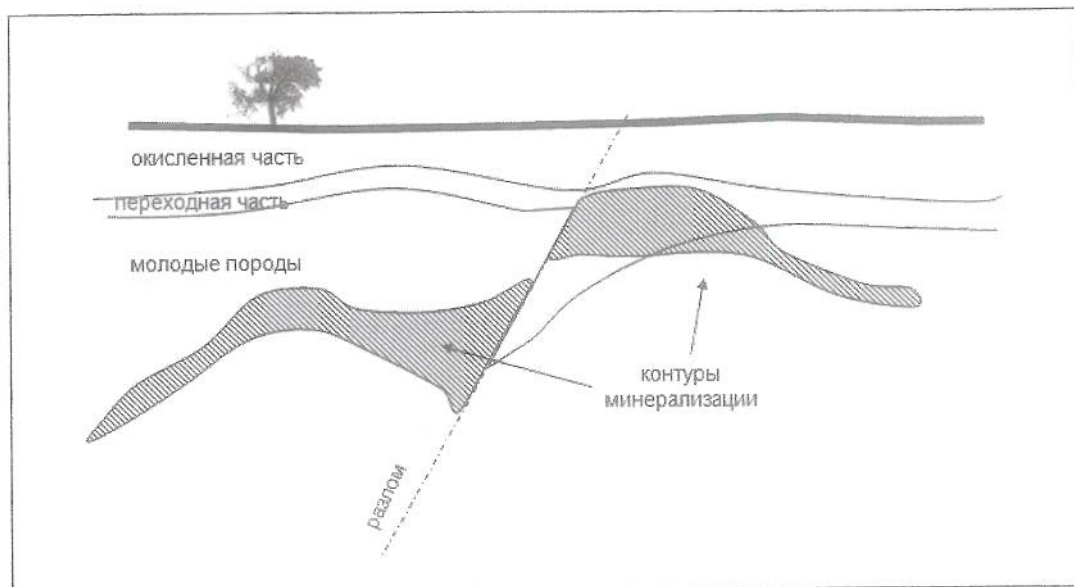


Рис. 65 Пример профилей эрозии, геологических структур и минерализации

Процедура исследования факторов, контролирующих домен

Способ разбивки на части и объединения

Процесс исследования контролирующих домен факторов состоит из разбивки минерализации на мельчайшие единообразные группировки данных с последующим построением доменов путём сравнения статистических данных о различных группах. Рассмотрим один из примеров использования этого способа:

Представьте себе набор данных, в котором каждый интервал опробования в базе данных имеет свою кодировку с учётом литологии, структурного каротажа и выветривания.

1. Первым шагом этого процесса является создание новой кодировки, структура которого объединяет все три кода (ЛИТ:СТРУК:ВЫВЕТР)⁴.
2. Затем, мы строим гистограммы данных, подразделённых в соответствии с кодировкой объединения⁵.
3. Затем, мы группируем суб-домены с типичными низкими, средними и высокими содержаниями. Для такого группирования от нас требуется сравнить средние значения, моды и медианы в этих суб-доменах.
4. После получения расширенной категоризации данных, после накладываем гистограммы друг на друга на световом столе для определения степени схожести каждого из суб-доменов. Создаются новые группы для отражения схожих типов содержаний и схожих распределений содержаний (что выражается пиковыми точками и возможно распределением содержаний на гистограммах).
5. Затем каждой группе присваивается код группы. Это может потребовать ввода данных вручную⁶.
6. Затем мы визуализируем группировки в трёхмерном изображении с присваиванием цветового кода каждой из них. Определяем контролирующие факторы на совокупностях содержаний. Иногда они легко отображаются единым аспектом геологического каротажа. Однако, в большинстве случаев этого является следствием взаимодействия геологических контролирующих факторов.
7. После подтверждения геологических контролирующих факторов, используйте полученное объединение группировок для определения доменов, отображающих факторы, контролирующие популяции с единым содержанием и с единым направлением.

⁴ Последующая расшифровка кодов упрощается, если коды в каждом поле имеют равную длину

⁵ Постройте гистограмму размером примерно в два раза больше визитной карточки для упрощения визуального сравнения

⁶ Для этого используется опция «Фильтр» в программе Microsoft Excel.

Способ кластерного анализа

Другим способом применения статистической методики является кластерный анализ⁷. Этот метод хорошо подходит для множественных элементов.

Давайте для примера рассмотрим проект цинкового месторождения. В этой конкретной базе данных присутствуют цинк, свинец, серебро и сульфиды. Факторы геологического контроля в данном проекте очень трудно выделить, и для определения популяции с единым содержанием в керне необходимо установить контрольные границы.

Общая популяция цинка показывает наличие смешанных популяций с ярко выраженной популяцией с повышенными содержаниями цинка выше ~ 1% (Рис. 66). Обратите внимание, что выбросы низких содержаний отображают границы определения для данных разного возраста. Истинная граница популяции, скорее всего, проходит по пунктирной линии.

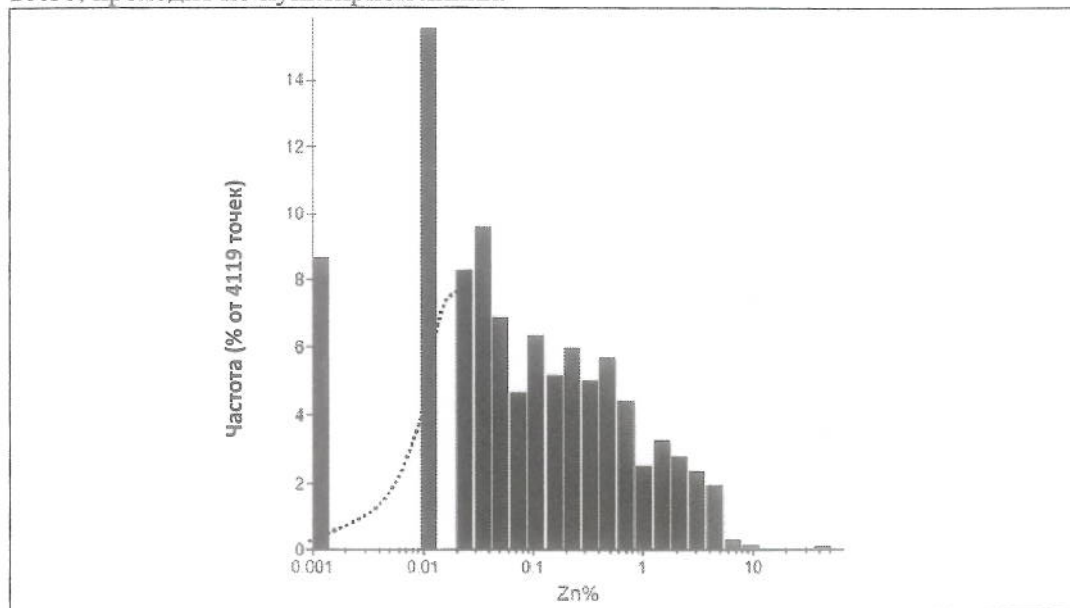


Рис. 66 Пример смешанной популяции цинка

Способ кластерного анализа группирует данные согласно степени их схожести. Процесс проходит примерно следующим образом:

1. Во-первых, вы назначаете число групп (в данном примере с цинком мы назначаем три группы: одну для высокого содержания, одну для возможного усреднённого содержания и одну для пустой породы).
2. Затем, первые пробы (три в нашем примере) берутся как представительные для этих групп (вам же надо с чего-то начать!), и рассчитывается разница между этими пробами и каждой другой отдельной пробой. Эта разница будет также включать в себя разницу между всеми другими назначенными элементами (в нашем случае это свинец, серебро и сульфиды).
3. Пробы разделяются в соответствии с тем, насколько близки содержания по всем указанным элементам к этим трём исходным группам.
4. Уточняются средние содержания в группах.
5. Разница между каждой отдельно взятой пробой и тремя исходными группами подсчитывается, и затем производится обновление их группирования для отображения того, какие пробы находятся ближе всего к средним содержаниям в данной группе.

⁷ Я пользуюсь опцией «Кластерный анализ» в программе Minitab.

6. Это повторяется до тех пор, пока эти различия и средние значения не занимают положенного им места.
 7. После этого, в окончательных группах будут содержаться только те пробы, которые наиболее схожи со средними содержаниями в исходных пробах.
- Анализ методом кластеризации для данных по цинку в результате дал три популяции:

- популяция с типично высоким содержанием (Рис.67)
- популяция с пониженным содержанием или популяция пустой породы, и
- набор данных со слишком малым количеством точек для определения домена.

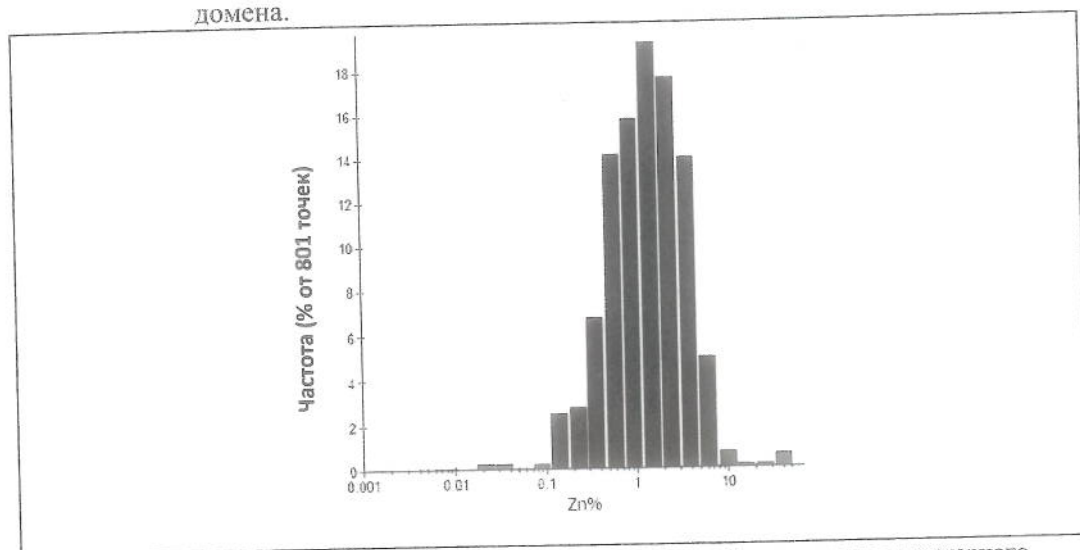


Рис.67 Популяция с высоким содержанием цинка, определённая методом кластерного анализа

Эти три популяции также имеют тенденцию к пространственному разделению (Рис. 68).

Следующим шагом будет исследование полученных групп по геологическим разрезам, любым доступным керновым пробам и трендам содержаний. Это поможет определить контролирующие домен факторы, и сформировать основу для вычерчивания границ домена путём создания цифрового монолита (также называемого созданием каркасной модели).



Рис. 68 Разрез проекции кодировок домена с оконтуриванием групп согласно кластеризации

Обоснование доменов минерализации

Обоснование доменов лучше проводить до построения детальной каркасной модели (для сохранения драгоценного времени, если интерпретация окажется ошибочной).

Для проверки качественного определения домена минерализации мы должны провести проверку по трём критериям:

1. однородность геологического строения
2. популяция с единым содержанием
3. единое направление.

Геологическая однородность

Проверка однородности геологического строения проводится при наличии геологических свидетельств в пользу популяции и её пространственного контекста. Она включает в себя проверку данных каротажа и любой существующей информации, способной дать обоснованное объяснение данной популяции.

При отсутствии свидетельств в поддержку достоверного определения домена, скорее всего, домен будет поставлен под сомнение на любой стадии проекта.



Рис. 69 Домены должны подтверждаться геологическими свидетельствами

Популяция с единым содержанием

Статистические инструменты особенно полезны при обосновании доменов. Помните, что в идеале домен содержит популяцию с единым содержанием. Чтобы обосновать это, просто постройте гистограмму всех композитных содержаний внутри интерпретируемого домена. Популяция с единым содержанием на гистограмме отображает интерпретированную популяцию с единым содержанием. Однако, иногда гистограмма может маскировать смешанные популяции с разными содержаниями. В этих случаях, более чётко смешанные популяции выявляются на графике вероятности. Ниже приведены два примера для демонстрации полезности графиков вероятности.

Первый набор проб представляет популяцию с единым содержанием, имеющую нормальное распределение со средним содержанием 2,0 и дисперсией 0,7. Обратите внимание на гистограмму единого содержания в форме колокола и прямую линию на графике вероятности (Рис. 70).

Второй набор проб представляет собой смесь двух нормальных распределений: одна половина данных имеет нормальное распределение со средним содержанием 2,0 и дисперсией 0,7, в то время как вторая половина данных имеет нормальное распределение со средним содержанием 3,0 и дисперсией 1,0. Обратите внимание на то, что гистограмма предполагает наличие популяции с единым содержанием со слабым свидетельством присутствия дополнительных высоких содержаний (Рис. 71). Смешанные популяции легче выявить на графике вероятности. Довольно сложно пытаться добиться совпадения с прямой линией на графике вероятности (Рис. 72а). Вместо этого, намного легче рисуются две линии, предполагающие присутствие двух популяций с различными содержаниями (Рис. 72б).

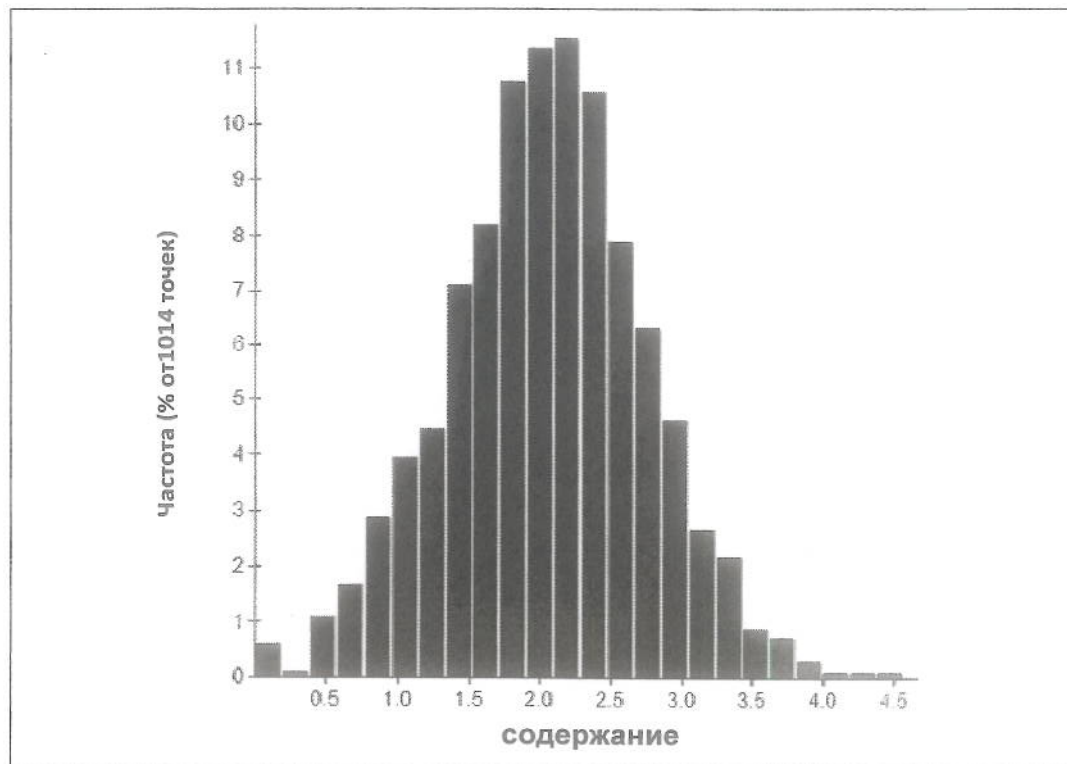


Рис. 70 Гистограмма и график вероятности для популяции с единым содержанием

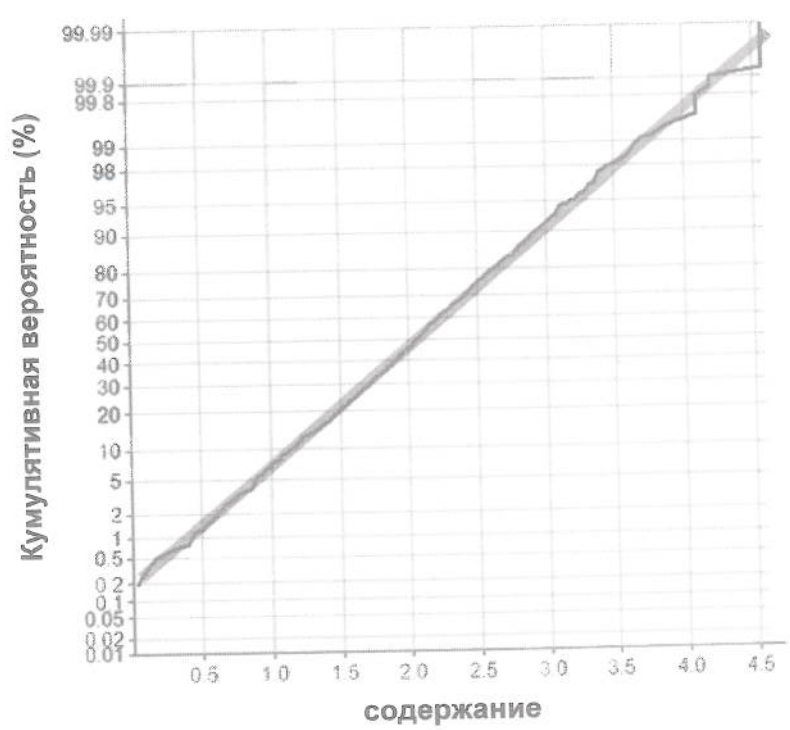
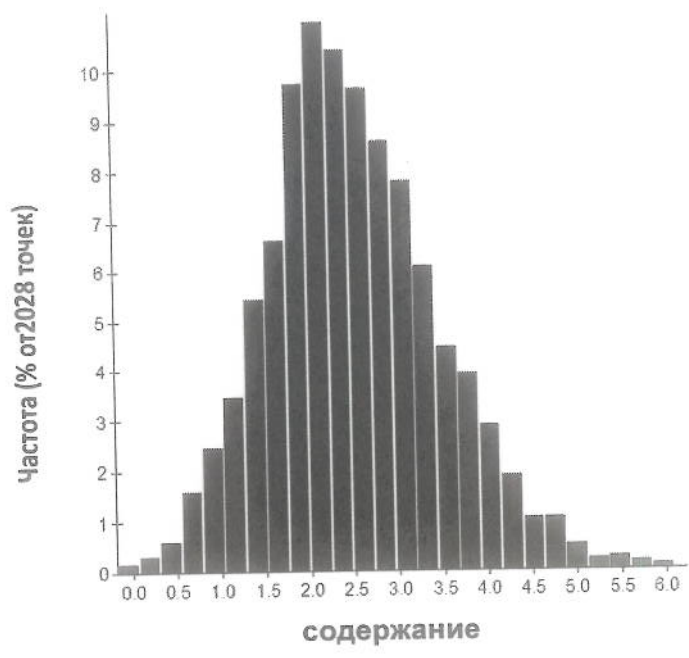
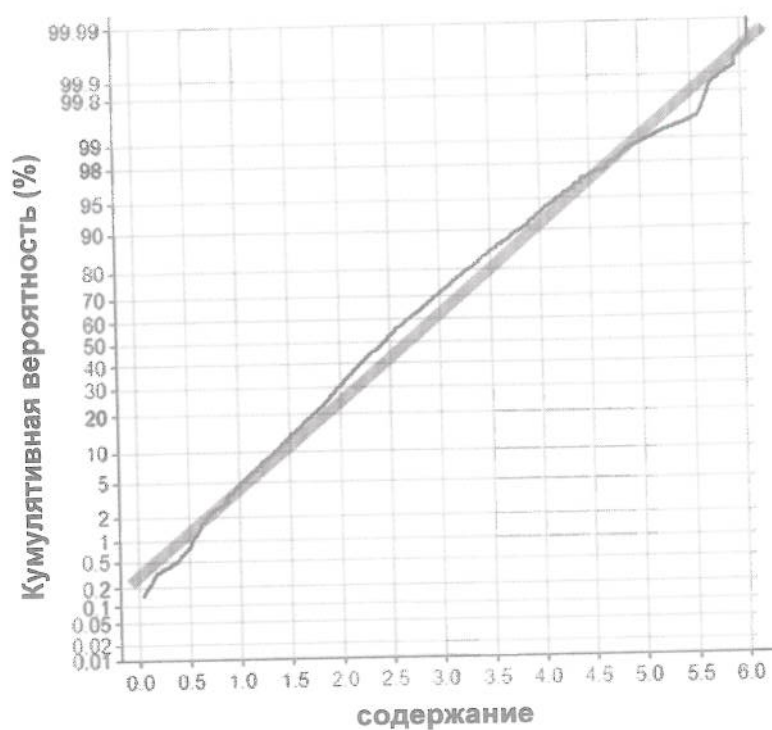


Рис. 71 Гистограмма смешанных популяций с разными содержаниями

(а) неадекватное совпадение с прямой линией



(б) лучшее совпадение с двумя линиями

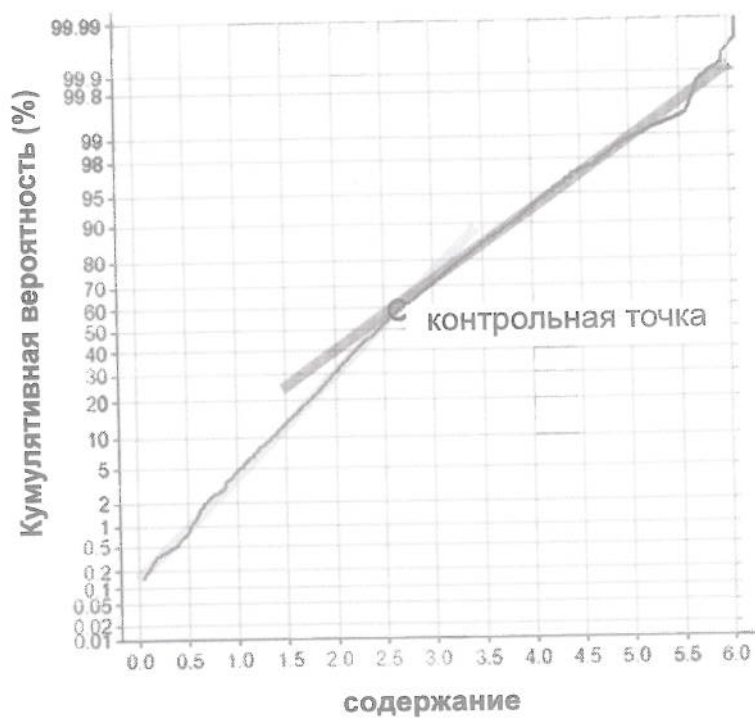


Рис. 72 График вероятности со смешанными популяциями

При положительной асимметрии более целесообразно будет посмотреть эти графики с осью содержаний на логарифмической шкале (Рис. 73).

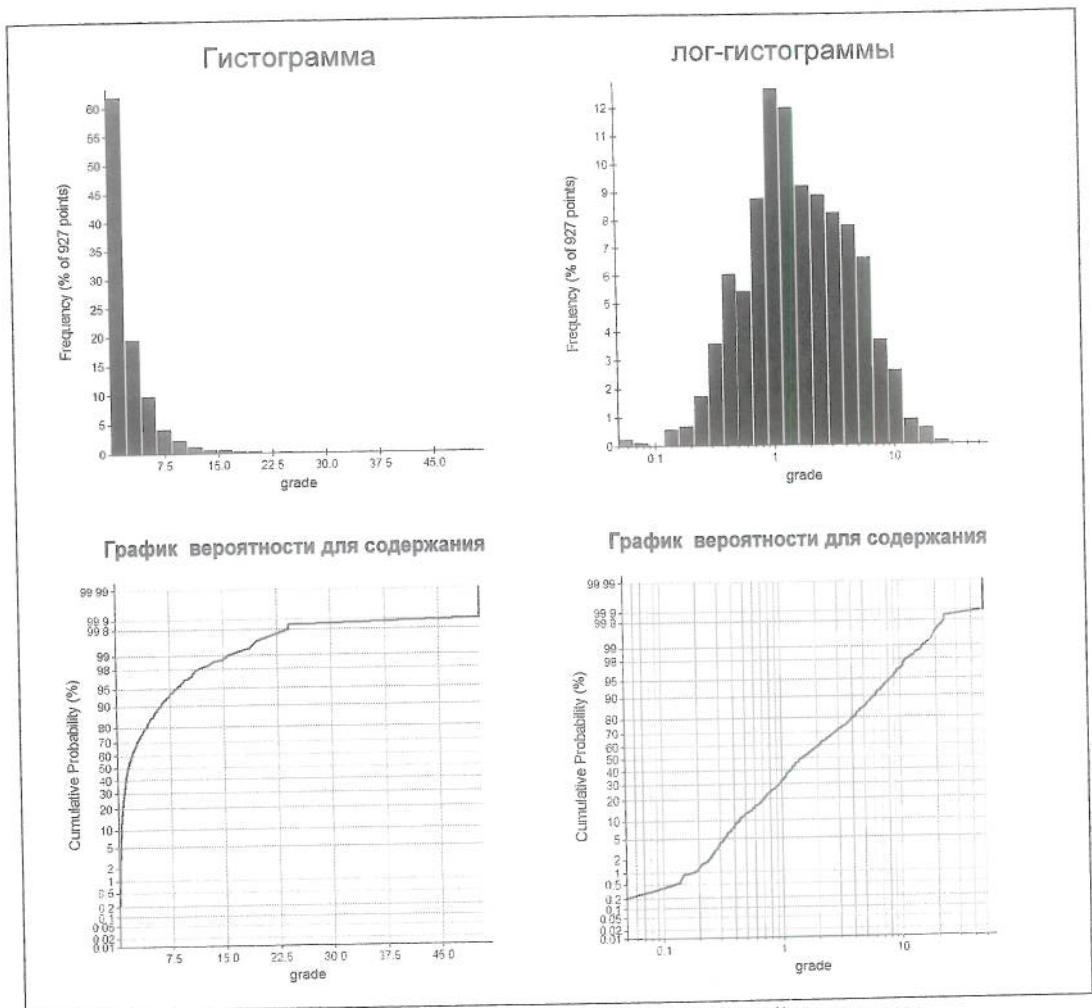


Рис. 73 Сравнение исходной и логарифмической осей содержания

Единое направление

Проверку того, имеет ли домен единое направление протяженности, полезнее проводить путём визуализации данных в трёх измерениях и определения любых существенных изменений в направлении. Возможно, понадобится построение суб-доменов для поиска параметров прослеживания протяжённости тем способом, который наиболее подходит для исходных данных.

Как вариант, возможно, понадобится «развернуть» домен (Рис. 74).

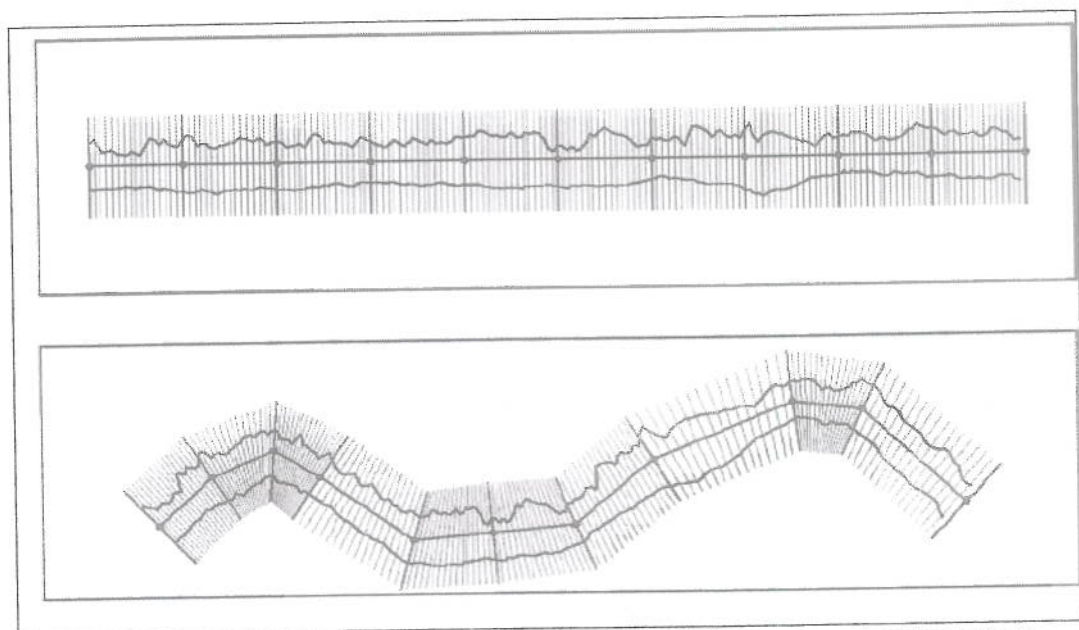


Рис. 74 Примеры поверхностей с «развёрнутыми» (вверху) и исходными координатами (внизу) (по Deutsch, 2005)

Обратите внимание, что в ходе данных обсуждений заверки доменов, мы предполагаем наличие проб равной длины. Для проб разной длины, возможно, понадобится комплексная обработка данных для получения представительной статистики (см. стр. 77).

Стадия 2: Исследование

Цель

Цель этой стадии заключается в формировании нашего понимания набора данных, с которым мы работаем: Что представляют собой типичные величины, которые мы встречаем? Чем пробы отличаются друг от друга? Существуют ли закономерности, на которые мы должны обратить внимание? Насколько ценны исходные данные? Существует ли пространственная взаимосвязь между пробами?

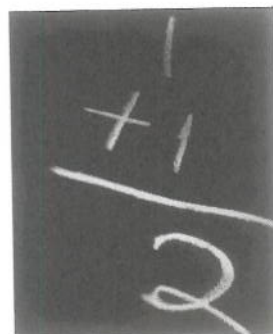
Другими словами, вы получаете данные, крутите их так и сяк, выжимаете из них самое главное до тех пор, пока не получите ясной картины из имеющейся у вас информации. Наши инструменты на этой стадии в основном статистические. Однако, они бессмысленны, если мы не привносим наших геологических знаний и пониманий в аналитический процесс.

Обычно люди чураются статистики: в этом нет нужды. При работе с длинными рядами данных нам нужно всего лишь синтезировать и объединять информацию – и тут-то как раз нам и приходит на помощь статистика

Здесь мы остановимся на концепциях и том, как они связаны с оценкой запасов.

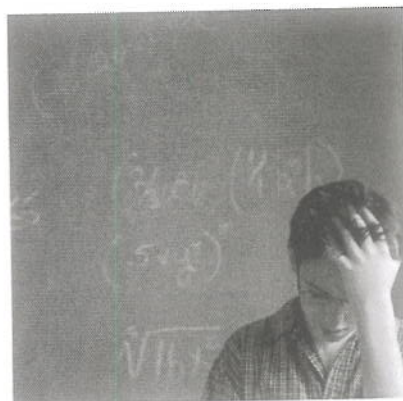
При оценке запасов мы используем статистику для:

- Мониторинга и обоснования результатов ОККК
- Проверки возможности объединения различных источников данных (например, из разных программ бурения)
- Обоснования доменов
- Понимания закономерности содержаний в доменах
- Обоснования окончательной модели запасов



Мы рассмотрим два аспекта исследования, а именно:

1. Анализ описательных данных
- и
2. Вариографию.



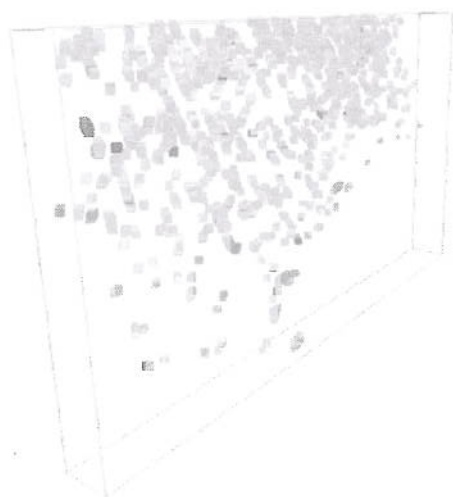
Анализ описательных данных

После того, как мы достигнем понимания контролирующих геологическое строение факторов, нам необходимо описать, сравнить и противопоставить данные в различных доменах. Статистика является одним из простейших способов получать из исходных данных квинтэссенцию чисел.

Изложение информации

Прежде, чем приступить к какому либо анализу данных, важно понять, откуда эти данные получены, что они представляют и как эти данные были собраны.

Затем, следует посмотреть эти данные в трёхмерном виде, чтобы сформировать наше понимание расположения типично высоких содержаний относительно низких

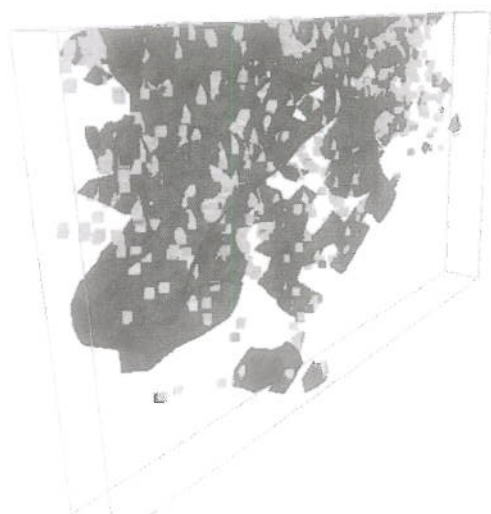


содержаний в нашем наборе данных. Здесь наше понимание рудного тела может сыграть важнейшую роль в формировании нашего восприятия данных и наших ожиданий от модели запасов. В частности, мы хотим понять, существуют ли какие-то тенденции в расположения данных – по падению? на глубину? и как эти данные соотносятся с геологической моделью?

Мы также хотим понять, какой из доменов имеет тенденцию к наличию более высоких содержаний, и насколько домены сравнимы друг с другом.

Обзор граничных условий также помогает нам определить, как использовать эти данные в процессе оценки запасов: является ли переход содержаний постепенным или присутствует резкая разница содержаний на границах?

Обзорная карта также очень полезна для определения размещения скважин и покрытия площади работ сеткой скважин. После определения покрытия площади работ сеткой скважин, нам также становится понятно, нуждаются ли данные в композитировании и/или декластеризации.



Композитирование и декластеризация

Для обеспечения представительности наших статистических данных мы должны обеспечить равномерное покрытие площади работ сетью опробования и бурения. Например: любое избыточное опробование участков с высокими содержаниями (вследствие слишком плотной сети бурения в местах с заранее известными высокими содержаниями или на близко расположенных пересечениях с высокими содержаниями вкупе с удалённым расположением пересечений с низкими содержаниями) в результате приведёт к завышению содержания в статистических данных.

Декластеризация

Рассмотрим регулярность набора данных опробования популяции с единым содержанием (Рис. 75 и Рис. 76).

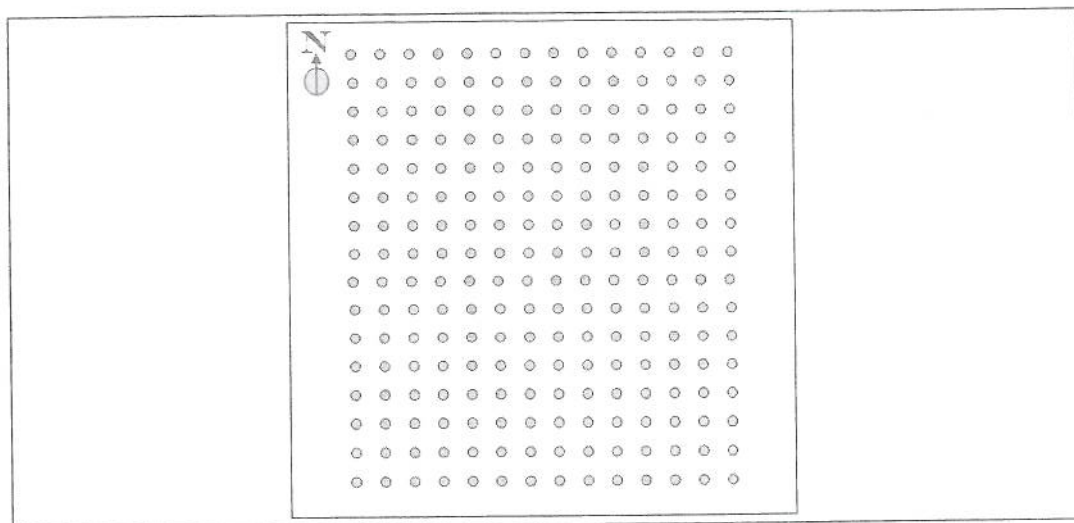


Рис. 75 Регулярно удалённые друг от друга данные

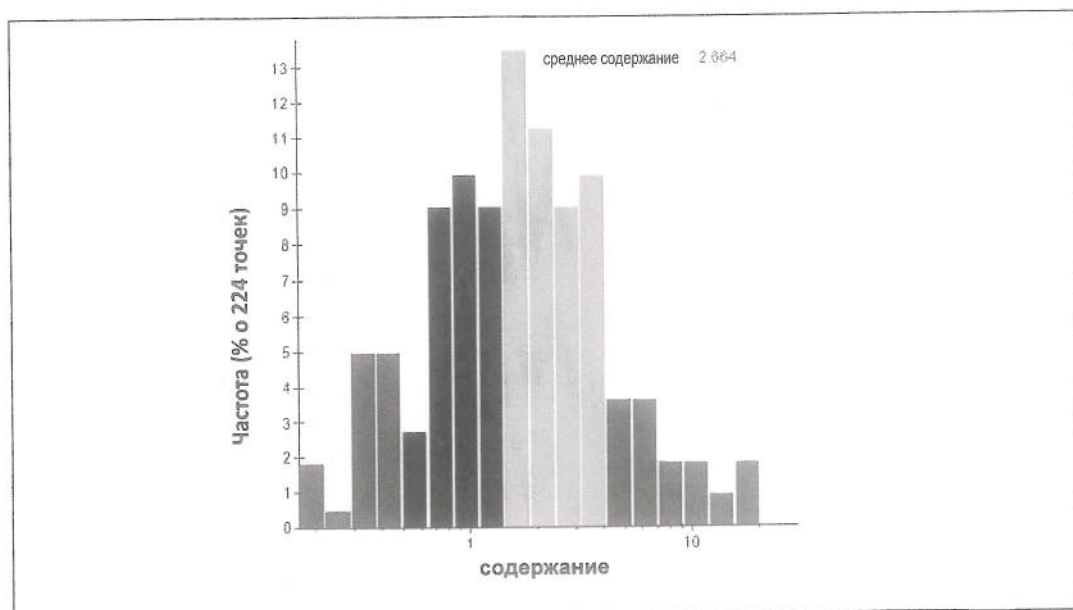


Рис. 76 Гистограмма регулярно удалённых друг от друга данных

Теперь предположим, что дополнительные 18 проб были отобраны на участке с высокими содержаниями (Рис. 77). Это отображается, как дополнительные высокие содержания на гистограмме, а также как повышение общего среднего содержания (Рис. 78).

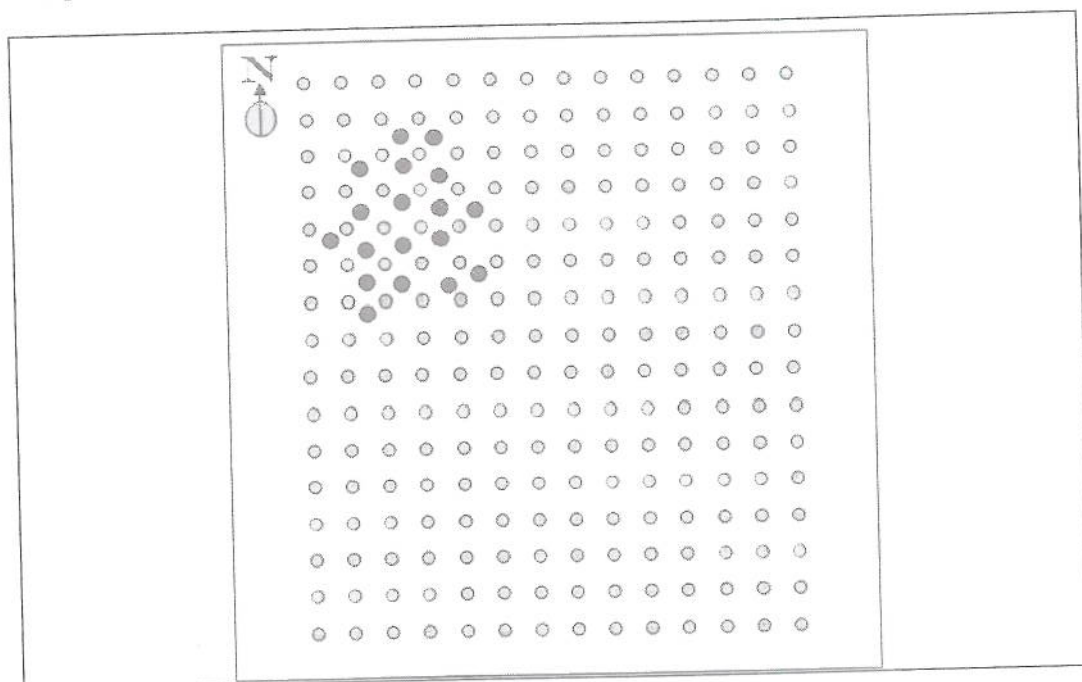


Рис. 77 Кластерные данные

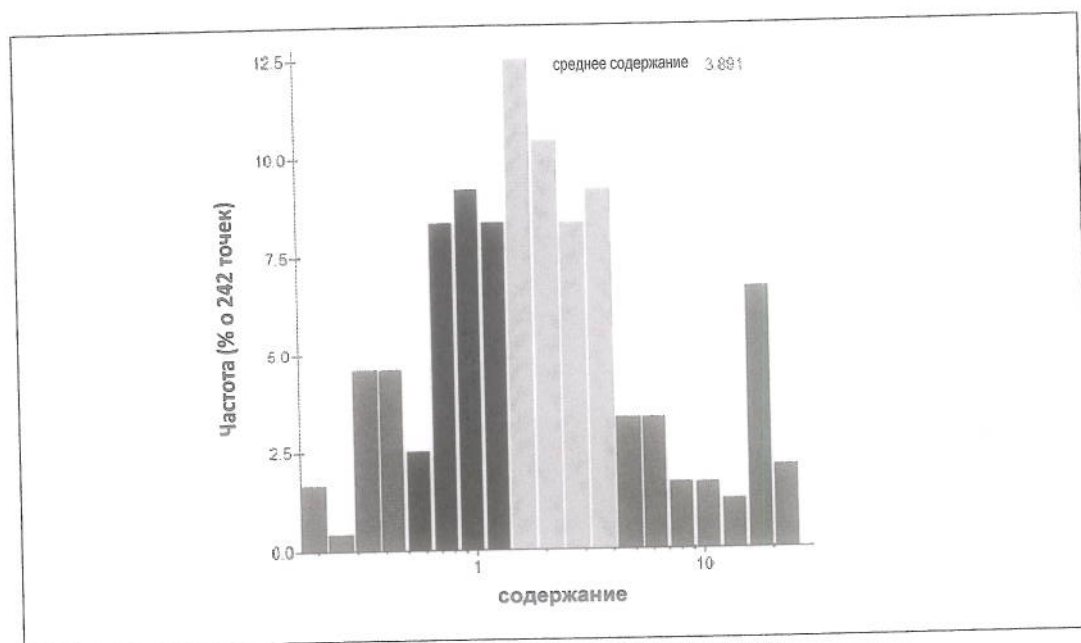


Рис. 78 Гистограмма кластерных данных

Поскольку кластеризация может влиять на статистику, которая описывает наши данные и помогает выбрать кондиции оценки, нам необходимо смягчить воздействие кластеризации через методики декластеризации. Ниже приводятся три разных методики декластеризации:

1. декластеризация путём удаления определённых скважин
2. оставление одной пробы на одну ячейку сети, и
3. взвешивание проб относительно их числа внутри одной ячейки сети.

Декластеризация путём специфического удаления

Физическое удаление кластера из анализируемых данных (Рис. 79). Например, скважина, направленная по погружению, может быть удалена из анализа путём фильтрации данных, имеющих её порядковый номер.

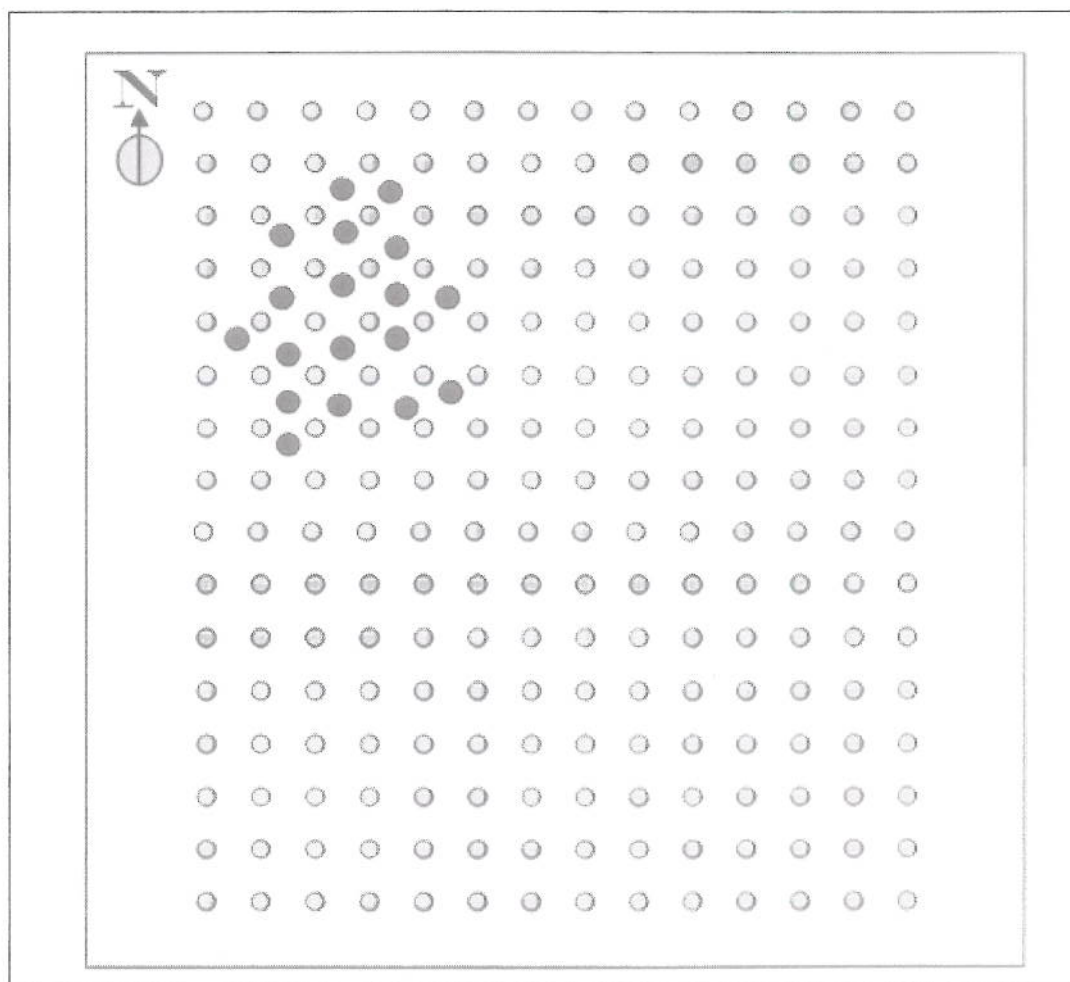


Рис. 79 Метод декластеризации 1: Физическое удаление проб, создающих кластер (выделены чёрным)

Декластеризация путём сгущения

Нанесите на данные сеть в декластеризованном масштабе, и выберите только одну пробу (или скважину) внутри каждой ячейки сети (обычно, это проба, расположенная ближе всех к центроиду ячейки).

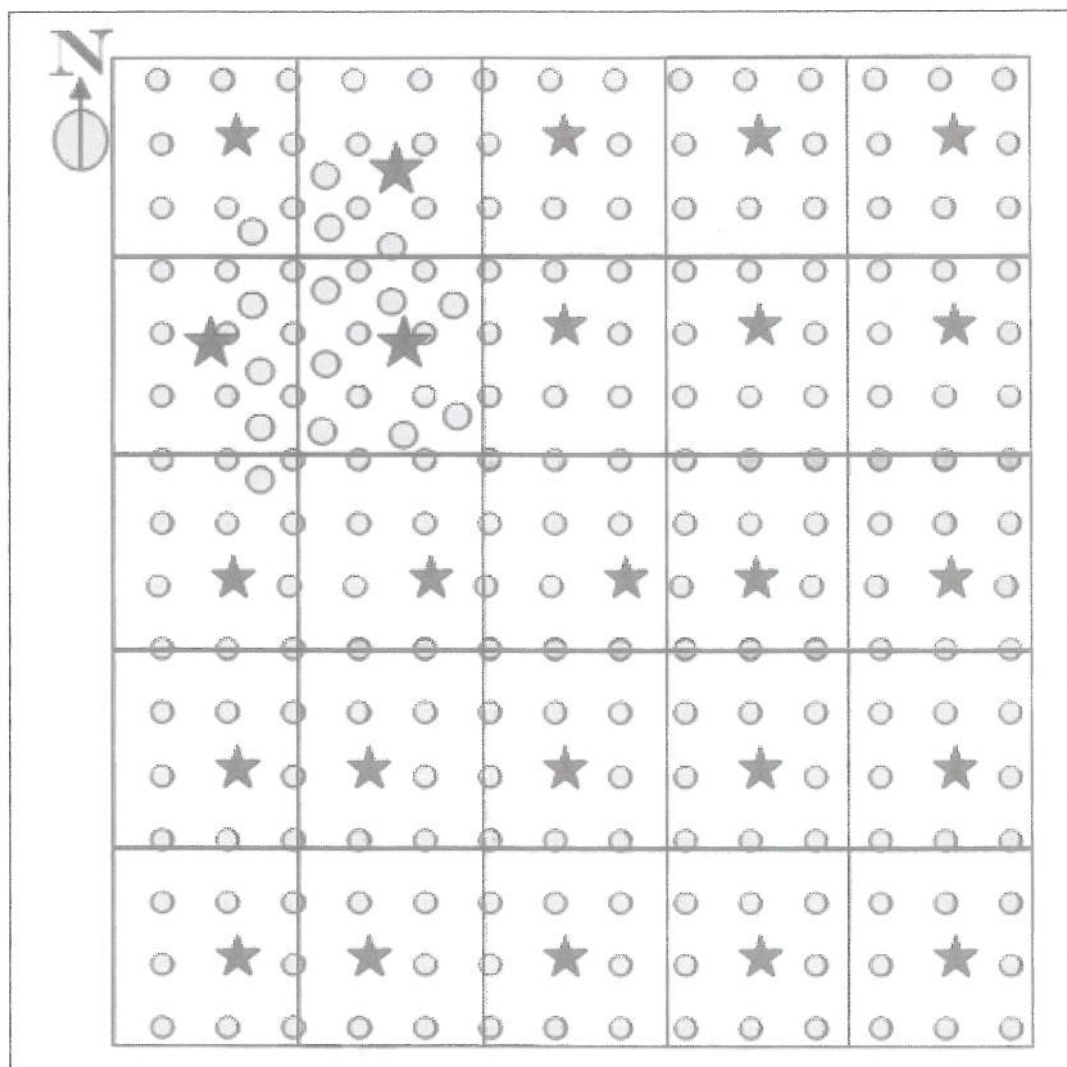


Рис. 80 Метод декластеризации 2: Выберите только одну пробу, расположенную ближе всех к центроиду ячейки сети (показаны звёздочками)

Декластеризация путём взвешивания ячеек

Нанесите на данные сеть в декластеризованном масштабе, и взвесьте каждую пробу относительно числа всех проб в одной ячейке. Например, каждая из проб внутри одной ячейки с тремя пробами будет весить одну треть, а каждая проба в ячейке с десятью пробами будет весить одну десятую. Тогда, высокое содержание в ячейке с большим количеством проб будет иметь меньшее влияние на среднее содержание, чем проба с высоким содержанием на площади с редко разбросанными данными.



Рис. 81 Метод декластеризации 3: взвешивание проб относительно числа всех проб внутри одной ячейки (показаны пять примеров ячеек с взвешенными пробами)

Тем не менее, будьте осторожны, в отношении влияния этого третьего способа, которое он может оказывать на безупречно регулярные данные с неровными границами площади опробования. Обратите внимание на то, как периферийные ячейки имеют меньшее число проб, и потому будут иметь больший вес, чем пробы в центральных ячейках (Рис. 82).

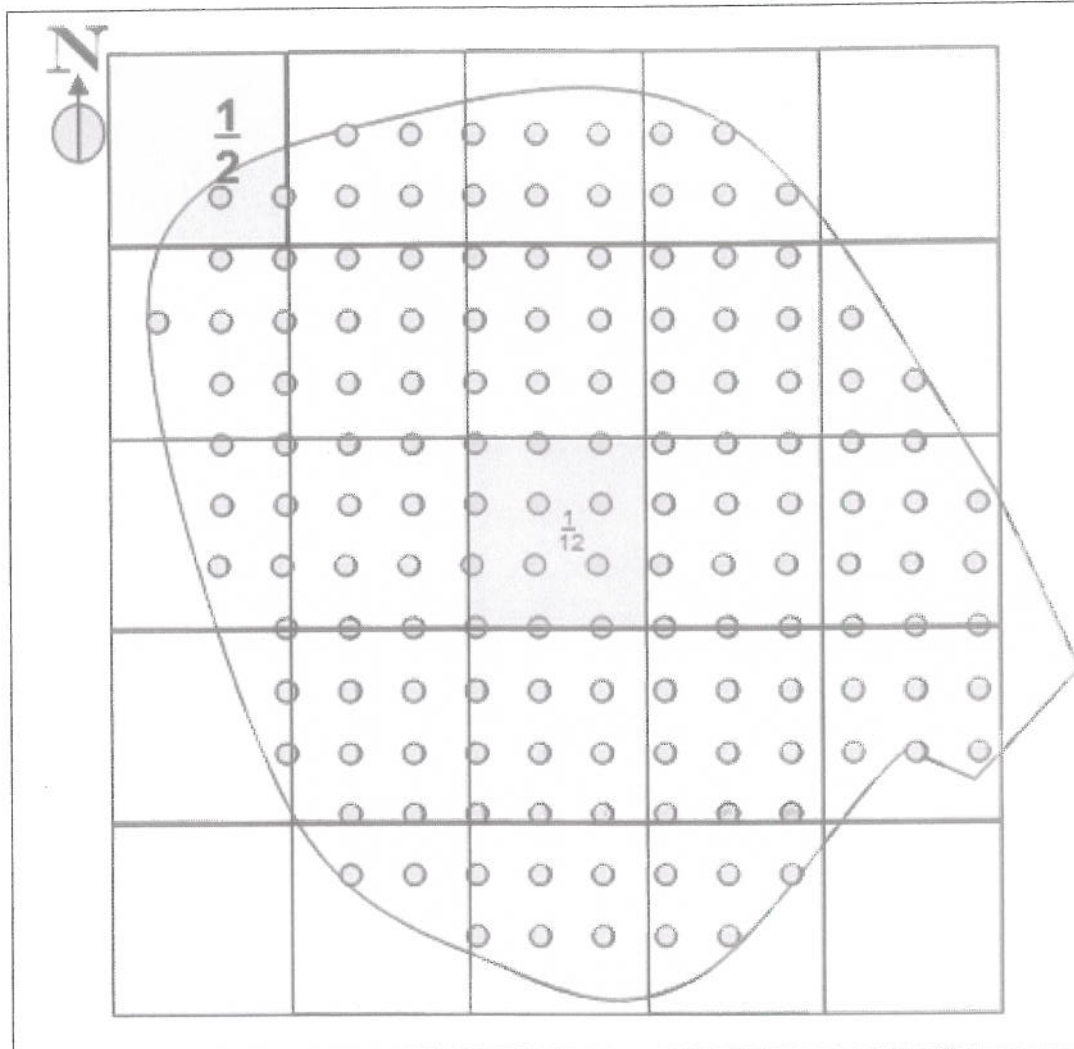


Рис. 82 Влияние неровных границ на вес декластеризованных проб

Из собственного опыта знаю, что такой способ работает хорошо для декластеризованного подземного веерного бурения. Хорошим способом оценки влияния является просмотр веса проб в трёхмерном виде с цветовой дифференциацией всех проб с низкими и высокими содержаниями.

Композитирование

Композитирование - метод декластеризации, применяемый только внутри скважин, и направленный на обеспечение того, что пробы имеют сравнимое влияние на статистику. Если пробы отбирались с различными интервалами, появляется риск возникновения погрешности при анализе исходных данных. Эффект композитирования заключается во взвешивании содержаний относительно интервалов опробования.

Смешанные интервалы должны быть настолько близки к фактическим интервалам опробования, насколько это возможно. При этом, для определения смешанного интервала полезно иметь гистограмму интервалов опробования. График дисперсии между содержаниями и интервалами опробования является индикатором выбора интервала опробования.

Композитирование данных опробования может проводиться в соответствии с различными контрольными параметрами, имеющимися в вашей компьютерной программе. Основными соображениями здесь являются:

- каковы граничные условия, и
- находятся ли пробы с высокими содержаниями в висячем или в лежащем боку.

Если интерпретированный домен имеет резко обрывающиеся границы, тогда композитирование должно ограничиваться внутри домена. И наоборот, если границы имеют плавный переход, то рекомендуется проводить композитирование поперёк границы.

Также предпочтительно проводить композитирование в направлении, которое позволяет достоверно представить весь диапазон проб внутри границ. Поэтому, если пробы с высокими содержаниями находятся в лежащем боку, а режим композитирования требует придерживаться только смешанного интервала, в который попадает, как минимум, 50% длины композитной пробы, тогда, можно посоветовать провести композитирование вверх по каждой скважине.

Если все пробы имеют одинаковую длину, необходимость композитирования отпадает.

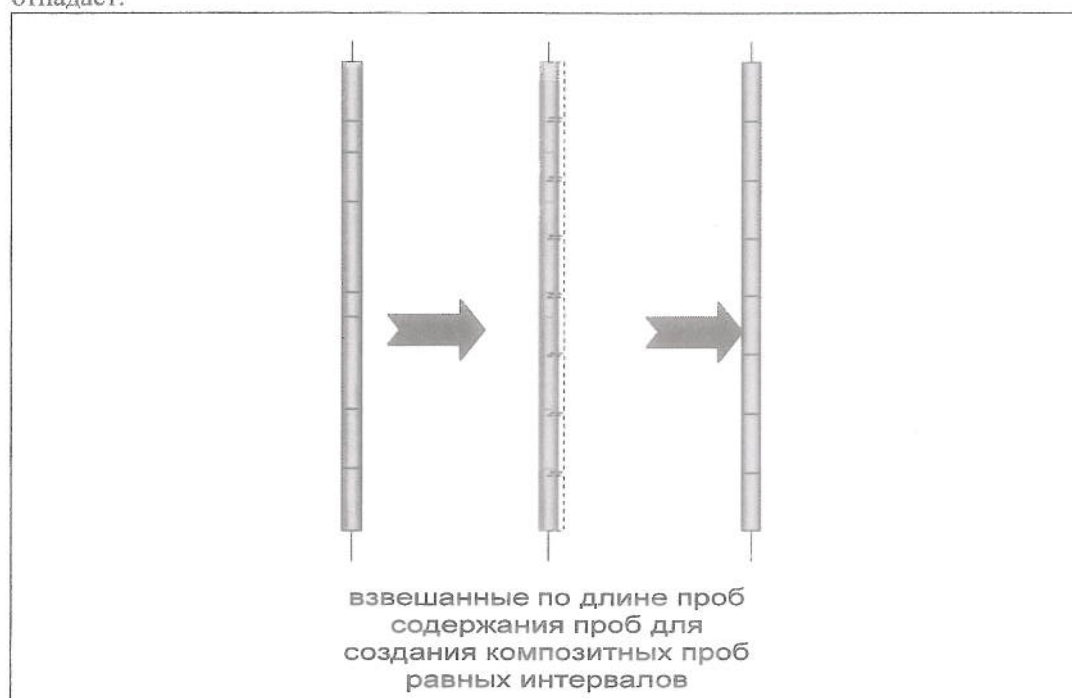


Рис. 83 Смешанные содержания, созданные путём взвешивания содержаний относительно интервалов опробования

Статистика описания набора данных

Как только мы убедимся в том, что исходные данные обеспечивают получение нами представительной пробы (через композитирование и декластеризацию), необходимо разобраться в поведении данных. Вопросы, которые нам следует принимать во внимание, включают в себя:

- Какие содержания являются типичными для каждого домена?
- Какова степень дисперсии данных – имеем ли мы дело в основном с однородным содержанием, или наш набор данных «загрязнён» экстремальными содержаниями?
- Настолько ли асимметричны наши данные, что экстремальные содержания будут привносить стандартную погрешность в нашу оценку?
- Существуют ли какие-то сходства или значительные различия между доменами?

Когда мы поймём типичные величины содержаний, степень дисперсии и сможем сравнить домены, тогда мы сможем более достоверно отразить эти закономерности при построении модели запасов.

Существуют два набора статистических инструментов для описания набора данных:

1. критерии типичной величины, и
2. критерии отличия величин от типичной величины

Рассмотрим эти два набора статистических инструментов:

Меры типичных величин

Среднее значение представляет собой сумму значений содержания в пробах, делённую на число проб.

$$\text{среднее значение} = \frac{\text{сумма значений}}{\text{число значений}}$$

Медиана представляет собой величину, находящуюся в середине упорядоченных по содержанию проб.

*Рассортируйте пробы в порядке возрастания содержаний
Выберите пробу в середине
Это медиана*

Мода представляет собой наиболее типичную величину содержания в пробе, и обычно отмечается пиковой величиной на гистограмме. Если на гистограмме есть два пиковых значения, она считается бимодально

*Изучите гистограмму
Интервал с наиболее высокими содержаниями и есть мода*

Меры разности

Размах представляет собой разницу между максимальной и минимальной величиной содержания в пробах.

Найдите максимальную величину

Найдите минимальную величину

Размах = максимум - минимум

Интерквартильный размах представляет собой разницу между верхней и нижней квартилями при упорядочении данных по содержаниям.

Рассортируйте пробы в порядке возрастания содержаний

Выберите пробу в середине

Это медиана

Просмотрите пробы от самой нижней до медианы

Выберите пробу в середине нижней половины данных

Это величина нижней квартили

Просмотрите пробы от самой нижней до медианы

Выберите пробу в середине верхней половины данных

Это величина верхней квартили

Интерквартильный размах = верхняя квартиль – нижняя квартиль

Дисперсия это типичная разница между величиной содержания в каждой пробе и средней величиной. Мы измеряем эту разницу путём вычитания средней величины из величины содержания каждой пробы. Затем, возводим в квадрат эти разницы, чтобы сбалансировать положительные и отрицательные значения. После того, как мы суммируем все эти возведённые в квадрат величины, мы делим полученный результат на число проб минус единица. Эта «минус единица» учитывает число степеней свободы, которые мы теряем вследствие того, что вместо сравнения содержаний в пробах со средним истинным (неизвестным) содержанием в популяции, мы сравниваем их со средним значением содержания в пробе. Мы теряем степень свободы, когда мы используем один статистический инструмент для расчёта другого.

$$\text{дисперсия} = \frac{\text{сумма (величина каждой пробы} - \text{среднее)}^2}{(\text{число проб} - 1)}$$

Стандартная дисперсия является квадратным корнем дисперсии и приводит число обратно в значение содержания, а не в значение содержания в квадрате.

$$\text{стандартная девиация} = \sqrt{\text{дисперсия}}$$

Другие статистические величины, используемые при оценке запасов

Другими статистическими величинами, используемыми при оценке запасов, являются:

- коэффициент вариации,
- среднее Сихеля, и
- процентиля.

Рассмотрим их вкратце.

Коэффициент вариации (также называемый КВ) представляет собой дисперсию относительно среднего содержания.

$$\text{коэффициент вариации} = \frac{\text{стандартная девиация}}{\text{среднее}}$$

КВ полезно использовать для сравнения дисперсии между наборами данных, чьи типичные содержания могут значительно отличаться друг от друга. КВ также полезен при принятии решения о необходимости урезания границы ураганных проб (см. стр. [Error! Bookmark not defined.](#) и [Error! Bookmark not defined.](#)).

Среднее Сихеля (также называемая логарифмически оцененная средняя величина) представляет собой несмещённую среднюю величину при логнормальном распределении данных. Предположение о логнормальном распределении абсолютно необходимо для того, чтобы среднее Сихеля имело смысл. Итак, если сам расчёт среднего Сихеля не представляет трудностей, то его применение приобретает значимость только при жёстком условии логнормального распределения набора данных (см. стр. [Error! Bookmark not defined.](#)). Среднее Сихеля рассчитывается по формуле

$$\text{Среднее Сихеля} = \exp^{(\log \text{ сред})} \times \exp^{\left(\frac{\log \text{ девиация}}{2}\right)}$$

Среднее Сихеля полезна при принятии решения о необходимости корректировки ураганных содержаний (см. стр. [Error! Bookmark not defined.](#)).

Процентиля отображают значение содержания, ниже которого расположено определённое процентное количество данных. Десятый процентиль содержания имеет 10% данных опробования, расположенных ниже этой величины, и 90% выше этой величины. Процентиля получают путём сортировки данных от самого низкого содержания до самого высокого, а затем выбирают содержания в пробах, ниже которых располагается соответствующий процент данных. Ряд процентилей содержаний даёт возможность оценить соответствующее распределение содержаний.

Статистика в действии

Рассмотрим приведённые ниже примеры статистического анализа, используемые для описания набора данных.

Таблица 2 Пример статистических данных по золоту для пяти доменов

Статистика		Домен				
		A	B	C	D	E
Количество проб		309	276	4921	567	242
Минимум (сод.)		0,02	0,01	0,005	0,03	0,005
Максимум (сод.)		37,8	25,37	201	39,5	165
Среднее (сод.)		1,21	1,17	2,12	1,72	2,52
Стандартная дисперсия		2,53	1,96	5,23	2,92	5,81
Коэффициент вариации		2,08	1,68	2,46	1,70	2,30
Дисперсия		6,39	3,85	27,38	8,55	33,71
Log среднего		-0,44	-0,53	-0,09	-0,11	0,01
Log дисперсии		1,20	1,59	1,70	1,29	2,06
Среднее Сихеля		1,17	1,30	2,14	1,72	2,83
процентиль	10%	0,17	0,12	0,2	0,21	0,18
	20%	0,29	0,25	0,4	0,40	0,40
	30%	0,44	0,4	0,52	0,54	0,54
	40%	0,51	0,49	0,69	0,71	0,76
	50%	0,62	0,63	0,90	0,95	1,04
	60%	0,79	0,81	1,20	1,20	1,48
	70%	1,08	1,1	1,69	1,55	2,12
	80%	1,52	1,51	2,53	2,17	3,14
	90%	2,31	2,51	4,53	3,49	5,71
	95%	3,45	4,28	7,21	5,38	9,42
	97,5%	5,48	5,29	11,30	9,00	12,80
	99%	8,73	8,2	20,74	14,23	20,75

Статистические наблюдения, исходя из приведённых в таблице выше данных, включают в себя:

- Домен E является доменом с самыми высокими содержаниями. Домен E также имеет самый высокий коэффициент дисперсии, что предполагает высокую степень дисперсии данных. Процентили в домене E показывают более высокий процент высоких содержаний, чем в других доменах.
- Среднее Сихеля обычно выше, чем типичная средняя величина, на основании чего можно предположить, что набор данных НЕ является логнормальным (высокая степень дисперсии наблюдается в логарифмической дисперсии), что влияет на расчёт среднего Сихеля.

Распределение типичных данных в горной промышленности

Набор представительных данных должен отражать базовые содержания для всего домена. Распределения этих популяций, несмотря на наше незнание их истинности или полноте, имеют тенденцию соблюдать закономерности, общие для различных видов полезных ископаемых.

Основной разницей между популяции различных видов полезных ископаемых является соответствующее распределение низких и высоких содержаний в горной массе (Рис. 84). Полезные ископаемые, которые занимают большую долю горной массы, например, железо, имеют склонность к отрицательной асимметрии (большинство содержаний высокие с малой долей низких содержаний). Прямой противоположностью являются драгоценные металлы, содержание которых измеряется в промилле или граммах на тонну и которые занимают мизерную долю в горной массе по сравнению с пустой породой. Распределение драгоценных металлов имеет положительную асимметрию – большинство проб показывают низкие содержания и низкий процент экстремально высоких содержаний. Полиметаллы с содержаниями от умеренных до высоких (в диапазоне от 7,5 до 15%) не имеют доминирующей асимметрии. Полиметаллы из доменов с низкими содержаниями имеют тенденцию к небольшой положительной асимметрии.

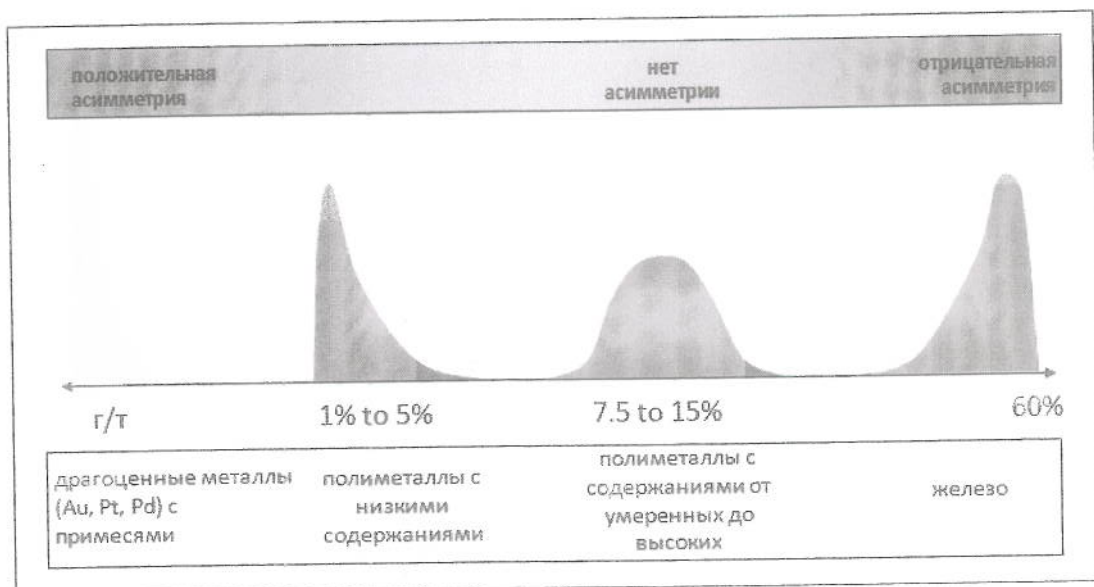


Рис. 84 Типичные формы распределения различных видов полезных ископаемых

Другие полезные графики

График кумулятивной вероятности

Полезным графиком для изучения распределения содержаний является график кумулятивной вероятности. Этот график строится путём сортировки данных от низких до высоких содержаний с последующим нанесением на график кривой порядка содержаний (или процентиля) против содержания (Рис. 85).

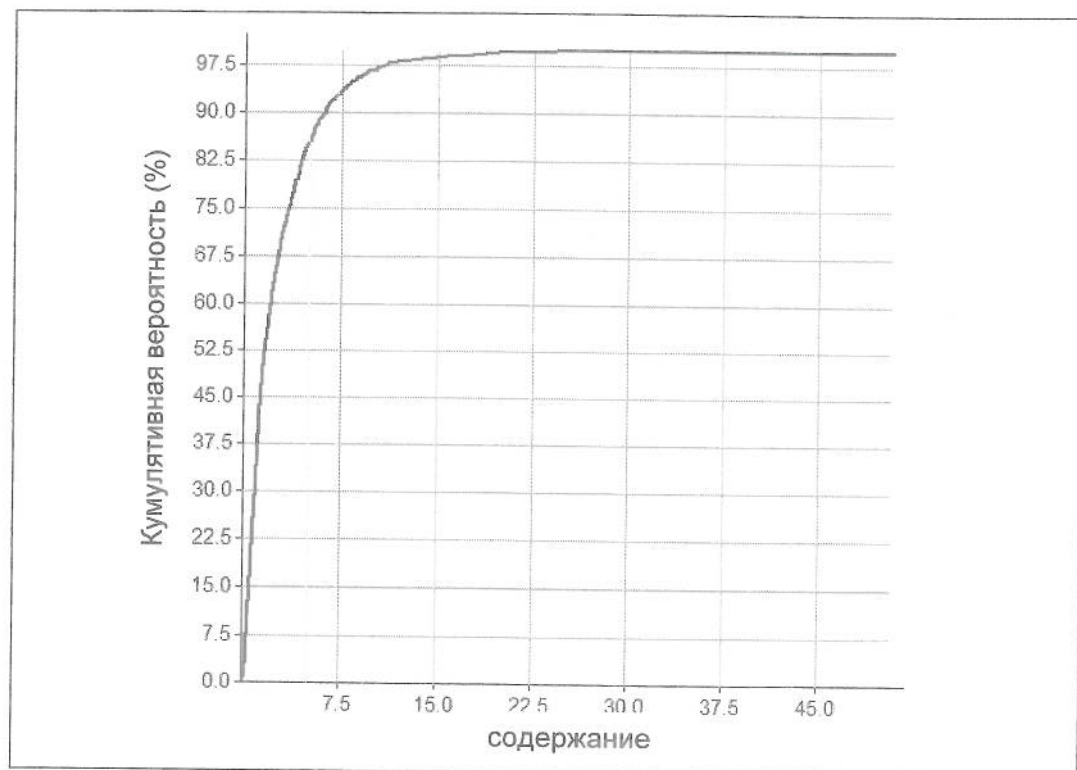


Рис. 85 Пример графика кумулятивной вероятности

График кумулятивной вероятности в сжатой форме отображает количественное соотношение проб, которые встречаются ниже каждой определённой величины содержания. Например, 85% проб имеют содержание менее 5% (Рис. 85). Содержания, относящиеся к крутопадающей части графика кумулятивной вероятности являются наиболее часто встречаемыми содержаниями. Поэтому, как показано на Рис. 85, низкие содержания встречаются чаще, что указывает на положительную асимметрию набора данных.

График вероятности

Альтернативным графиком, используемым для анализа распределения популяции, является график вероятности. График вероятности представляет собой график кумулятивной вероятности, но на нём ось вероятности выровнена таким образом, что если график вероятности даёт прямую линию, то распределение соблюдает форму нормальной кривой в форме колокола.

График вероятности это, по сути, К-К график набора данных относительно нормального распределения, где шкала нормального распределения является шкалой вероятности. Если график вероятности представлен единой прямой линией, тогда набор данных отображает нормальное распределение (Рис. 86). Поскольку большинство доступных статистических методик основано на предположении нормальности (т.е. данные имеют нормальное распределение), то любой набор данных с нормальным распределением более прост для построения модели. Данные с нормальным распределением имеют тенденцию к хорошему поведению – нет экстремальных содержаний и дисперсия относительно средней величины достаточно стабильная. Нормальное распределение присуще полиметаллам с высокими содержаниями.

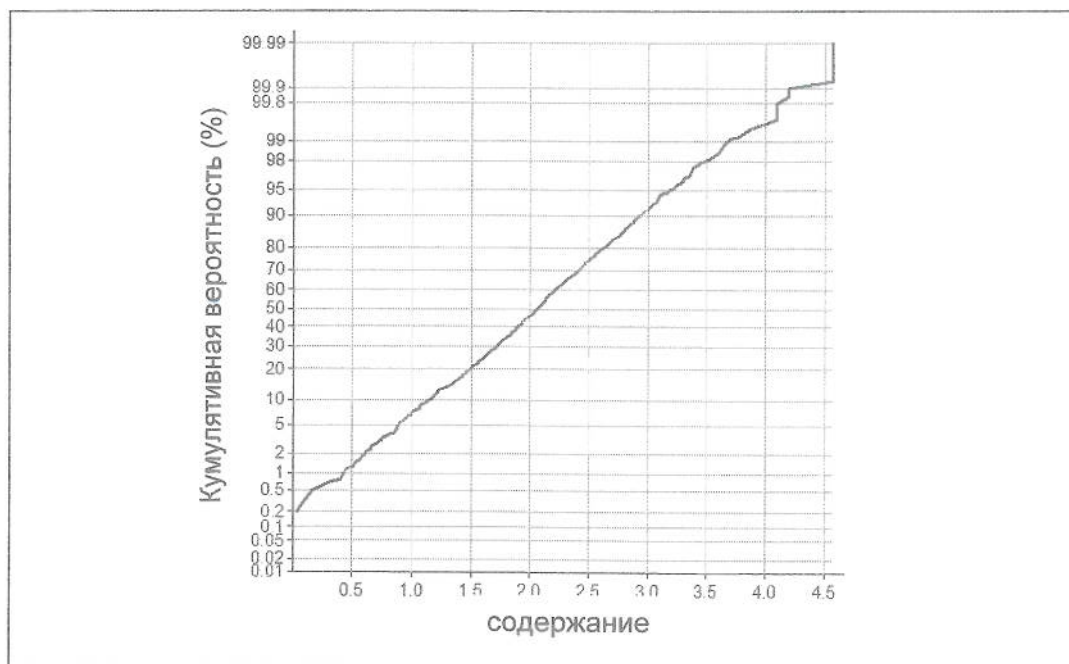


Рис. 86 Пример графика вероятности с единой прямой линией

Если шкала содержаний конвертируется в логарифмическую шкалу, и график вероятности представлен в виде прямой линии, тогда набор данных отображает логнормальное распределение (Рис. 87). Драгоценные металлы и полиметаллы с низкими содержаниями часто имеют логнормальные распределения. Это происходит настолько часто, что когда я вижу распределение золота, которое не следует логнормальному распределению, я немедленно проверяю документацию определения домена. В большинстве случаев, для оконтуривания золотой минерализации использовалось граничное содержание, представленное распределение не является логнормальным. После пересмотра документации определения домена с учётом контролирующих минерализацию геологических условий, в результате получается логнормальное распределение. Этого не всегда легко добиться, и часто необходим компромисс. Однако, как только геологические знания включаются в процесс, сразу появляется больше шансов получения ясной картины распределения.

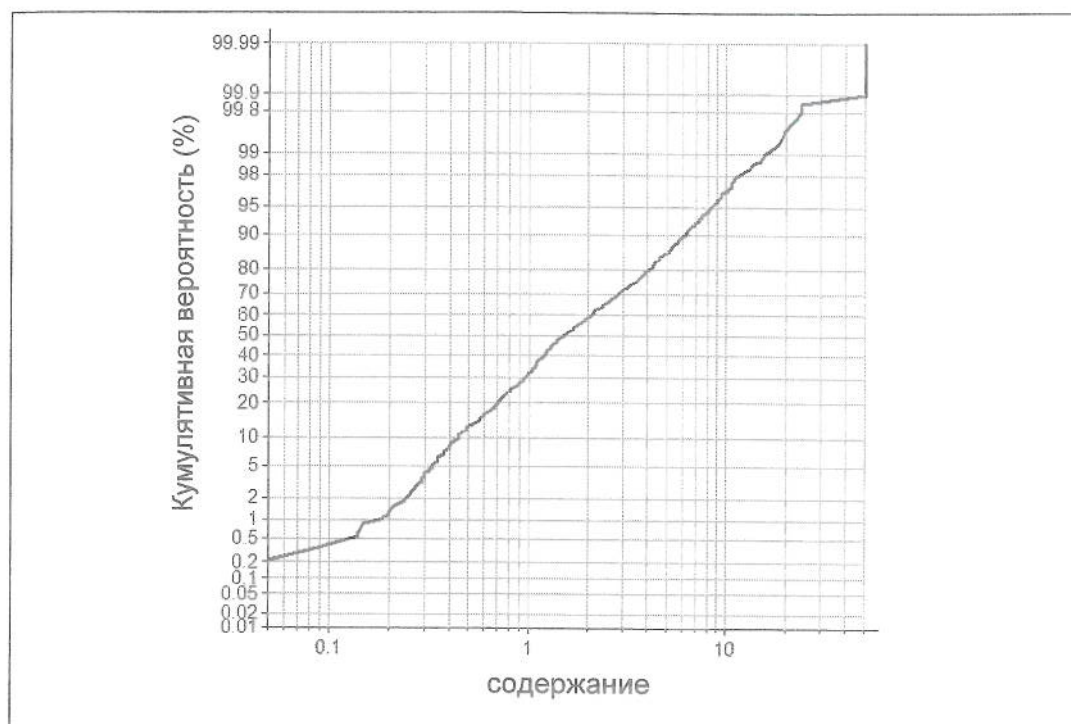


Рис. 87 Пример логарифмического графика вероятности с единой прямой линией

Если набор данных придерживается нормального распределения, тогда доминирующее влияние экстремальных содержаний может управляться трансформацией данных. Кроме того, среднее Сихеля, скорее всего, будет представительной несмещённой оценкой истинного среднего содержания, и может использоваться при выборе значения корректировки ураганных содержаний (см. стр. **Error! Bookmark not defined.**).

(Обратите внимание на обсуждение смешанных популяций и доменов стр. **Error! Bookmark not defined.**)

Прямой противоположностью положительной асимметрии является отрицательная асимметрия. На гистограмме повышенных содержаний железа, например, доминируют пробы с высокими содержаниями при небольшом числе проб с низкими содержаниями. При заданной шкале содержаний (обычно от 50 до 60% Fe) не наблюдается экстремального влияния более низких содержаний (обычно от 20 до 30%) поскольку эти величины низких содержаний всё же соблюдают тот же порядок, что и магнитуды типичных содержаний. Поэтому, нет причины трансформировать данные для получения представительной статистики.

Другие полезные для понимания закономерностей данных графики включают в себя:

- Графики трендов
- Графики границ
- К-К графики
- Диаграммы вида «ящик с усами»

Каждый из них будет рассмотрен далее.

График тренда

Графики тренда в сжатой форме отображают тренды содержаний в наших исходных данных. Существует, по меньшей мере, два способа исследования трендов в данных:

- Тренд в трёхмерной модели, и
- Тренд вдоль ординаты, абсциссы и аппликаты.

Простым способом создания трёхмерной модели тренда является прогон модели ближайших соседних проб или модели неограниченной оценки.

Создание простых трёхмерных моделей (ближайших соседних значений или обратного расстояния) является хорошим способом выявить наличие пространственных трендов – в частности, показывают ли какие-либо из доменов районы с повышенным содержанием? Помните, одно из фундаментальных предположений гласит, что данные опробования внутри домена являются «неизменными» или стабильными – т.е. в них нет никаких трендов!

Другой полезный график тренда может быть создан путём расчёта среднего содержания в срезах (по ступеням или по ординате) и вычерчивания кривой средних значений в срезах относительно ступеней или средних значений в срезах на ординате (Рис. 88). Обратите внимание, что количество проб для каждой ступени дано в виде поперечных полос. Это даёт возможность понять, насколько хорошо подтверждено среднее содержание в каждом срезе. Мы, обычно, меньше реагируем на слабо подкреплённые вариации, нежели на те, которые подтверждены большим количеством данных.

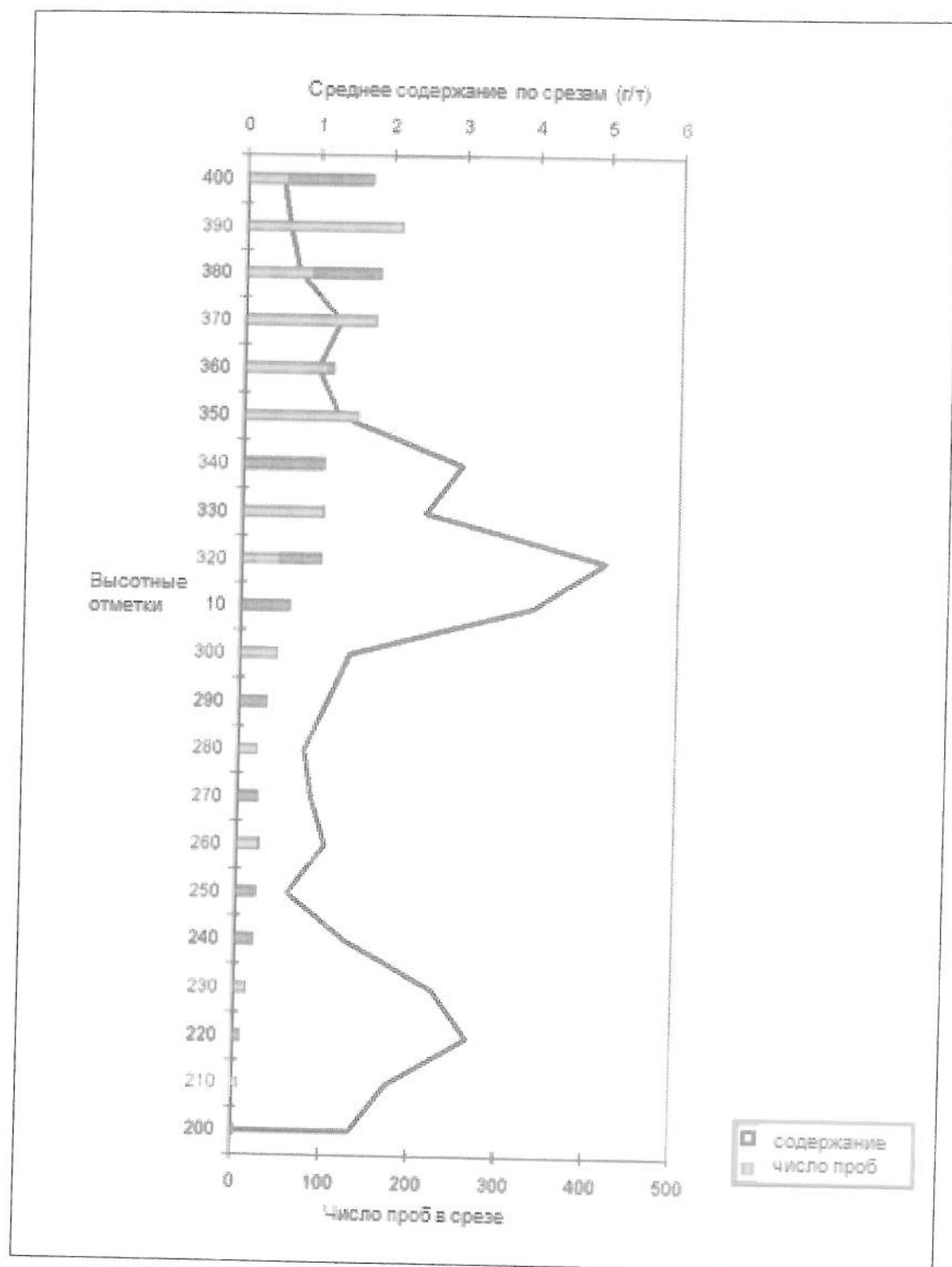


Рис. 88 График вертикального тренда

График границ

График границ предоставляет возможность глубже взглянуть на поведение содержаний на границах нашей интерпретации. Это очень полезно на более поздних этапах, когда нам необходимо принять решение о необходимости включения в оценку запасов проб, располагающихся вкрест границ.

График границ создаётся путём:

1. Выявления в каждой скважине точки, где скважина пересекается с границей.
2. Сбора и расчёт средних содержаний:
 - а. всех проб в одном композитном интервале до пересечения
 - б. всех проб в двух композитных интервалах до пересечения
 - в. всех проб в трёх композитных интервалах до пересечения
 - г. всех проб в одном композитном интервале после пересечения
 - д. всех проб в двух композитных интервалах после пересечения
 - е. всех проб в трёх композитных интервалах после пересечения
3. Нанесения этих средних содержаний на графике против количества композитных интервалов от границы.

На Рис. 89 показаны два типа границ – постепенная и резкая.

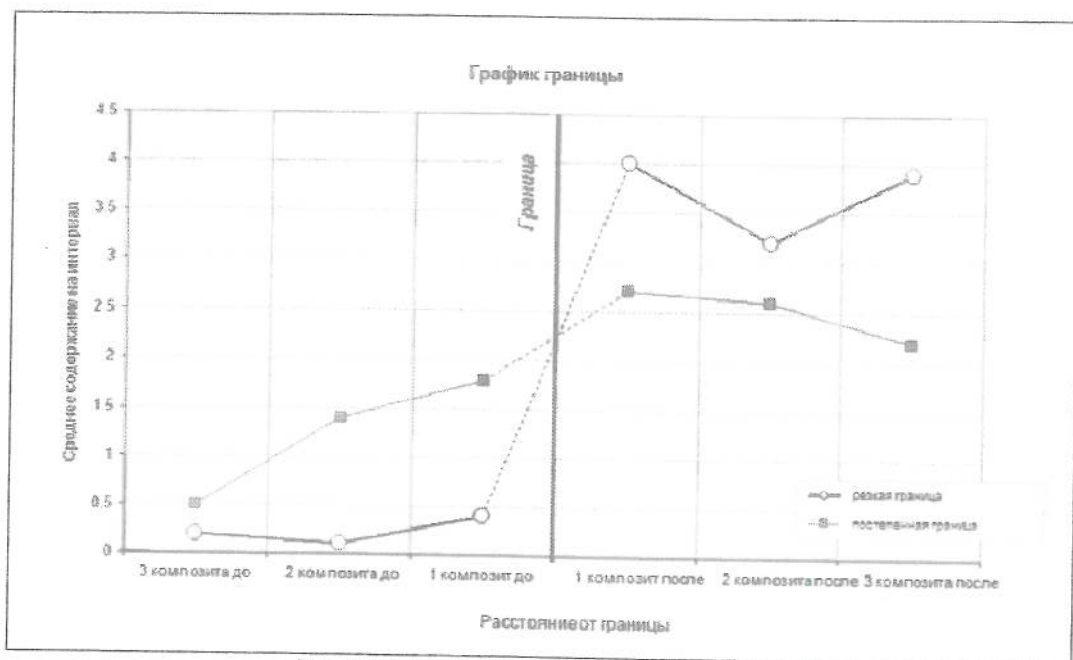


Рис. 89 График границ (единичный элемент)

К-К график

К-К графики очень полезны для сравнения доменов, давности данных и методов бурения. Если каждый источник данных пытается представить пробу из одной и той же популяции, разумно предположить, что и статистические результаты будут схожими (т.е. прямая линия «один к одному» на К-К графике).

Не забудьте ограничить сравнение данных внутри объёмов, в которых вы ожидаете найти схожую статистику (Рис. 90 и Рис. 91). Сравнение проб, отобранных глубоким алмазным бурением, и шламовых проб из коротких скважин, пробуренных методом обратной циркуляции, не обеспечивает справедливой основы для сравнения.

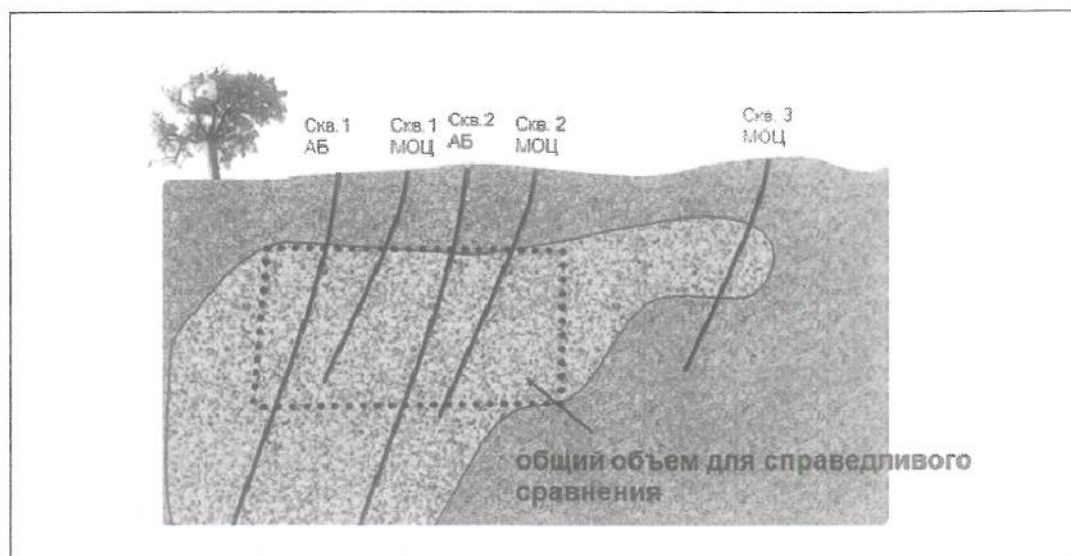


Рис. 90 Сравнение должно проводиться внутри одного и того же объема

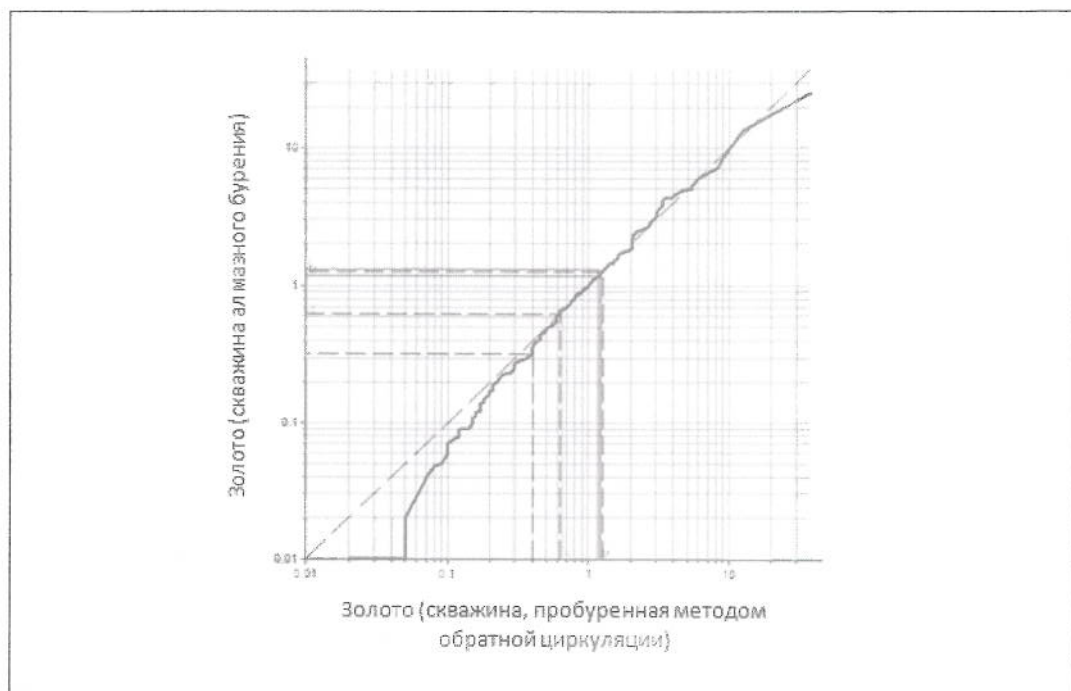


Рис. 91 К-К график между пробами золота по данным опробования из двух источников (глубокое алмазное бурение и бурение методом обратной циркуляции) внутри одного и того же объема

Диаграмма вида «ящик с усами»

Диаграммы вида «ящик с усами» очень удобны для сравнения доменов (более подробное описание построения диаграмм вида «ящик с усами» см. в разделе на стр. **Error! Bookmark not defined.**). Диаграмма вида «ящик с усами» на Рис. 92 показывает систематически более высокое содержание в домене 2 по сравнению с доменом 1.

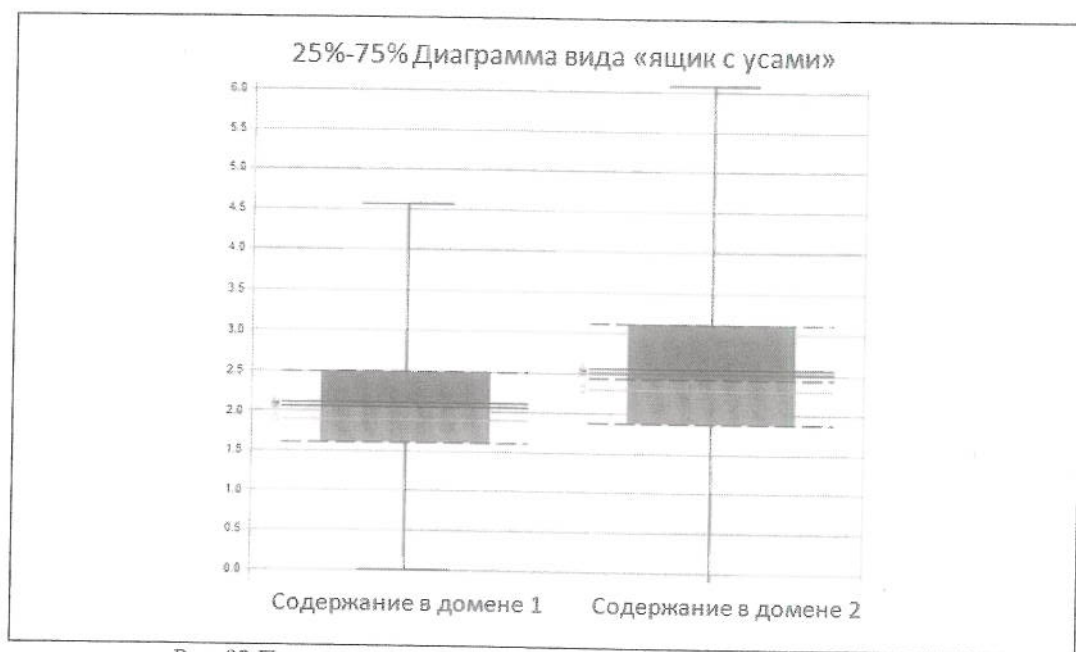


Рис. 92 Пример диаграммы вида «ящик с усами» для двух доменов

Диаграммы вида «ящик с усами» помогают быстро выявить закономерности содержаний сразу в нескольких доменах (Рис. 93).

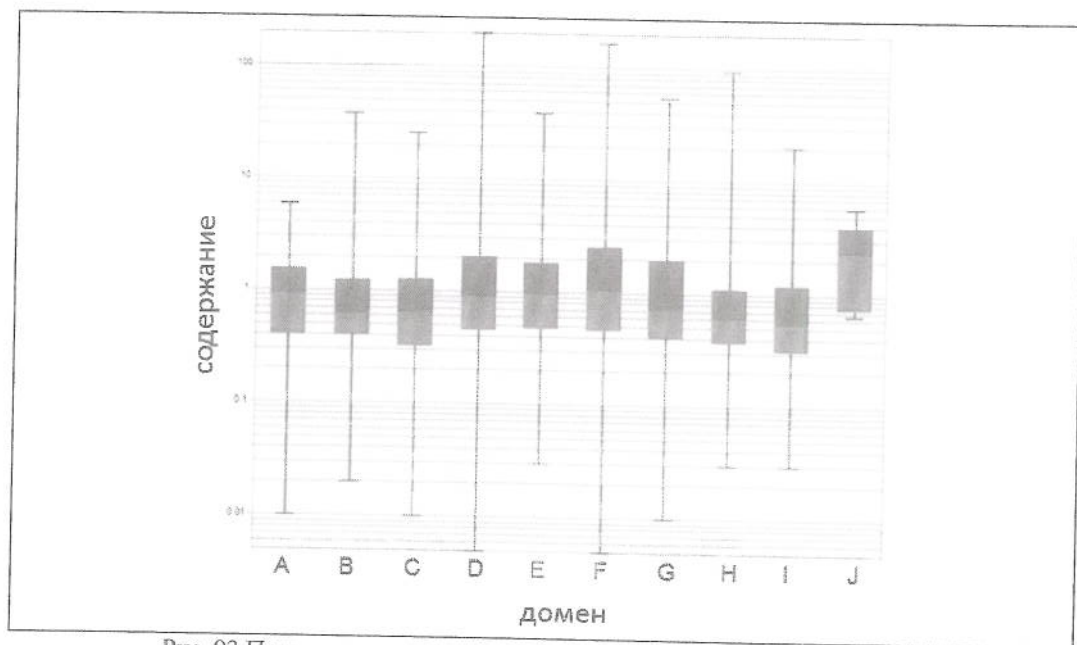


Рис. 93 Пример диаграммы вида «ящик с усами» для десяти доменов

Выбор корректировки ураганных содержаний

Экстремально высокие (ураганные) содержания могут вызывать погрешность при расчёте среднего содержания в сторону завышения, особенно, при небольшом количестве проб. Таблица 3 показывает, как максимальное содержание в наборе данных влияет как на среднее содержание, так и на стандартную дисперсию.

Таблица 3 Влияние максимального содержания на коэффициент вариации

№ пробы	Набор данных				
	1	2	3	4	5
1	1,1	1,1	1,1	1,1	1,1
2	1,2	1,2	1,2	1,2	1,2
3	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4
4	2	2	2	2	2
5	3	3	3	3	3
6	3,5	3,5	3,5	3,5	3,5
7	5	5	5	5	5
8	6	6	6	6	6
9	8	8	8	8	8
10	12	25	50	100	150
среднее	4,3	5,6	8,1	13,1	18,1
стандартное отклонение	3,5	7,2	14,9	30,6	46,4
KB	0,8	1,3	1,8	2,3	2,6

Этот эффект тем больше, чем большую положительную асимметрию имеет распределение содержаний. Статистический инструмент, который мы используем для понимания степени асимметрии и необходимости корректировки ураганных содержаний (KVC), называется коэффициентом вариации (KB):

$$\text{Коэффициент вариации} = \frac{\text{стандарт. отклонение}}{\text{среднее}}$$

Величина KB больше у данных с большей положительной асимметрией (Таблица 3). Wellmer (1998) приводит пример величин KB, ожидаемых для типичных содержаний (Рис. 94). Обратите внимание на то, что ось X представлена в процентах. Это означает, что минералы, содержания которых измеряются в граммах на тонну или в промилле, будут соответствовать процентным значениям меньше единицы. Согласно главной линии у Wellmer на Рис. 94, ураганные содержания для минерализации с низкой интенсивностью (типичные содержания менее 1%) оказывают значительное влияние при KB больше 1,5. При KB между 0,9 и 1,5 нормальность невозможна.

Пара полезных правил, проверенных практикой:

- Наборы данных с KB больше 1,2 обычно нуждаются в КУС.
- Наборы данных с KB меньше 1,0 обычно не нуждаются в КУС.

Обратите внимание: необычно большой KB (скажем, больше 3) является показателем наличия смешанных популяций с разными содержаниями, что требует более точного определения доменов.

КУС в наборе данных означает, что любые композитные содержания выше уровня КУС должны быть снижены до уровня КУС. Как, например, в наборе данных 3 в Таблица 3, уровень КУС равен 30, и значит, что содержание в пробе 50 должно быть снижено до значения 30 без изменения значений содержания в других пробах. Однако, если бы уровень КУС был равен 7, тогда содержания в двух верхних пробах должны были бы быть снижены до 7, поскольку содержания в них выше 7. Это гарантирует, что пробы с высокими содержаниями остаются включёнными в последующий анализ, но экстремальность их содержаний не оказывает влияния на общую статистику.

ПРИМЕЧАНИЕ: Мне самой на практике приходилось заниматься оценкой применимости КУС путём проверки КВ данных с ураганными содержаниями. Не существует ни одного научно обоснованного или рационального КВ для КУС – это не имеет смысла. КВ исходных данных указывает на наличие или отсутствие необходимости КУС. В попытке поиска приемлемого КВ есть определённый риск слишком жёсткой КУС. КВ может использоваться только для принятия решения о необходимости проведения КУС, но никак не о его приемлемости.



Рис. 94 Коэффициент вариации, как индикатор необходимости корректировки ураганных содержаний (по Wellmer 1998)

Любой из способов выбора уровня КУС является субъективным. Конструктивный подход к выбору уровня КУС должен учитывать следующее:

1. Уровень КУС рассчитывается отдельно для каждого домена. Если оконтуривание популяции с единым содержанием основано на достаточной информации о геологических условиях, результат КУС наверняка будет справедливо отображать среднее содержание базовой популяции.
2. При необходимости, до начала КУС должна быть произведена декластеризация данных. Это гарантирует представительство обрабатываемого набора данных для данной популяции минерализации.
3. В идеале, наилучшим показателем для КУС является информация по заверке достоверности модели по фактическим производственным показателям. Создаётся серия моделей на основе диапазона потенциальных уровней КУС. Полученные модели сравниваются с фактическими показателями контроля содержания и добычи в пределах заверочного объёма. Величина КУС, при которой оценка запасов ближе всего соответствует содержанию при добыче, выбирается, как уровень КУС для данного домена. Само собой, этот способ приемлем только после начала фактической добычи.
4. Для логнормальных данных при выборе уровня КУС следует руководствоваться средним Сихеля. Подробно объясняется ниже.
5. Если данные не являются логнормальными, тогда уровень КУС обычно относится к точке дезинтеграции хвостовой части высоких содержаний на лог-гистограмме. Подробно объясняется ниже.
6. Обратите внимание, что если пробы с высокими содержаниями разбросаны внутри домена, они с большей вероятностью будут смещаться, нежели если они сгруппированы близко друг к другу. КУС имеет большее значение при разбросанных по всему домену высоких содержаниях, поэтому, уделите время трёхмерной визуализации данных – где именно наблюдается корреляция типично высоких содержаний с остальными данными? Какое вероятное влияние эти пробы с высокими содержаниями будут оказывать на локализованные оценки запасов?

Среднее Сихеля, как инструмент для корректировки ураганных содержаний

Среднее Сихеля представляет собой свободную от погрешности величину для логнормально распределённого набора данных. При подтверждённом логнормальном распределении среднее Сихеля обеспечивает более стабильную оценку истинного среднего, чем среднее арифметическое всех данных.

Среднее Сихеля рассчитывается следующим образом:

- Рассчитайте натуральные логарифмы⁸ содержаний в каждой пробе. Если данные соблюдают логнормальное распределение, тогда и логарифмически преобразованные данные будут соблюдать нормальное распределение (кривая в форме колокола).
- Рассчитайте среднее арифметическое всех преобразованных в натуральные логарифмы значений. Поскольку исходные данные являются логнормальными, то и набор преобразованных данных будет нормальным и среднее значение, медиана и мода будут совпадать.
- Обратно преобразованное⁹ среднее логарифмических значений называется геометрическим средним. Поскольку порядок данных сохраняется, а среднее значение и медиана совпадают, то геометрическое среднее будет соответствовать медиане, а не среднему арифметическому. Однако, эта величина слишком мала для оценки среднего популяции.
- Считается, что Герберт Сихель (Herbert Sichel) в результате проведения эмпирической работы ввёл понятие фактора Сихеля, который, будучи применённым к геометрическому среднему, обеспечивает получение свободного от погрешности среднего Сихеля. Фактор Сихеля представляет собой обратное преобразование делённой напополам дисперсии логарифмически преобразованных данных.

$$\text{Среднее Сихеля} = \left(\exp^{\text{среднее log-преобр.сод.}} \right) \times \left(\exp^{\frac{\text{дисперсия log преобр.сод.}}{2}} \right)$$

Среднее Сихеля часто называют логарифмически оцененной средней величиной.

Поскольку среднее Сихеля является свободным от погрешности средним для набора данных, мы можем руководствоваться им для проверки диапазона КУС. Этот процесс заключается в следующем:

- Итерационным путём проведите КУС в пробах и рассчитайте среднее полученных значений.
- Наиболее приемлемой выбирается КУС, среднее которой близко к исходному среднему Сихеля.

Метод дезинтеграции для корректировки ураганных содержаний

Если набор данных не имеет логнормального распределения, обычным методом выбора уровня КУС является определение точки, в которой уменьшается число проб, поддерживающих хвостовую часть высоких содержаний.

⁸ Функция Excel для преобразования в натуральные логарифмы “=LN()”

⁹ Функция Excel для обратного преобразования натуральных логарифмов “=EXP()”

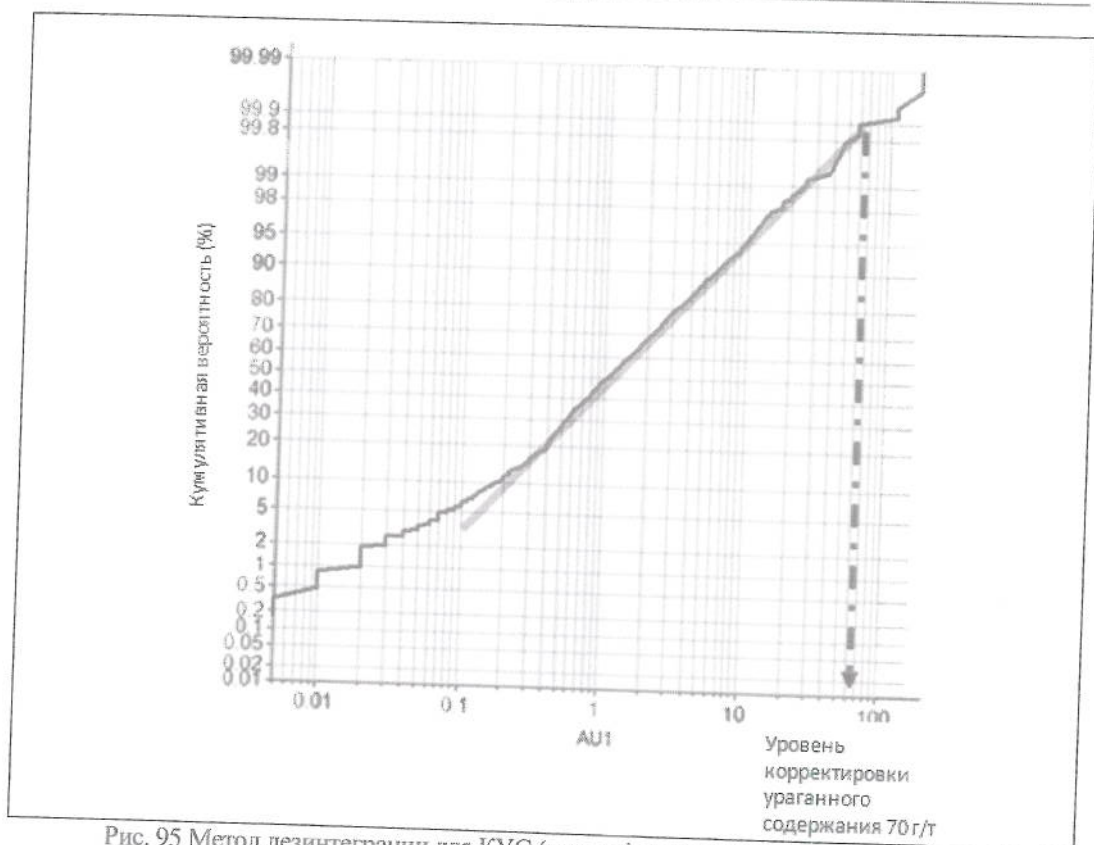


Рис. 95 Метод дезинтеграции для КУС (логарифмический график вероятности)

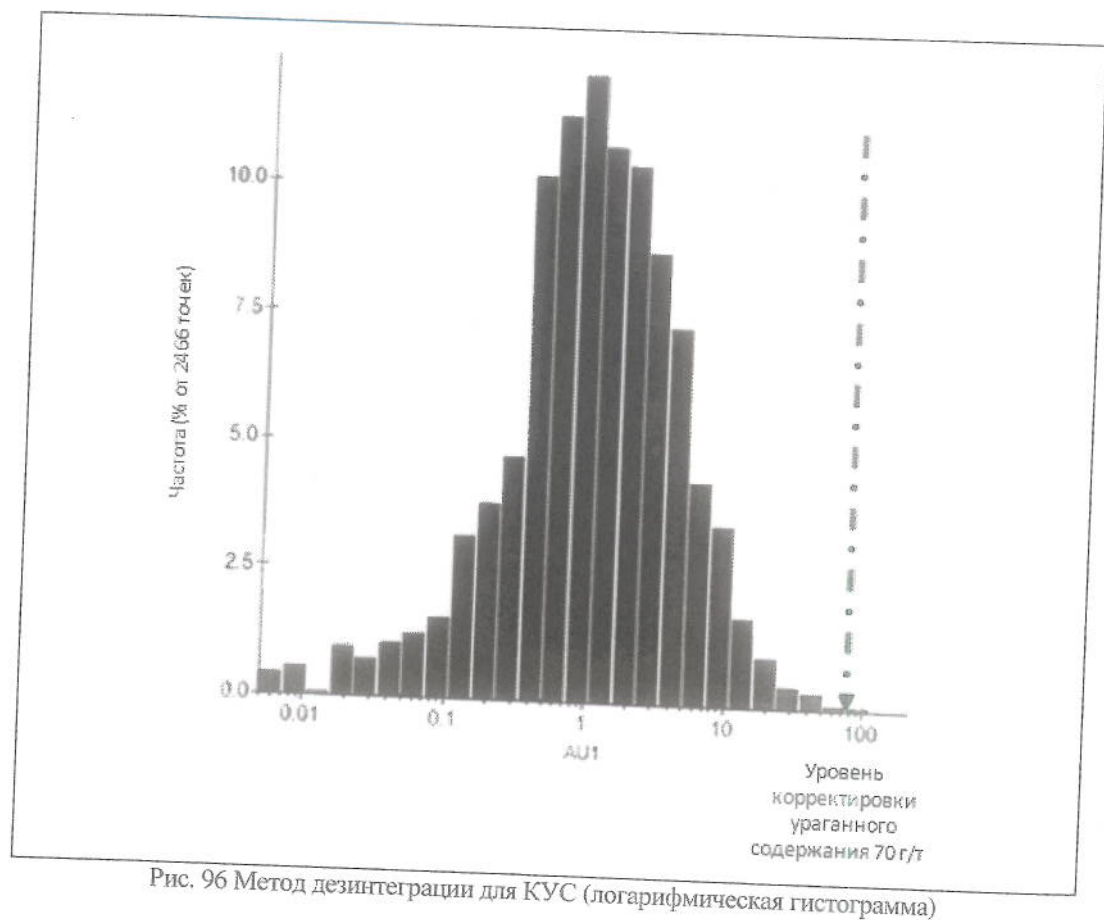


Рис. 96 Метод дезинтеграции для КУС (логарифмическая гистограмма)

Анализ данных с множественными случайными значениями

Первый шаг в анализе данных с множественными случайными значениями заключается в сравнении каждого элемента с каждым другим элементом — предпочтительно в виде диаграмм рассеивания или матричных диаграмм рассеивания (Рис. 97). Это позволяет оперативно оценить наличие явных взаимосвязей между элементами, а также являются ли эти взаимосвязи положительными (рост одного элемента сопровождается ростом другого) или отрицательными (рост содержания одного элемента сопровождается падением содержания другого элемента).

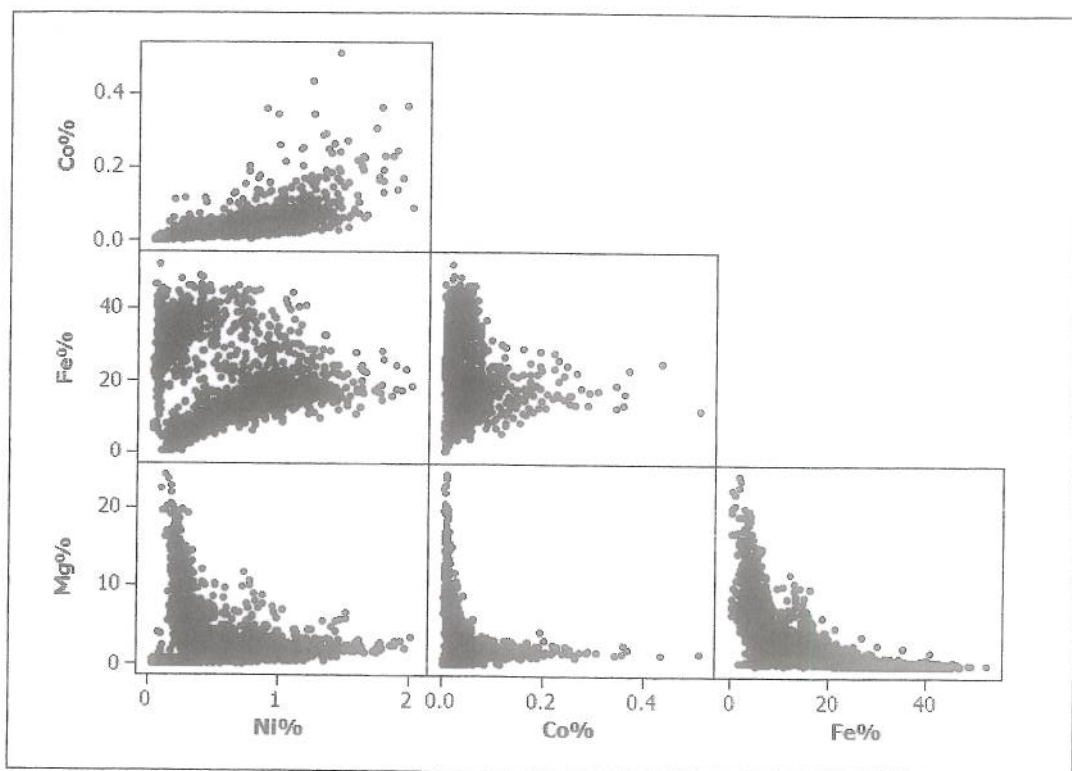


Рис. 97 Матрица диаграмм рассеивания между Ni%, Co%, Mg% и Fe%

Иногда, возникает необходимость дифференцировать взаимосвязи по доменам (Рис. 98).

Коэффициент корреляции является источником статистики для обобщения таких взаимосвязей (Таблица 4). Чем ближе коэффициент корреляции к +1,0, тем сильнее положительная взаимосвязь. И наоборот, чем ближе коэффициент корреляции к -1,0, тем сильнее отрицательная взаимосвязь. Близкие к нулю коэффициенты корреляции указывают на отсутствие взаимосвязей между элементами.

Обычно, в горной промышленности, абсолютный коэффициент корреляции выше ~0,6 является индикатором сильной взаимосвязи.

Высокий абсолютный коэффициент корреляции также указывает на то, что дисперсия одной из переменных тесно взаимосвязана с дисперсией другой переменной.

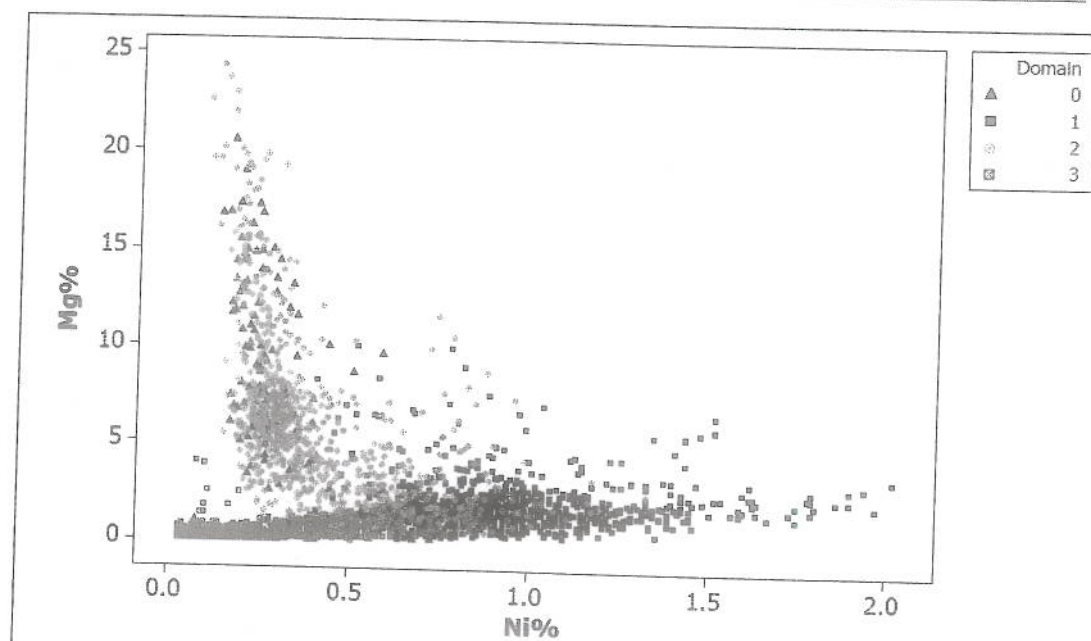


Рис. 98 Диаграмма рассеивания с расцветкой доменов (Mg% и Ni%)

Таблица 4 Пример корреляции между элементами

	Ni	Co	Mg	Al
Co	0,736			
Mg	-0,518	-0,463		
Al	0,198	0,156	-0,266	
Fe	0,814	0,618	-0,532	0,468

Можно смоделировать корреляции и предсказать зависимость поведения одного элемента от поведения другого для таких переменных, которые демонстрируют закономерность рассеивания на диаграмме рассеивания и имеют сильные корреляции. Такое моделирование называется регрессией. Регрессия представляет собой процесс подгонки линии к данным и получение наиболее точного уравнения.

Однако, следует соблюдать осторожность уже просто потому, что регрессия, которую может создать ваша компьютерная программа, не будет адекватна реальности. Например, одна точка, которая разительно отличается от остальных данных, может серьёзно перевесить регрессию в одну или другую сторону. Точки называются точками рычагов.

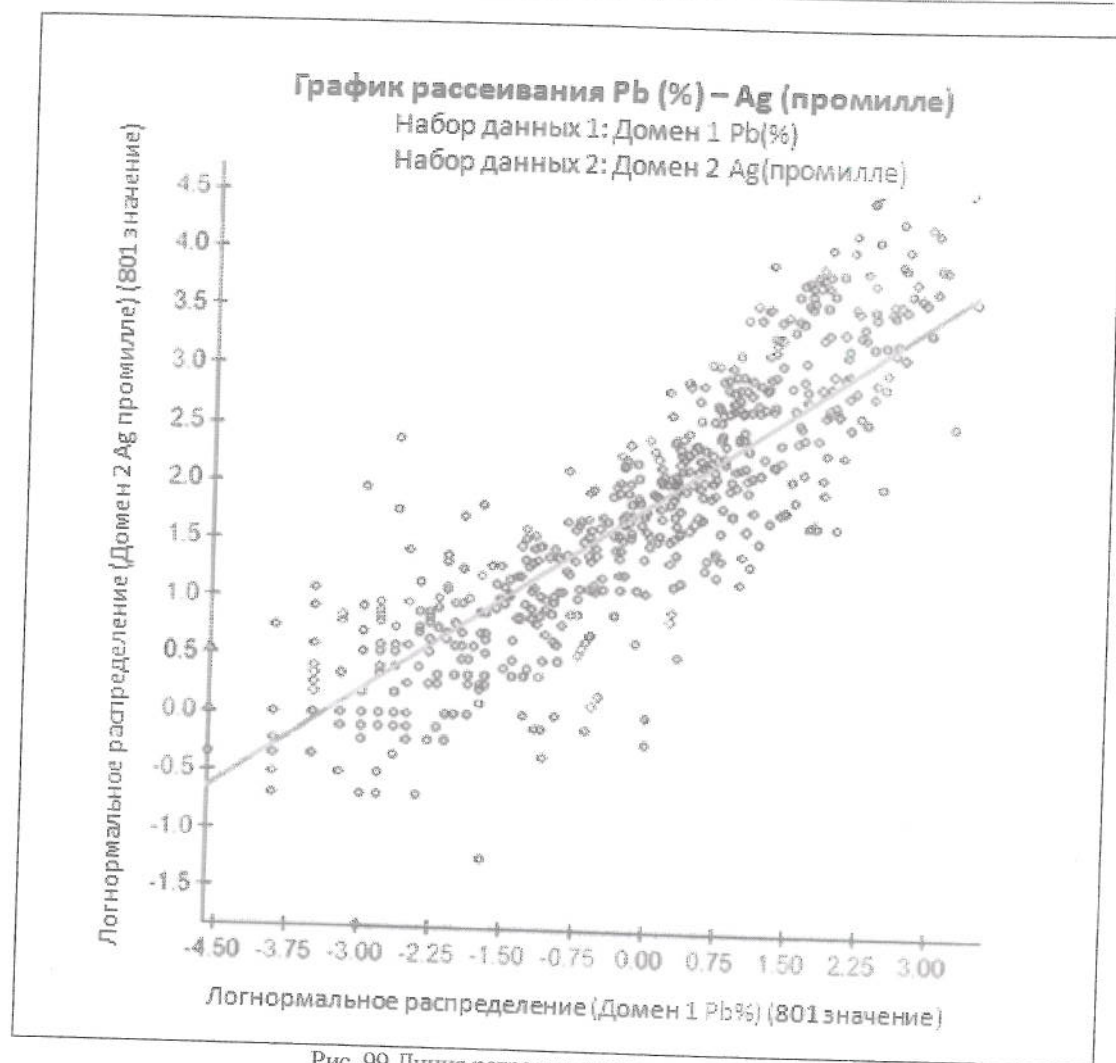


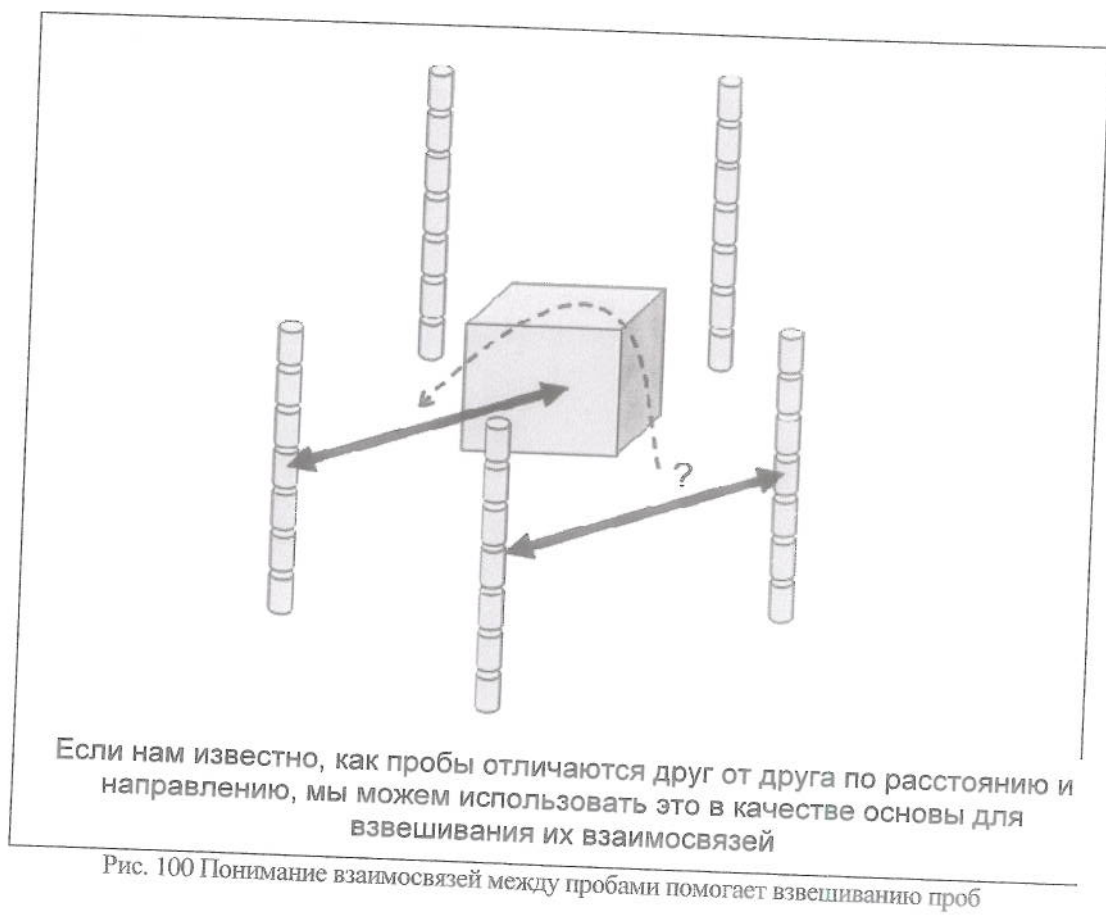
Рис. 99 Линия регрессии между элементами

Статистический анализ данных - обобщение

Основная цель проведения анализа данных заключается в понимании данных, с которыми мы работаем. Сводная статистика помогает получить представление о типичных содержаниях и их дисперсии, а также выяснить необходимость проведения корректировки ураганных содержаний. Как минимум, в проводимый вами анализ данных должны быть включены обобщённая статистика, гистограммы (логарифмические, если необходимо), диаграммы рассеивания и комментарии к ним с описанием отличий между доменами и характеристиками данных. Кроме того, и это очень важно, статистический анализ должен быть надёжно привязан к геологическому контексту. Если один из доменов демонстрирует типично высокие содержания, вы обязаны понять причину такого обогащения. Внимательно исследуйте данные, а затем стремитесь к их пониманию.

Анализ протяжённости

По существу, анализ протяжённости содержания (или вариография) сводится к сравнению проб соответственно расстояниям и направлению между ними. Исходная предпосылка: если мы сможем понять, как пробы взаимосвязаны друг с другом в пространстве, мы сможем использовать эту информацию для предсказания содержаний в блоке на основе взвешивания окружающих проб в соответствии с вариограммой.



Вариограммный анализ состоит из следующих четырёх этапов:

1. **Подготовка к вариографии** – проверка требующих внимательного рассмотрения факторов, влияющих на расчёт и построение вариограмм.
2. **Расчёт вариограмм** – целевое использование параметров для построения представительных вариограмм.
3. **Построение вариограмм** – описание предполагаемой протяжённости содержания базовой популяции путём вычерчивания кривых.
4. **Интерпретация** – объяснение предполагаемых закономерностей и вероятных последствий для оценки запасов, добычи и последующего сбора данных.

Подготовка к вариографии

Подготовка к вариографии касается понимания контекста данных, с которыми вы работаете. Эти аспекты включают в себя сбор/контроль качества данных, геологической информации и статистических характеристик конкретного домена.

Неотъемлемыми предположениями при расчёте вариограмм являются:

1. содержания в пробах получены из популяции с единым содержанием (см. обсуждение доменов на стр. **Error! Bookmark not defined.**), и
2. дисперсия содержаний между парами проб является систематической по всему домену (см. обсуждение доменов на стр. **Error! Bookmark not defined.** и 73).

Перед началом расчёта вариограммы данных необходимо убедиться в обоснованности этих предположений.

Целостность данных

Ничто не может заменить добросовестного сбора данных. Ошибки в сборе данных негативно влияют на эффект самородка и выявленную выдержанность содержаний.

Ничто не может заменить добросовестного сбора данных. Ошибки в сборе данных негативно влияют на эффект самородка и выявленную выдержанность содержаний.

Композитирование исходных данных некоторым родом помогает обеспечить основу сопоставимости данных. Тем не менее, если композитирование включает в себя деление слишком большого числа проб, вариограмма полученных в результате этого набора данных может дать заниженный больше ожидаемого эффект самородка.

Геологический контекст

Понимание факторов, контролирующих опробованную минерализацию, занимает центральное место в подготовке к построению вариограмм. Например, понимание геологических структур, контролирующих минерализацию, необычайно важно для сложных рудных тел с многочисленными, возможно, взаимно пересекающимися, структурами.

Понимание выявленной протяжённости геологических структур или нарушений в стереоскопической проекции является надёжным основанием для анализа выдержанности содержаний.

Наличие знаний о множественности стадий формирования минерализации (обогащения, ремобилизации, разрывных нарушениях, складчатости, либо влияния других структур, возникших до или после формирования минерализации), обеспечивает надёжную основу для создания подгрупп данных или «развёртывания» (или «разглаживания») исходных данных.

Домены и статистический анализ

Понимание изменчивости внутри отдельно взятого домена, а также предполагаемых различий между доменами, помогает регулировать ваши предположения в отношении набора данных при пространственном сравнении

проб. Например, в наборе данных с высокой степенью изменчивости (скажем, с высоким коэффициентом вариации), наверняка будут присутствовать пробы с ураганными содержаниями, которые будут оказывать доминирующее влияние на расчёт вариограммы. При таком сценарии, вероятно, понадобится преобразование данных до начала расчёта вариограммы. В другом домене изменчивость будет ниже, и понадобится меньше усилий для понимания пространственной корреляции.

Ошибочная интерпретация доменов может также привести к смешиванию закономерностей на вариограмме. И тогда на ней появится абсурдная протяжённость минерализации или завышенный эффект самородка.

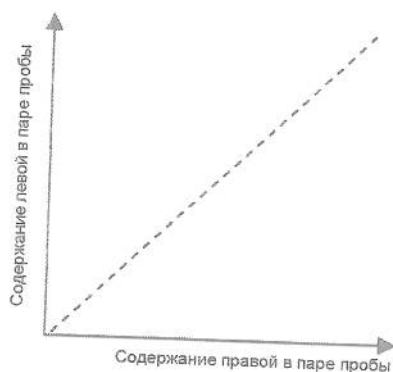
Обычно используемые нами способы преобразования данных включают в себя логарифмическое преобразование, метод анаморфозы Гаусса или метод многочленов Эрмита. Эти преобразования представляют собой попытку конвертации исходных данных в набор данных с более нормальным распределением.

Другие типы вариограмм также способствуют снижению влияния ураганных проб.

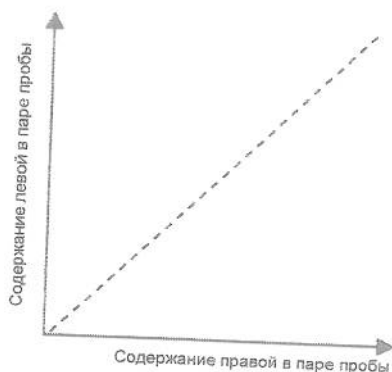
Вариограммы – концепции, стоящие за их расчётами

Рассмотрим все отобранные пробы в наборе данных, расположенные друг от друга на заданном расстоянии (скажем, 20 см). Присвоим наименования всем пробам, назвав крайнюю левую пробу в паре «левая проба», а крайнюю правую пробу в паре – «правая проба».

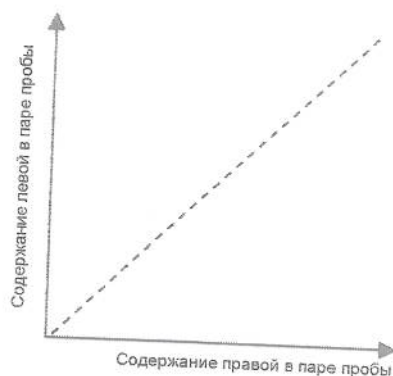
Затем, мы можем выстроить кривую содержаний в парах на диаграмме рассеивания, поставив левую пробу против правой пробы (это называется г-вариограммой).



Теперь, рассмотрим г-вариограмму для проб с расстоянием 2×20 см друг от друга



.... А 3×20 см друг от друга?



Какие различия вы ожидаете увидеть в облаке точек?

Так, по мере увеличения расстояния между парами проб будет расти и различие между ними, а облако точек будет расширяться, т.е. корреляционная связь будет падать.

Мерой измерения широты облака для каждого расстояния в пространстве является коэффициент корреляции. При его выражении в виде функции расстояния в пространстве эта мера становится функцией корреляции или кореллограммой.

Дисперсия, выраженная в виде функции расстояния в пространстве, называется ковариационной функцией.

Другим способом выражения такой вариации является «момент инерции» вокруг линии «один к одному». «Момент инерции» проще понять, если представить фигуристку, выполняющую пируэт. Вначале, фигуристка начинает движение с расставленными в стороны руками. Прижимая руки к телу, она понижает «момент инерции», и начинает вращаться быстрее. Это ещё называется «сохранением момента». Представьте себе, что линия «один к одному» - это спина фигуристки, а облако точек - это количество пространства, занимаемого фигуристкой. Формулой «момента инерции» является формула полувариограммы, где $\frac{1}{2}$ отображает наш интерес к перпендикулярной разности от линии «один к одному»:

Половина среднего квадрата разности между парами.

Обратите внимание, что любая нечётная пара проб будет иметь преимущество во всех трёх способах расчёта дисперсии соответственно расстояниям в пространстве.

Расчёт вариограмм

Вариограмма¹⁰ представляет собой кривую типичных различий в значениях содержаний, построенную относительно расстояния между пробами.

Направление вариограммы может быть выбрано таким образом, чтобы типичные различия между пробами относились только к тем пробам, которые имеют единое определённое направление в пространстве (с отклонением в плюс-минус несколько градусов).

Для того, чтобы рассчитать точку на вариограмме, необходимо:

- собрать все пробы пар в базе данных, которые удалены друг от друга на определённом расстоянии,
- посчитайте разницу содержаний в пробах,
- возведите разницу в квадрат (чтобы избежать взаимоисключения положительных и отрицательных чисел),
- сложите полученные результаты,
- разделите на количество проб,
- разделите вариограмму пополам, чтобы дисперсия популяции и полагая часть вариограммы (также называемая порогом) были одинаковыми, и
- постройте на графике кривую вариограммы величин содержаний относительно расстояний между пробами.

Формула вариограммы для определенного расстояния выглядит следующим образом:

$$\text{вариограмма(для определённого расстояния)} \\ = \frac{\text{сумма(значение в пробе} - \text{значение в пробе(определённое расстояние))}^2}{2 \times (\text{количество сравниваемых пар})}$$

¹⁰ Примечание: здесь я называю это «вариограммой». Для того, чтобы быть теоретически правильной, я должна была бы назвать её «полувариограммой». Поскольку я предпочитаю использовать стандартизированные вариограммы – все величины в полувариограмме взвешены путём деления каждой точки полувариограммы на общую дисперсию популяции – вариограмма для меня означает больше, чем просто соответствующее изменение между расчётными фактическими точками.

Термины вариограмм

Характеристиками описания вариограммы являются:

Эффект самородка: типичная разница значений проб, расположенных близко друг к другу. Представьте себе распиленный керн, и возьмём обе его половинки. Разница между содержаниями в половинках керна будет эффектом самородка. У драгоценных металлов ожидаемый эффект самородка выше, чем у полиметаллов.

Порог: по мере увеличения расстояния между пробами растёт и разница между ними до тех пор, пока мы не достигнем расстояния, за пределами которого разница между содержаниями в пробах перестанет зависеть от расстояния между ними, но будет оставаться такой же, как фоновая изменчивость или дисперсия популяции.

Зона влияния: это расстояние, за пределами которого пропадает корреляционная связь между пробами. Зона влияния – это расстояние до достижения полного порога.

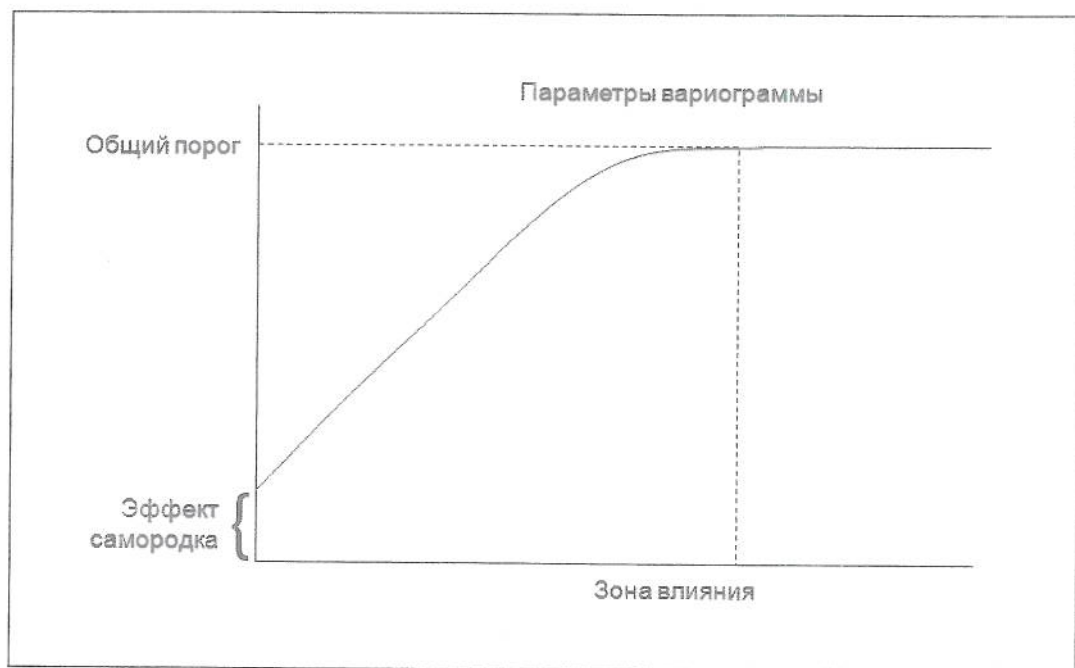


Рис. 101 Термины вариограммы

Вариограммы направлений

Путём сравнения вариограмм для ограниченных общими направлениями пар, мы можем выяснить направление минимальной разницы значений в максимальной зоне влияния (или направления минерализации).

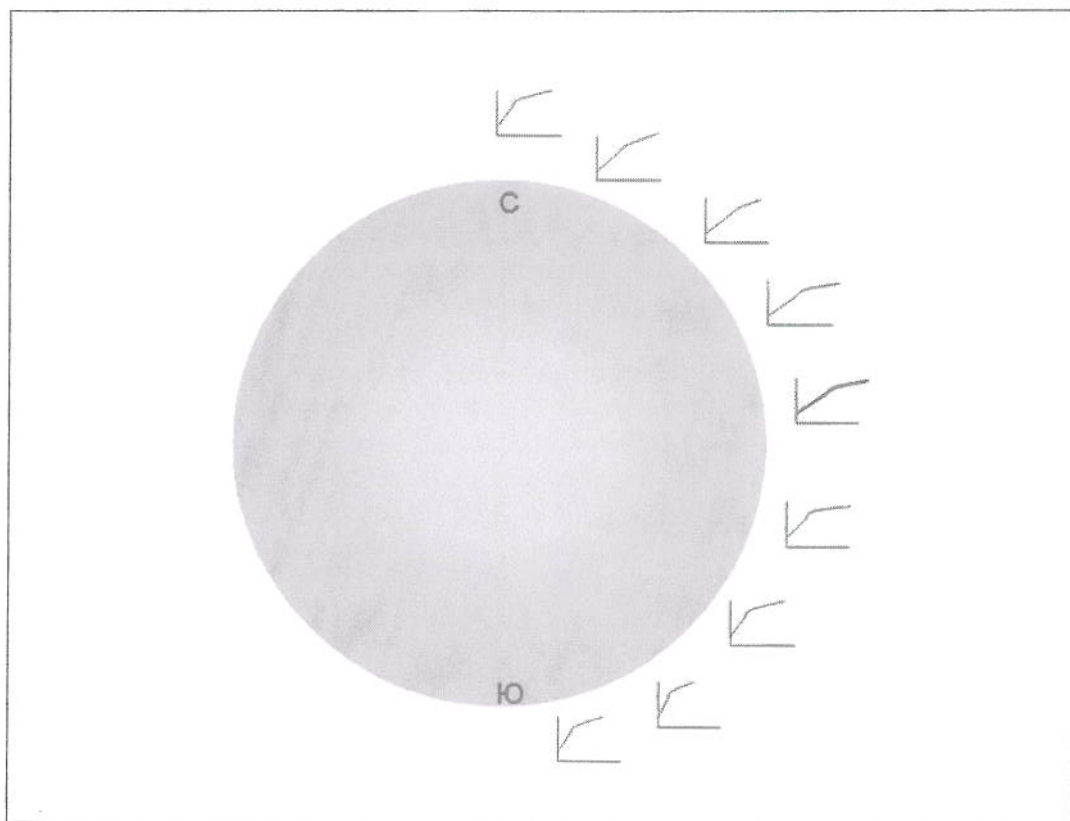


Рис. 102 Расчётные вариограммы направлений

Самым простым способом изучения и интерпретации вариограмм направлений является вычерчивание кривой величин вариограммы относительно расстояний общего направления с последующим оконтуриванием величин вариограммы. Направление с наименьшей изменчивостью содержаний в максимальной зоне влияния будет направлением максимальной их выдержанности.

Изучите приведённую здесь прогрессию с целью понимания того, как может быть рассчитан и интерпретирован веер горизонтальных скважин.

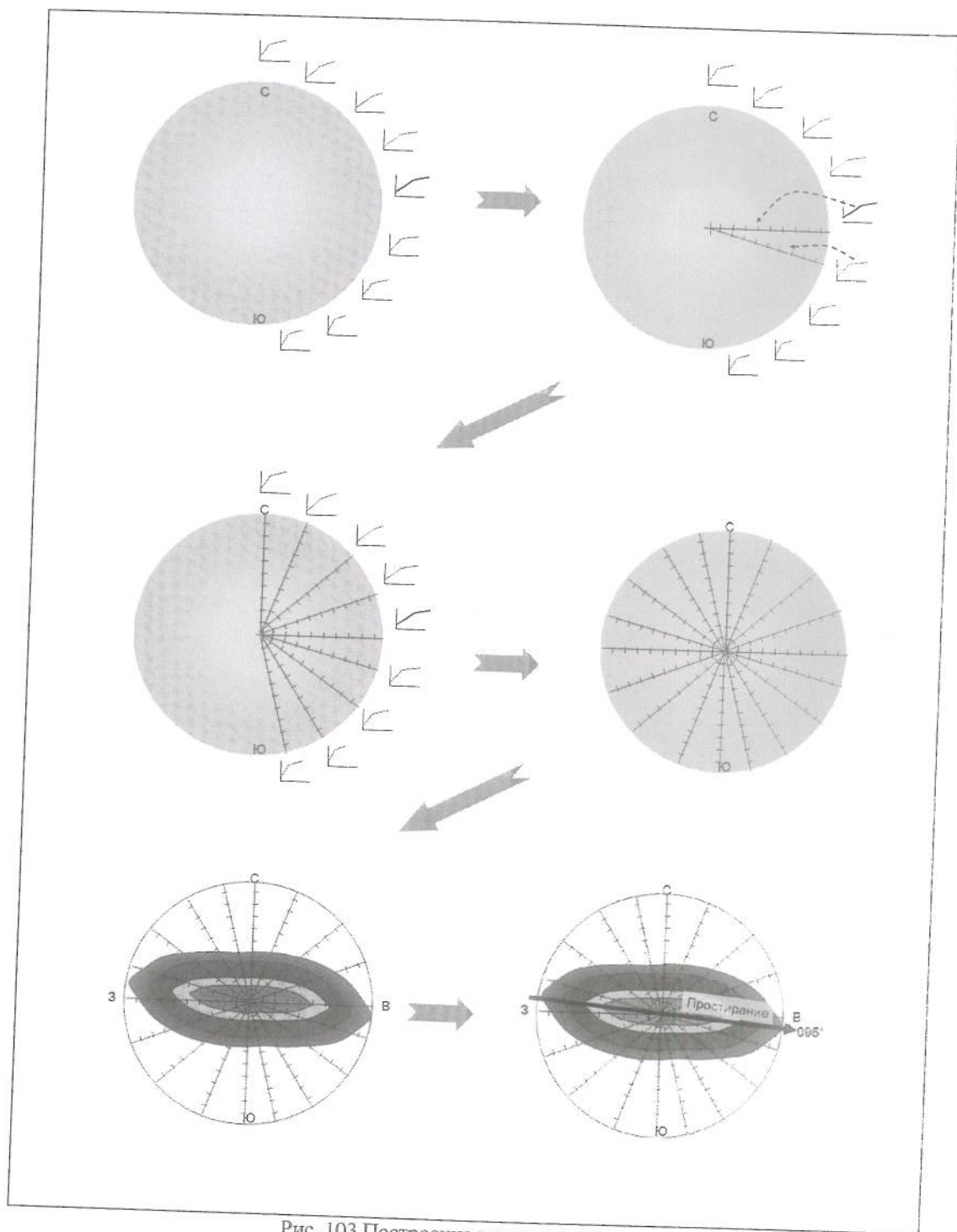


Рис. 103 Построение карты вариограмм

После того, как мы интерпретировали направление минерализации по простиранию, мы можем исследовать её направление по падению (которое будет иметь азимут 90^0 к простиранию) путём повторения описанного выше процесса, за исключением того, что мы ограничиваем анализ направлений во всех вероятных направлениях по падению с азимутом простирания $+90^0$. После получения направления по простиранию и падению, мы можем построить плоскость падения. Погружение минерализации будет выглядеть, как направление наибольшей её протяжённости на плоскости падения.

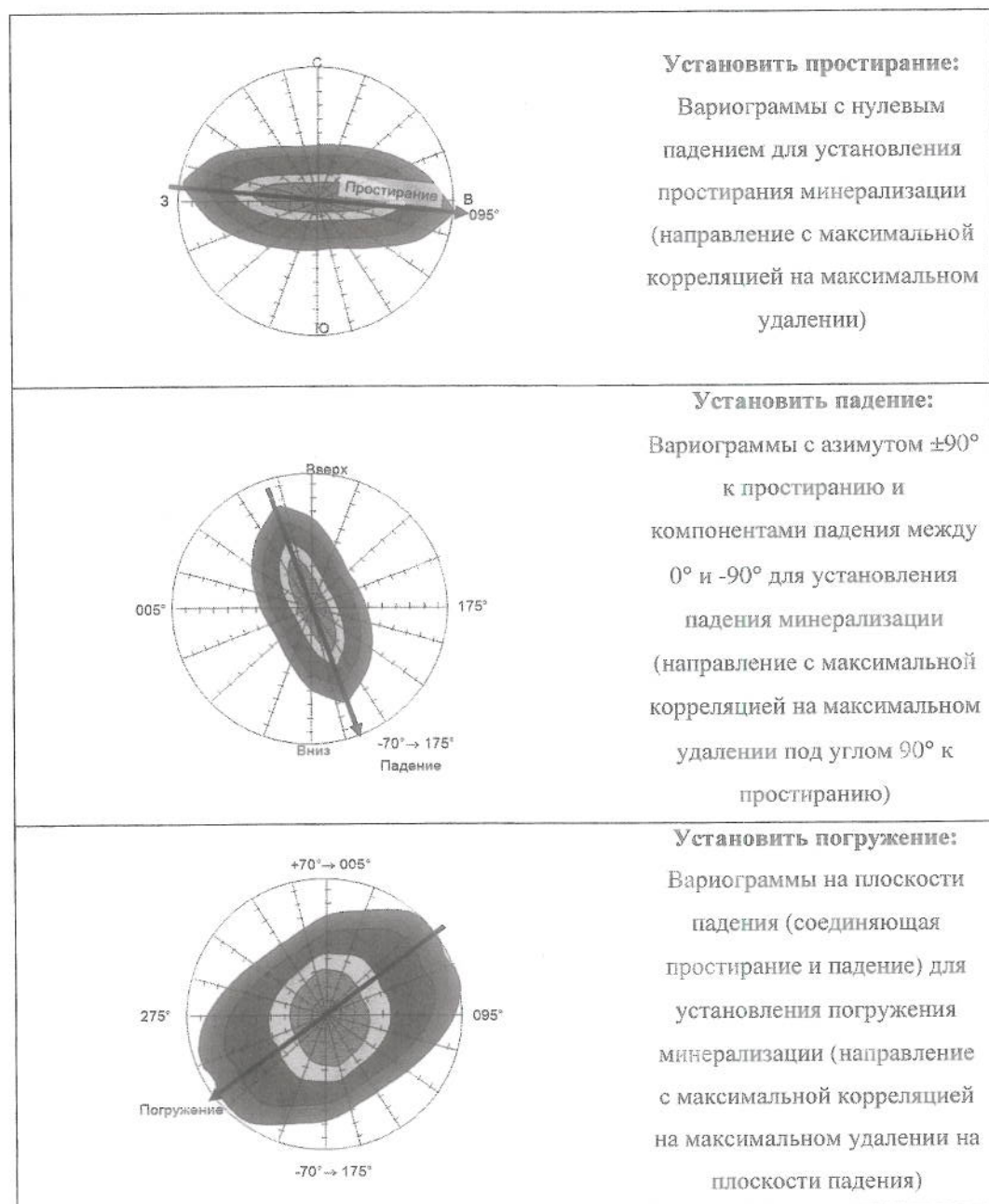
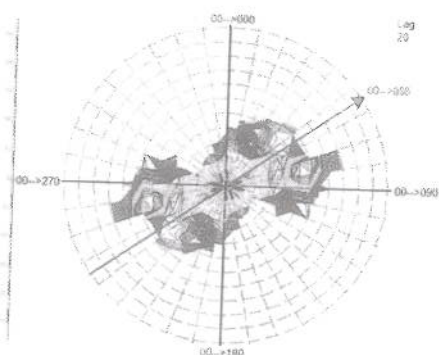


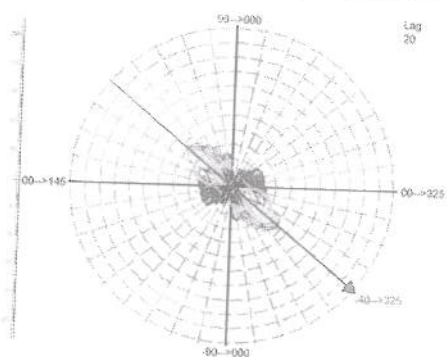
Рис. 104 Процесс интерпретации направления протяжённости минерализации

Лог-протяженность Pb% по горизонтали



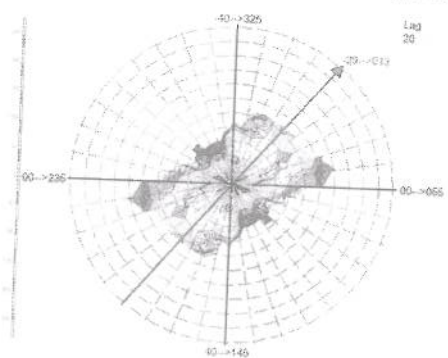
Установить простирание:
Вариограммы с нулевым падением для установления простирания минерализации (направление с максимальной корреляцией на максимальном удалении)

Лог-протяженность Pb% вкрест вертикали



Установить падение:
Вариограммы с азимутом $\pm 90^\circ$ к простиранию и компонентами падения между 0° и -90° для установления падения минерализации (направление с максимальной корреляцией на максимальном удалении под углом 90° к простиранию)

Лог-протяженность Pb% по плоскости падения



Установить погружение:
Вариограммы на плоскости падения (соединяющая простирание и падение) для установления погружения минерализации (направление с максимальной корреляцией на максимальном удалении на плоскости падения)

Рис. 105 Реальный пример интерпретации направления минерализации

Рассмотрим, как эти три плоскости совмещаются вместе для описания эллипсоида протяжённости.

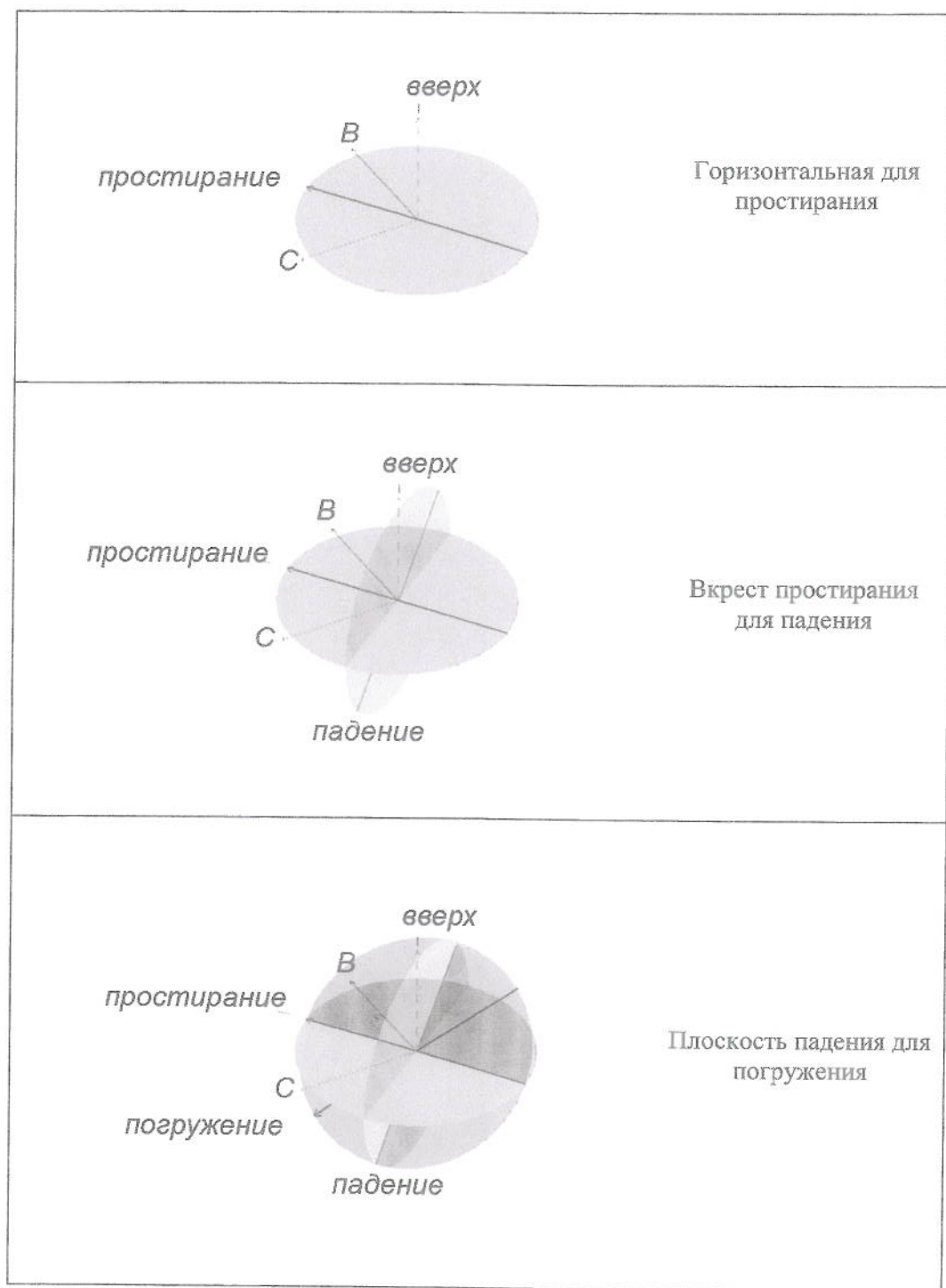


Рис. 106 Совмещённый трёхмерный вид карт вариограмм

Выбор направлений для создания модели

После того, как мы определили направление протяжённости минерализации, нам необходимо смоделировать изменчивость. Здесь наша цель заключается в том, чтобы установить выдержанность содержания для всех вероятных расстояний и направлений. Это будет полезным при проведении оценки запасов, особенно, когда расстояния и направления между оценочным блоком и пробой сильно отличаются от конфигурации данных опробования. Вариограммные модели также делают процесс оценки запасов более эффективным – введение формулы в процесс обеспечивает быстрый подсчёт ожидаемой изменчивости для любого расстояния или направления. Мы строим трёхмерную взвешенную корреляцию путём моделирования вариограммы в трёх измерениях с целью отображения закономерностей, наблюдаемых нами в наборе данных.

Ниже приводится простой способ определения направлений протяжённости минерализации для моделирования вариограмм (см. стереографическую проекцию на Рис. 107):

1. Проанализируйте все варианты направления простирания (все вариограммы с нулевым падением) для направления с наименьшей изменчивостью в максимальной зоне влияния (см. «А: простирание»)
2. Направление падения находится под углом в 90° к простиранию, поэтому проанализируйте все варианты падения (вариограммы с азимутом простирания $+90^\circ$ и все вероятные компоненты падения) и определите направление по падению, как направление с минимальной изменчивостью в максимальной зоне влияния (см. «В: падение»)
3. Направление падения и простирания определяют плоскость падения, которая будет содержать компонент погружения¹¹. Проанализируйте вариограммы на плоскости падения для определения направления с минимальной изменчивостью в максимальной зоне влияния (см. «С: погружение»)
4. Мы моделируем вариограмму по направлению погружения, которое также называется: основное направление, первичное или направление 1.
5. Второе направление для создания модели находится под углом в 90° к погружению в плоскости падения, и представляет собой направление с кратчайшей протяжённостью в плоскости падения (см. направление 2 на Рис. 107). Это направление также называется второстепенным или вторичным направлением.
6. Третье направление для создания модели находится под углом в 90° как к направлению 1, так и к направлению 2 (см. направление 3 на Рис. 107). Это направление является кратчайшим общим направлением и называется также третьестепенным или третичным направлением.



Рис. 107 Схематическая стереопроекция важнейших направлений вариограммы

¹¹ При отсутствии погружения, направлением максимальной протяжённости будет направление по простиранию или по падению.

Расчётные параметры

Параметры, используемые для расчёта вариограмм, включают в себя:

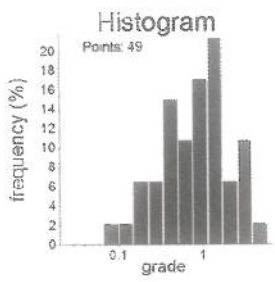
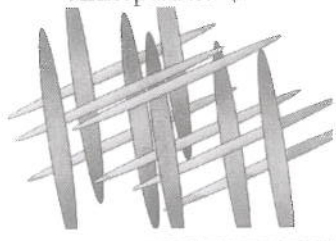
- ширина шага – увеличение расстояния удалённости для расчёта каждой точки на вариограмме,
- допустимое отклонение шага – обычно устанавливается, как $\frac{1}{2}$ ширины шага,
- число направлений для расчёта направленных вариограмм,
- допустимое отклонение угла – допустимое отклонение в любую сторону от угла направления, используемое для подбора пар проб, и
- максимальное расстояние для расчёта вариограмм.

Типы вариограмм

Существует много видов вариограмм, и каждая из них преследует цель преодоление какого-либо влияния на исходные данные (Таблица 5). Каждый вид вариограммы основан на расчёте вариограммы, описанном выше. Виды вариограммы отличаются способом преобразования данных до начала расчёта, либо масштабированием или стандартизацией вариограммы, производимых после расчёта различий в данных опробования.

В этом разделе для каждого вида вариограмм использовался один и тот же набор данных, чтобы помочь вам оценить воздействие различных преобразований (Рис. 109 – Рис. 117). Обычно, вы можете ожидать обнаружить разницу в интерпретированном эффекте самородка (относительно общего порога) при относительной неизменности зон влияния модели.

Таблица 5 Выбор типа вариограммы

Положение	Тип вариограммы
Отсутствие асимметрии или отрицательная асимметрия  данные без асимметрии данные с отрицательной асимметрией	Традиционная Анаморфозы Гаусса Индикаторная Ковариации Коррелограмма
Положительная асимметрия  данные с положительной асимметрией	Логнормальная Анаморфозы Гаусса Индикаторная
Малое число проб 	Попарно относительная
Вариограммы для успокоения совести математиков ΓΔΩΘλδμστυ	Полуродограмма Полумадограмма
Описывает изменчивость пересекающейся, чередующейся или многофазовой/смешанной минерализации 	Индикаторные
Описывает корреляции между элементами 	Взаимные вариограммы

Вариограммы для данных без асимметрии

Традиционная вариограмма

Традиционная вариограмма является основой для отображения корреляции между пробами за пределами алгоритма кригинга. Ключевым предположением является то, что сравниваемые содержания получены из одной и той же популяции, и что разница между содержаниями зависит только от соответствующих расстояний удалённости.

Значение вариограммы для заданного расстояния удалённости рассчитывается следующим образом: половина среднего квадрата разницы значений содержаний между парами проб, удалённых друг от друга на заданное расстояние.

Давайте рассмотрим простой пример (Рис. 108).

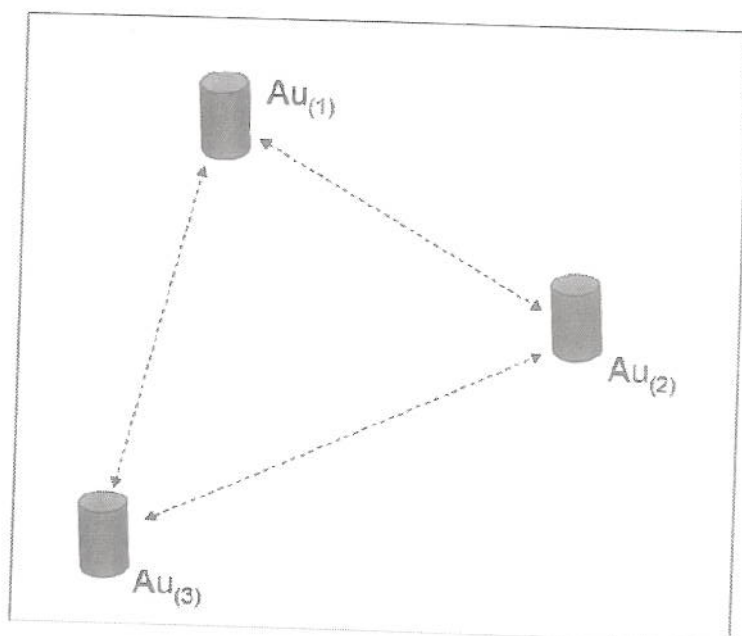


Рис. 108 Пример трёх равноудалённых проб для сравнения

Значение традиционной вариограммы для расстояния, разделяющего эти три пробы будет:

$$\frac{(Au_{(1)} - Au_{(2)})^2 + (Au_{(1)} - Au_{(3)})^2 + (Au_{(2)} - Au_{(3)})^2}{2 \times 3}$$

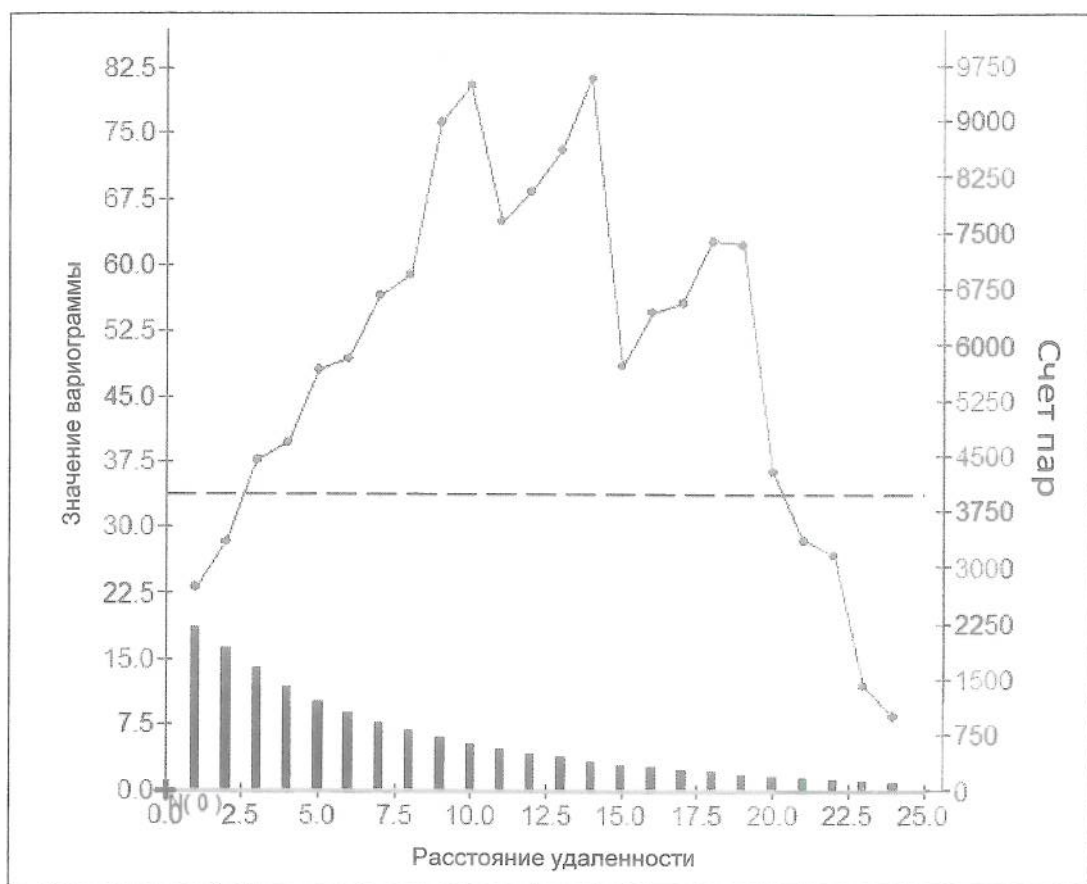


Рис. 109 Пример традиционной вариограммы

Ковариация

Ковариация рассчитывается получением среднего произведения содержаний в пробах из двух партий проб, удалённых друг от друга на заданное расстояние, с последующим вычитанием произведения. Получаем:

$$\begin{aligned} & [\text{среднее(содержание в партии проб 1 * содержание в партии проб 2)}] \\ & \quad \text{минус} \\ & [\text{среднее содержание в первой партии проб * среднее содержание во второй} \\ & \quad \text{партии проб}] \end{aligned}$$

Для примера на Рис. 108, это будет выглядеть, как:

$$\begin{aligned} & [(Au_{(1)} \times Au_{(2)}) + (Au_{(1)} \times Au_{(3)}) + (Au_{(2)} \times Au_{(3)})] \div 3 \\ & - [\text{среднее } (Au_{(1)}, Au_{(1)}, Au_{(2)}) \times \text{среднее } (Au_{(2)}, Au_{(3)}, Au_{(3)})] \end{aligned}$$

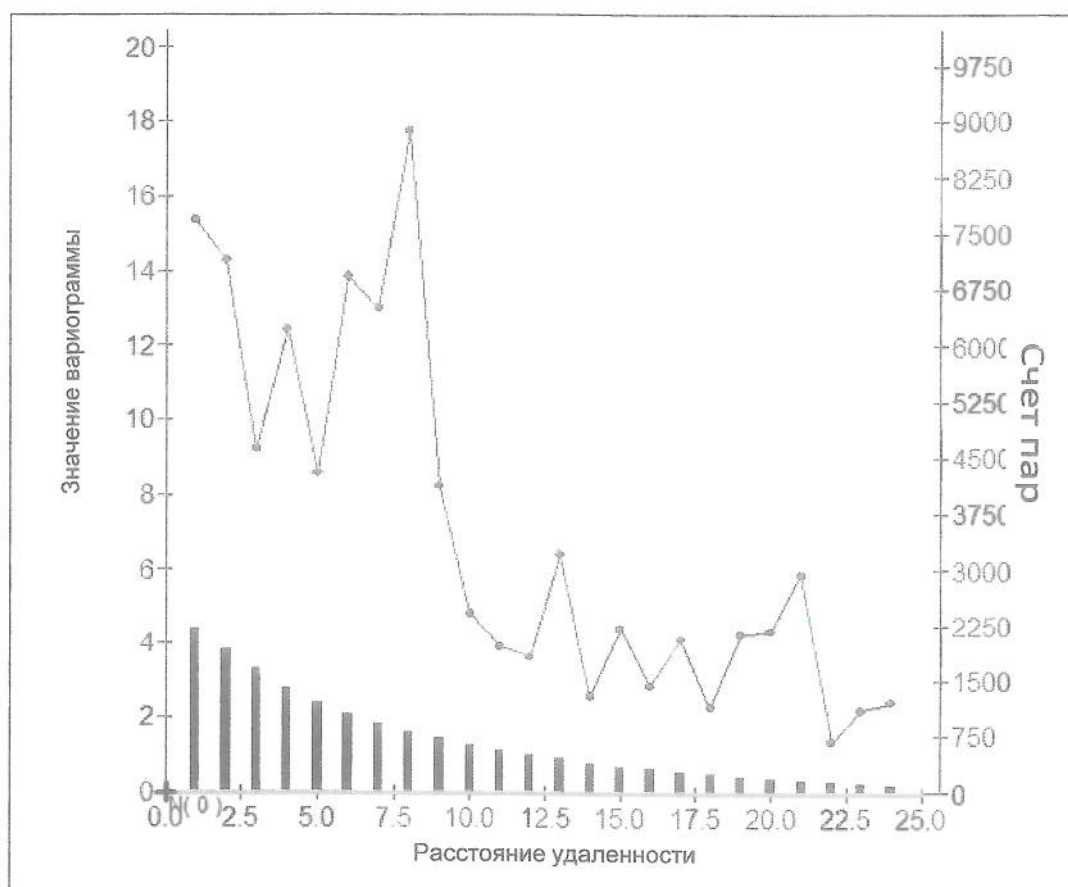


Рис. 110 Пример ковариационной вариограммы

Первая и вторая партия проб должны быть из одного и того же набора данных, или из двух разных элементов. Когда две партии проб представляют различные элементы, такая ковариация является взаимной ковариацией проб.

Кореллограмма

Кореллограмма представляет собой ковариацией, стандартизированной путём:

$$\frac{(\text{Стандартные дисперсии всех содержаний первой партии проб}) \times (\text{Стандартные дисперсии всех содержаний второй партии проб})}{\left\{ \begin{aligned} &[(Au_{(1)} \times Au_{(2)}) + (Au_{(1)} \times Au_{(3)}) + (Au_{(2)} \times Au_{(3)})] \div 3 \\ &- [\text{среднее } (Au_{(1)}, Au_{(1)}, Au_{(2)}) \times \text{average } (Au_{(2)}, Au_{(3)}, Au_{(3)})] \end{aligned} \right\}}$$

Для примера на Рис. 108, это будет выглядеть, как:

$$\frac{\left\{ \begin{aligned} &[(Au_{(1)} \times Au_{(2)}) + (Au_{(1)} \times Au_{(3)}) + (Au_{(2)} \times Au_{(3)})] \div 3 \\ &- [\text{среднее } (Au_{(1)}, Au_{(1)}, Au_{(2)}) \times \text{average } (Au_{(2)}, Au_{(3)}, Au_{(3)})] \end{aligned} \right\}}{[\text{стандартная дисперсия } (Au_{(1)}, Au_{(1)}, Au_{(2)}) \times \text{std dev } (Au_{(2)}, Au_{(3)}, Au_{(3)})]}$$

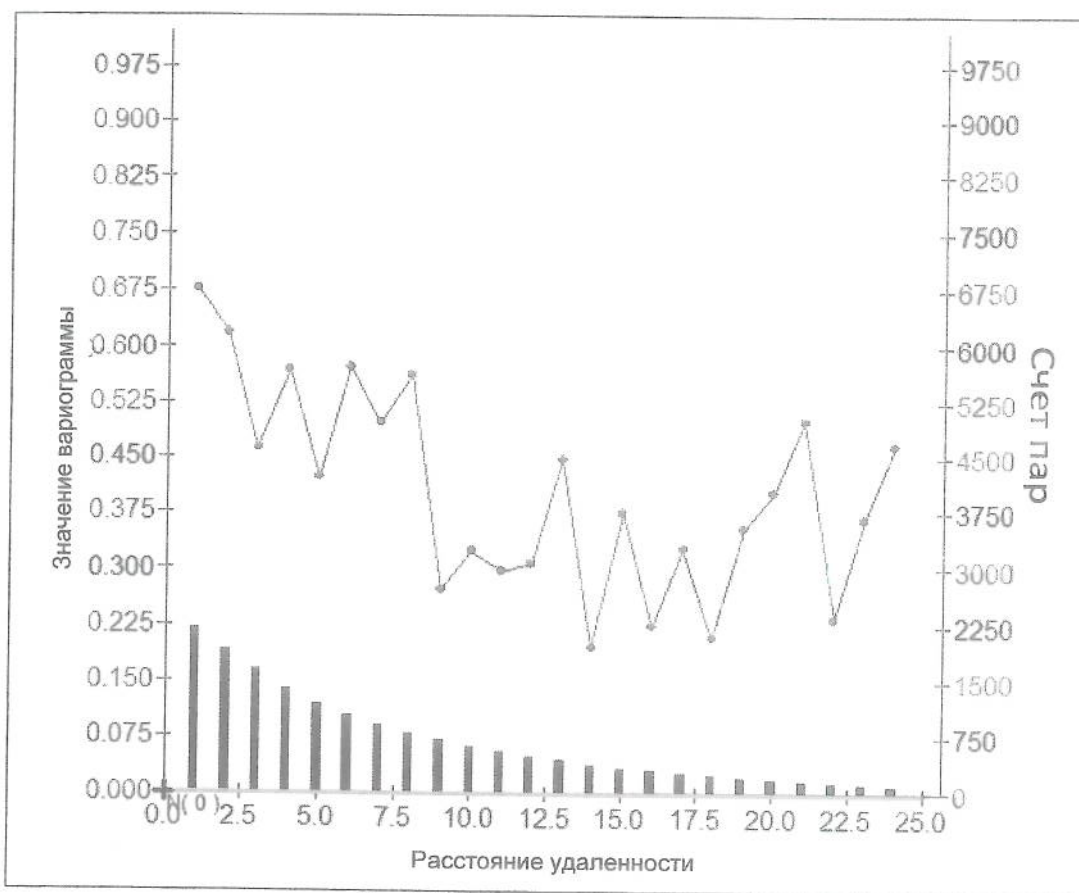


Рис. 111 Пример кореллограммы

Когда две партии проб относятся к различным элементам, тогда эффект самородка должен соответствовать корреляции между этими двумя элементами.

Вариограммы, как средство ограничения влияния экстремальных содержаний (данные с положительной асимметрией)

Общая относительная

Общая относительная вариограмма представляет собой традиционную вариограмму, стандартизированную квадратным корнем из среднего между средним содержанием в первой партии проб и средним содержанием во второй партии проб.

$$\left\{ \frac{(Au_{(1)} - Au_{(2)})^2 + (Au_{(1)} - Au_{(3)})^2 + (Au_{(2)} - Au_{(3)})^2}{2 \times 3} \right\}$$

Корень квадратный{ [среднее $(Au_{(1)}, Au_{(1)}, Au_{(2)})$ $\times$ среднее $(Au_{(2)}, Au_{(3)}, Au_{(3)})$]

На практике, я не встречала вариограмму, которая была бы действительно полезной для наборов данных в горной промышленности.

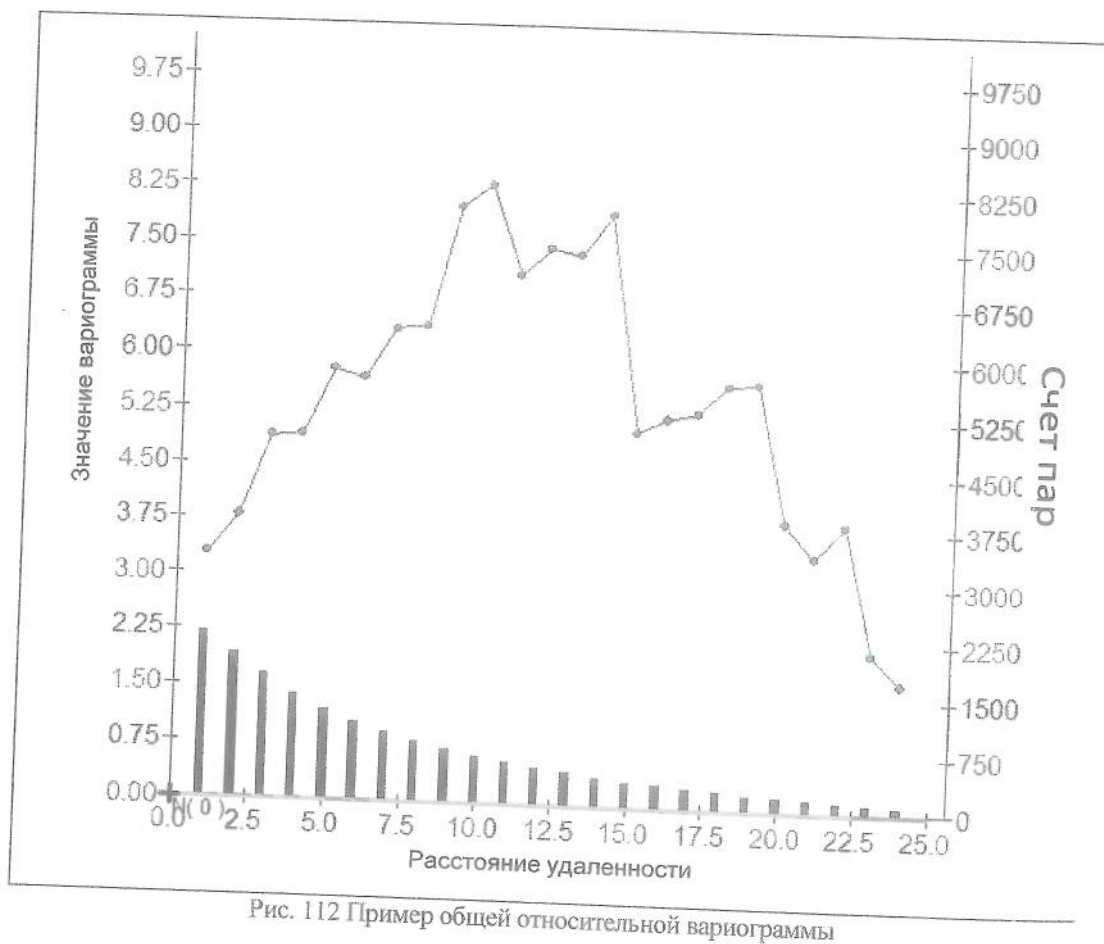


Рис. 112 Пример общей относительной вариограммы

Логвариограмма

Логвариограмма полезна для выявления структур, когда базовые данные имеют положительную асимметрию. Логвариограмма просто рассчитывается путём логарифмического преобразования значений содержаний.

Для примера на Рис. 108, логвариограмма выглядит как

$$\frac{(\ln(\text{Au}_{(1)}) - \ln(\text{Au}_{(2)}))^2 + (\ln(\text{Au}_{(1)}) - \ln(\text{Au}_{(3)}))^2 + (\ln(\text{Au}_{(2)}) - \ln(\text{Au}_{(3)}))^2}{2 \times 3}$$

Параметры смоделированной логвариограммы должны быть преобразованы обратно для отображения изменчивости данных. Одним из путей достичь этого является обратное преобразование влияния эффекта самородка (ЭС) согласно логарифмической дисперсии, а затем распределение оставшейся изменчивости согласно порогам (David, 1977).

Вот формула для этого ...

$$\text{ЭС \%} = \frac{(\log\text{-дисперсии} * \text{ЭС})}{\text{общий порог}}$$

$$\text{Преобразованный ЭС} = \left\{ \frac{[\exp^{(\log\text{дисперсии} - \text{ЭС \%})} - 1]}{[\exp^{(\log\text{дисперсии})} - 1]} \right\}$$

Пороги для различных модельных структур могут быть рассчитаны путём распределения оставшейся изменчивости (общий порог – преобразованный ЭС) согласно относительным пропорциям порогов, смоделированных в логвариограммах. Зоны влияния при этом не изменяются.

Посмотрите пример преобразования логвариограммы в приведённой ниже таблице:

	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
2	Converting log to normal variograms:												
3													
4		1. Enter log variance :				2. Enter				3. The transformed parameters are			
5			1.36			log nugget	0.27			nugget	0.32		
6						log sill 1:	0.12			sill 1:	0.08		
7						log sill 2:	0.94			sill 2:	0.60		
8						log sill 3:	0.00			sill 3:	0.00		
9						Total Sill	1.33			Total Sill	1.00		
10													

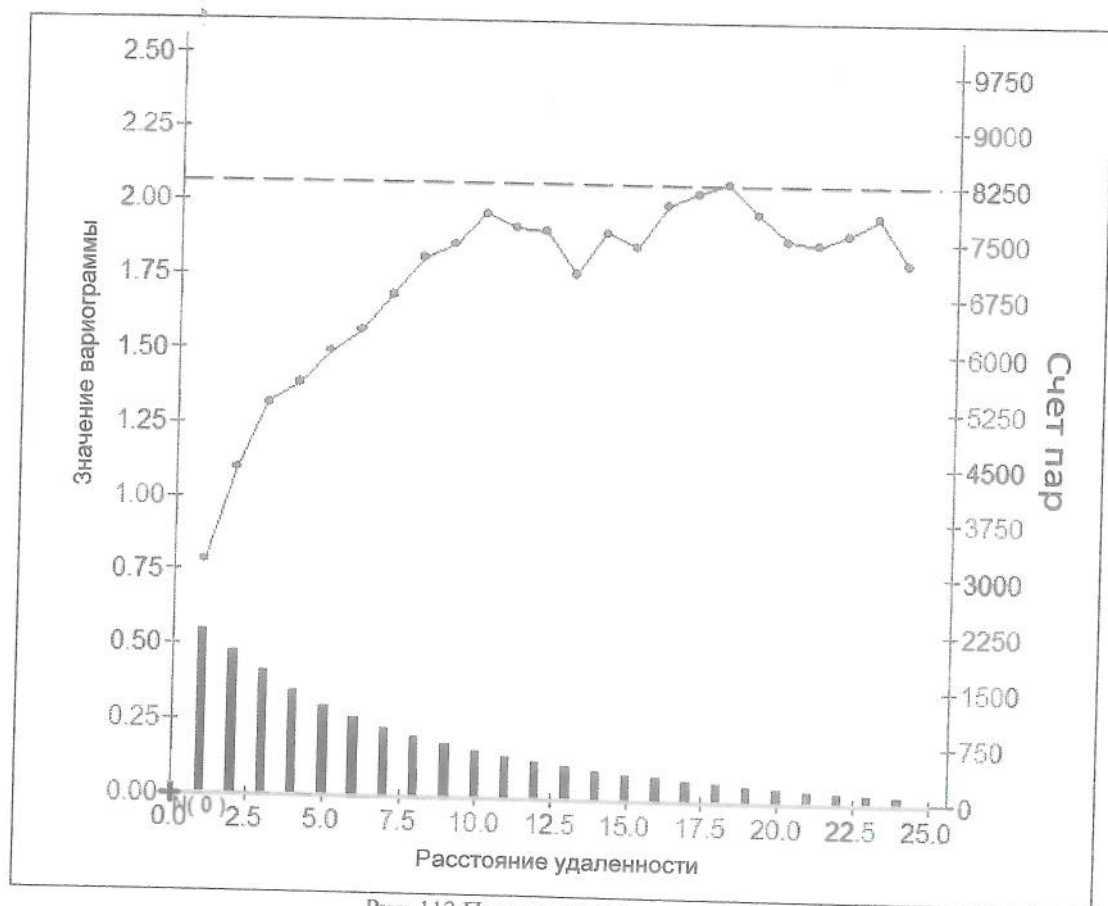


Рис. 113 Пример логвариограммы

Вариограмма по значениям, приведённым к нормальному распределению (анаморфоза Гаусса)

Вариограмма по значениям, приведённым к нормальному распределению (анаморфоза Гаусса), контролирует влияние экстремальных содержаний путём преобразования распределения содержаний к стандартному нормальному распределению до начала расчёта вариограммы.

Анаморфоза Гаусса выполняется путём расчёта процентилей для каждой пробы и считывания значения стандартного нормального распределения, которое соответствует той же процентили (Рис. 114).

Вариограмма анаморфозы Гаусса является непременным условием проведения последовательного моделирования Гаусса (ПМГ). Параметры вариограммы анаморфозы Гаусса используются непосредственно в алгоритме ПМГ, и в этом случае, не нуждаются в преобразовании.

Использование вариограммы анаморфозы Гаусса при прямой оценке содержаний требует обратного преобразования её параметров, чтобы они отображали изменчивость содержаний, а не изменчивость нормально распределённых значений. Для этого удобно использовать метод многочленов Эрмита.

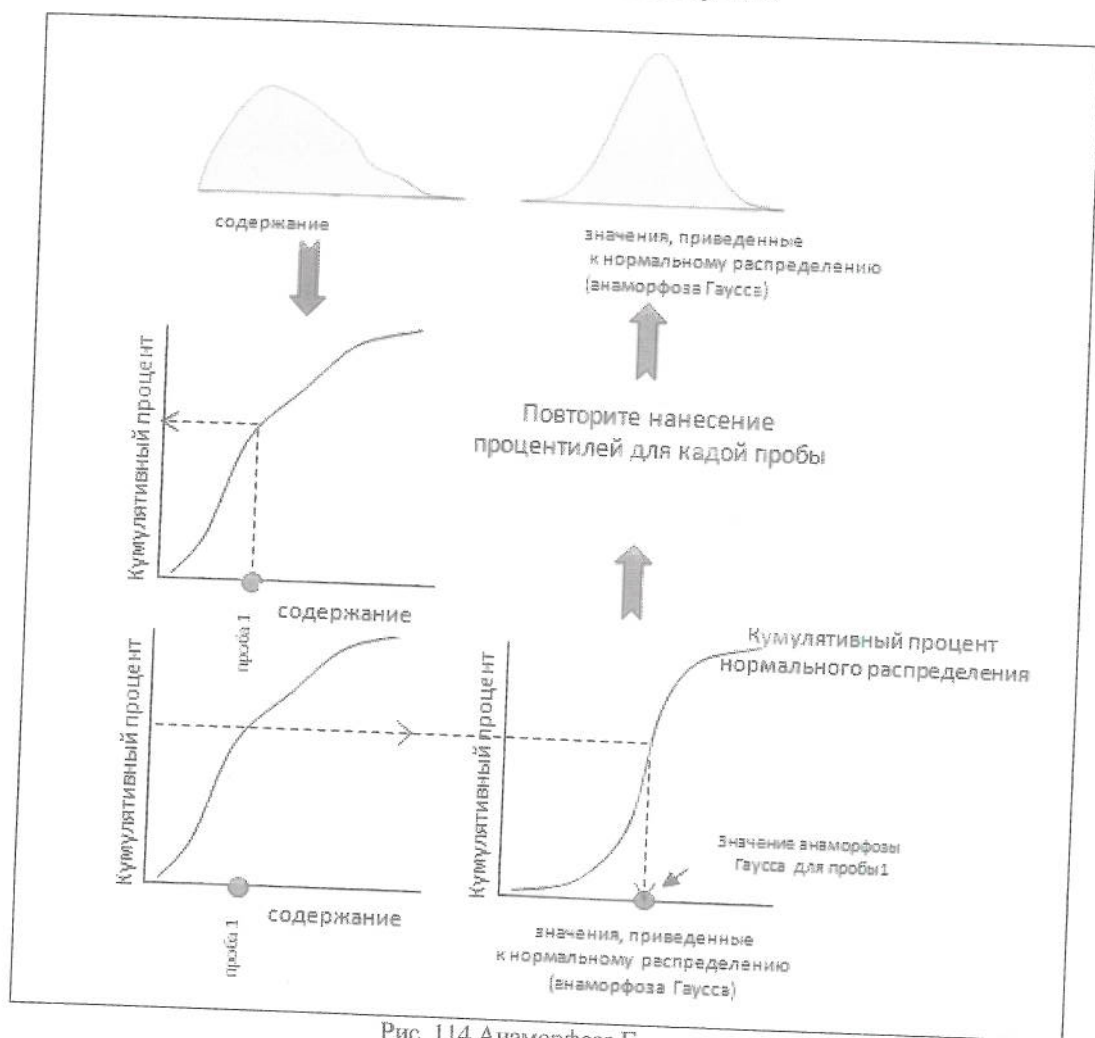


Рис. 114 Анаморфоза Гаусса

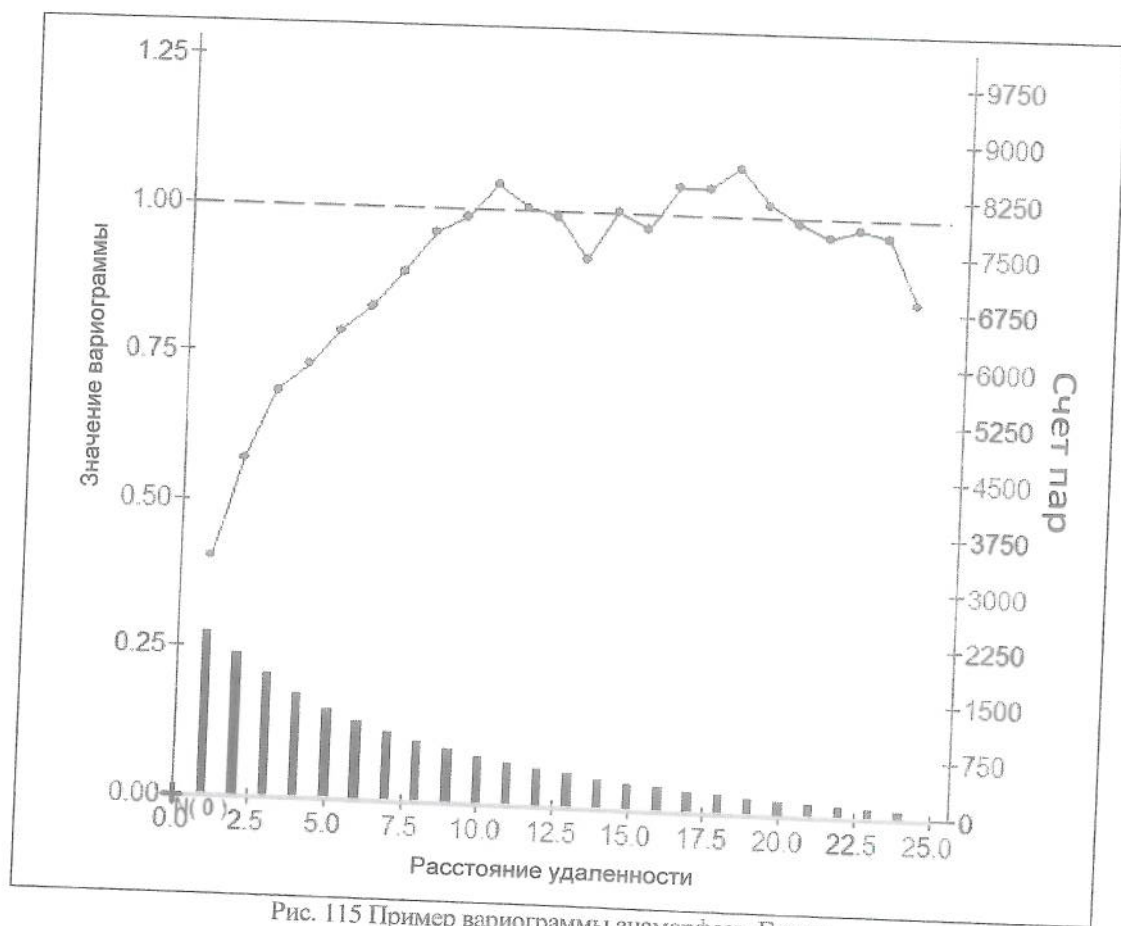


Рис. 115 Пример вариограммы анаморфозы Гаусса

Вариограммы для малого числа проб

Попарно относительная

Попарно относительная вариограмма создаётся путём стандартизации каждого квадрата разницы между парами через квадрат среднего пары содержаний.

Следуя примеру на Рис. 108, попарно относительная вариограмма рассчитывается, как

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{(Au_{(1)} - Au_{(2)})^2}{[(Au_{(1)} - Au_{(2)})] \div 2} \\ + \\ \frac{(Au_{(1)} - Au_{(3)})^2}{[(Au_{(1)} - Au_{(3)})] \div 2} \\ + \\ \frac{(Au_{(2)} - Au_{(3)})^2}{[(Au_{(2)} - Au_{(3)})] \div 2} \end{array} \right\}$$

2×3

Попарно относительная вариограмма стабильна при ограниченном числе проб и положительной асимметрии распределения базовых данных. При этих условиях попарно относительная вариограмма может выявить зоны влияния, которые не видны на вариограммах других видов.

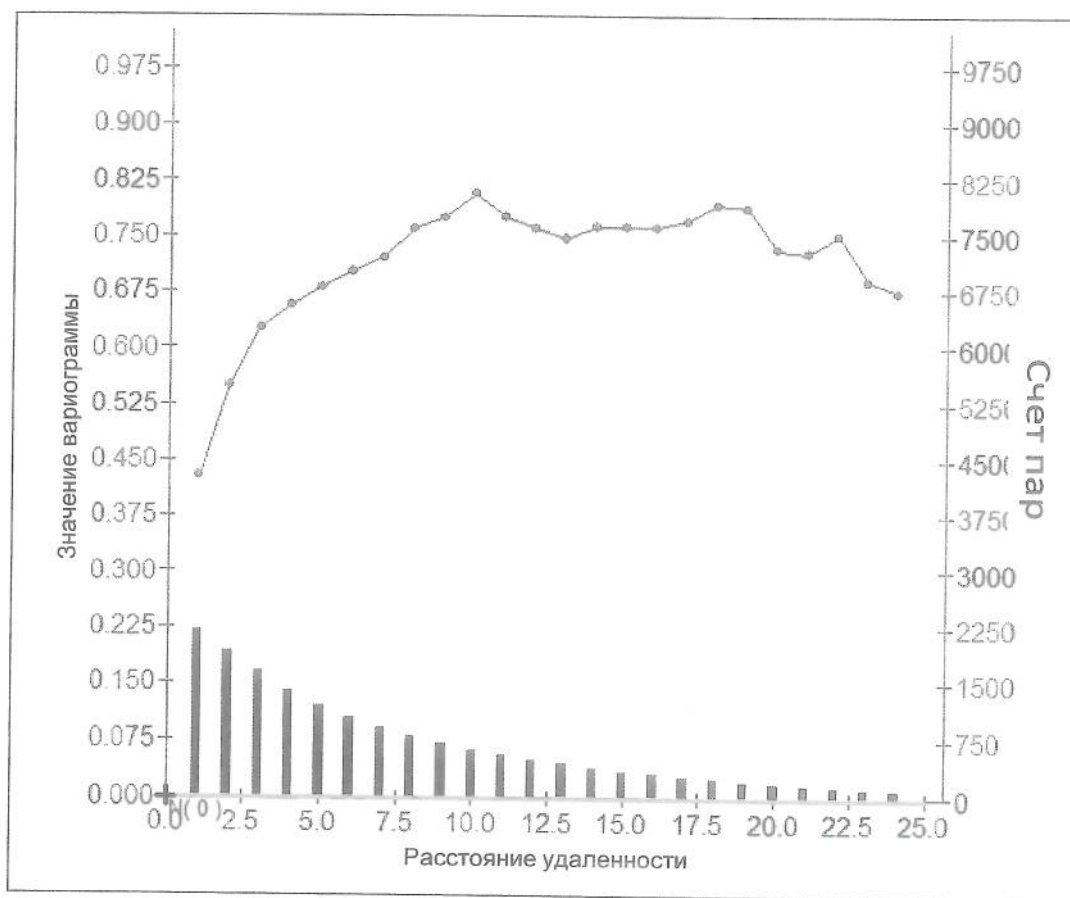


Рис. 116 Пример попарно относительной вариограммы

Вариограммы для успокоения совести математиков

Приведённые ниже вариограммы обычно включаются в компьютерные программы исключительно для обеспечения их полноты, нежели для значительного практического использования.

Полуродограмма

Этот тип вариограммы рассчитывается, как: половина среднего квадратного корня абсолютной разницы между каждой парой содержаний в пробах.

Полумадограмма

Этот тип вариограммы рассчитывается, как: половина среднего абсолютной разницы между каждой парой содержаний в пробах.

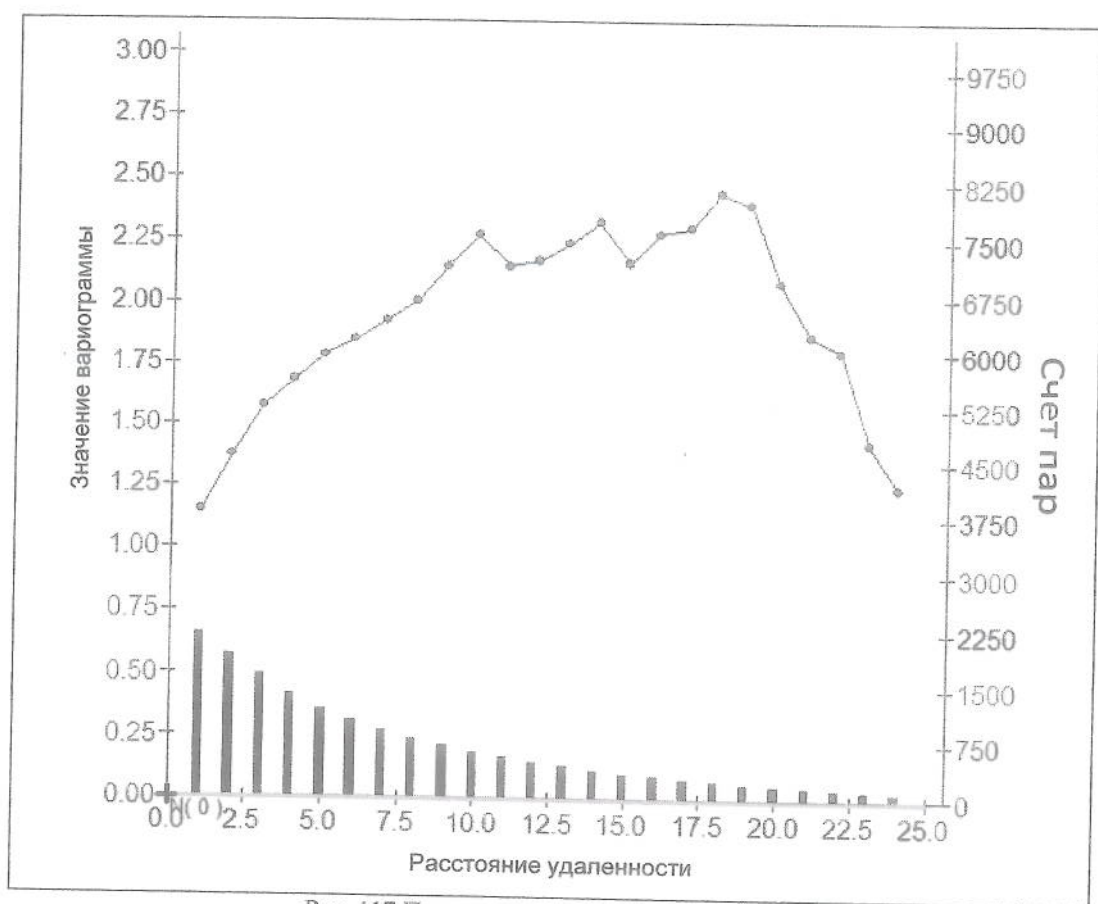


Рис. 117 Пример мадограмной вариограммы

Вариограммы для описания изменчивости пересекающейся, чередующейся или многофазовой/смешанной минерализации

Индикаторная вариограмма

Индикаторная вариограмма представляет собой традиционную вариограмму, рассчитанную с помощью индикаторных кодов, а не самих содержаний.

Индикаторная вариограмма полезна для описания анизотропии чередования, например, когда направление низких содержаний отличается от направления высоких содержаний во взаимно пересекающихся структурах.

Более подробно индикаторная вариограмма обсуждается на стр. 166.

Вариограммы для описания корреляции между элементами

Взаимная вариограмма

Взаимная вариограмма рассчитывается, как: половина среднего
 [Разница содержаний для элемента 1] * [Разница содержаний для элемента 2]

Если рассматривать множественные элементы, пример на Рис. 108 преобразуется в Рис. 118.

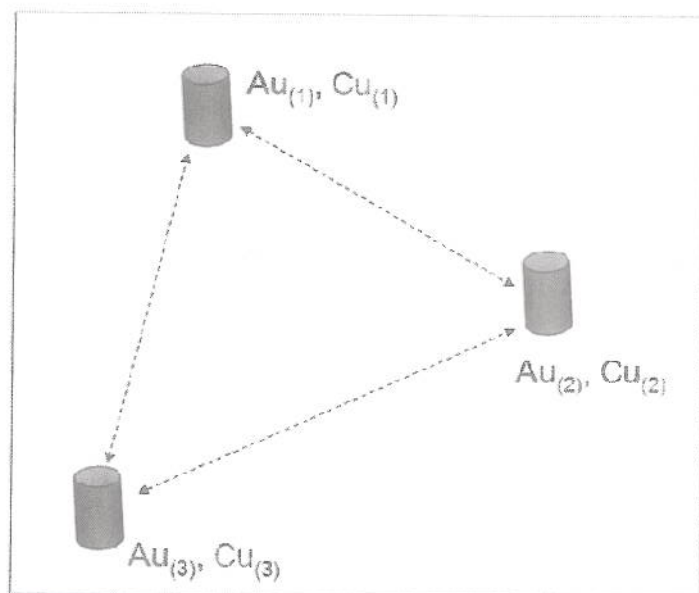


Рис. 118 Пример сравнения трёх равноудалённых проб с множественными элементами

Тогда, соответствующая взаимная вариограмма рассчитывается, как:

$$\frac{\left\{ \begin{aligned} &[(Au_{(1)} - Au_{(2)}) \times (Cu_{(1)} - Cu_{(2)})] \\ &+ \\ &[(Au_{(1)} - Au_{(3)}) \times (Cu_{(1)} - Cu_{(3)})] \\ &+ \\ &[(Au_{(2)} - Au_{(3)}) \times (Cu_{(2)} - Cu_{(3)})] \end{aligned} \right\}}{2 \times 3}$$

Взаимная вариограмма даёт отрицательный результат, когда элементы имеют отрицательную корреляцию, как, например, железо и кремний (Рис. 119).

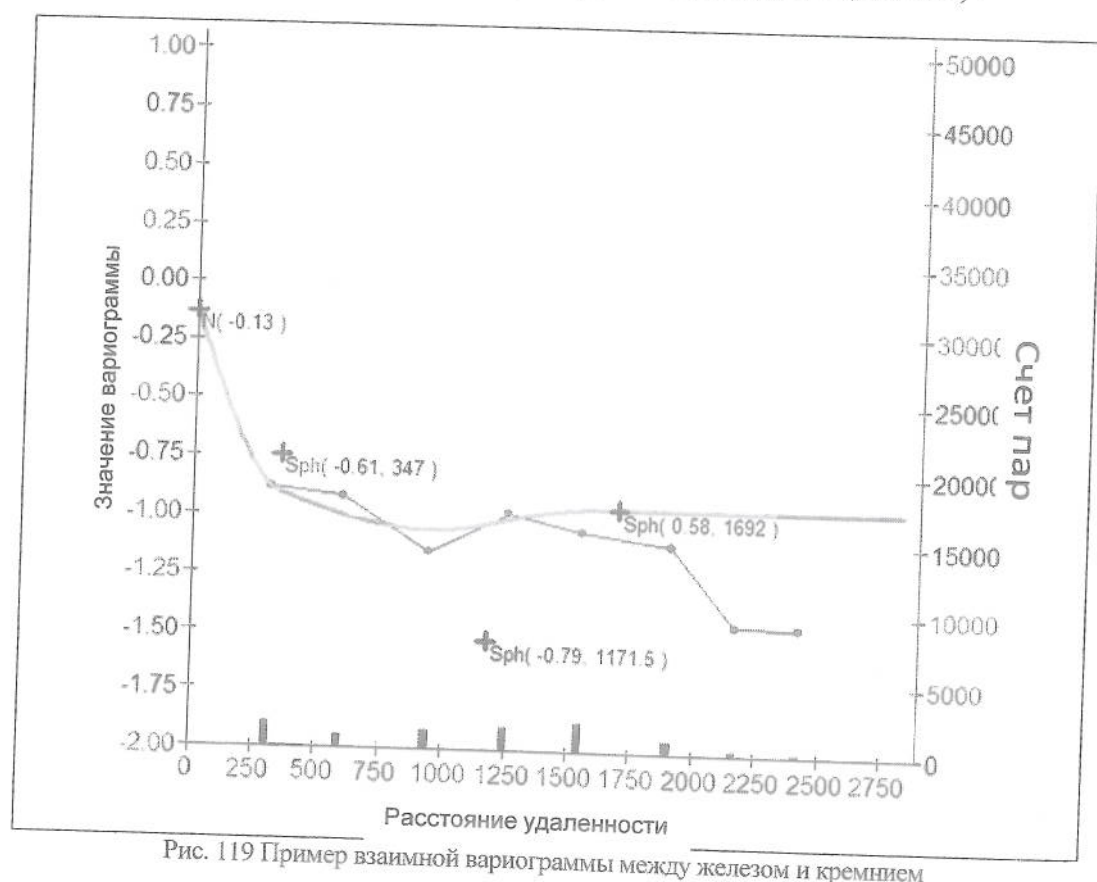


Рис. 119 Пример взаимной вариограммы между железом и кремнием

Моделирование вариограмм

Перед тем, как мы перейдём к рассмотрению форму вариограмм, следует отметить, что моделирование вариограмм не сложнее, чем подгонка прямой/кривой линии к серии точек на графике.

Практическое задание

Попробуйте подогнать кривые к линиям на Рис. 120.

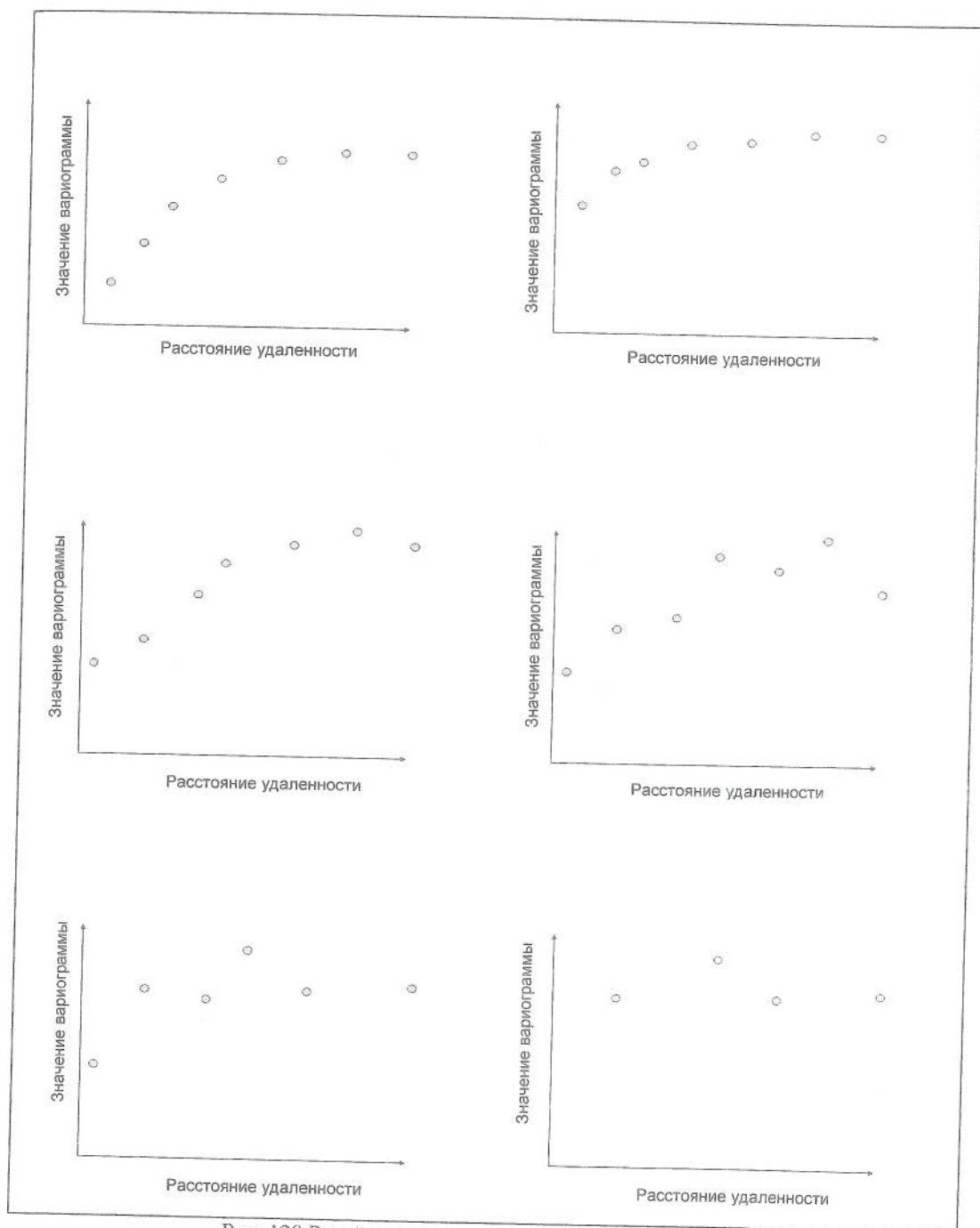


Рис. 120 Расчётные вариограммы для моделирования

Особые формы

Существует несколько заранее установленных форм, которые хорошо работают в системе кригинга. Они включают в себя:

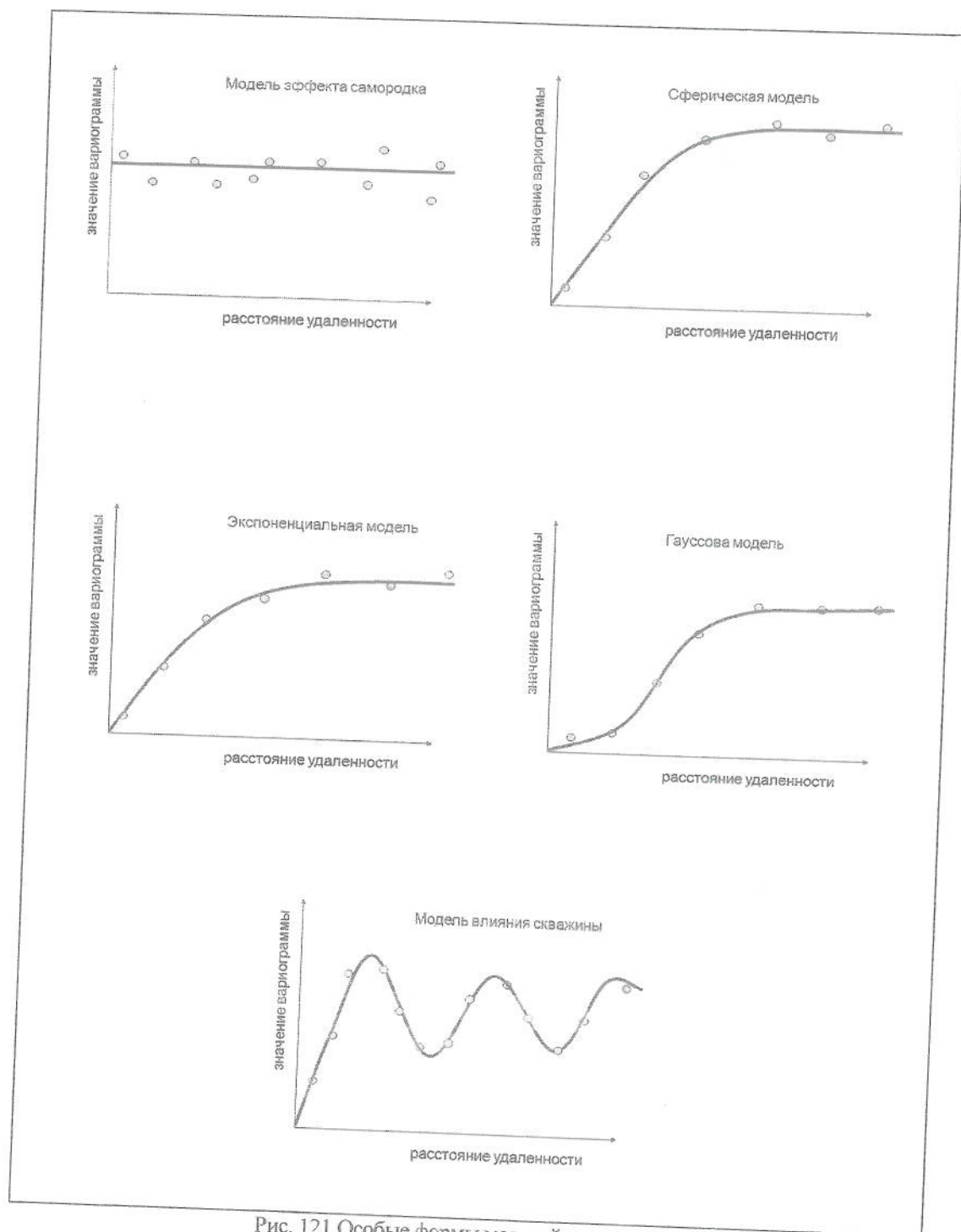


Рис. 121 Особые формы моделей вариограмм

Более сложные формы могут быть построены путём добавления (или «гнездования») этих заранее установленных форм.

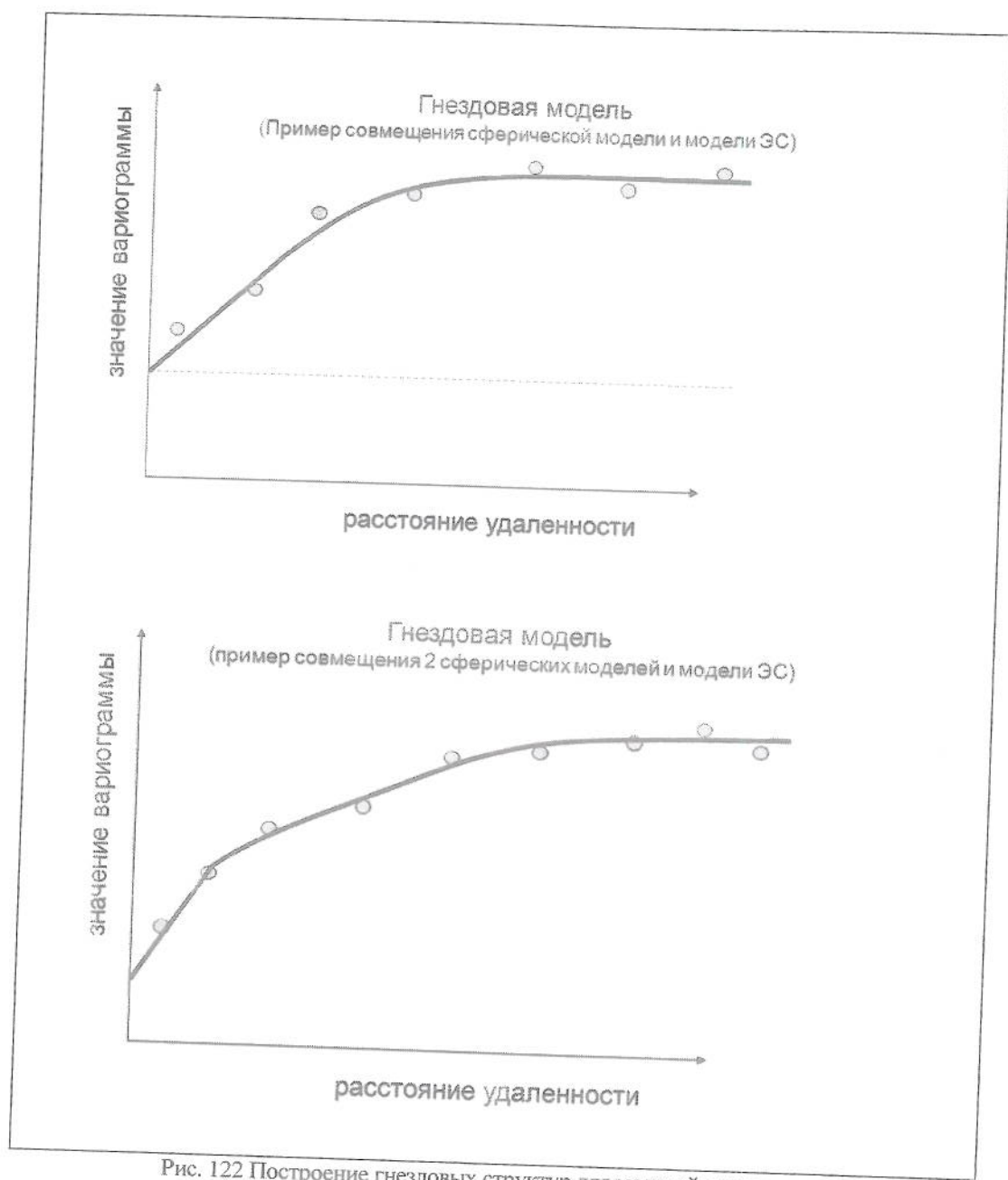


Рис. 122 Построение гнездовых структур для моделей вариограмм

Процесс построения моделей вариограмм на практике

Не существует единого правильного рецепта построения вариограмм. Такая недостаточность или отсутствие структуры и инструкций может загнать в тупик человека, занимающегося моделированием в первый (и даже не в первый!) раз. Внимательно изучите приведённые выше упражнения по подгонке прямой/кривой линии к точкам. Это именно то, что требуется для процесса моделирования. Тем не менее, мы должны быть уверены в том, что вариограммы построены в трёх ортогональных направлениях. При этом каждая должна иметь одинаковый набор кластерных вариограмм и иметь одни и те же пороги. Зоны влияния при этом должны отображать ожидаемую анизотропию минерализации. Способ, который я нахожу удобным (несмотря на определённую степень итерации в нём), заключается в следующем:

1. Используйте вариограмму вдоль скважины с шагом, равным длине интервалов опробования, для моделирования эффекта самородка
2. Примените полученный эффект самородка в трёх направлениях
3. Постройте вариограмму по направлению 1 (стремитесь к хорошему соответствию линий; при необходимости используйте модели гнездовых вариограмм)
4. Скопируйте эту модель вариограммы к направлению 2, и подгоните зоны влияния вариограмм, чтобы добиться наилучшего соответствия
5. Если для того, чтобы добиться хорошего соответствия, необходимо подогнать пороги, сделайте это
6. Применив обновлённую модель по направлению 2 к вариограмме по направлению 1, и подогнав зоны влияния для модели по направлению 1, вы получите хорошее соответствие
7. Смоделируйте направление 3, повторив шаги с 4 по 6 выше – убедившись в согласованности порогов по направлениям 1, 2 и 3

Помните, каждая точка вариограммы фактически является средним арифметическим различий в пробах. Это означает, что каждая точка окружена целым рядом различий, значения которых больше или меньше нанесённой на график точки. Различия между парами могут быть выражены в форме диаграммы вида «ящик с усами», и использованы для улучшения соответствия на вариограммной модели.

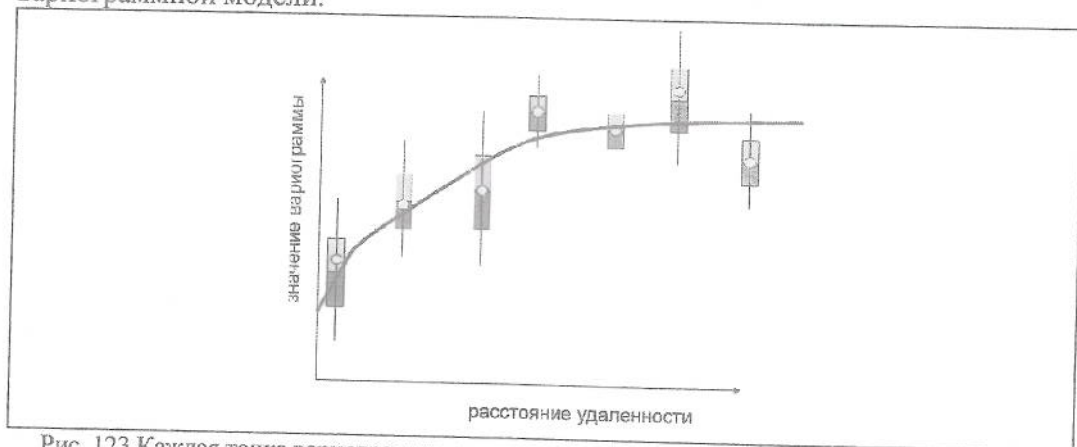


Рис. 123 Каждая точка вариограммы соответствует среднему арифметическому множества различающихся значений

Поскольку нанесённые на график точки, по сути, являются средними значениями находящихся в нашем распоряжении проб, полученная форма вариограммы не может выглядеть в точности, как часто показывают в учебниках. По мере поступления большего количества данных (например, контроль содержания), вариограммы становятся более «гладкой» и хорошо определённой.

Моделирование «трудных» вариограмм

В принципе, не существует «трудных» вариограмм. Скорее, есть ситуации, когда у нас нет достаточного количества данных, чтобы «легко» построить вариограммы. Эту разницу очень важно понять, поскольку, как только мы это поймём, мы сможем использовать доступную геологическую информацию и понимание для заполнения пробелов. Более трудная для моделирования вариограмма похожа на цифровой снимок с малым количеством пикселей. Нашим данным просто не хватает достаточного разрешения, чтобы картинка была чёткой. Нужно взглянуть на неё под определённым углом и включить максимум воображения.

Конечно, если вы знакомы с конкретным полезным ископаемым и геологическими условиями, вы сразу почувствуете эффект самородка (ЭС). У золота ЭС чаще всего от умеренного до сильного, в то время у сульфидного никеля эффект ЭС находится в диапазоне от низкого до умеренного (в зависимости от степени волнообразования в ореолах минерализации). Железо, обычно, имеет более низкий ЭС в более широкой зоне влияния, однако, примеси фосфора в железе будут влиять на повышение ЭС в более коротких зонах влияния. В зависимости от того, что мы ожидаем увидеть, мы имеем более высокий шанс сделать наилучшее предположение, рассматривая вариограммы под определённым углом и моделируя их.

Чем меньше проб мы имеем, тем больше вероятность того, что вариограмма будет изменяться от точки к точке. Ниже приводятся некоторые способы уточнения расчётных параметров, которые я обычно использую:

- Повторное «посещение» домена, чтобы убедиться в соответствии всех критериев. Уточнение может включать в себя разделение данных на подгруппы в соответствии с изменением направления ореола минерализации.
- Если данные имеют положительную асимметрию и построение вариограммы вызывает трудности, я использую логарифмическое преобразование или анаморфозу Гаусса.
- При недостаточном количестве проб я провожу тест с увеличением интервала шага и допустимого отклонения угла (по одному параметру за раз) до тех пор, пока я не наберу достаточной статистической массы для построения убедительной вариограммы. Соблюдайте осторожность с моделируемыми зонами влияния при высокой анизотропии. При увеличении допустимого отклонения угла есть риск смазывания коэффициента анизотропии.
- Проверьте, не требуется ли «развёртывания» данных (особенно, для узкой геологической единицы, потому, что даже небольшие изменения в узком каркасе могут привести к тому, что пробы из кровли будут сравниваться с пробами из подошвы, что совсем нежелательно). Иногда, «развёртывание» больше похоже на «разглаживание», которое включает в себя расчёт нового направления (скажем, по подъёму), как относительно расстояния до кровли. Простое распрямление ореола часто «чистит» вариограмму.

Примеры действий с вызывающими трудности вариограммами

Пример 1: «Я не могу построить вариограмму, несмотря на то, что у меня тысячи проб»

Обычно, это происходит при положительной асимметрии данных. В показанном ниже наборе данных есть 2466 проб, популяция с единым содержанием и высокий коэффициент вариации (2.3).

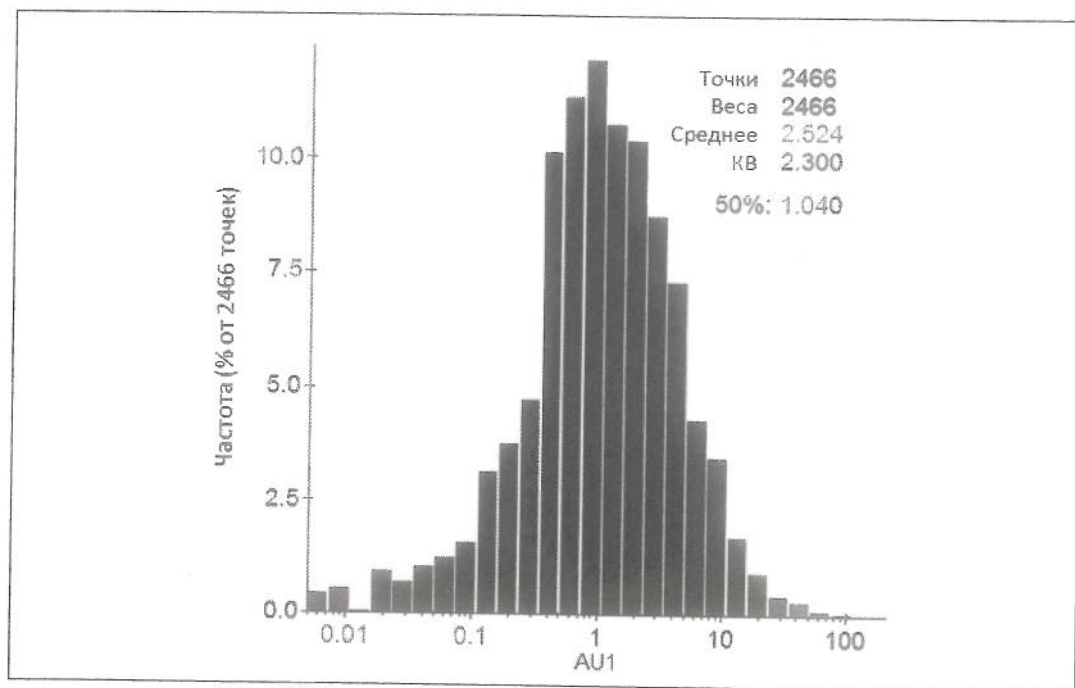


Рис. 124 Трудная вариограмма: гистограмма набора проб 1

Вариограмма вниз по падению для этого набора данных выглядит непостоянной – есть только одна точка ниже общего порога (стандартизированное значение вариограммы = 1.0), а все остальные точки на 50% выше общего порога (Рис. 125). Однако, логарифмическое преобразование этих данных даёт более лёгкую для моделирования вариограмму (Рис. 126).



Рис. 125 Традиционная вариограмма (трудный набор данных 1)

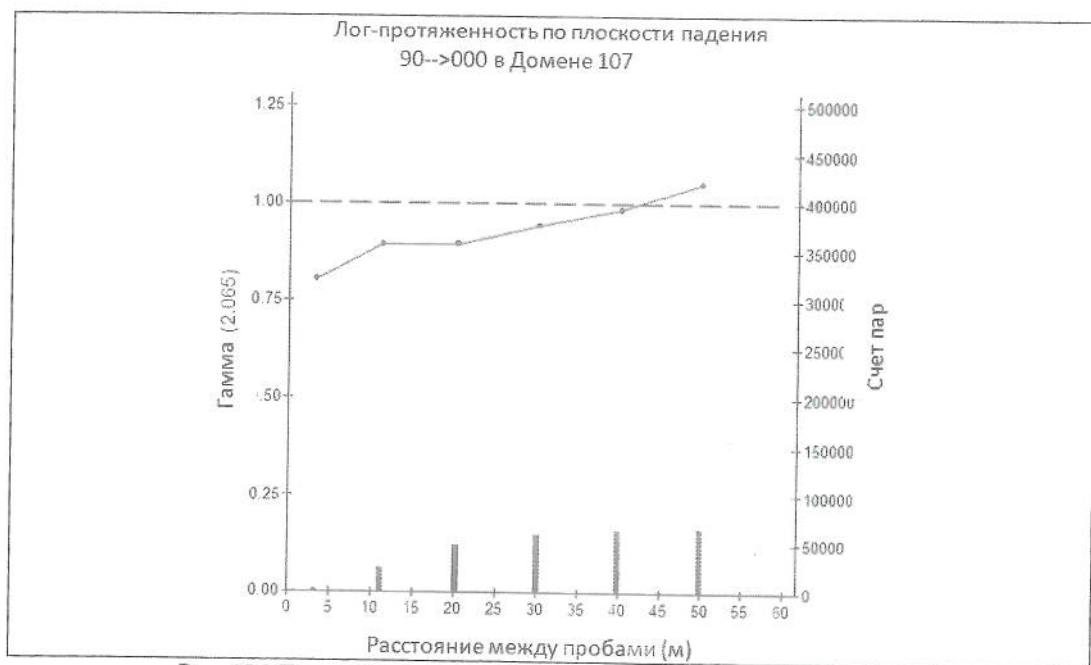


Рис. 126 Логарифмическая вариограмма (трудный набор данных 1)

Пример 2: «Вариограмма слишком изменчива»

Показанная на Рис. 127 вариограмма выглядит непостоянной и слишком трудной для моделирования.

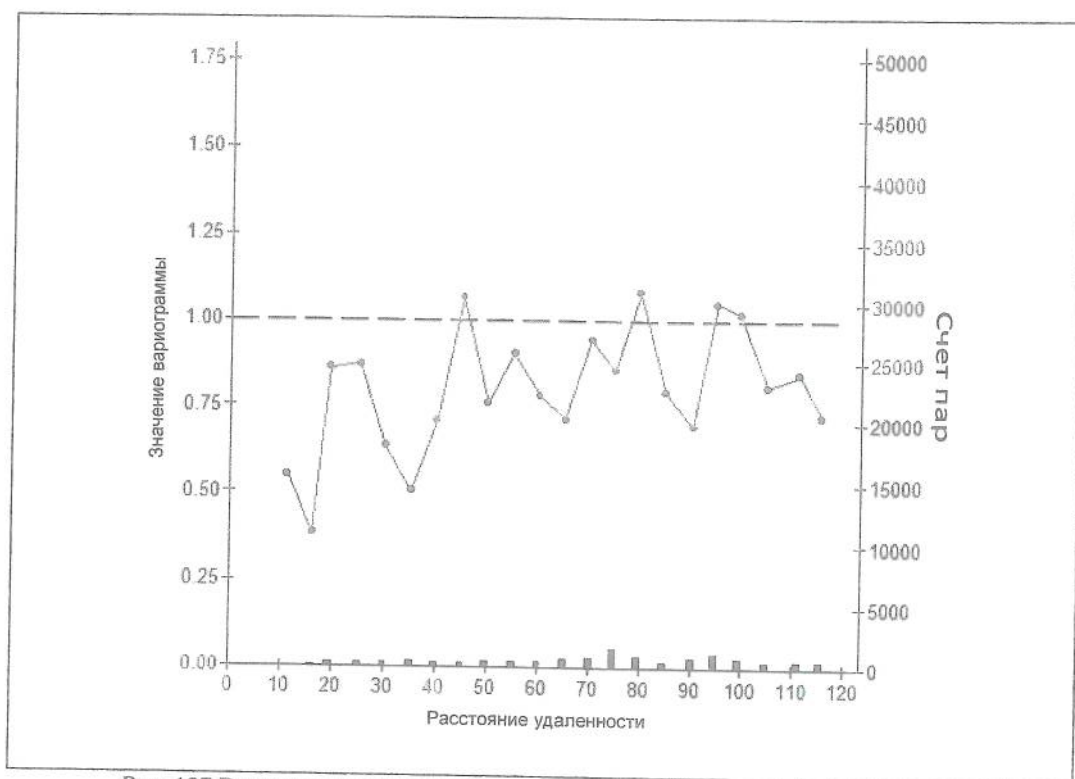


Рис. 127 Вариограмма с высокой изменчивостью (трудный набор данных 2)

На Рис. 128 показана вариограмма с изменённым размером шага для того же набора данных.

Вариограмма выполаживается с увеличением размера шага. Теперь, вариограмма более легка для моделирования с размером шага 35м (Рис. 128).

Настоящим подтверждением достоверности и устойчивости модели является её проверка для разных размеров шага. Для этого я несколько раз переделывала модель с разными размерами шага (Рис. 130).

Теперь, модель выглядит хорошо соответствующей набору данных с высокой изменчивостью (Рис. 131).

Если рассчитанная вариограмма не выполаживается при увеличении размера шага, я провожу проверку с серией изменений допустимого отклонения угла.

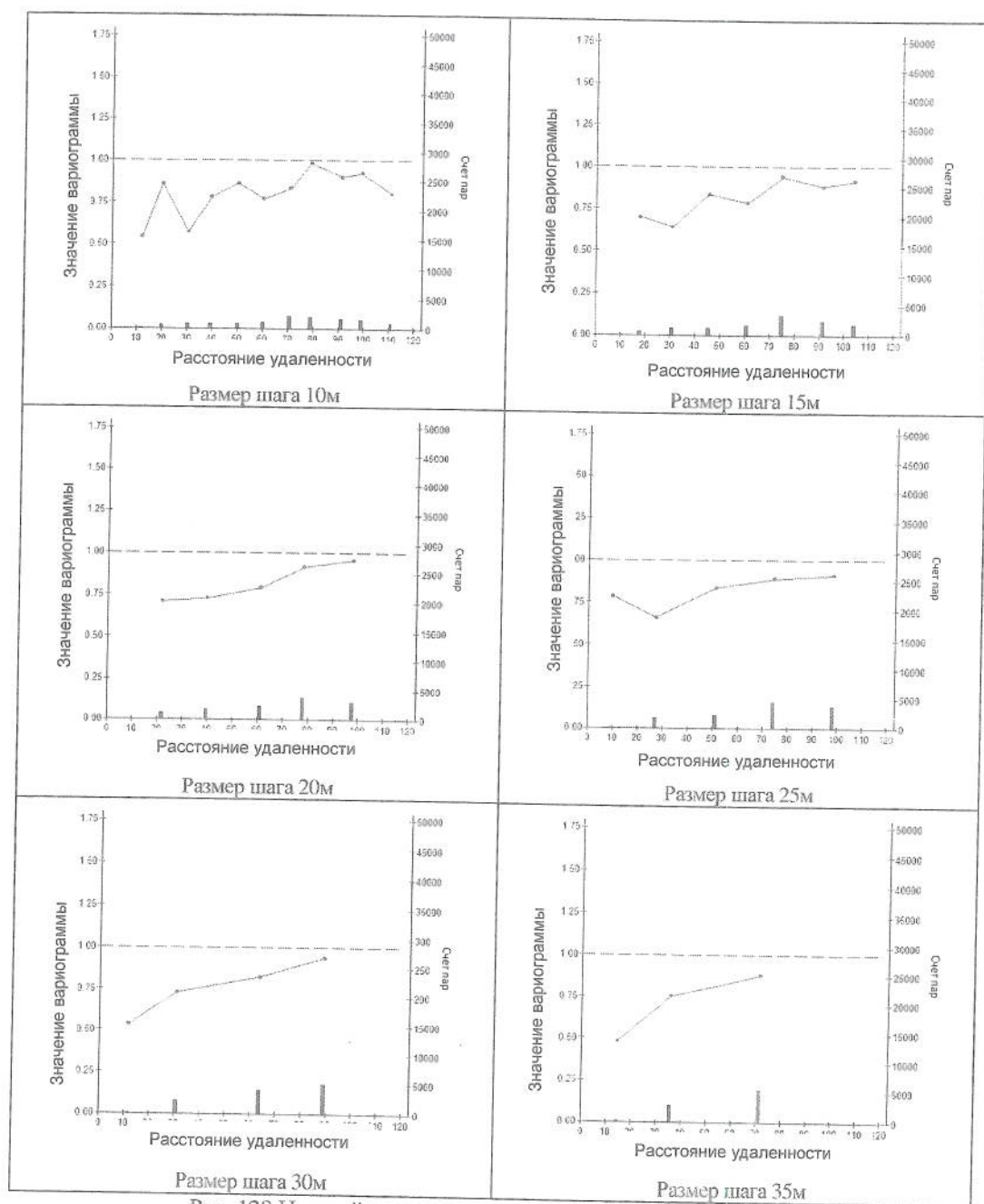


Рис. 128 Настройка размера шага (трудный набор данных 2)

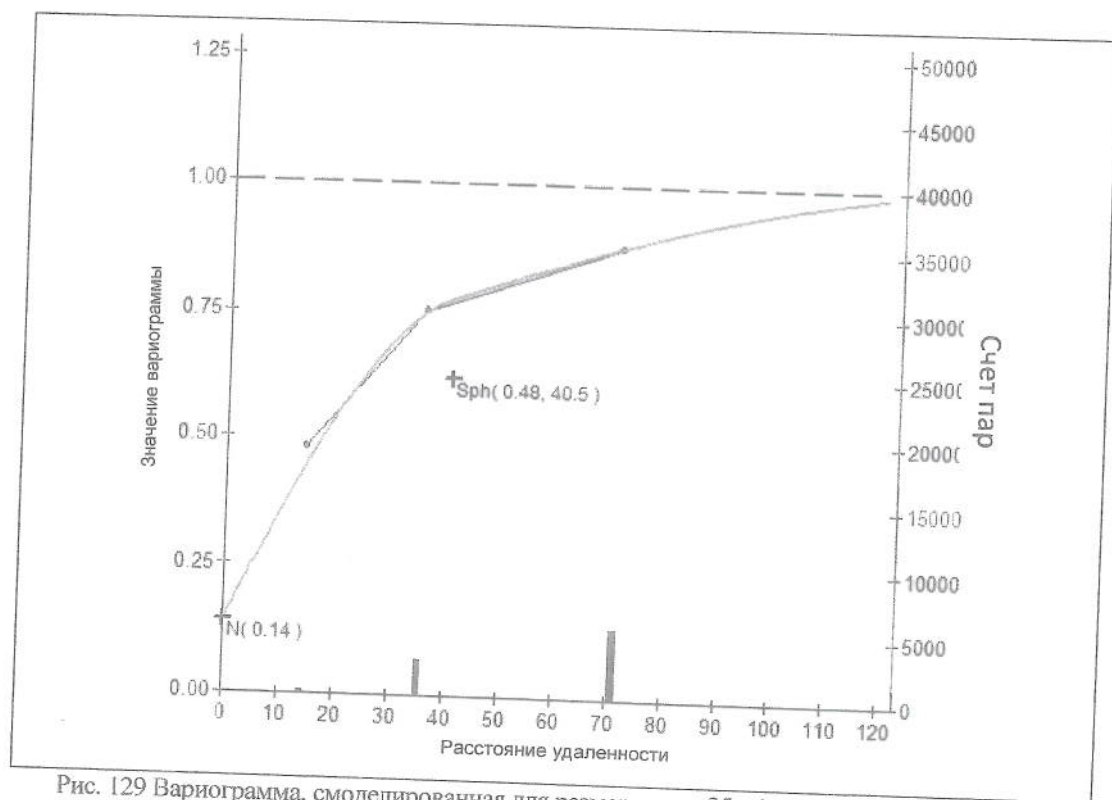


Рис. 129 Вариограмма, смоделированная для размера шага 35м (трудный набор данных 2)

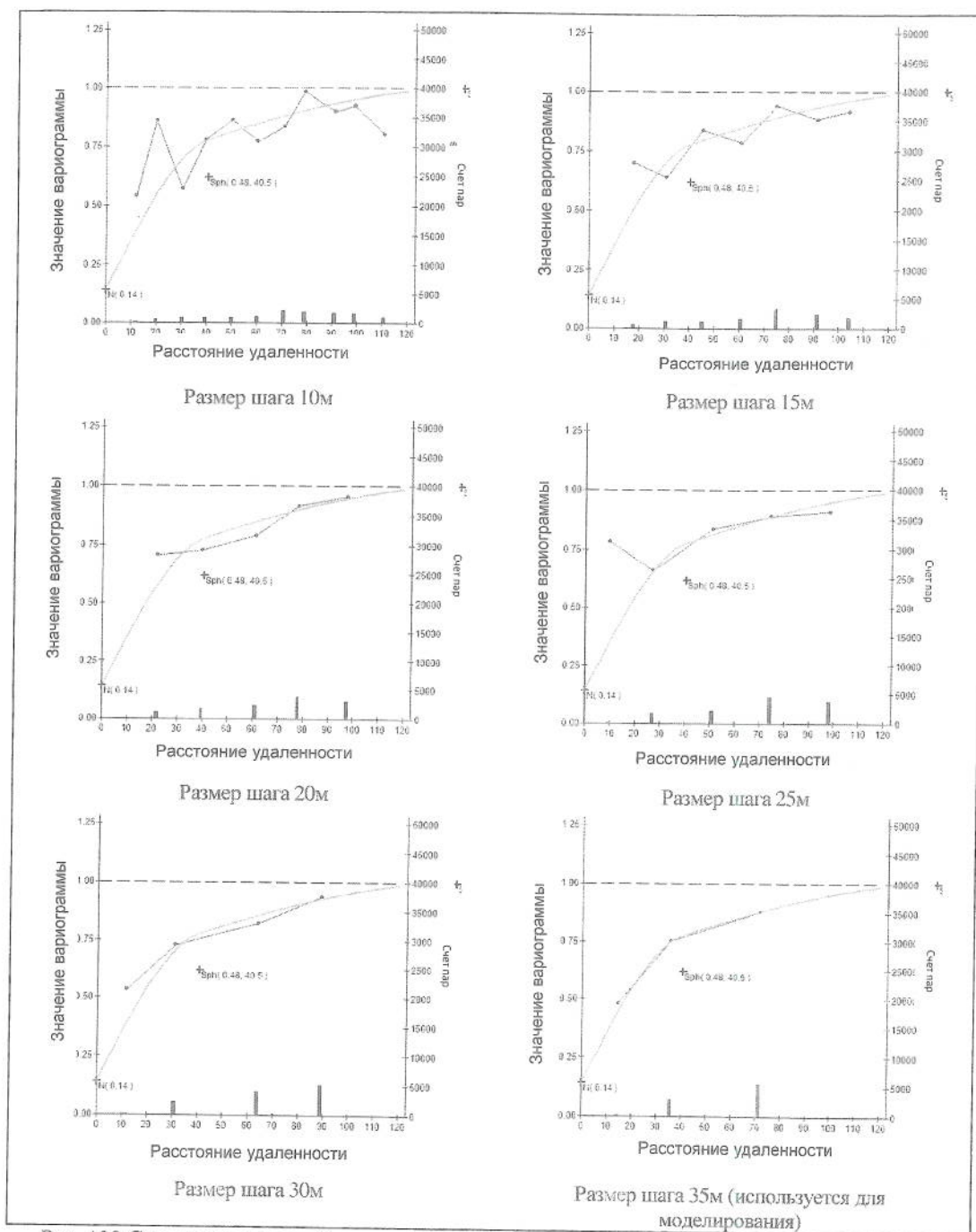
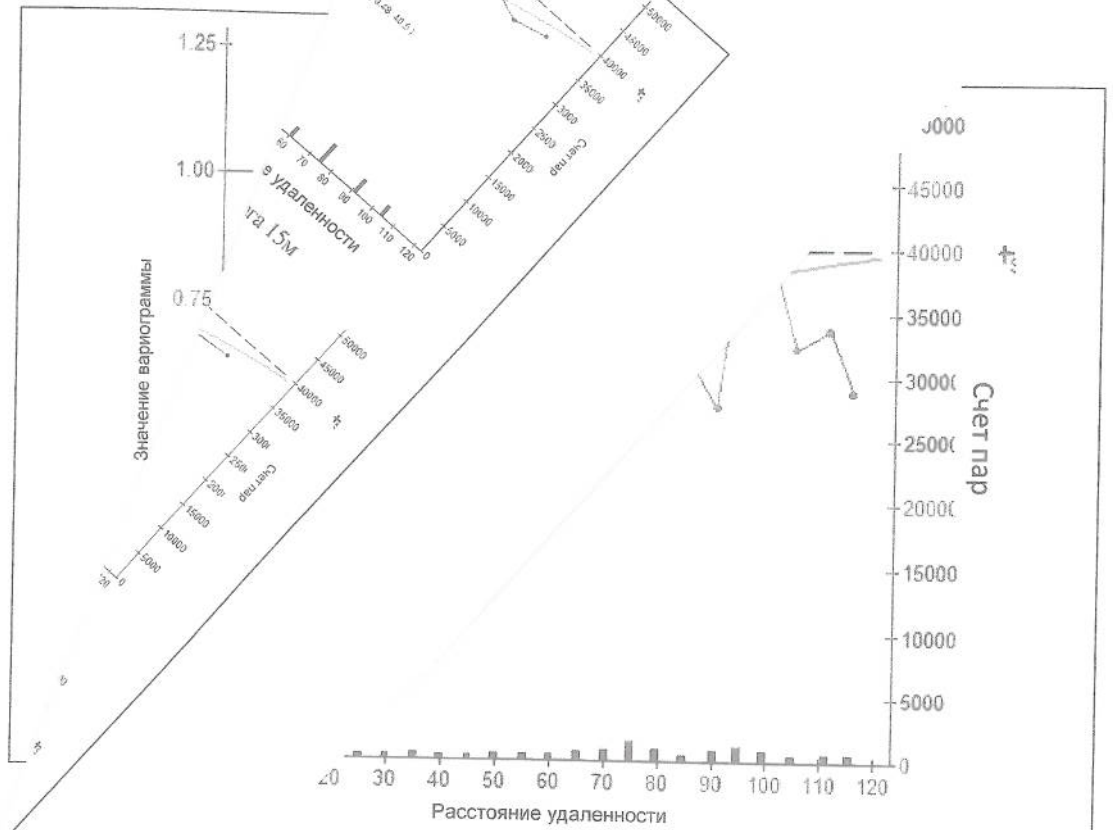


Рис. 130 Сравнение значений, заложенных в модель, с вариантами изменения размера шага (трудный набор данных 2)

Искусство и наука оценки запасов



значений, заложенных в модель, с вариограммой высокой изменчивости (трудный набор данных 2)

Стадия 3: Создание модели

Цель

До наступления этой стадии работа по оценке запасов, в основном, сводилась к анализу и пониманию контекста минерализации:

1. Интерпретация геологических условий, контролирующих минерализацию
2. Оценка качества исходных данных
3. Идентификация и построение объёмов минерализации или доменов
4. Понимание статистических свойств данных внутри доменов
5. Интерпретация направления выдержанности содержаний внутри доменов и, наконец
6. Моделирование изменчивости или пространственных взаимосвязей (вариограмм).

Эти задачи также включают в себя понимание геологического контекста и закономерностей в содержаниях.

Следующей стадией является разработка трёхмерного отображения содержаний внутри доменов, которое достоверно отображает наше понимание доменов и геологических условий, контролирующих минерализацию. Для этого нужно сделать следующее:

1. Создать трёхмерные модели доменов (каркасов)
2. Выбрать наиболее адекватный метод оценки
3. Выбрать наиболее адекватные кондиции оценки
4. Провести оценку запасов

Здесь, мы обсудим информацию, которая потребуется для того, чтобы пройти эти четыре этапа.

Построение каркасов

Каркас представляет собой трёхмерное тело, внутри которого заключён домен. Существует множество путей построения каркасов, но, обычно, процесс сводится к интерпретации границ домена на разрезе, а затем свести интерпретированные многогранники воедино.

Технические тонкости этого процесса зависят от используемой компьютерной программы. В общем и целом, объём, определённый блоками, должен как можно ближе соответствовать объёму каркаса.

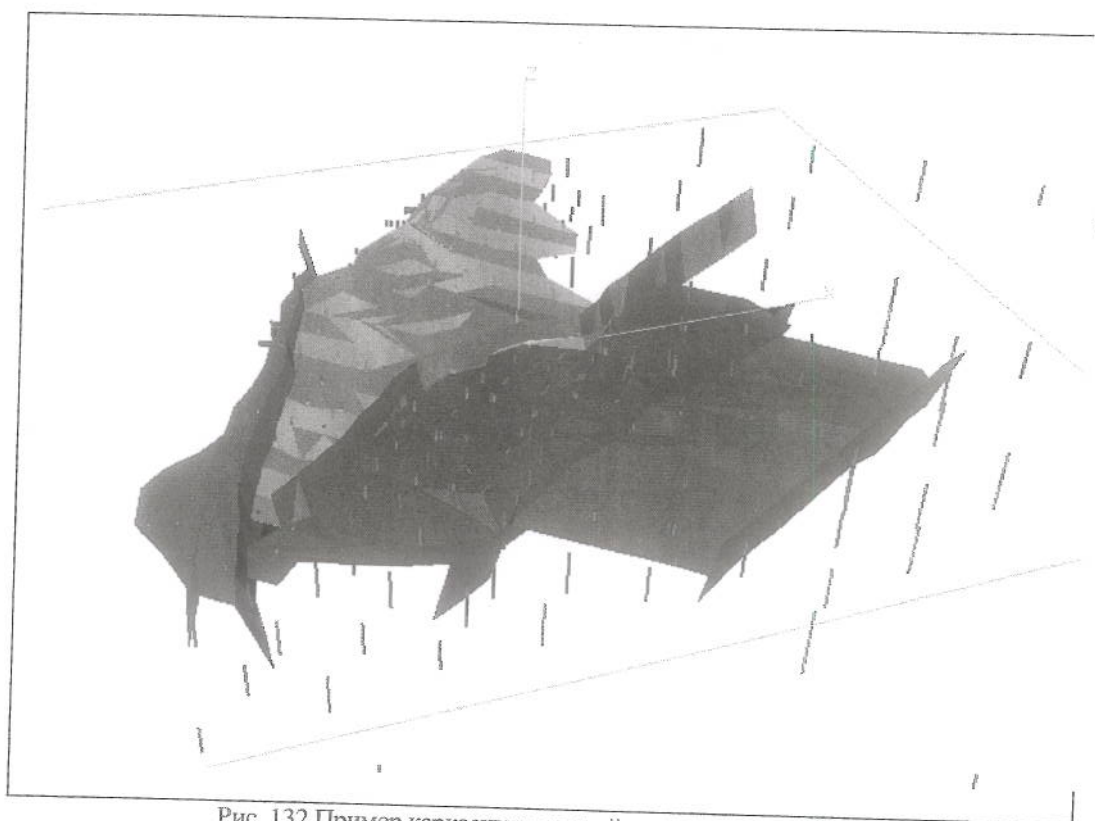


Рис. 132 Пример каркасных моделей для четырёх доменов

Оценка

Центральное место в построении трёхмерной модели занимает выбор адекватной методики оценки и соответствующих кондиций для управления процессом оценки запасов.

Давайте рассмотрим три наиболее широко применяемые методики, прежде чем перейти к выбору кондиций оценки:

1. Метод обратных расстояний
2. Обычный кригинг и
3. Индикаторный кригинг

Метод обратных расстояний

Метод обратных расстояний является простейшей для применения методикой оценки. Это связано с выбором небольшого количества параметров. Остальные контрольные параметры являются косвенными в этой методике.

Логика метода обратных расстояний заключается в том, что пробы, расположенные рядом, более близки к содержанию в блоке, чем пробы, отстоящие друг от друга дальше.

Метод обратных расстояний предполагает, что пробы, расположенные ближе всех к оценочной точке, скорее будут схожи с пробой непосредственно в оценочной точке, чем пробы, расположенные далее от неё. Поэтому, расположенные близко к оценочной точке пробы должны иметь больший вес, и самым простым методом их контроля является значение обратного расстояния.

Масштаб значений обратных расстояний удалённости меняется таким образом, чтобы в сумме они давали единицу. Это обеспечивает устранение погрешности при сравнении оценочного содержания и содержания в пробах.

Выбор показателя степени

Вес обратных расстояний может быть также поднят с помощью показателя степени. Обычно, показатель степени выбирается произвольно. Однако, мы можем учитывать влияние, которое показатель степени будет оказывать на оценку:

Одним из путей принятия во внимание показателя степени является рассмотрение его влияния на вес пробы. Рассмотрим две пробы недалеко от оценочной точки, одна из которых расположена, скажем, в 5м, а вторая – в 15м. Пропорциональный вес пробы будет $1/5$ и $1/15$, соответственно. Теперь, если мы возведём эти обратные расстояния во вторую степень, пропорциональный вес проб станет $(1/5)^2$ и $(1/15)^2$, или $1/25$ по сравнению с $1/225$. Ближе расположенная проба имеет значительно большее влияние при повышении показателя степени. Поэтому при выборе показателя степени для обратных расстояний мы должны принимать во внимание то, насколько репродуктивны близко расположенные пробы. В случае, если у нас нет уверенности в репродуктивности данных, например, у россыпного золота, мы можем удовольствоваться самым минимальным показателем степени. Вообще говоря, нулевой показатель степени даёт пропорциональный вес проб $(1/\text{расстояние})^0$, а любая величина, возведённая в нулевую степень, равна единице, поэтому все пробы будут иметь одинаковый вес. Оценка сводится к вычислению среднего арифметического всех отобранных проб.

Полезным индикатором при выборе показателя степени является эффект самородка (ЭС). Низкий ЭС указывает на хорошую репродуктивность в данных опробования. Это означает, что пробы, расположенные вблизи оценочной точки, будут уверенно иметь содержания схожие с содержанием в оценочной точке, и следует использовать высокий показатель степени. С другой стороны, высокий ЭС предполагает низкую репродуктивность, и поэтому следует использовать низкий показатель степени для обратных расстояний.

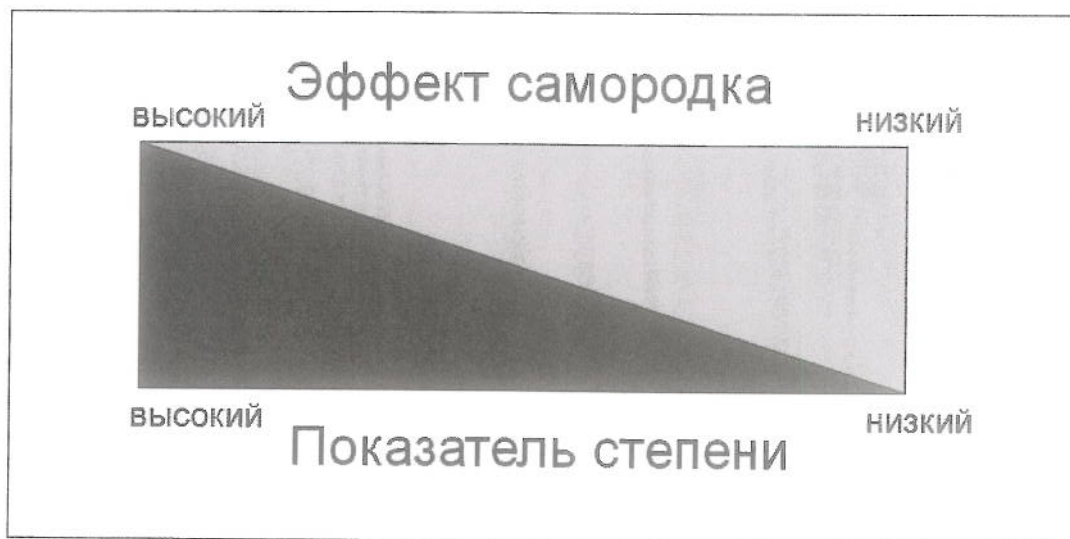


Рис. 133 Взаимосвязь между эффектом самородка и выбором показателя степени

Определение поиска ближайшего соседства

Большинство методик оценки требуют наличие максимального предела для числа проб, используемых для оценки любой одной точки. Это скорее практический совет для ускорения процесса оценки, нежели какое-то теоретическое требование. Ввиду отсутствия теоретической основы, нам необходимо обратиться к логике и здравому смыслу.

Ниже приводятся обычно применяемые практические методы:

- Обычно, для создания надёжной оценки достаточно от 30 до 40 проб. Однако, такие оценки могут быть слишком «сглаженными» для вашего понимания выдержанности содержания, особенно при ожидаемой повышенной селективности минерализации.
- Эллипсоид поиска, используемый для отбора проб, должен иметь одинаковое с протяжённостью минерализации направление.
- Зоны влияния вариограммы вниз по погружению, вкrest погружения и вкrest падения являются хорошими отправными точками для выбора диапазона эллипсоида поиска в соответствующих направлениях.
- Выбор показателя степени быть соизмеримым с эффектом самородка.

Определение поиска ближайшего соседства

Будьте осторожны с октантами. Октанты вводились для контролирования распределения веса между кластерными пробами. Однако, многие компьютерные программы не связывают октанты с поиском, и/или представляют октанты в виде оранжевых сегментов. Когда плоскость падения пересекает крутопадающие сегментные октанты, объём, представленный каждым сегментом, перестаёт быть одинаковым, что ВВОДИТ кластеризацию, а не снижает эффект кластеризации.

Обычный кригинг

Краткая историческая справка

Дэни Криге (Danie Krige), горный инженер из ЮАР, провёл эмпирическое сравнение между оценёнными и фактическими содержаниями на месторождениях золота в Уитватерсранд, ЮАР (Witwatersrand, South Africa). С интересом для себя, он обнаружил устойчивую закономерность – оценённые высокие содержания оказались ниже прогнозных, а оценённые низкие содержания оказались выше прогнозных. Это натолкнуло Криге (совместно с французским инженером Джорджем Матероном (Georges Matheron)) к открытию эффекта «объём-дисперсия» который является краеугольным камнем понимания заверки модели по результатам добычи и оценки запасов вообще.

Криге называет свои наблюдения «эффектом регрессии». Его последствия выражаются в том, что прогнозы в отношении групп объёмов, которые оценивались как имеющие высокие содержания, были завышены. Так, например, группа объёмов, имеющая оценочное содержание 7,5 г/т, могла быть возвращена с содержанием 6,9 г/т, а группа с оценочным содержанием 2,9 г/т на деле показывала 3,2 г/т (см. диаграмму). Этот эффект наблюдался с повторяемостью – часто содержание на рудных складах оказывалось выше ожидаемого, в то время как высокие содержания, поступающие на мельницу продолжали вызывать разочарование.

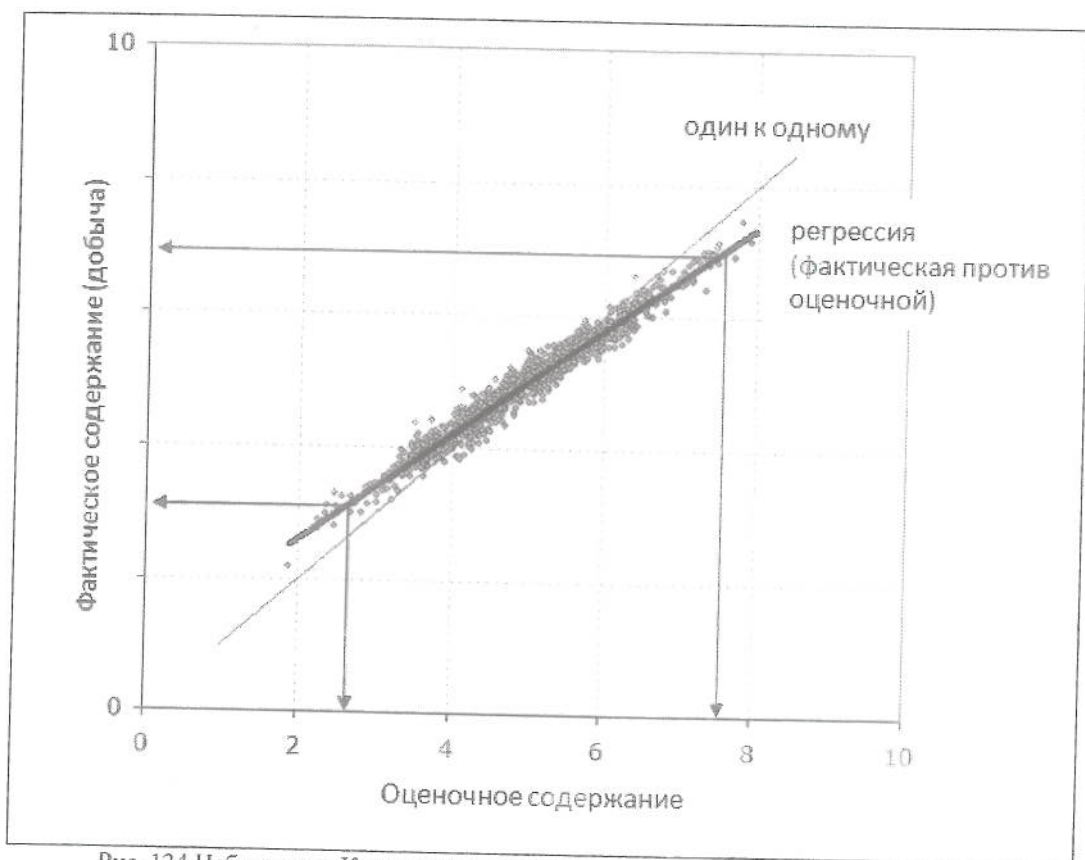


Рис. 134 Наблюдения Криге между фактическими и оценочными содержаниями

Итак, почему же это происходит? Это вызвано эффектом «объём-дисперсия».

Эффект «объём-дисперсия»

Эффект «объём-дисперсия» обозначает повышение разубоживания содержания при выборе больших объёмов.

Для понимания эффекта «объём-дисперсия», давайте представим золотое рудное тело в виде 44-галлонной бочки.

Если мы будем извлекать это «рудное тело» чайными ложками, то в некоторые из чайных ложек будут попадаться самородки, в то время как другие будут абсолютно пустыми. Диапазон значений содержаний в этих пробах варьируется от одной крайности до другой: абсолютно непродуктивные до чистого золота.

Теперь, если мы станем извлекать это «рудное тело» вёдрами, в каждом ведре будет какое-то содержание золота, но маловероятно, что попадётся ведро, заполненное исключительно самородками. Окружающая пустая порода разубоживает содержание самородков. Аналогично маловероятно, что какие-то вёдра окажутся абсолютно непродуктивными. Поэтому, диапазон содержаний в вёдрах будет уже, чем в ложках.

Если мы увеличим объём наших проб до 1/3 бочки, тогда у нас разубоживание будет ещё больше, и ещё уже будет диапазон содержаний. В общем, объём, эквивалентный полной бочке, даст нам единое содержание, и полное отсутствие диапазона разницы содержаний.



Рис. 135 Эффект «объём-дисперсия»

Короче говоря, чем больше объём, тем меньше изменчивость содержаний. Это вызвано эффектом разубоживания уменьшенной селективности.

Говоря языком горняков, если мы используем содержания в пробах для представительства единицы добычи, (скажем, при проведении полигональной оценки, при которой мы определяем границы добычных работ) опираясь на содержания в контрольных пробах и без учёта эффекта «объём-дисперсия», то мы будем продолжать завышать высокие содержания и занижать низкие содержания. Другим словами, опробование мы проводим ложками, а добычу ведром.

При составлении отчёта или применении критериев селективности в модели запасов мы обязаны учесть все факторы, оказывающие воздействие на оценку, отображающую объём, предназначенный для добычи. Кроме того, мы обязаны заявить о степени селективности, которую мы используем в отчёте.

Рождение новой методики

Наблюдения Криге эффекта «объём-дисперсия» с использованием эмпирических данных с рудника Уитвотерсранд привели его к совместной работе с Джорджем Матероном по созданию методики оценки, которая достоверно отображала бы селективность добычи.

Они поставили перед собой цель создать методику линейной оценки, которая вела бы к наименьшей разнице между прогнозными и фактическими содержаниями. Кроме того, в такой методике не должно было быть погрешности в данных.

Линейная оценка означает, что взвешивание применяется непосредственно к содержаниям в пробах для их оценки. И никаких воображаемых преобразований!

Итак, два условия:

наименьшая общая разница между прогнозом и фактом
и
отсутствие погрешности

На языке математики это может быть записано, как:

(прогнозное – фактическое содержание)² сведено к минимуму
и
сумма весов проб равна единице

Давайте запишем это немного подробнее:

(сумма весов проб * содержание) – фактическое содержание)²
сведено к минимуму
и
сумма весов проб равна единице

Соединим два этих условия:

$$[(\text{сумма весов проб} \times \text{содержание}) - \text{фактическое содержание}]^2 - \mu(\text{сумма весов проб} - \text{минус единица})$$

которое мы хотим свести к минимуму.

Обратите внимание на величину “μ”. Она называется множителем Лагранжа и является мерой величины погрешности, которая существует без наличия условия сведения суммы весов к единице. Если соседние точки опробования кластеризованы, разбросаны или существует значительная экстраполяция, “μ” будет больше.

Вы может спросить, откуда мы берём «фактическое содержание». Здесь приходит на помощь вариограмма. Вспомните, вариограмма рассчитывается путём сравнения пар фактических значений опробования, и поэтому вариограмма, по сути, содержит информацию о «фактических содержаниях».

Теперь, применив небольшой расчёт, мы можем «дифференцировать» или оптимизировать эту систему для нахождения весов, которые в результате ведут к соблюдению двух исходных условий.

Без углубления в детали дифференциации, результат представляет собой серию формул, где вес проб является значением, которое мы пытаемся рассчитать. Эти уравнения могут быть сведены в матричную форму:

$$\begin{array}{c}
 \begin{matrix} 1 & 2 & 3 & \dots & n \\
 1 & \begin{bmatrix} C_0 & \gamma_{12} & \gamma_{13} & \cdot & \gamma_{1n} & 1 \\
 2 & \gamma_{12} & C_0 & \gamma_{23} & \cdot & \gamma_{2n} & 1 \\
 3 & \gamma_{13} & \gamma_{23} & C_0 & \cdot & \gamma_{3n} & 1 \\
 \dots & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\
 n & \gamma_{1n} & \gamma_{2n} & \gamma_{3n} & \cdot & C_0 & 1 \\
 & 1 & 1 & 1 & \cdot & 1 & 0 \end{bmatrix} \\
 \end{matrix}
 \end{array}
 \times
 \begin{array}{c}
 \begin{matrix} \text{вес} \\
 \begin{bmatrix} \text{вес}_2 \\
 \text{вес}_3 \\
 \text{вес}_4 \\
 \cdot \\
 \text{вес}_n \\
 \mu \end{bmatrix}
 \end{matrix}
 \end{array}
 =
 \begin{array}{c}
 \begin{matrix} \text{проба к блоку} \\
 \begin{bmatrix} \bar{\gamma}_1 \\
 \bar{\gamma}_2 \\
 \bar{\gamma}_3 \\
 \cdot \\
 \bar{\gamma}_n \\
 1 \end{bmatrix}
 \end{matrix}
 \end{array}$$

Немного поясним ...

Первая матрица обобщает значения вариограмм между каждой пробой около оценочного блока. Символ γ является сокращением для «вариограммы», а цифры, ставящиеся рядом с символом γ , обозначают номер сравниваемой пробы - γ_{12} является вариограммой на расстоянии удаления между пробами №1 и №2.

C_0 – сокращение для эффекта самородка.

$\bar{\gamma}_3$ представляет собой среднее вариограммы между пробой №3 и точками дискретизации¹² в блоке. Получив среднее изменчивости между пробой и всеми точками дискретизации в блоке, система кригинга использует корректировку объём-дисперсия. Точки дискретизации в малом блоке будут находиться ближе друг к другу, чем точки дискретизации в больших блоках. Это означает более похожий диапазон расстояний удалённости пробы от точки дискретизации, а значит и более похожие значения вариограммы. И наоборот, точки дискретизации в больших блоках дальше удалены друг от друга, и поэтому используется более широкая зона влияния вариограммы для расчёта среднего изменчивости между точкой опробования и блоком.

В целом, система сводится к расчёту весов (и μ). Эти веса применяются к соответствующим содержаниям проб для получения оценки обычного кригинга. Итак, система кригинга выдаёт веса, которые гарантируют получение свободной от погрешности линейной оценки которая, единственная из всех вероятных линейных оценок (да, даже для универсальных расстояний!), имеет наименьшую общую изменчивость между прогнозом и фактом.

Обратите внимание, веса, по сути, являются функцией вариограммной модели. Это значит, что для контроля весов могут использоваться характеристики каждого конкретного домена. Следовательно, вариограммная модель должна достоверно отображать изменчивость, наблюдаемую в исходных данных. Для этого я предпочитаю сравнивать вариограммные модели с расчётными вариограммами в виде графика, а не в форме сравнительной таблицы параметров вариограммы. На графике вариограммы более чётко видно степень соответствия вариограммы, а также, насколько обоснованно модель отображает расчётную изменчивость.

¹² Точки дискретизации представляют собой регулярные точки в блоке – обычно, как минимум, по две в каждом направлении (2 x 2 x 2), что обеспечивает чувство изменения объёма между пробами и блоком.

Дисперсия кригинга

Дисперсия кригинга также может быть рассчитана на основе системы кригинга. Исторически, дисперсия кригинга использовалась в качестве главного аргумента в пользу метода кригинга, поскольку она обеспечивает меру уверенности в оценке. В основе этого лежит конфигурация опробования, окружающей блок, и вариограмма.

Дисперсия кригинга рассчитывается как взвешенная сумма вариограмм между пробой и блоком, плюс множитель Лагранжа (μ) минус изменчивость в блоке.

Дисперсия кригинга = сумма(вариограмма(расстояние от точки до блока) $\times$ кригинговый вес) – среднее(вариограмм μ (между каждой по отдельности точкой дискретизации в блоке)) + множитель Лагранжа

Вкратце, дисперсия кригинга может быть описана, как =

- сумма изменчивости от точки до блока, взвешенная весами кригинга
- минус изменчивость в блоке
- плюс множитель Лагранжа

Давайте, рассмотрим каждый из компонентов внимательнее:

изменчивость от точки до блока: Это среднее значений вариограммы для каждой пробы до точек дискретизации (Рис. 136).

сумма изменчивости от точки до блока, взвешенная весами кригинга: Вклад каждой пробы в изменчивость в блоке обобщается путём суммирования всех изменчивостей между пробой и блоком, но взвешивается в соответствии с тем влиянием, которое каждая проба оказывает на оценочное (т.е. веса кригинга).

изменчивость в блоке: Это среднее значений вариограммы, основанной на расстояниях между каждой отдельно взятой точкой дискретизации внутри блока (Рис. 137). Для блоков большого размера это среднее будет больше, и поскольку оно вычитается в формуле, будет означать снижение дисперсии кригинга.

множитель Лагранжа: Множитель Лагранжа возрастает, если данные, окружающие блок имеют суб-оптимальную геометрию (кластерные, рассеянные или ведущие в результате к экстраполированной оценке). Неадекватная конфигурация данных приводит к повышению множителя Лагранжа, и, соответственно, к повышению дисперсии кригинга.

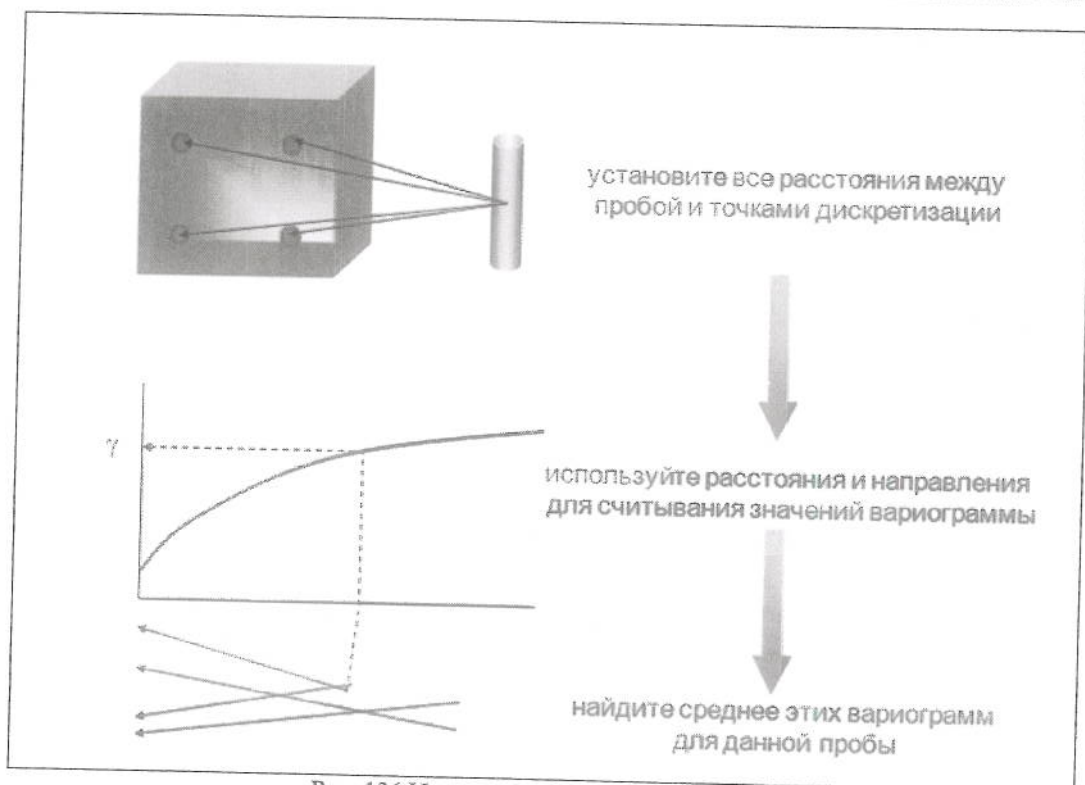


Рис. 136 Изменчивость от пробы до блока

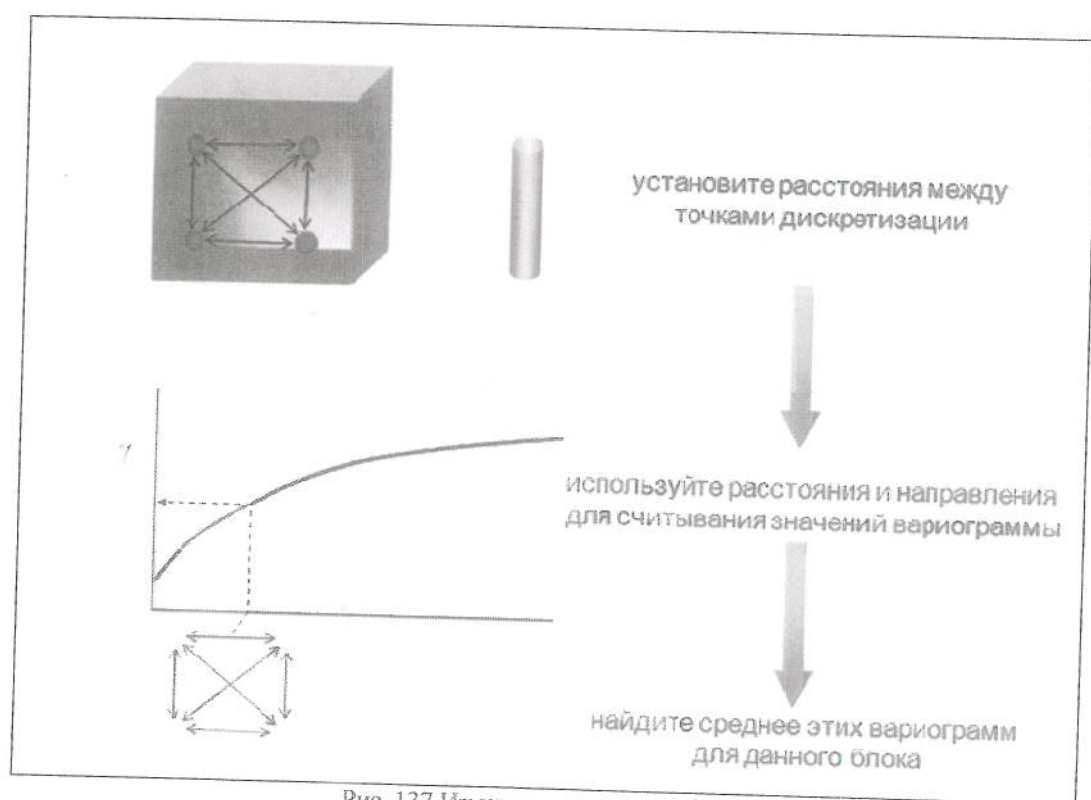


Рис. 137 Изменчивость внутри блока

Ни на одном из этапов значения опробования не включаются в дисперсию кригинга. Истинная изменчивость или неопределённость, окружающая оценку, будет зависеть от значений опробования, использованных в оценочных расчётах. Это значит, что два блока на Рис. 138, которые находятся в одном домене и, следовательно, используют одну и ту же вариограмму, в результате будут иметь идентичные дисперсии кригинга.

Условное моделирование является альтернативным вариантом создания некой меры изменчивости содержаний в локальном масштабе.

Дисперсия кригинга, тем не менее, представляет собой относительную меру достаточности данных, окружающих блок, которую полезно использовать для классификации запасов.

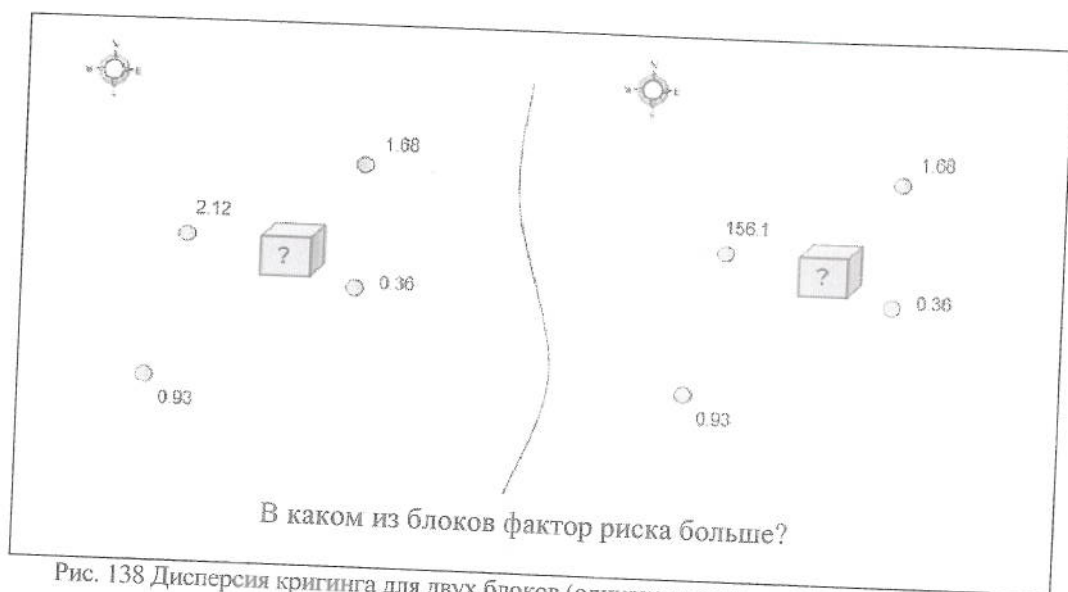
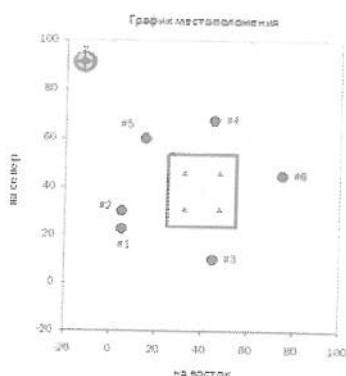


Рис. 138 Дисперсия кригинга для двух блоков (одинаковая геометрия опробования, но разные содержания)

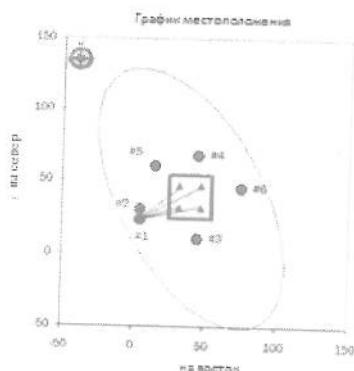
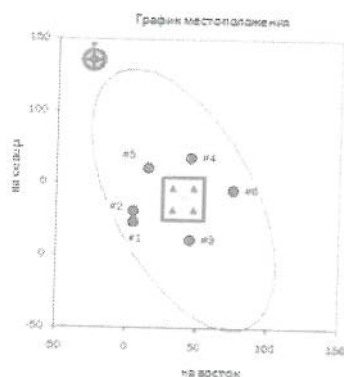
Пример кригинга в действии

Давайте рассмотрим пример ...



Шесть проб вокруг блока, который был дискретизирован 2 x 2 по направлениям X и Y соответственно.

Первым шагом в любой оценке является поиск ближайших точек опробования. Эти точки должны быть из того же домена и могут включать в себя примыкающие домены при сглаженных границах между ними. Обратите внимание, что эллипсоид поиска расположен в центре блока.

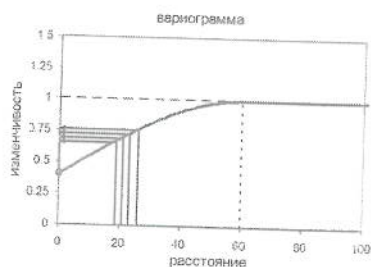


Затем, измеряется расстояние между каждой пробой и всеми точками дискретизации.

Эти расстояния используются для понимания соответствующих значений вариограмм (основанных на параметрах моделирования вариограммы).

Эти значения вариограммы сводятся к среднему, чтобы получить значение вариограммы «от пробы до точки» для каждой пробы. Это повторяется для каждой пробы внутри эллипсоида поиска.

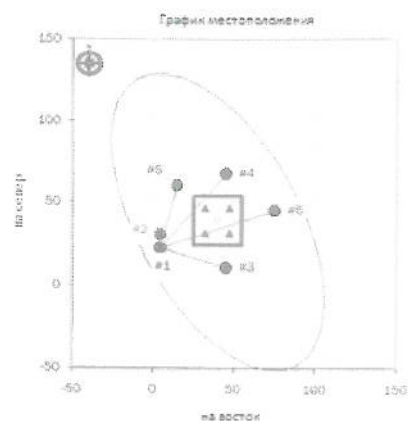
Расстояние между каждой пробой и каждой другой пробой также измеряется и используется для поиска ожидаемого значения вариограммы для каждой пары проб.



Эта информация помещается в систему кригинга, которая рассчитывает вес проб.

Эти веса применяются к содержаниям соответствующих проб для создания оценки методом обычного кригинга для данного блока.

Это процесс повторяется для каждого блока в домене. Для каждого домена могут использоваться специфический набор параметров.



Выбор кондиций (параметров) оценки

При выборе кондиций (параметров) оценки должен преобладать здравый смысл.

При выборе параметров следует принимать во внимание следующее:

- **Определение доменов** - На качество модели будет оказывать влияние то, как данные сгруппированы в домен. Граничные условия (резкие или сглаженные изменения в содержаниях на границе) являются направляющим показателем при определении того, как исходные данные будут использоваться для оценки.
- **Размер блока** - Размер блока имеет большое значение для селективности и степени корректировки «объём-дисперсия». Если блок слишком мал, может возникнуть ошибочное чувство селективности, закладываемое в модель. Примыкающие блоки склонны демонстрировать очень похожие содержания, что означает, что модель слишком сглажена, и заложенная в модель селективность, фактически предназначена для более объёмистого сценария отработки. Кригинговый анализ окрестностей (см. стр. 177) очень полезен для достижения уверенности в размере блока. Обычно, применяется промышленный стандарт, согласно которому блок должен быть не меньше половины сети бурения.
- **Дискретизация** – Обычно, более четырёх точек в любом из направлений вполне достаточно.
- **Эллипсоид поиска** - Анизотропия и направление эллипсоида поиска может основываться на вариографии. Уделите особое внимание протяжённости, которую вы ожидаете увидеть, и основанной на вашем понимании и интерпретации геологических условий. Зона влияния вариограммы является важным показателем для зоны поиска.
- **Минимальное и максимальное число ближайших проб** может влиять на степень сглаженности модели. Внимательно рассмотрите селективность, которую вы хотите отразить в модели – возможно, вы захотите ограничить максимальное число проб для зон высокой селективности. Помните, что вы строите МОДЕЛЬ содержаний, поэтому уделите достаточно времени точному определению ваших ожиданий в отношении отражаемых в модели исходных данных.
- **Количество проб на скважину** – некоторые комплексы позволяют вам контролировать количество проб на скважину. Это ограничение полезно для контролирования смазывания в перемежающихся полосах содержаний.

При выборе параметров, руководствуйтесь геометрией данных, относящихся к выдержанности содержания. Нарисуйте картинку блока с окружающими его пробами. Насколько далеко расположены ближайшие, скажем, 40 проб? Какое это имеет значение для критериев поиска?

Помните, цель заключается в построении трёхмерной модели вашей уверенности в том, как выглядит минерализация, на основе доступных вам фактов, исходных данных, информации и выводов, которые вы собрали на стадии анализа данных.

Несколько слов об отрицательных значениях веса

Отрицательный вес является продуктом процесса декластеризации во время кригинга. Когда пробы экранируются пробями, расположенными ближе к какому-то конкретному блоку, эти пробы фактически не добавляют никаких значений в оценку. Такое экранирование и вызванная ей прецедентность (отображённая в суммировании весов до единицы) может вызвать необходимость появления отрицательных значений веса. Отрицательные значения веса, обычно, незначительно малы, и не создают особых проблем. Иногда, однако, малые отрицательные веса соотносятся с относительно высокими содержаниями. Это очень отрицательно влияет на общее значение кригинга, что может привести к отрицательной оценке.

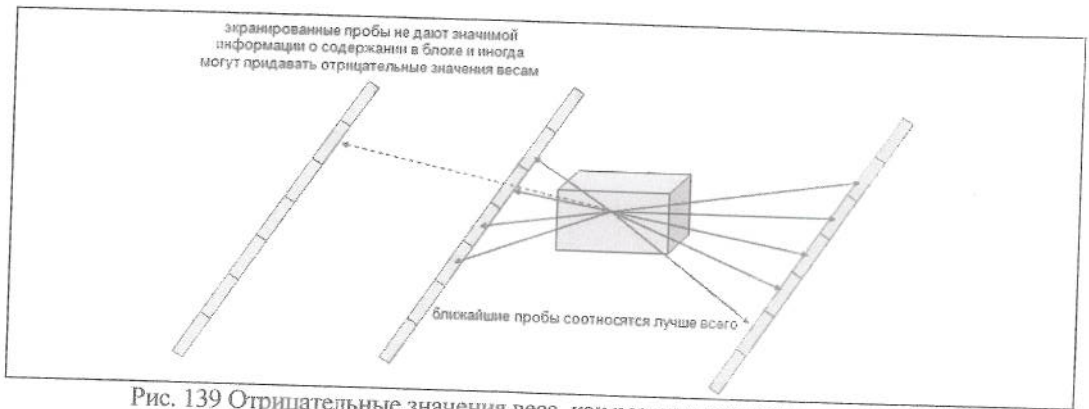


Рис. 139 Отрицательные значения веса, как результат экранирования проб

Ниже приводятся несколько практических, хотя и не обязательно верных с точки зрения теории, способов обращения с отрицательными весами:

1. Чаще всего, отрицательные веса сводятся к нулю, т.к. они обычно очень малы. Влияние этого заключается в том, что веса в сумме не сводятся к единице. Теоретически, это даёт результат с погрешностью. Я люблю прогонять модель, как без этой регулировки, так и с ней, чтобы затем сравнить оба подхода на диаграмме рассеивания между двумя полученными в результате моделирования блоками. Большинство оценок блоков должны находиться вдоль линии «один к одному», в то время как подверженные влиянию регулировки «сведения отрицательных значений веса к нулю» будут располагаться за пределами линии «один к одному». Степень отличия между ними является мерой влияния такой регулировки. В идеале, такому влиянию подвергаются всего несколько блоков, и содержание в этих блоках должно быть надёжно обосновано данными опробования в их окружении.
2. Альтернативой является повторный прогон оценки для подверженных такому влиянию блоков (т.е. блоков с отрицательной оценкой) с сокращённым числом проб (либо путём уменьшения числа проб на скважину, либо путём сокращения максимального числа проб).
3. Я предпочитаю регулировать эту ситуацию, игнорируя пробы с отрицательным весом. За счёт этого остальные пробы рассматриваются, как пробы в рамках поиска, их веса суммируются до единицы, и мы получаем свободную от погрешности оценку. Это может потребовать проведения повторного кригинга для всех блоков, где выявлены отрицательные содержания. Для успеха этого варианта у нас есть технологии и компьютерные мощности.
4. Если нечего не получается, мы можем вручную отрегулировать содержание до значения, которое, по мнению специалиста, проводящего оценку, присутствует в этом объёме. Правила составления отчётности базируются на принципах материальности, прозрачности и компетентности. Следуя их духу, содержания в блоках могут быть определены вручную и классифицированы соответствующим образом.

Индикаторный кригинг

Индикаторный кригинг полезен для пространственно совмещённых популяций (скажем, для пересекающихся структур с множественными стадиями минерализации). Индикаторный кригинг НИКОГДА не должен использоваться для нормальных геологических условий и нормально определённых доменов.

Анализ данных для проведения индикаторного кригинга

Поскольку распределения базовых данных смешаны между собой, стандартная статистика, используемая для описания этих данных, не будет представительной. Рассмотрим набор данных, созданный для двух различных распределений. Среднее арифметическое этих данных не отображает ни одну из популяций, в то время как центральная часть ничего не говорит об этих индивидуальных совокупностях.

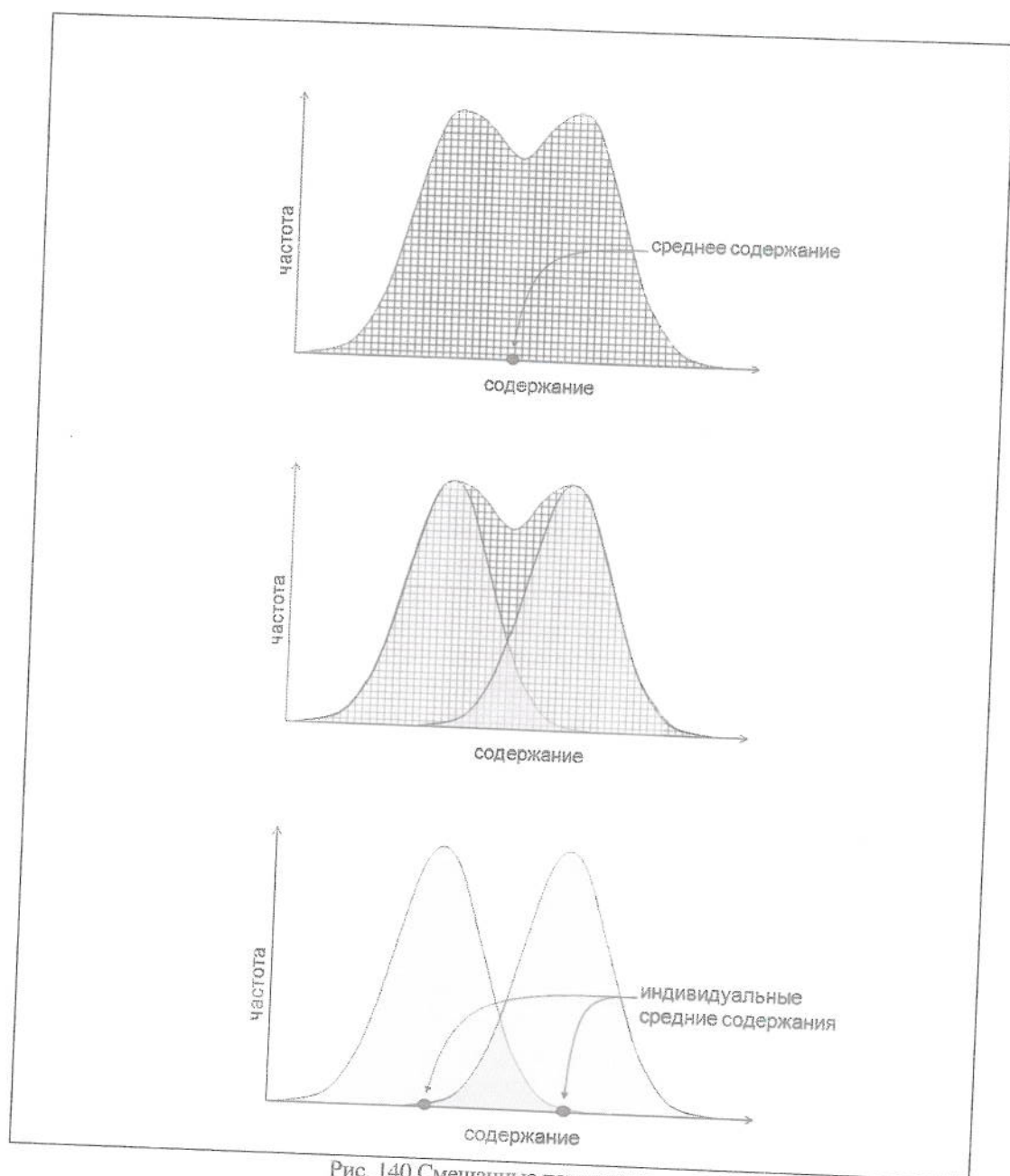


Рис. 140 Смешанные популяции

Если популяции не могут быть пространственно разделены (несмотря на предпринятые попытки определения соответствующих им доменов!), тогда, обычно, принимается индикатор, допускающий различное взвешивание проб в соответствии с наиболее типичными для их популяции характеристиками.

Анализ данных, необходимый для проведения индикаторного кригинга, включает в себя:

- адекватную демонстрацию пространственного совмещения популяций
- описание мод – каковы типичные содержания для каждой из смешанных популяций?
- описание изгибов – при каком содержании одна из популяций начинает доминировать?
- демонстрацию распространения более высоких содержаний относительно низких содержаний в трёхмерном виде
- децили (10 процентиля), основанные на градации содержаний опробования, или на содержании, соответствующем 10 процентилю прироста в металле
- процентиля изгибов
- дополнительные процентиля на конце высоких содержаний
- среднее и медиану содержаний между включёнными в отчёт процентиллями

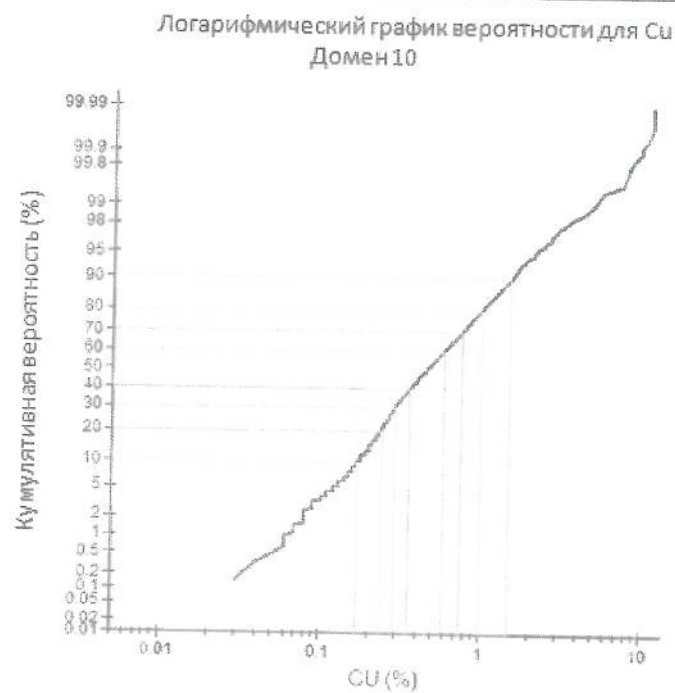
Индикаторная кодировка

Индикаторный метод требует создания набора бинарных кодов для каждой процентиля, включённой в отчёт об анализе данных (например на перегибе 10 процентиля). Эти процентиля называются индикаторами или порогами.

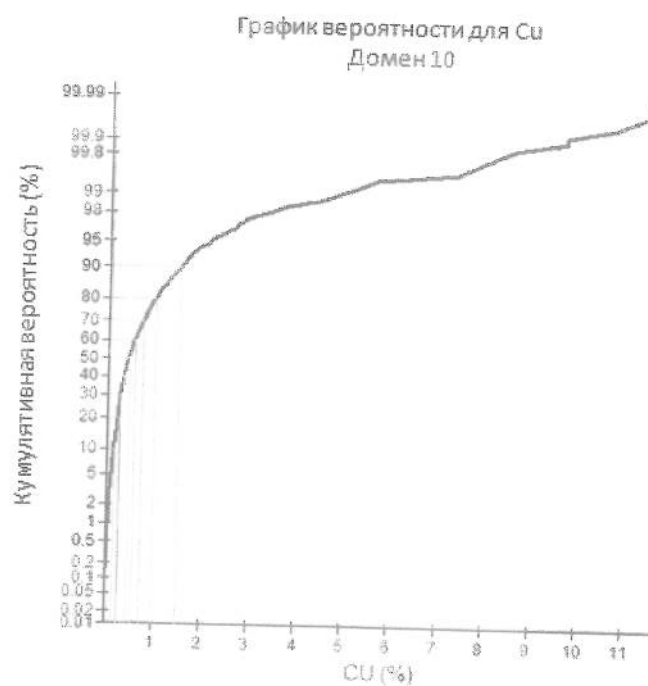
Применяется следующая функция кодировки:

- Если содержание в пробе ниже индикаторного содержания – ставится код «1».
- Если содержание в пробе выше или равно индикаторному содержанию – ставится код «0».

Все данные внутри домена кодируются в соответствии с серией порогов (иногда называемыми индикаторами или бортами). В идеале, диапазон порогов должен адекватно описывать распространение данных. На Рис. 142 выделены местоположения индикаторных порогов с использованием только девяти децилей содержания. Дополнительные индикаторы на 95^{ой} и 97,5^{ой} процентилях обеспечивают лучшее определение края высоких содержаний (Рис. 142).

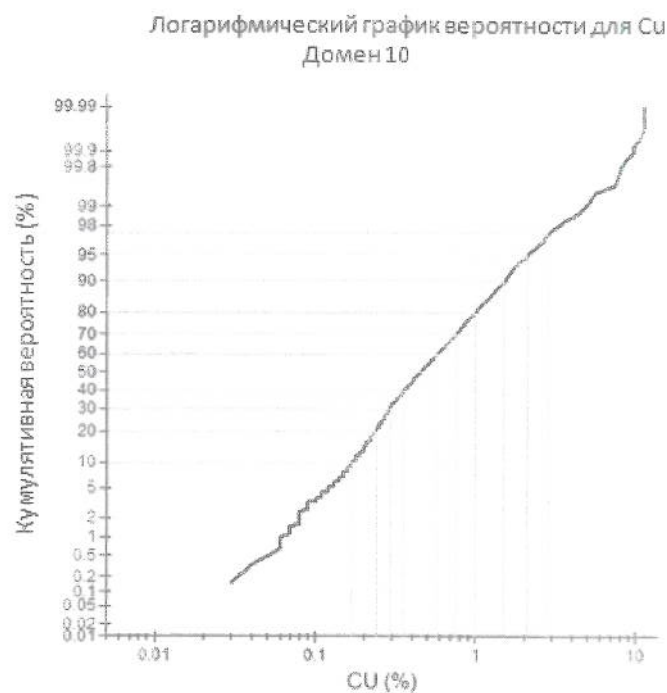


(а) только девять децилей (логарифмическая шкала)

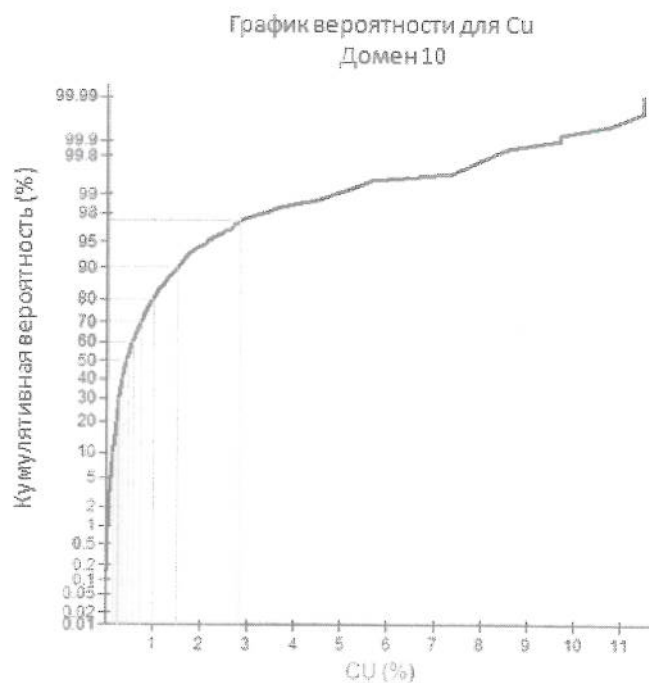


(б) только девять децилей (нормальная шкала)

Рис. 141 Расположение порогов индикаторов на графике вероятности – девять индикаторов



(а) дополнительные индикаторы (логарифмическая шкала)



(б) дополнительные индикаторы (нормальная шкала)

Рис. 142 Местоположение индикаторных порогов на графиках вероятности – дополнительные индикаторы

Для того, чтобы лучше понять индикаторный кригинг, давайте пройдем весь процесс шаг за шагом, используя простой набор данных с девятью пробами (Рис. 143), в котором нас интересует блок, расположенный в центре данных.

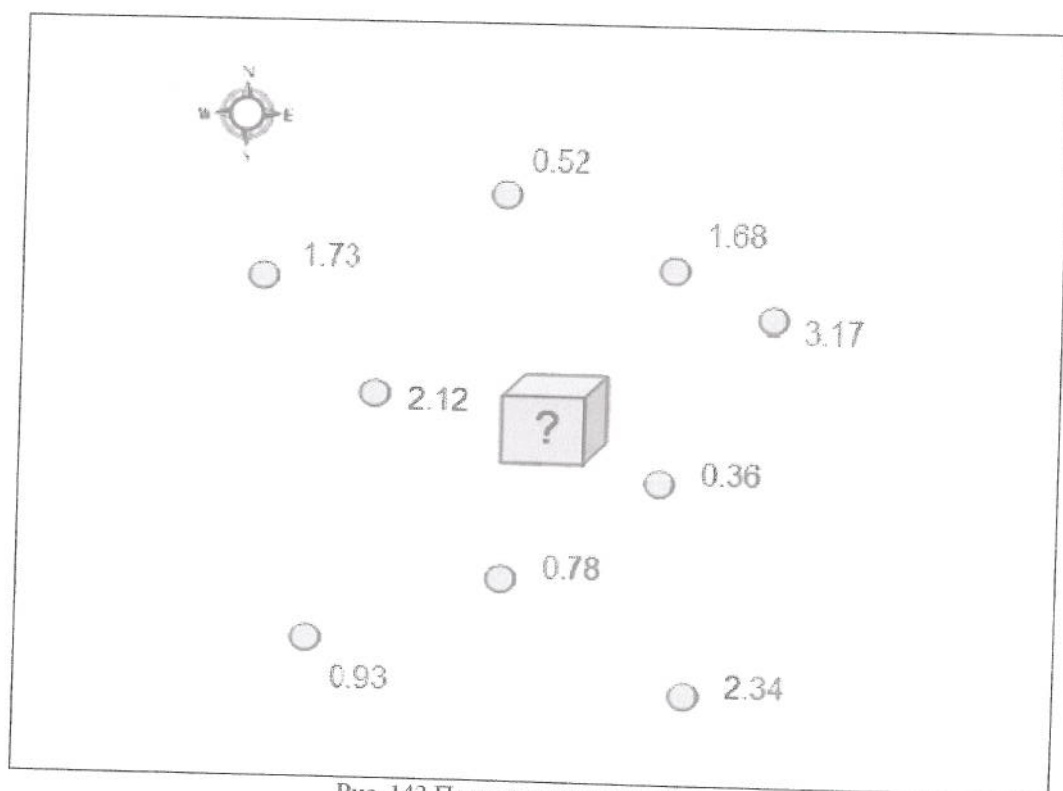
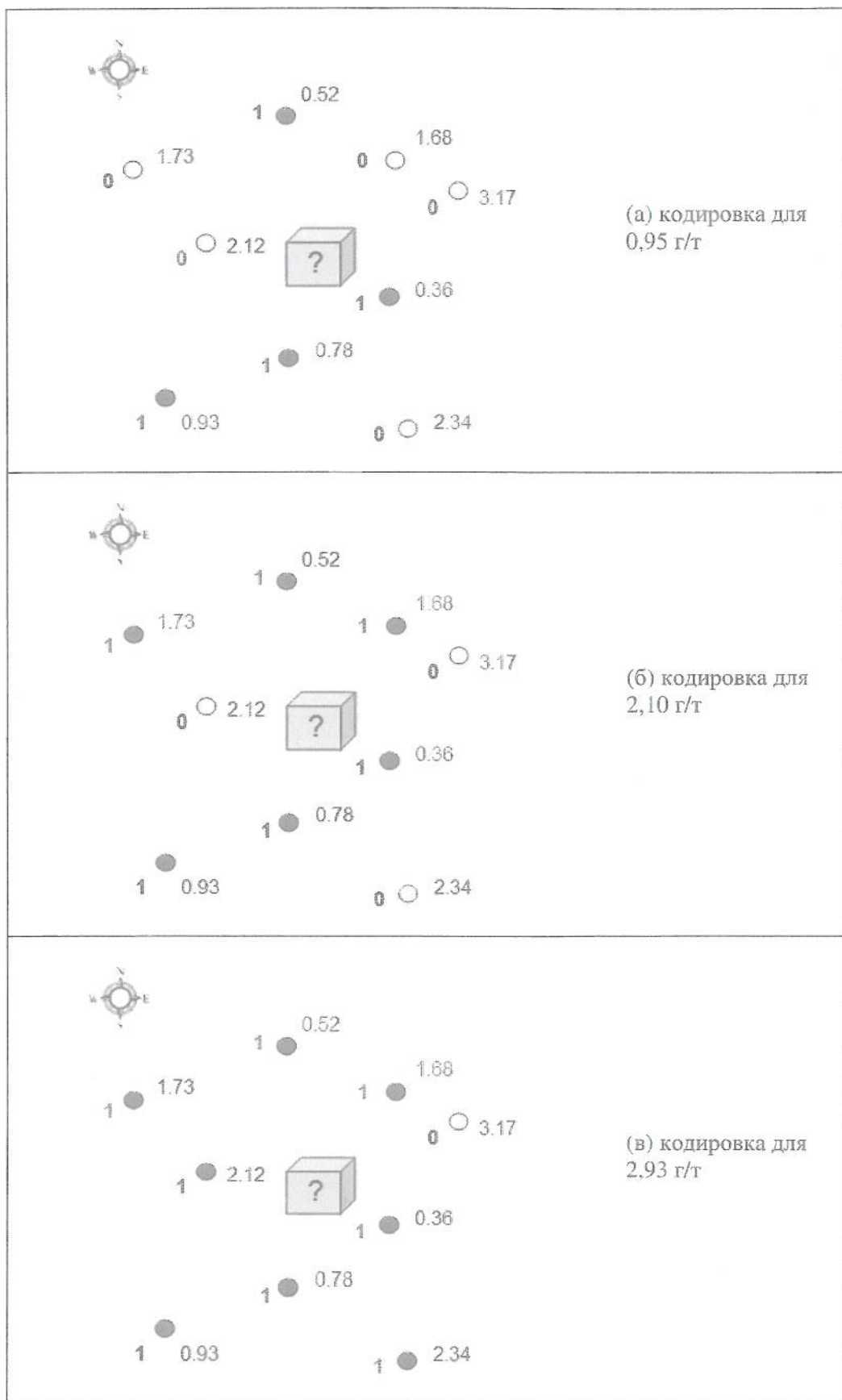


Рис. 143 Пример оценочного блока

Дадим кодировку данным для разных значений индикаторов¹³ (в целях иллюстрации мы будем рассматривать только три порога содержаний: 0,95 г/т, 2,10 г/т и 2,93 г/т (Рис. 144)).

¹³ На практике обычно используется число индикаторов между 9 и 12



Индикаторная вариография

Индикаторная вариография похожа на любой другой процесс, используемый при вариограммных исследованиях. Мы пользуемся теми же методиками и принципами, которыми мы пользуемся при традиционном вариограммном моделировании — единственная разница заключается в том, что вместо расчёта типичных различий между значениями содержания в пробах для разных интервалов удалённости, мы используем коды вместо содержаний. Это значит, что если есть 11 порогов, то в анализах вариографии будет 11 наборов индикаторов (по одному для каждого набора кодов на порог).

Важно отметить, что изменение параметров между индикаторами должно происходить постепенно. Это позволит избежать проблем порядка при проведении оценки. Если параметры беспорядочны, это может вызвать отрицательную дисперсию. Обычно, можно ожидать повышение эффекта самородка с ростом индикаторов, и уменьшение зон влияния с ростом индикаторов.

Продолжая рассматривать наш пример, давайте предположим, что кодировка данных, представленная на Рис. 145, соответствует моделям индикаторной вариографии для 0,95 г/т, 2,10 г/т и 2,94 г/т.

Индикаторная оценка

Индикаторная оценка представляет собой повторяющийся прогон кодированных данных через обычный кригинг: по одному прогону на каждый индикатор. Давайте вместе рассмотрим это на примере:

Вариограммы использовались для взвешивания кодов для каждого индикатора с использованием соответствующих индикаторных вариограмм (Рис. 146).

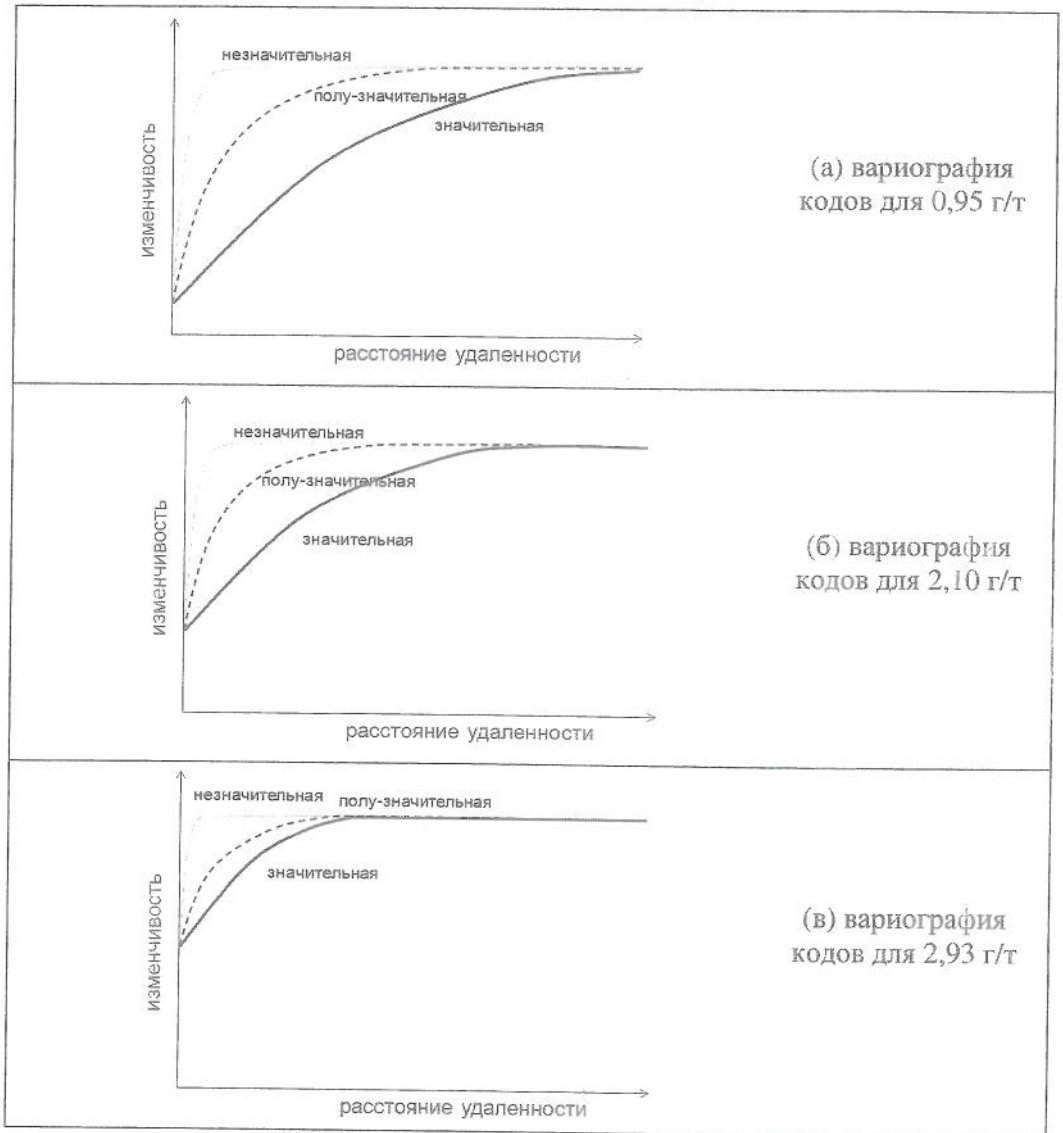


Рис. 145 Вариограммы для каждого из трёх индикаторов

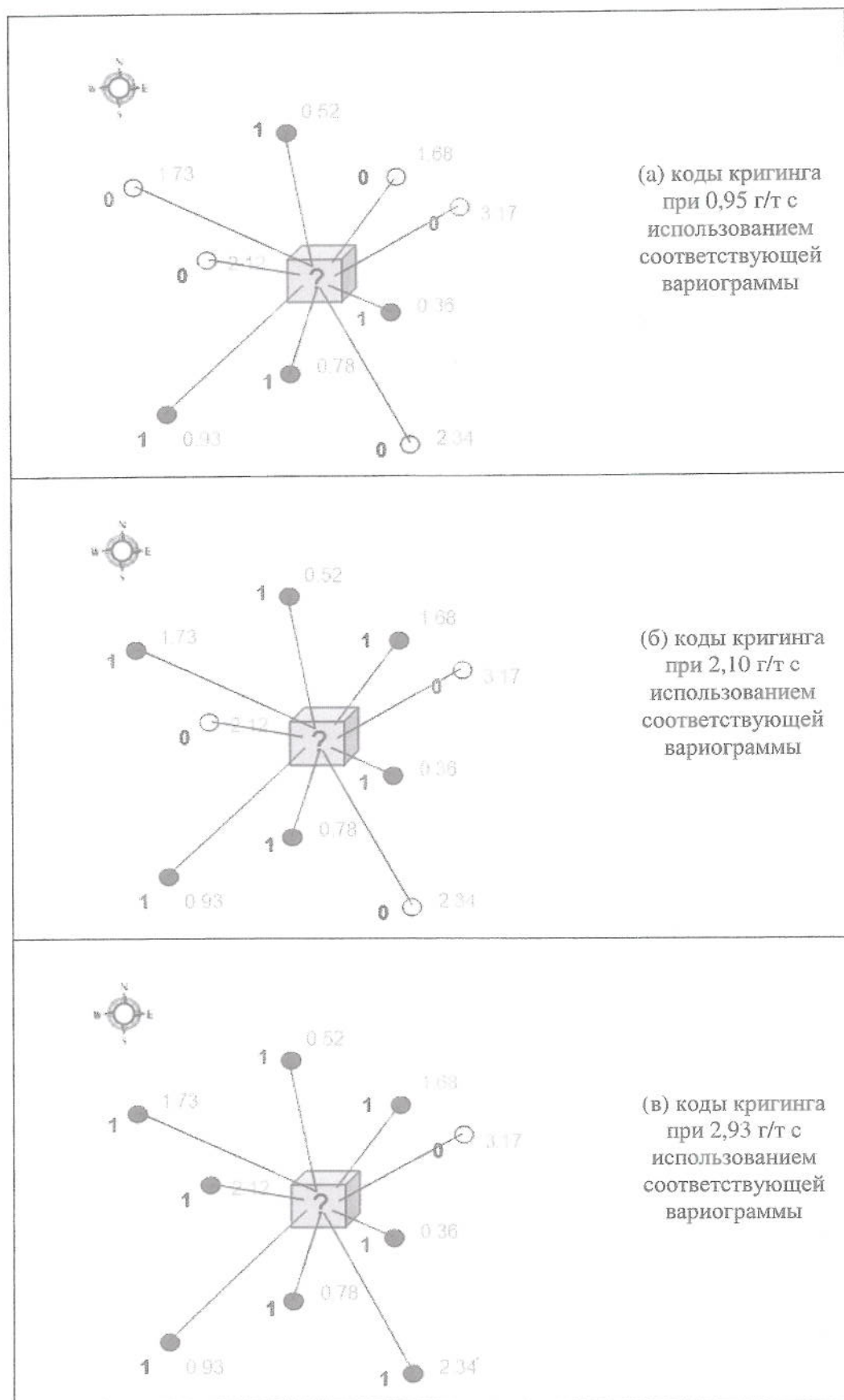


Рис. 146 Обычный кригинг для каждого из трёх индикаторов

Оценочные коды будут между нулём и единицей, и будут представлять собой вероятность того, что неизвестное нам содержание меньше индикаторного содержания. Заметьте, что пропорция кодов «1» возрастает с повышением индикатора, и поэтому грубое среднее кодов также возрастает с повышением индикатора. Прошедшие кригинг коды, по сути, те же средние значения, только код каждой пробы взвешен относительно соответствующей индикаторной вариограммы.

Давайте предположим, что оценки для каждого индикатора составляют:

- При индикаторе 0,95 оценочная вероятность составляет 0,275.
- При индикаторе 2,10 оценочная вероятность составляет 0,695.
- При индикаторе 2,93 оценочная вероятность составляет 0,925.

Это значит, что есть

- 27,5% вероятности того, что содержание меньше, чем 0,95,
- 69,5% вероятности того, что содержание меньше, чем 2,10, и
- 92,5% вероятности того, что содержание меньше, чем 2,93.

Конвертация этих данных в вероятность того, что нахождения неизвестного содержания между индикаторами, означает, что есть

- 27,5% вероятности того, что содержание меньше, чем 0,95,
- 42,0% вероятности того, что содержание больше или равно 0,95 и меньше, чем 2,10,
- 23,0% вероятности того, что содержание больше или равно 2,10 и меньше, чем 2,93, и
- 7,5% вероятности того, что содержание больше или равно 2,93.

Теперь, предположим, что нам из нашего анализа данных известно, что средние содержания для каждого интервала между индикаторами будут: 0,52; 1,76; 2,45 и 4,5 соответственно. Мы можем применить вероятности в каждом интервале к средним содержаниям для оценки общего ожидаемого содержания.

Проделав это, мы получим:

$$\begin{aligned}
 & 27,5\% \times 0,52 \\
 & + 42,0\% \times 1,76 \\
 & + 23,0\% \times 2,45 \\
 & + 7,5\% \times 4,5 \\
 & \boxed{= 1,783}
 \end{aligned}$$

Это будет содержание, полученное методом индикаторного кригинга.

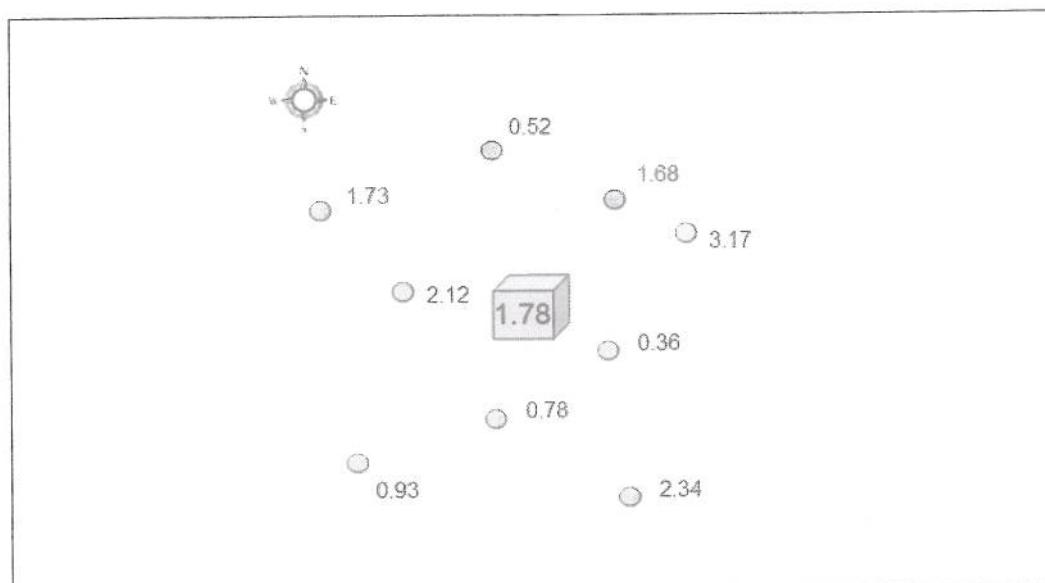


Рис. 147 Пример содержания, полученного методом индикаторного кригинга

Часто, среднее верхнего интервала смещается вследствие присутствия нескольких ураганных содержаний. Одним из путей корректировки является использования медианы, вместо среднего данных опробования внутри последнего интервала.

Соотношение порядка

Проблема соотношений порядка возникает, когда оценочные параметры круто изменяются при повышении индикаторов. Соотношение порядка возникают, когда вероятность оценки, которая находится ниже наивысшего индикатора, оказывается ниже вероятности, располагающейся ниже следующего за ним меньшего индикатора. Это в результате приводит к отрицательной вероятности (вероятность интервала = вероятности ниже, чем высший индикатор минус вероятность, находящаяся ниже нижестоящего индикатора). Это нонсенс. Большинство программ строят механизм сглаживания для корректировки проблемы соотношения порядка, и выдают отчёт о размерах и числе корректировок.

Лучше всего проблемы соотношения порядка минимизируются за счёт обеспечения постепенных изменений параметров индикаторных вариограмм с повышающимися индикаторами (Рис. 148 и Рис. 149).

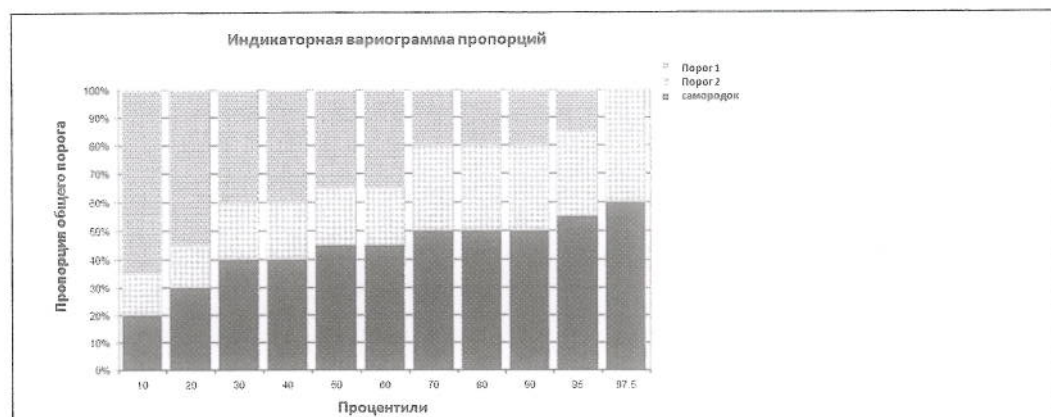




Рис. 148 Пропорции эффекта самородка и порога между индикаторами должны изменяться постепенно

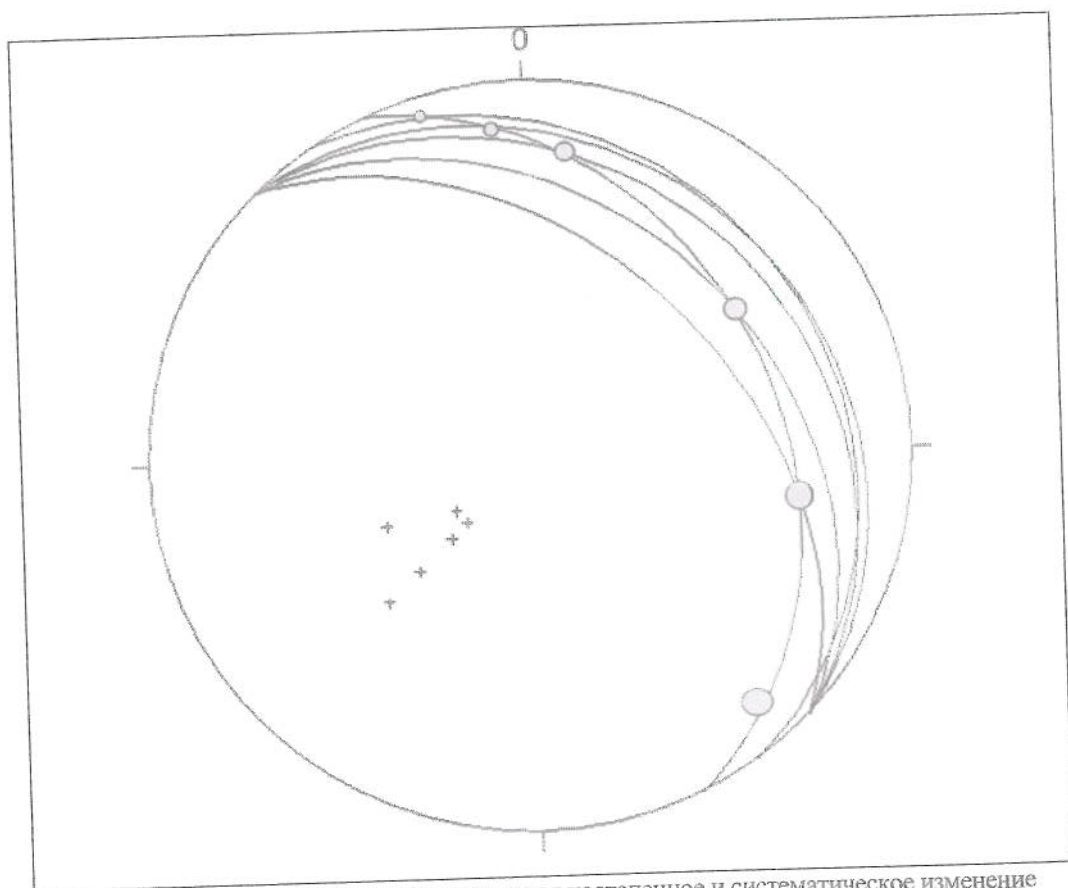


Рис. 149 Стереопроекция, иллюстрирующая постепенное и систематическое изменение направлений протяжённости

Выбор метода оценки

Простота. Я рекомендую использовать простейший метод, необходимый для вашего определённого домена набора данных. С каждым новым усложнением в методе приходит новый слой параметров, а с ним новый ряд предположений.

Обычный кригинг хорошо работает в большинстве ситуаций при хорошо проведённом определении доменов. Его преимущества перед методом обратных расстояний включают в себя построение процесса декластеризации и взвешивание проб в соответствии с наблюдаемой и смоделированной изменчивости, а не произвольно выбираемом показателе степени.

Индикаторный кригинг полезен для смешанных популяций. Однако, индикаторный кригинг не должен заменять разумно обоснованное определение домена.

Другие нелинейные методы полезны для поддержания хорошего контроля над соотношением «объём-дисперсия». Однако, применение этих методов ограничено использованием высоко специализированных компьютерных программ.

Виды организации содержаний

Существуют два типичных вида организации выдержанности содержаний:

Мозаичный и Диффузный

Мозаичная модель описывает разобшённую выдержанность содержаний – больше похожую на мозаичные плитки. В мозаичной модели высокие содержания могут существовать бок о бок с низкими содержаниями в кажущемся беспорядочном узоре (Рис. 150).

Если переход содержаний более постепенный, высокие и низкие содержания разделяются умеренными содержаниями, такая формация называется моделью диффузного типа (Рис. 150).

Смешение этих двух видов моделей происходит, когда высокие содержания имеют мозаичную формацию, а низкие содержание более диффузные. Такая формация называется индикаторной моделью остаточного типа.

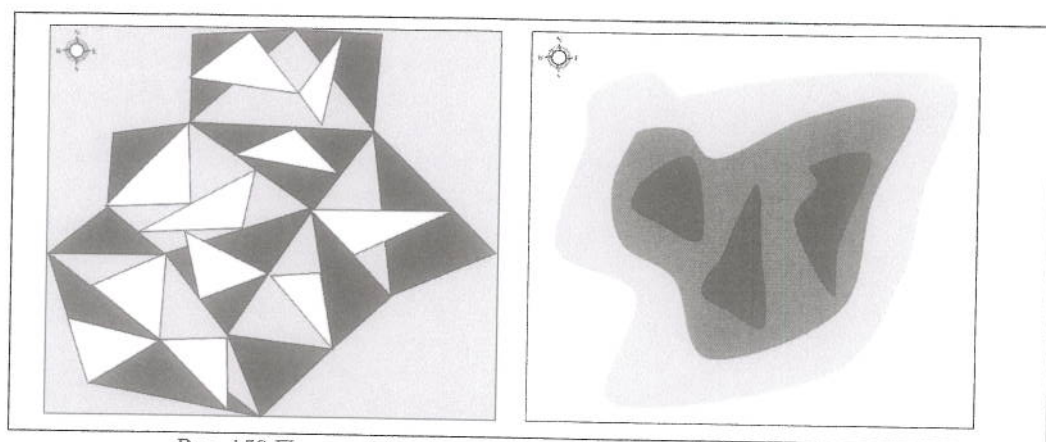


Рис. 150 Пример (а) мозаичной модели и (б) диффузной модели

Индикаторная оценка изначально предполагает модель мозаичного типа. Это предположение позволяет проводить независимый кригинг каждого индикатора. Как мы можем проверить это предположение? Одним из способов является измерение корреляции между индикаторами – если корреляция есть, тогда предположение о мозаичной модели неверно. Если корреляции нет – предположение верно.

Измерить корреляцию можно путём создания взаимно-индикаторной вариограммы между индикаторами. Стандартизация этой взаимно-индикаторной вариограммы относительно вариограммы нижних индикаторов отображает вероятность, которую пары проб имеют по любую сторону от индикатора, для каждого шага. При мозаичной модели эта вероятность будет близка к постоянной на протяжении всех шагов.

Диффузная модель существует, когда вероятность различия между парами возрастает постепенно с увеличением шага. Чем ниже вероятность для коротких шагов, тем скорее модель будет иметь диффузную форму. В этом случае предположение о мозаичной модели дискредитирует себя, и более подходящим является метод Гаусса.

Метод Гаусса дизъюнктивного кригинга часто рекомендуется к использованию. Это метод проведения кригинга через преобразование многочленов Эрмита. Концептуально, дизъюнктивный кригинг включает в себя кригинг факторов в виде многочленов Эрмита с обратным преобразованием для получения оценки содержаний по блокам. Для этого метода необходима жёсткая неизменность данных.

Моделирование плотности

Трёхмерная модель плотности позволяет нам оценить тоннаж минерализации в запасах. При наличии достаточной информации тоннаж может быть оценен в каждом блоке на основе плотности проб, так же, как оценивается содержание.

Часто ощущается дефицит данных о плотности и значения плотности приписываются блокам на основании их положения относительно геологических контактов (например, профилей эрозии).

В случаях, когда плотность является функцией выборочной переменной (скажем, сульфида или свинца), часто используют уравнение регрессии для оценки плотности в блоках на основании взаимосвязей между плотностью и более широкой выборочной переменной.

Каков бы ни был ваш подход к моделированию плотности, вы должны ясно и понятно описывать, как вы создавали модель плотности. Это особенно важно, если используются такие принципы отчётности, как JORC, SAMREC или NI43-101, в которых двумя из трёх руководящих принципов являются материальность и прозрачность.

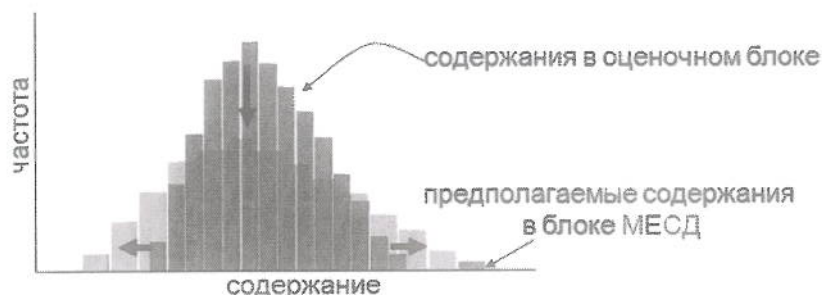
Процесс оптимизации

Меры оценки хорошего качества соответствия

Danie Krige (1996) предложил использовать статистику хорошего качества соответствия для оценки адекватности набора кондиций (параметров), используемых для оценки.

Центральным аргументом было беспокойство по поводу условной погрешности. Оценочные блоки имеют условную погрешность, если оценка повышенных содержаний занижается, а оценка низких содержаний завышается. Одна из экстремальных ситуаций возникает, когда оценочный блок слишком мал для достоверного представления содержаний в местах локализации низких малых блоков.

Здесь, мы сталкиваемся с распределением содержаний в блоке, но когда мы



сравниваем их с истинными содержаниями в блоке, хвостовые части гистограмм показывают, что оценки были слишком

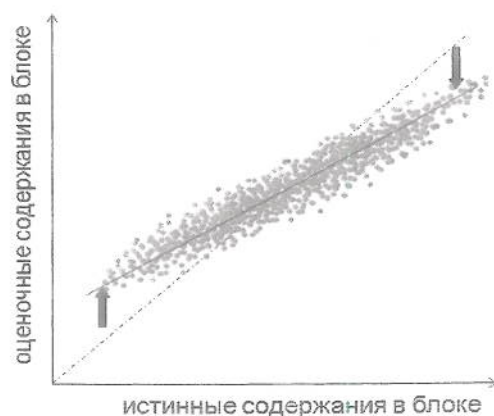
сглажены. Если мы сравниваем оценки с

истинными содержаниями на поблочной основе, мы видим хорошие взаимосвязи между оценочными и фактическими блоками высоких содержаний с оценочными и фактическими блоками низких содержаний.

Однако, везде присутствует устойчивая погрешность — оценочные высокие содержания всегда ниже фактических высоких содержаний, и наоборот, оценочные низкие содержания оказываются выше, чем в фактических блоках низких содержаний. Поэтому, вместо взаимосвязи 1:1, которая давала бы наклон линии регрессии «1» между оценочными и фактическими данными, мы имеем условную погрешность, при которой высокие содержания имеют тенденцию выглядеть положе, чем они должны быть. Регрессия между оценкой и фактом даёт линию наклона меньше единицы. Чем ниже линия наклона, тем более пологой является хвостовая часть распределения содержаний в оценочных блоках.

Хорошее качество соответствия статистики, используемой для аппроксимации феномена, описанного выше, выражается:

- эффективностью кригинга, и
- линией регрессии.



Эффективность кригинга оценивает процентное совпадение, которое мы ожидаем увидеть между гистограммой содержаний в оценочном блоке и гистограммой истинных содержаний в блоке. Когда кригинг имеет эффективность 100%, мы надеемся увидеть полное соответствие между оценочным и истинным распределением содержаний. Как только данные становятся более разбросанными, кластерными или когда блоки более экстраполированы, нежели интерполированы, эффективность кригинга падает. Иногда, эффективность кригинга может быть даже отрицательной, что говорит о плохо проведенной оценке.

Линия регрессии оценивает уравнение линии регрессии между оценочными и истинными содержаниями в блоке. Когда линия регрессии равна «1», оценочные высокие и низкие содержания в точности совпадают с соответствующими истинными высокими и низкими содержаниями.

Эффективность кригинга (ЭФ) и линия регрессии (ЛР) оцениваются следующим образом:

$$\text{ЭК\%} = \frac{\text{дисперсия в блоке} - \text{дисперсия кригинга}}{\text{дисперсия в блоке}}$$

где дисперсия в блоке есть общий порог минус дисперсия, содержащаяся в блоке.

$$\text{ЛР} = \frac{\text{дисперсия в блоке} - \text{дисперсия кригинга} + |\mu|}{\text{дисперсия в блоке} - \text{дисперсия кригинга} + 2|\mu|}$$

Обратите внимание, что когда оценочный блок имеет хорошее покрытие сеткой опробования, то значения дисперсии кригинга и μ малы. Экстремальной является нулевая дисперсия кригинга. В этом случае, эффективность кригинга становится 100% и, когда μ ничтожно мал, линия регрессии становится равной единице, а значит оценка проведена отлично.

Оптимизация размера блока

Статистика эффективности кригинга и линии регрессии даёт нам полезные сведения для оценки достоверности блока и условной погрешности ещё до начала оценки. Наши ожидания сводятся к тому, что оценка при таком размере блока, который даёт максимальные статистические значения эффективности кригинга (ЭК) и линии регрессии (ЛР), будут наиболее достоверными. В процессе, описанном ниже, целью является проверка диапазона параметров с последующим выбором параметров, которые дают максимальные статистические значения ЭК и ЛР.

Рассмотрим следующий процесс оптимизации размера блока:

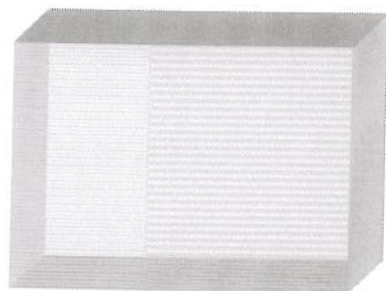
Решите, какой размер блока вы считаете наиболее приемлемым для модели.

На этой стадии вам необходимо иметь вариограммную модель и данные опробования (это могут быть реальные данные или псевдо данные для запланированных интервалов бурения).

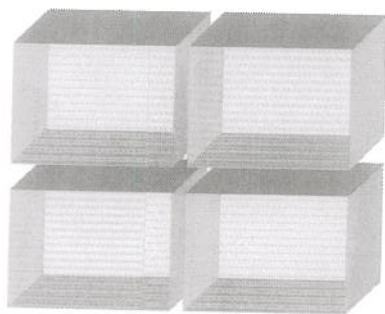
Закрепите следующие оценочные параметры для экстремально высоких значений:

- Дискретизация¹⁴ (скажем, до $8 \times 8 \times 8$),
- Зоны поиска (например, в три раза больше зоны влияния на вариограмме), и
- Максимальное число проб (скажем, 150).

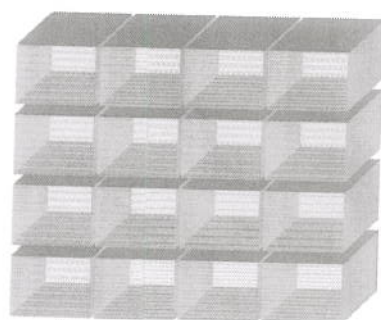
Определите тестируемый объём (скажем, $100\text{м} \times 100\text{м} \times 100\text{м}$), и установите одну блочную модель для каждого блока, который вы хотите протестировать. Рассчитайте ЭК и ЛР для всех блоков в каждой тестируемой модели блока.



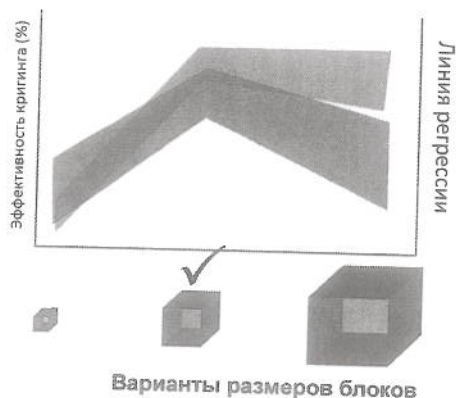
Размер тест-блока 1



Размер тест-блока 2



Размер тест-блока 3



¹⁴ Я предпочитаю оптимизировать дискретизацию блока после оптимизации параметров поиска.

Постройте кривую диапазона значений ЭК и ЛР относительно размера блока, и выберите размер блока, при котором значения ЭК и ЛР становятся максимальными.

Оптимизация параметров поиска

Двумя параметрами поиска, используемыми для отбора проб до начала оценки, являются эллипсоид поиска (определяемый зоной поиска и ротацией) и максимальное число проб в зоне поиска, оставляемых для оценки.

Рассмотрим процесс оптимизации параметров поиска:

Эллипсоид поиска

Решите, какой эллипсоид является приемлемым для проведения оценки.

На этой стадии вам необходимо иметь вариограммную модель и данные опробования (это могут быть реальные данные или псевдо данные для запланированных интервалов бурения), а также размер блока.

Закрепите следующие оценочные параметры для экстремально высоких значений:

- Дискретизация (скажем до $8 \times 8 \times 8$), и
- Максимальное число проб (скажем, 150).



Определите тестируемый объем (скажем, $100\text{м} \times 100\text{м} \times 100\text{м}$), и установите одну блочную модель для каждого эллипсоида поиска, который вы хотите протестировать.

Рассчитайте ЭК и ЛР для всех блоков в каждой тестируемой модели.

Постройте кривую диапазона значений ЭК и ЛР относительно эллипсоида поиска, и выберите эллипсоид поиска, при котором значения ЭК и ЛР становятся максимальными.



Максимальное число проб на блок

Далее, решите, какое максимальное количество проб необходимо, чтобы произвести разумно достоверную оценку.

Примерные варианты
максимального количества проб ...
15. 25. 30. 35. 40. 50. 60

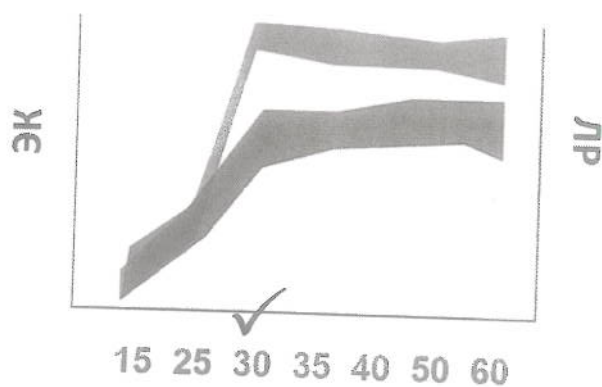
Используя вариограмму, данные опробования и размер блока, определённый выше, а также определённый выше эллипсоид поиска, установите дискретизацию для экстремально высоких значений (скажем, до $8 \times 8 \times 8$).

На основе того же тестируемого объёма (скажем, $100\text{м} \times 100\text{м} \times 100\text{м}$), и установите одну блочную модель для каждого числа проб, который вы хотите протестировать.

Рассчитайте ЭК и ЛР для всех блоков в каждой тестируемой модели.

Постройте кривую диапазона значений ЭК и ЛР относительно числа проб, и выберите такое количество проб, при котором значения ЭК и ЛР становятся максимальными. Здесь, я предпочитаю выбирать самое низкое максимальное количество проб, которое, тем не менее, обеспечивает разумные значения ЭК и ЛР. Это позволяет оценке оперативно реагировать на локальные изменения — слишком большое количество проб может сгладить локальные закономерности.

Выбор максимальных значений ЭК и ЛР

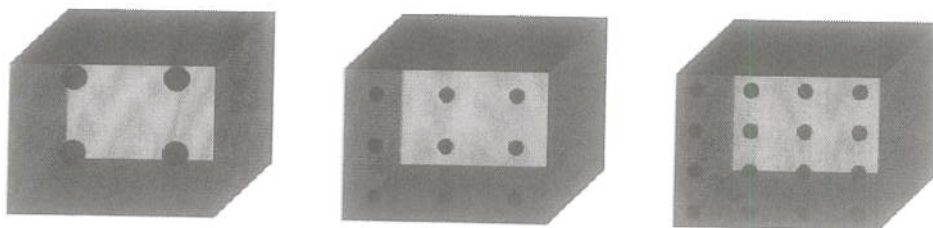


Варианты максимального числа проб

Дискретизация

Наконец, оптимизируйте дискретизацию, используя тот же принцип, что и выше.

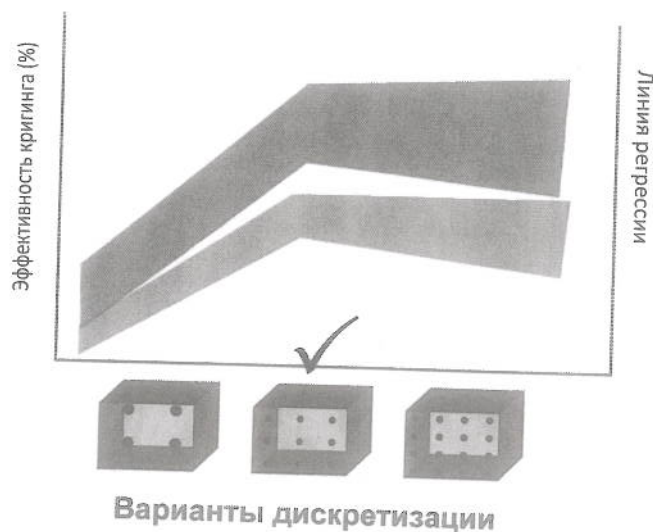
Решите, сколько серий вариантов дискретизации следует проверить.



Установите все другие параметры в соответствии с критериями выбора (как они были выбраны выше). Определите тестируемый объем (скажем, 100м x 100м x 100м), и выберите одну блочную модель, которая будет использоваться для каждого варианта дискретизации, которые вы хотите протестировать.

Рассчитайте ЭК и ЛР для всех блоков в каждой тестируемой модели.

Постройте кривую диапазона значений ЭК и ЛР относительно сценариев дискретизации, и выберите такой сценарий дискретизации, при котором значения ЭК и ЛР становятся максимальными.



Переход к практике

Необходимо достичь гармонии между описанным выше процессом оптимизации и реальностью. Первым практическим аспектом, требующим внимания, является определение объёма. Описанный выше процесс оптимизации проводится в пределах тестируемого объёма.

Если, например, рудное тело залегает в очень стеснённых условиях, тогда теоретически оптимальный размер блока может не уместиться в каркасе. И хотя разбиение его на ячейки даёт хороший результат соблюдения объёма, оценка, всё-таки, проводится на «материнском» блоке. Это может в результате привести к тому, что оценка будет основываться на экстраполяциях внутри материнского блока, но за пределами каркаса. Одним из способов проверить это является построение кривой эффективности кригинга и линии регрессии в ходе процесса утверждения модели. Если полученные статистические результаты разумно обоснованны, то этот вопрос не имеет большого значения.

Другим заслуживающим внимания вопросом являются границы добычи. В идеале, блоковые объёмы должны воспроизводить минимальные выемочные объёмы. Этого не всегда возможно добиться, особенно если исходные данные слишком разбросаны. Тем не менее, присутствие здравого смысла при выборе размеров может оказать помощь на стадии планирования горных работ (например, установление высоты блока эквивалентной высоте уступа).

Опираясь на собственный опыт, я считаю, что современные способы оптимизации параметров поиска играют очень ограниченную роль для истинной оптимизации параметров. До тех пор, пока мы полагаемся только на напряжённую работу компьютера для расчёта эффективности кригинга и линии регрессии для всего диапазона одного из параметров, а затем проделываем то же самое для всего диапазона каждого другого отдельно взятого параметра, наше тестирование сводится к поиску лучшего из ограниченного выбора. При истинной оптимизации мы тестируем весь целиком набор оптимальных параметров. И всё же, я уверена, что различные формы процессов тестирования эффективности кригинга и линии регрессии, используемые в настоящее время в горной промышленности, дают нам только общее представление о ситуации до полного понимания воздействия каждого отдельно взятого параметра.

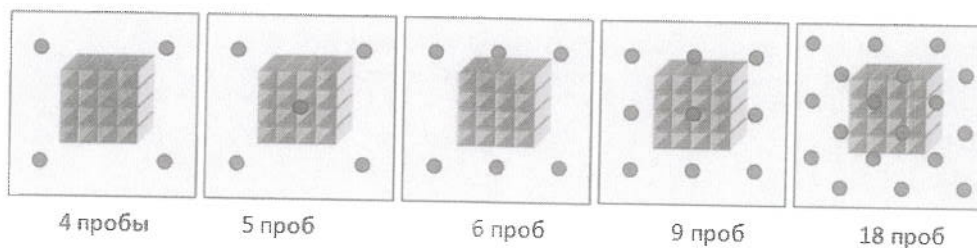
Эффективность кригинга и линия регрессии имеют большее значение при тестировании и выборе сетки бурения и её плотности (см. стр. 182).

Оптимизация плотности сетки бурения

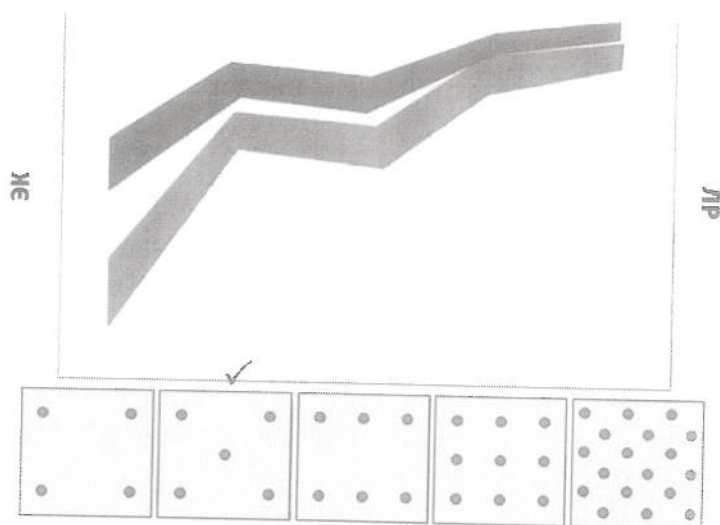
Эффективность кригинга и линия регрессии могут использоваться для оптимизации плотности и/или сетки бурения. Мы опять можем применять тот же принцип, который описан для оптимизации параметров оценки.

Скажем, у вас есть уже кое-какие соображения в отношении селективности (т.е. размер блока). Другие необходимые вам параметры включают в себя вариограммную модель и набор параметров поиска.

Установим несколько тестируемых сеток бурения. Они могут иметь разную направленность, плотность скважин и частоту опробования (обратите внимание: здесь нет необходимости в установлении содержания). Ниже приведены пять тестируемых сеток.



Теперь, проведём оценку эффективности кригинга и линии регрессии для каждого из сценариев. Поскольку наши сценарии опираются на различное число проб, и каждая проба имеет примерно одинаковые затраты на единицу, статистические значения ЭК и ЛР могут быть нанесены на график относительно числа проб для получения информации о затратах/экономии. В идеале, мы хотим получить минимальное число проб, тем не менее, обеспечивающее хорошие статистические значения ЭК и ЛР.



Варианты конфигурации сети опробования

Условное моделирование

Условное моделирование представляет собой процесс описания неопределённости содержания внутри геологического контекста.

Условное моделирование используется для оценки рисков, связанных с принятием таких решений по добыче, как:

- Оконтуривание руды/пустой породы в пределах контроля содержания
- Влияние изменения высоты уступа на содержание, тоннаж руды и металла (и связанных с этим последствий)
- Риски, связанные с оптимизацией и проектированием карьера
- Изменчивость/неопределённость оценочных содержаний и количества металла при проектировании забоев
- Классификация количественных рисков

Процесс создания условных моделей тесно связан с оценкой запасов или процессом контроля содержания. Создание условных моделей требует такого же объёма ОККК и геологической информации, как и оценка запасов.

Стадии подготовки исходных данных и их интерпретации, которые предшествуют процессу создания условных моделей, идентичны тем же стадиям оценки запасов. Они включают в себя:

- ОККК
- Анализ и интерпретация геологической информации
- Создание доменов и каркасов
- Анализ исходных данных
- Вариография
- Выбор параметров (включая выбор метода)

Сохраняются, но, всё же, приобретают большую важность, чем при оценке запасов, те же предположения о неизменности данных.

Результатом условного моделирования является серия равновероятных моделей (скажем, 50), которые могут быть использованы для тестирования последствий принимаемых решений. Вместо отображения сглаженных оценок содержаний, какое наблюдается в моделях оценки запасов и контроля содержаний, условное моделирование отображает изменчивость или текстуру содержаний в той же манере, как это делается при вариограммном моделировании. Являясь улучшенным отображением изменчивости примыкающих содержаний, условное моделирование предоставляет возможность испытывать влияние различных решений на одной и той же модели. Также появляется возможность измерить диапазон влияния изменчивости содержания на одно из принятых решений на базе нескольких равновероятных моделей.

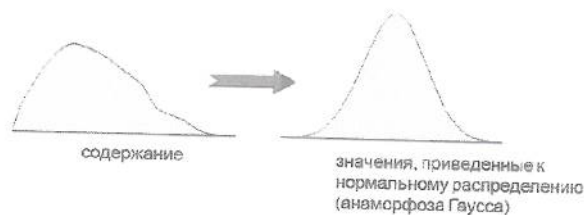
Здесь, мы опишем два наиболее популярных метода условного моделирования для одной переменной:

- Последовательное моделирование Гаусса (ПМГ), и
- Последовательное моделирование индикатора (ПМИ).

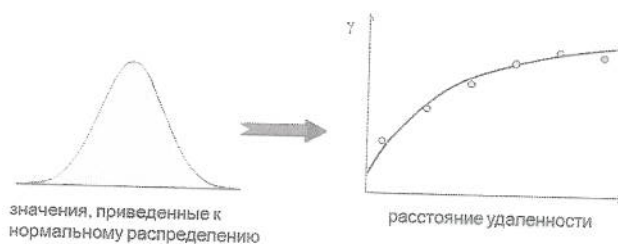
Последовательное моделирование Гаусса

Давайте, рассмотрим приведённый ниже пример для того, чтобы понять механизм последовательного моделирования Гаусса. Обратите внимание на то, что этот процесс применяется в едином домене, несмотря на то, что пробы могут отбираться вкост границ домена.

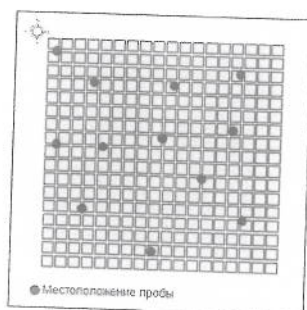
Шаг 1: Преобразуем исходные данные к нормальному распределению (анаморфоза Гаусса – см. 127)



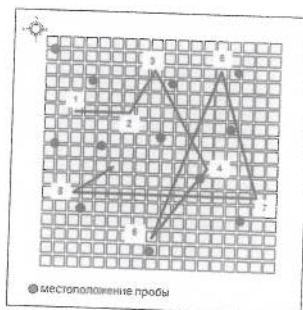
Шаг 2: Моделируем вариограмму аноморфозы Гаусса



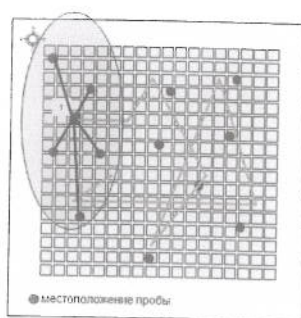
Шаг 3: Создаём сетку очень малых узловых точек



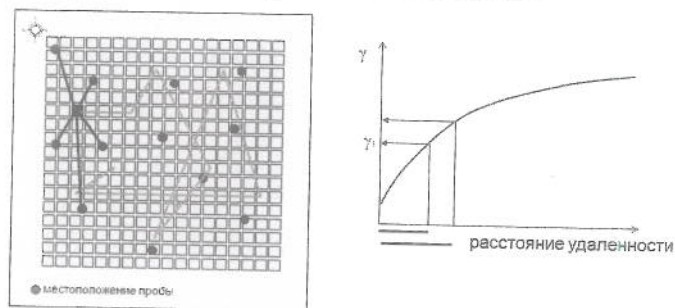
Шаг 4: Создаём случайные траектории однократного посещения каждой точки



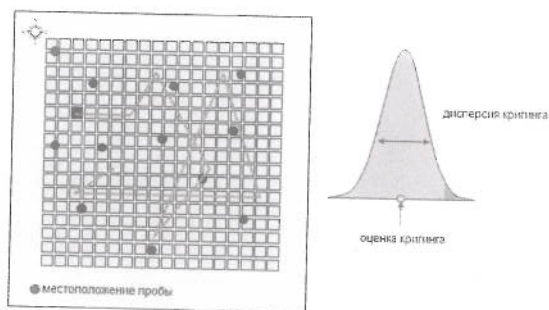
Шаг 5: Идём в первую узловую точку и ищем ближайшие пробы



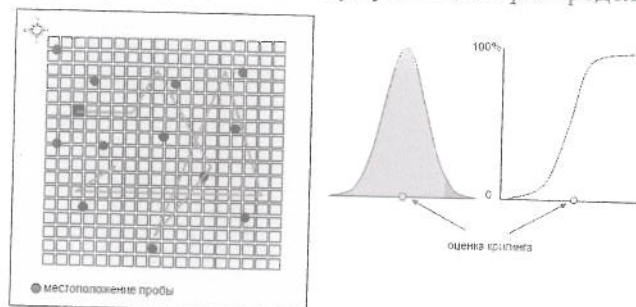
Шаг 6: Проводим кригинг, используя ближайшие пробы



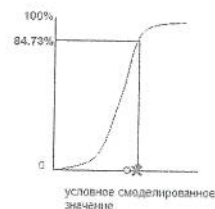
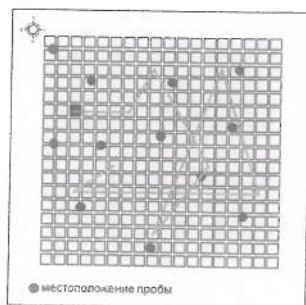
Шаг 7: Используем оценку и дисперсию кригинга для определения нормального распределения



Шаг 8: Конвертируем распределение в кумулятивное распределение

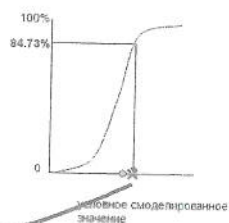
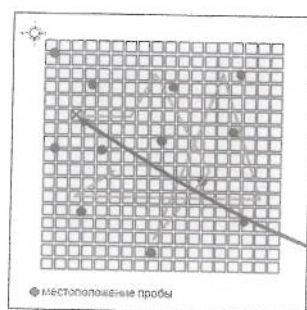


Шаг 9: Используем метод Монте Карло для случайного опробования кумулятивного распределения

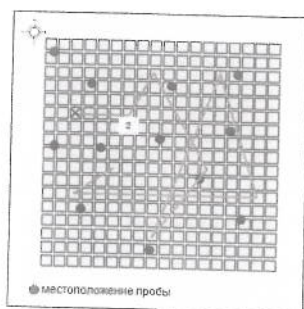


Внимание: при наличии большого числа соседних проб, кумулятивное распределение будет крутым, а диапазон вероятных смоделированных значений очень мал. Тем не менее, в областях с меньшей определённой распределение тоже будет менее определённым, более плоским и в результате давать более широкий диапазон вероятных значений.

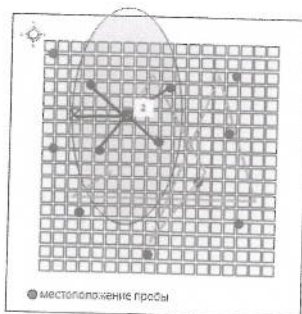
Шаг 10: Поместим условно смоделированное значение в узловую точку 1



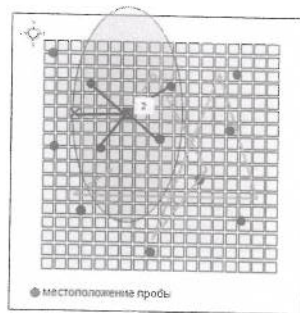
Шаг 11: Переходим к узловой точке 2



Шаг 12: Повторяем поиск по пробам и по ранее смоделированным узловым точкам



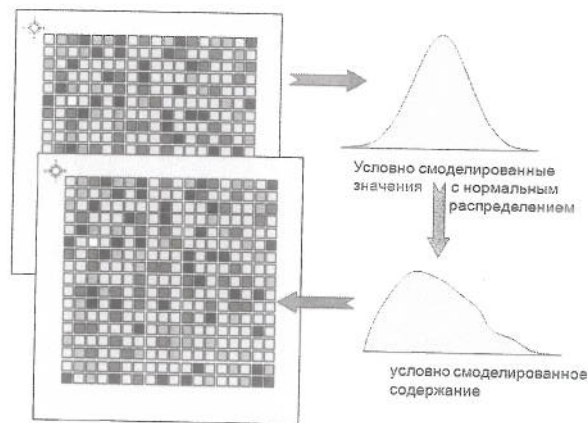
Шаг 13: Повторяем оценку и метод опробования Монте Карло для получения смоделированного значения для узловой точки 2



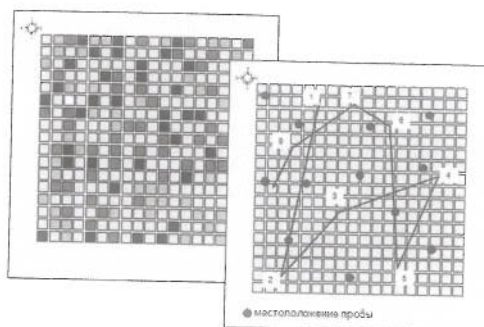
Шаг 14: Повторяем процесс для всех узловых точек на траектории



Шаг 15: Преобразуем смоделированные значения обратно к исходному распределению содержаний



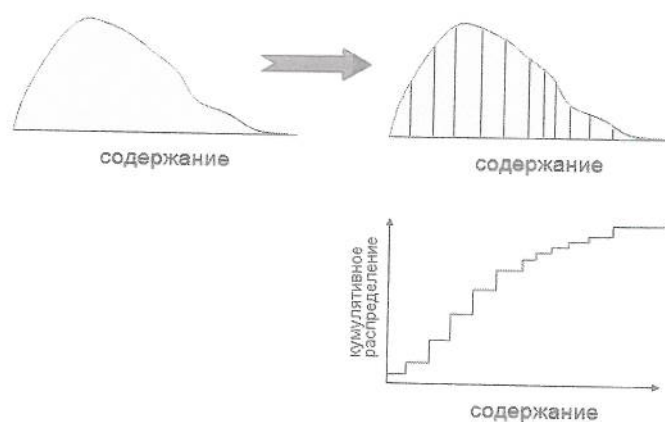
Шаг 16: Повторяем условное моделирование для новой случайной траектории



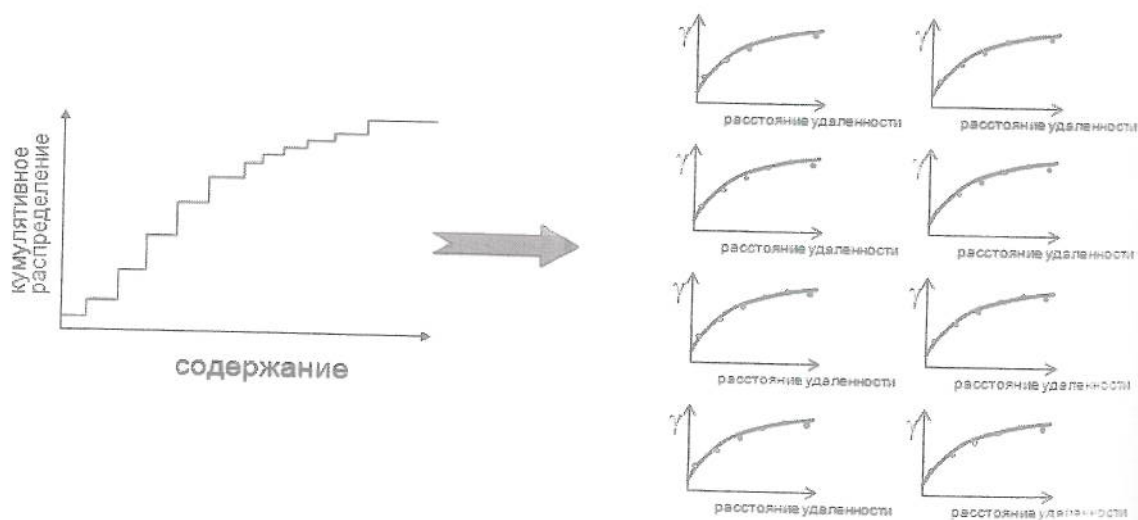
Последовательное моделирование индикатора

Процесс последовательного моделирования индикатора повторяет шаги процесса создания Гауссовой модели, за исключением следующих шагов ...

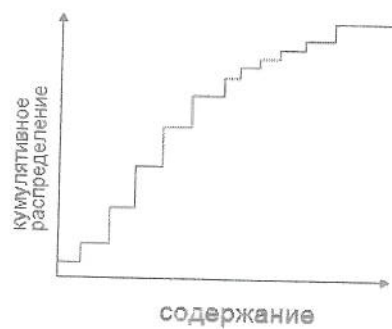
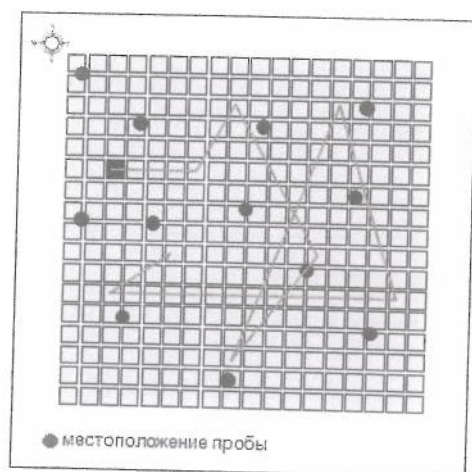
Шаг 1: Преобразуем вводные данные, используя индикаторы



Шаг 2: Моделируем индикаторные вариограммы



Шаги 7 и 8: Используем кригинг индикаторов для определения кумулятивного распределения



Шаг 15: Нет необходимости проводить обратное преобразование, поскольку условное моделирование проводится непосредственно по распределению.

Многомерное моделирование

Многомерное пошаговое моделирование представляет собой тонкий процесс построения взаимосвязанных условных моделей. Эта методика работает на основе преобразования взаимосвязанных данных в невязанные (с сохранением этого преобразования), с последующим независимым моделированием преобразованных переменных до обратного введения корреляций.

Поэтапное преобразование

Методика создания взаимосвязанных условных моделей включает в себя пошаговое преобразование (Leuangthong and Deutsch, 2003).

Ниже приводятся шаги создания взаимосвязанных условных моделей:

1. Выбрать последовательность элементов, подлежащих преобразованию
2. Для каждого домена:
 - а. проверить достоверность корреляции
 - б. провести пошаговое преобразование многомерных данных
 - в. проверить достоверность преобразования
3. Создать несколько (скажем, 50) условных моделей для каждой преобразованной переменной
4. Проверить достоверность условного моделирования преобразованных данных
5. Провести обратное пошаговое преобразование
6. Проверить достоверность взаимосвязанного условного моделирования относительно исходных данных.
7. Провести условное моделирование по блокам в соответствии с требованиями селективности

Этот процесс полностью зависит от пошагового преобразования.

Применение на практике пошагового взаимосвязанного моделирования на примере месторождения никельсодержащих латеритов Вермельхо (Vermelho), Бразилия, приводится в моей книге "Exposing Uncertainty in Schedules for Proactive Stockpile Planning" (Coombes et al, 2005).

Пошаговое преобразование в действие

Давайте рассмотрим пошаговое преобразование на примере. В этом примере присутствуют два элемента: никель и железо. Поскольку это никелевый проект, то никель выбран в качестве первичной переменной для процесса преобразования.

Выявлена высокая степень корреляции (0,81) между никелем и железом (Рис. 151).

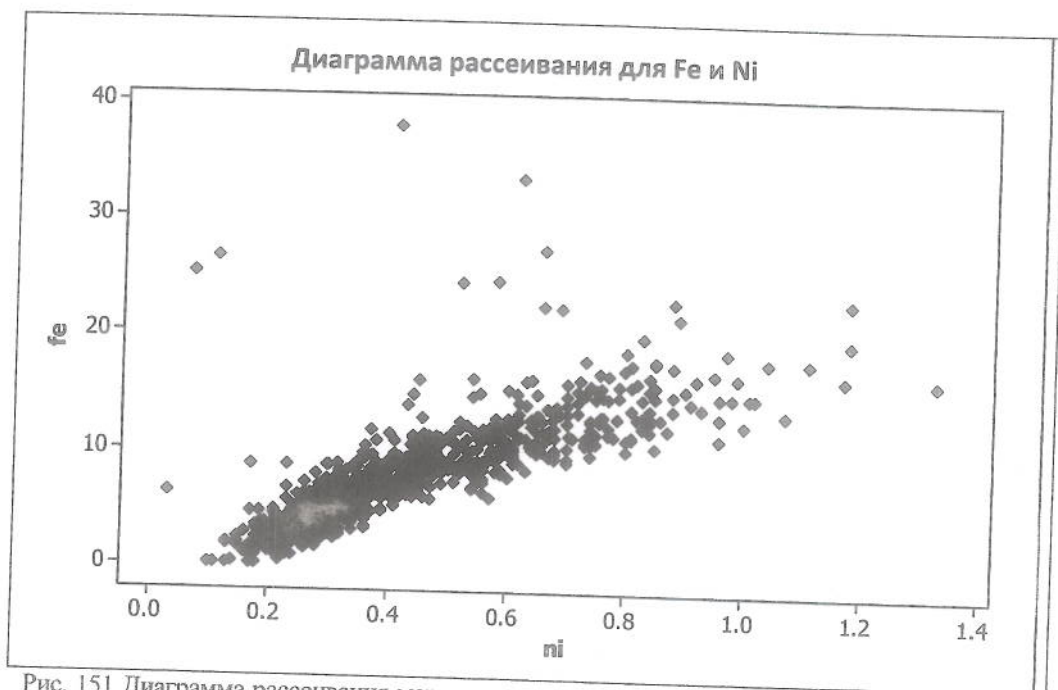


Рис. 151 Диаграмма рассеивания между железом и никелем (набор данных выбран только для примера)

Затем, мы преобразуем данные по никелю к нормальному распределению, используя метод анаморфозы Гаусса (Рис. 152)¹⁵. Это достигается путём сортировки данных в нисходящем порядке, расчёта процентилей для каждой пробы с последующим поиском значений анаморфозы Гаусса для каждой процентили.

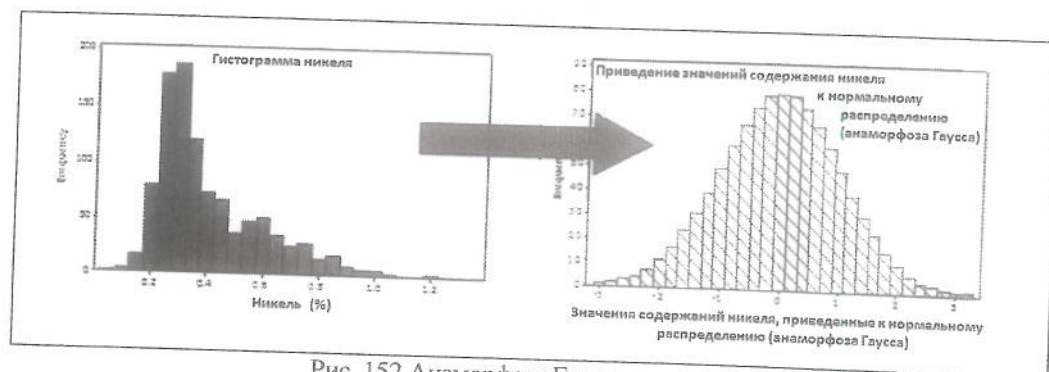
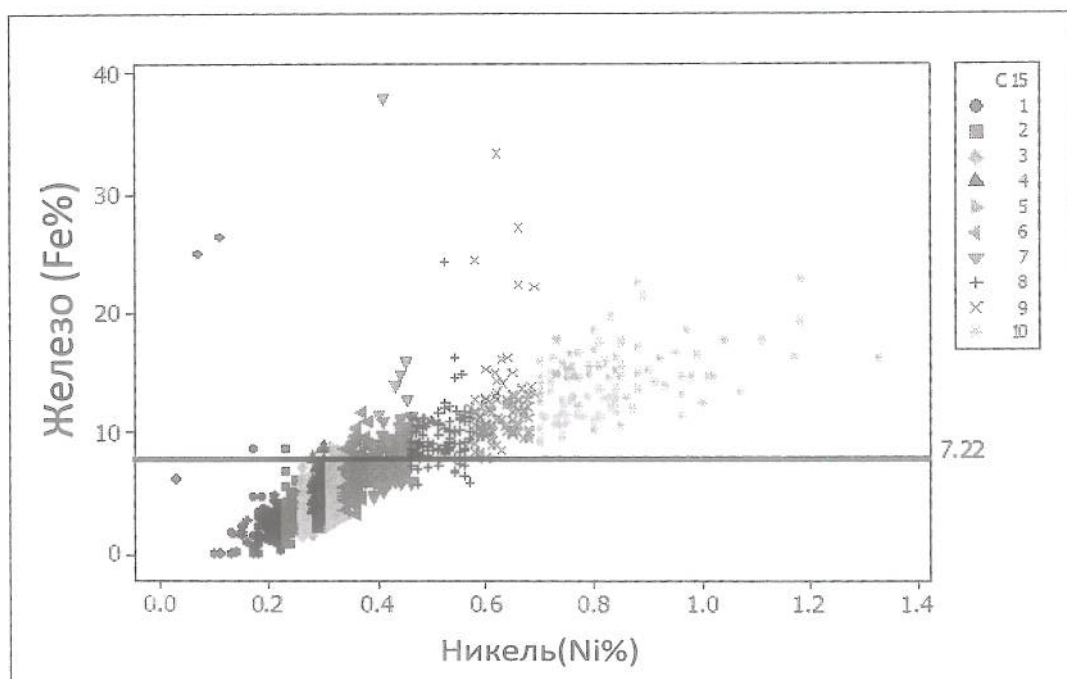
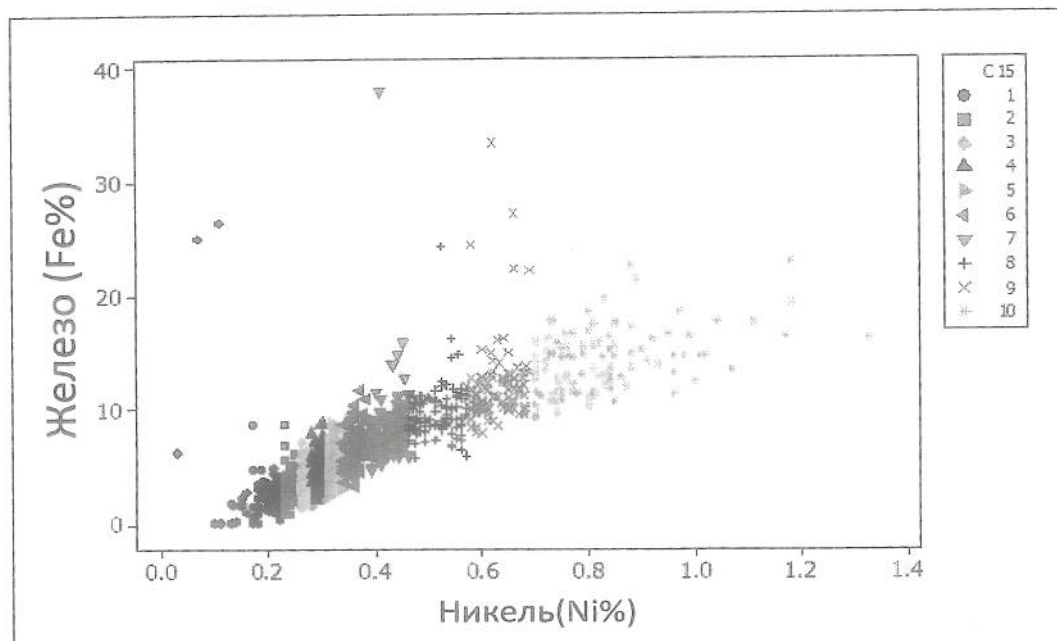


Рис. 152 Анаморфоза Гаусса для никеля

¹⁵ См. описание метода анаморфозы Гаусса на стр. 127

Теперь, преобразуем данные по железу к нормальному распределению. Разница в том, что мы делаем это на срезах содержаний никеля. Иными словами, мы разбиваем распределение никеля на интервалы, и для каждого из них проводим преобразование по методу анаморфозы Гаусса для железа в каждом интервале (Рис. 153).

Таким образом, значение для железа (например, 7,22%) будет иметь разную процентиль в каждом интервале никеля (Рис. 154 и Рис. 155).



Поскольку каждая такая подгруппа параметров преобразована к нормальному распределению с нулевым средним и дисперсией единица, окончательное распределение преобразованных данных для железа также будет нормальным. Кроме того, взаимосвязь между преобразованным никелем и преобразованным железом не показывает никакой корреляции (Рис. 158).

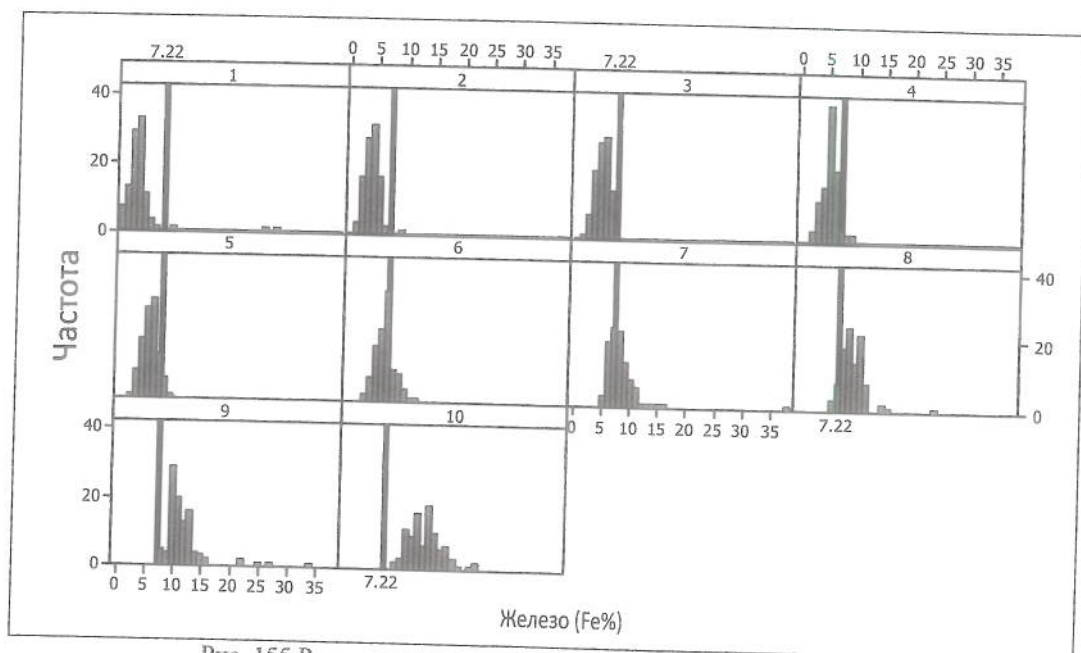


Рис. 155 Распределения железа внутри никелевых интервалов

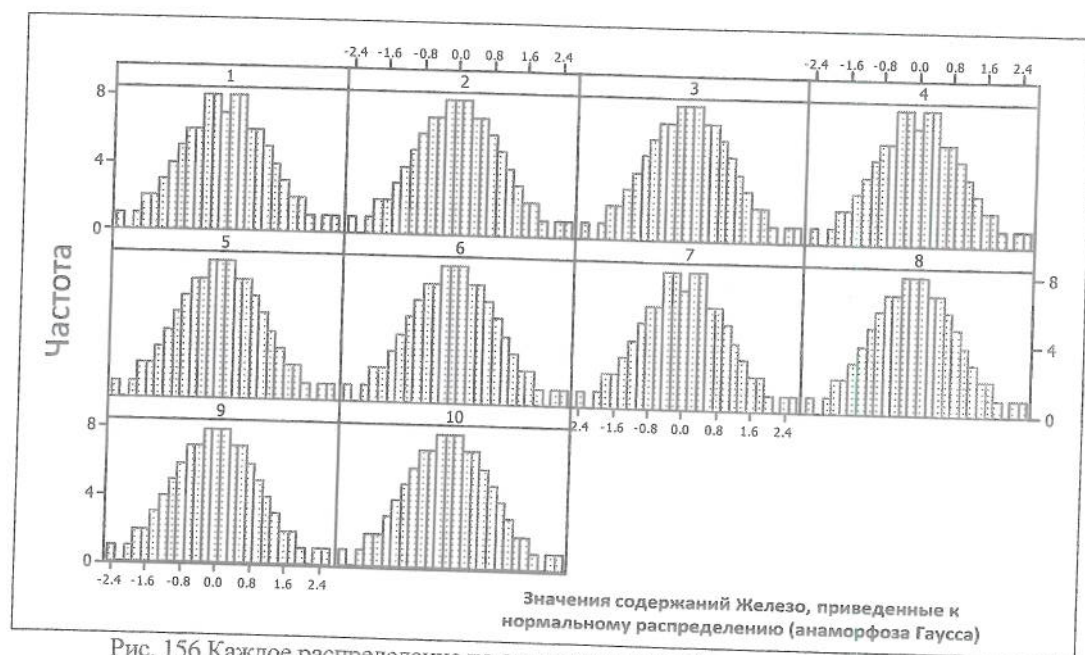


Рис. 156 Каждое распределение по отдельности преобразовано к нормальному

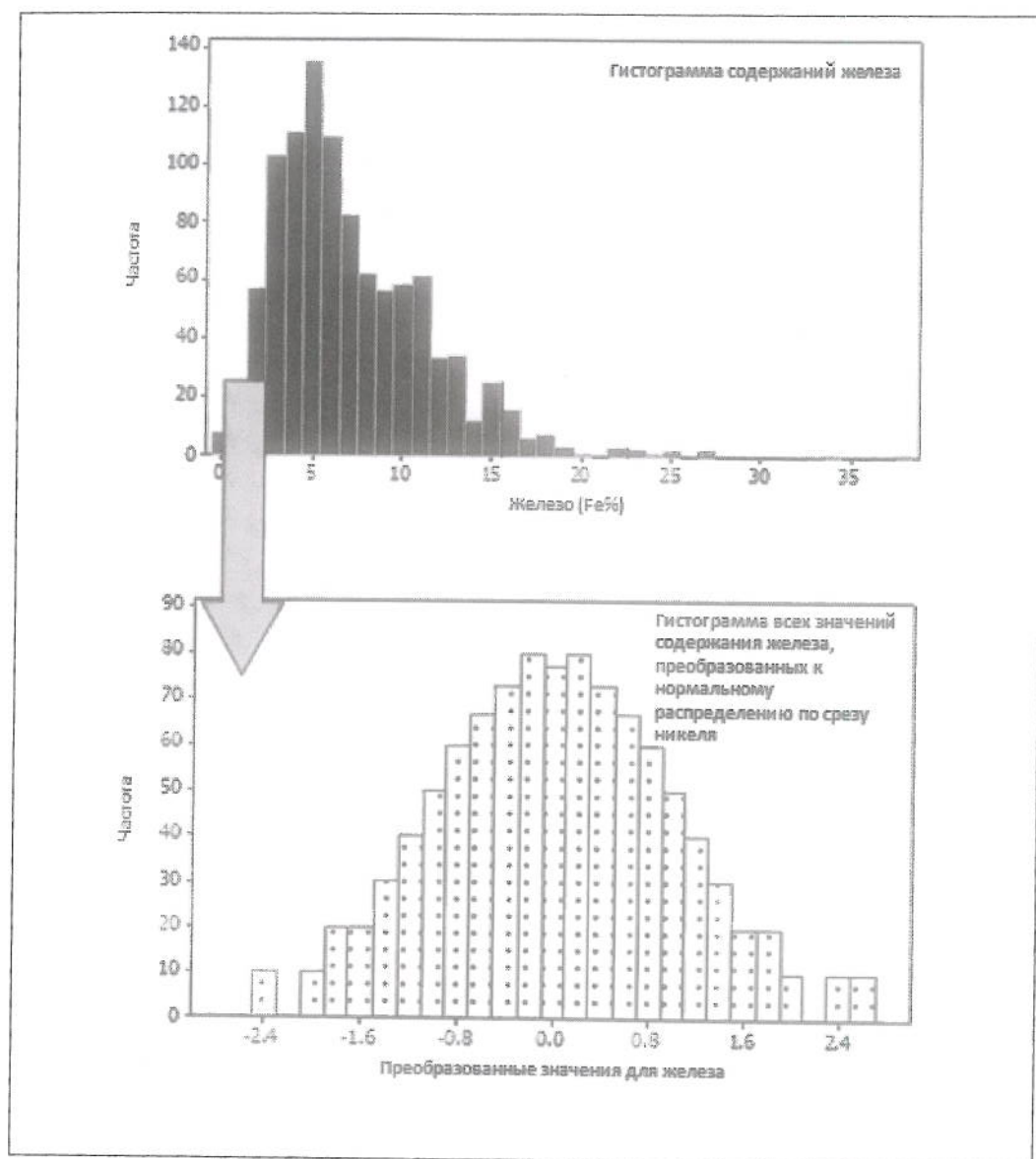


Рис. 157 Пошаговая анаморфоза Гаусса значений железа

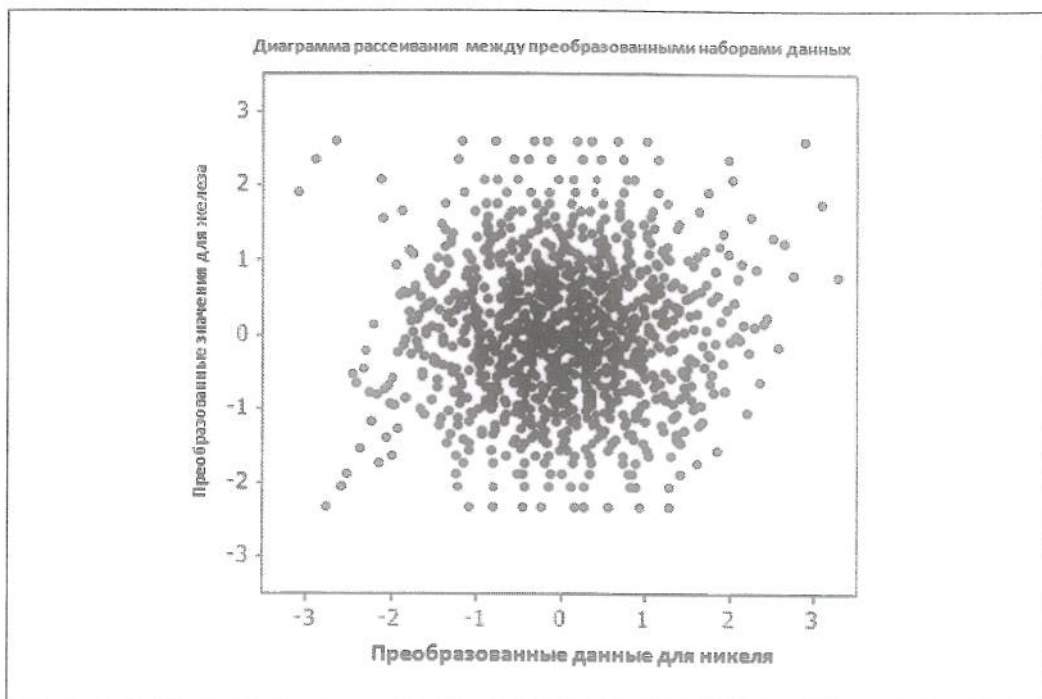


Рис. 158 Преобразованные данные не показывают корреляции с

Поскольку преобразованные данные не показывают корреляции, условные модели для этих двух преобразованных переменных могут быть построены независимо друг от друга. Обычно, это делается по методу последовательного моделирования Гаусса (см. стр. 184).

Как только достоверность условных моделей трансформированных данных проверена, условные модели преобразовываются обратно. Это делается путём обратного процесса по методу анаморфозы Гаусса, в первую очередь для данных никеля.

Затем, делается перекрёстная ссылка между условно смоделированными данными опробования железа и данными по никелю с целью определения никелевых интервалов. Метода анаморфозы Гаусса используется для обратного преобразования условно смоделированных значений железа в исходные значения железа.

После завершения этого, проверяется достоверность корреляций между моделями путём построения диаграммы рассеивания между условно смоделированными содержаниями никеля и железа.

Применение условного моделирования

Условное моделирование представляет собой инструмент для решения проблем, которые полностью отличаются от тех, которые требуют оценки. Оценка эквивалентна среднему, медиане и моде. Оценочные модели, следовательно, полезны, когда мы хотим знать типичные содержания в разных локализациях. Если, тем не менее, мы заинтересованы в том, насколько мы уверены в отличии оценочного содержания от истинного содержания, нам следует провести условное моделирование.

Ниже приводятся ситуации, при которых необходимо проводить условное моделирование:

- Оценка влияния кратковременного изменения содержания на запланированные содержания.
- Оценка диапазона возможных экономических последствий замены горного оборудования.
- Оценка экономических рисков, связанных с изменением толщины минерализации.
- Оценка изменений в многоэлементных рудных складах и последующих за этим рисков в управлении качеством продукции.
- Оценка степени неопределённости или рисков, связанных с исчисленными, измеренными и вероятными запасами.

В случае возникновения таких ситуаций, настоящая ценность условного моделирования проявляется во взаимных обсуждениях по вопросам неопределённости между специалистами по оценке запасов и горными инженерами. Вместо того, чтобы допускать обычную $\pm 10\%$ погрешность в оценочных запасах, горный инженер в состоянии преобразовать риски непосредственно на месте проведения работ посредством плана добычи, а также полностью просчитать ожидаемые риски, связанные с любой частью плана добычи.

Оценка извлекаемых запасов

Дилемма

Ограничение на издержки при проведении опробования означает, что данные геологоразведки или данные, доступные на момент проведения оценки запасов, имеют тенденцию быть разбросанными настолько широко, насколько это возможно для предполагаемого содержания и геологической модели месторождения. Это значит, что при оптимизации размеров блока будет наблюдаться тенденция к тому, что размеры оценочных блоков будут намного больше селективности, используемой при добыче. Проведение дополнительного бурения для контроля содержания необходимо для достоверной оценки локальных содержаний с целью ускорения принятия решений по добыче руды и пустой породы.

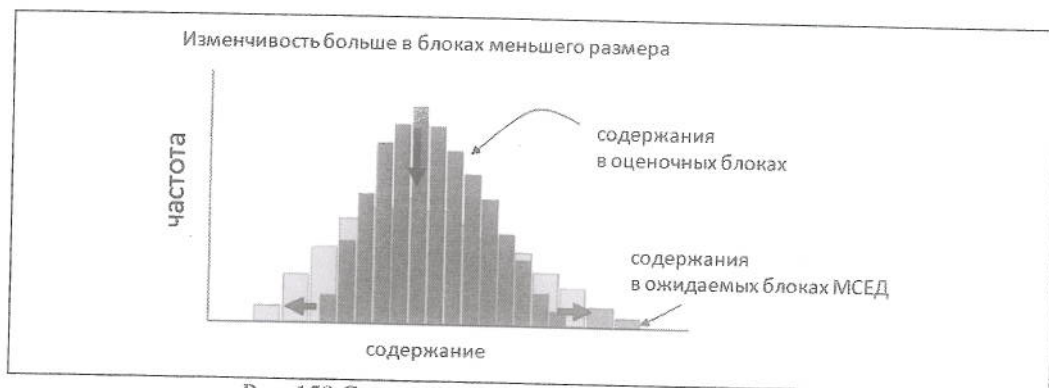


Рис. 159 Селективность при добыче и изменчивость

Вспомним эффект «объём-дисперсия». Большие блоки имеют меньшую изменчивость по сравнению с малыми единицами селективной добычи (МЕСД). Следовательно, изменчивость в содержаниях, наблюдаемая в модели запасов, скорее всего, будет меньше, чем изменчивость, которая обнаружится при контроле содержаний. Рассмотрим, как гистограмма изменения содержаний меняется с изменением селективности добычи. На шкале опробования содержания имеют широкую низкую зону влияния. При увеличении объёма гистограмма сужается и появляется больше пиковых значений.

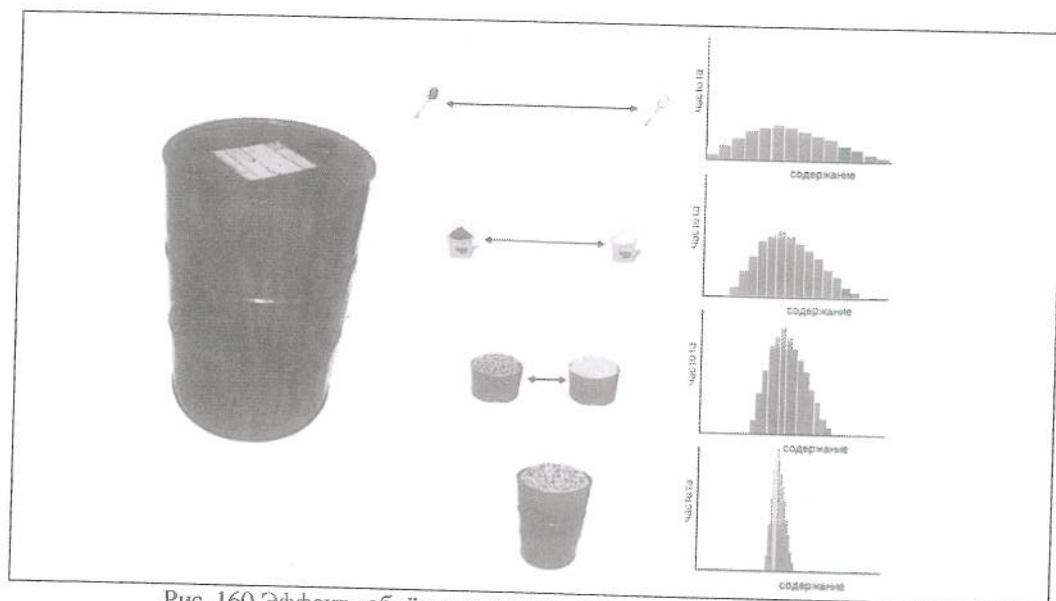


Рис. 160 Эффект «объём-дисперсия» и распределение содержаний

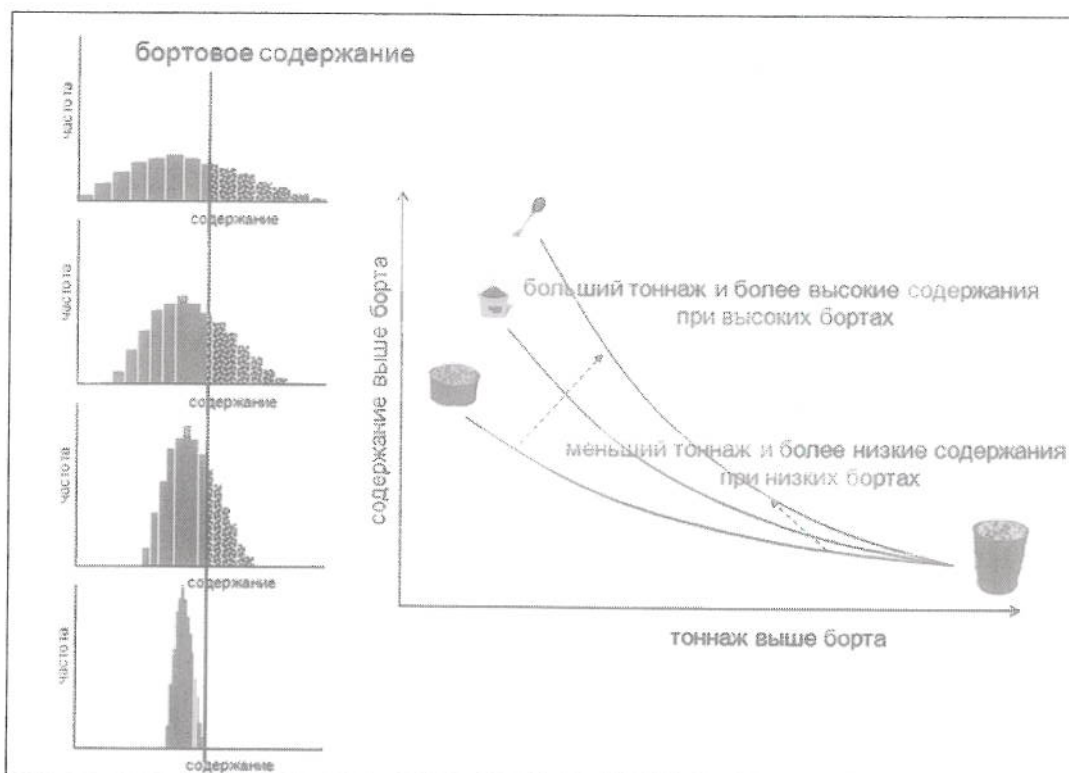


Рис. 161 Влияние эффекта «объём-дисперсия» на взаимосвязь между содержанием и тоннажем

Рассмотрим различия тоннажа и содержаний, включенных в отчёт, и содержаний выше бортового (Рис. 161). Большие объёмы не имеют оценки для содержания, выше бортового. Напротив, весь объём селективно извлекается с низкими бортовыми содержаниями. Такая закономерность становится явной, когда на график наносится кривая значений тоннажа и содержаний, оказавшихся выше кривой бортового содержания.

Оценка извлекаемых запасов представляет собой процесс регулировки изменчивости в модели запасов с целью обеспечения сходства оценочных тоннажа и содержаний с показаниями контроля содержаний (т.е. для блока меньшего размера).

Способы регулировки эффекта «объём-дисперсия»

Существует несколько способов регулировки модели запасов в одном масштабе с отображением предполагаемых извлекаемых запасов в масштабе добычи. Они включают в себя общие подходы:

- Общая аффинная корректировка
- Общий косвенный логнормальный подход

и несколько локальных подходов

- Локальная аффинная корректировка
- Локальный косвенный логнормальный подход
- Равномерное кондиционирование

Другим способом является условное моделирование для имитации вероятных перемен в изменчивости при различных шкалах селективности.

Все они обсуждаются ниже.

Общий подход

Общий подход заключается в том, что берётся оценка большого блока, и распределение значений растягивается путём подгонки к дисперсии в МЕСД до включения в отчёт вероятной пропорции содержаний и тоннажа выше бортового содержания. Обратите внимание на то, что такой отчёт не может содержать пространственного контекста.

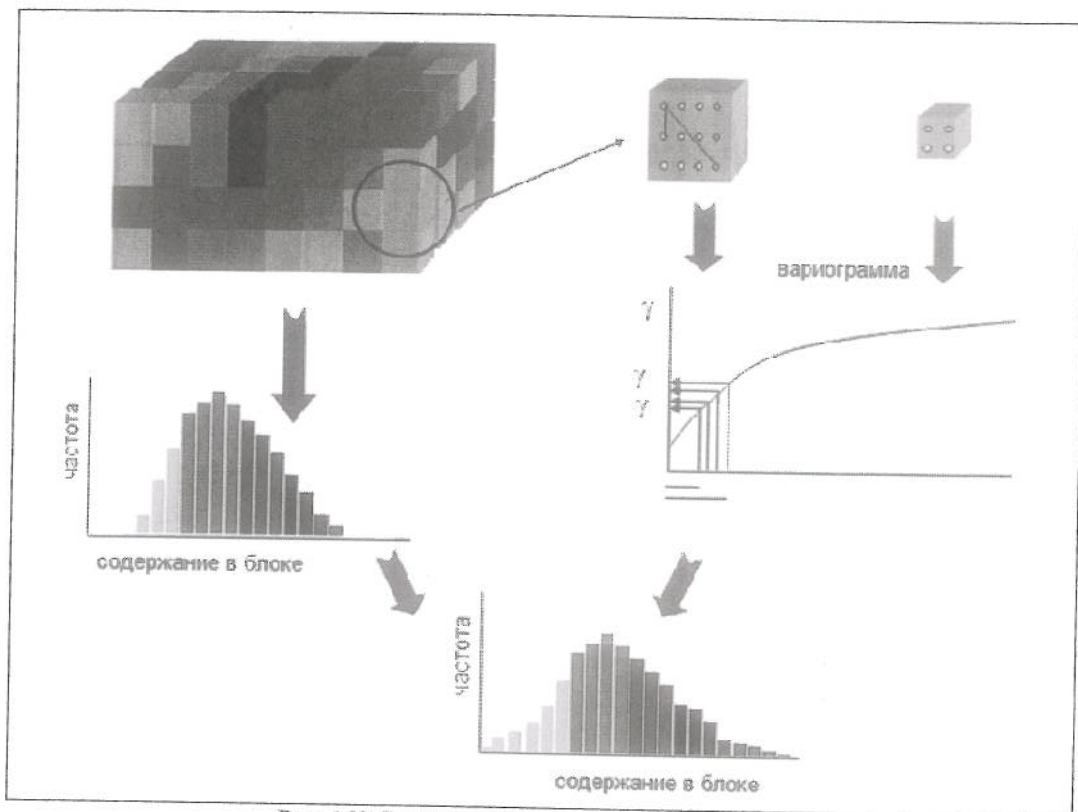


Рис. 162 Создание оценки извлекаемых запасов

Общая аффинная корректировка

Ниже описываются этапы общей аффинной корректировки:

1. Рассчитать фактор корректировки дисперсии.
2. Рассчитать теоретическую дисперсию в блоке в масштабе больших блоков
Общий порог - (среднее значение вариограммы между точками дискретизации внутри блока в масштабе модели запасов)
3. Рассчитать теоретическую дисперсию в блоке в масштабе добычи.
4. Изменение дисперсии - это коэффициент между дисперсией в МЕСД и дисперсией в масштабе большого блока.
5. Для каждого оценочного блока рассчитать:

$$\text{Содержание в МЕСД} = \text{среднее содержание} + (\text{содержание в модели} - \text{среднее содержание}) \times \text{коэффициент дисперсии}$$
6. Включить в отчёт тоннаж и содержания, получившиеся выше бортового содержания.

ВНИМАНИЕ: Такие содержания в МЕСД не имеют пространственного контекста и НЕ ДОЛЖНЫ использоваться, как пространственная модель содержания.

Общая косвенная логнормальная регулировка

Косвенный логнормальный подход соблюдает те же принципы, что и аффинный подход. Форма распределения, тем не менее, предполагается стать более нормальной (Гауссова) по мере увеличения размера блока. Это имеет смысл в свете Теоремы центрального предела, которая описывает, как распределение средних значений становится более нормальным (Гауссовым) при увеличении числа проб в партиях проб, независимо от формы распределения в пробах.

Содержание в каждом блоке регулируется к эквивалентным содержаниям в МЕСД, как:

$$\text{Временное содержание в МЕСД} = a \times (\text{содержание в блоке})^b$$

где:

$$a = [\text{среднее} / \text{корень квадратный}(f \times KB^2 + 1)] \times [\text{корень квадратный}(KB^2 + 1) / \text{среднее}]^b$$

и

$$b = \text{корень квадратный} [\text{натуральный } \log(f \times KB^2 + 1) / \text{натуральный } \log(KB^2 + 1)]$$

Затем, чтобы получить новое распределение, помещённое в центр среднего ...

$$\text{Содержание в МЕСД} = [\text{среднее/среднее арифметическое временных содержаний в МЕСД}] \times \text{временное содержание в МЕСД}$$

Это повторяется для каждого содержания в блоке. Затем, получившиеся выше бортового содержания тоннаж и содержание включаются в отчёт, как ожидаемые извлекаемые запасы в масштабе МЕСД.

ВНИМАНИЕ: Такие содержания в МЕСД не имеют пространственного контекста и НЕ ДОЛЖНЫ использоваться, как пространственная модель содержания.

Локальный подход

Локальный подход заключается в том, чтобы взять оценку каждого блока, приложить неопределённость распределения вокруг оценки, и отрегулировать дисперсию локального распределения в соответствии с корректировкой эффекта «объём-дисперсия». Такие оценки отображают пропорцию содержаний и ожидаемые выше борта содержания для каждого блока.

Ключевым предположением («на удачу»!), стоящим позади такого подхода является предположение о том, что вероятность и пропорция эквивалентны. Возможно ли это?

Дисперсия оценок с пониженной определённой шире, чем в оценках, которые имеют большую определённую (например, вызванную более близко расположенными данными). Чем шире дисперсия, тем больше шансов отобразить вероятность высокого содержания.

Это не то же самое, что быть уверенным в присутствии малой доли высоких содержаний.

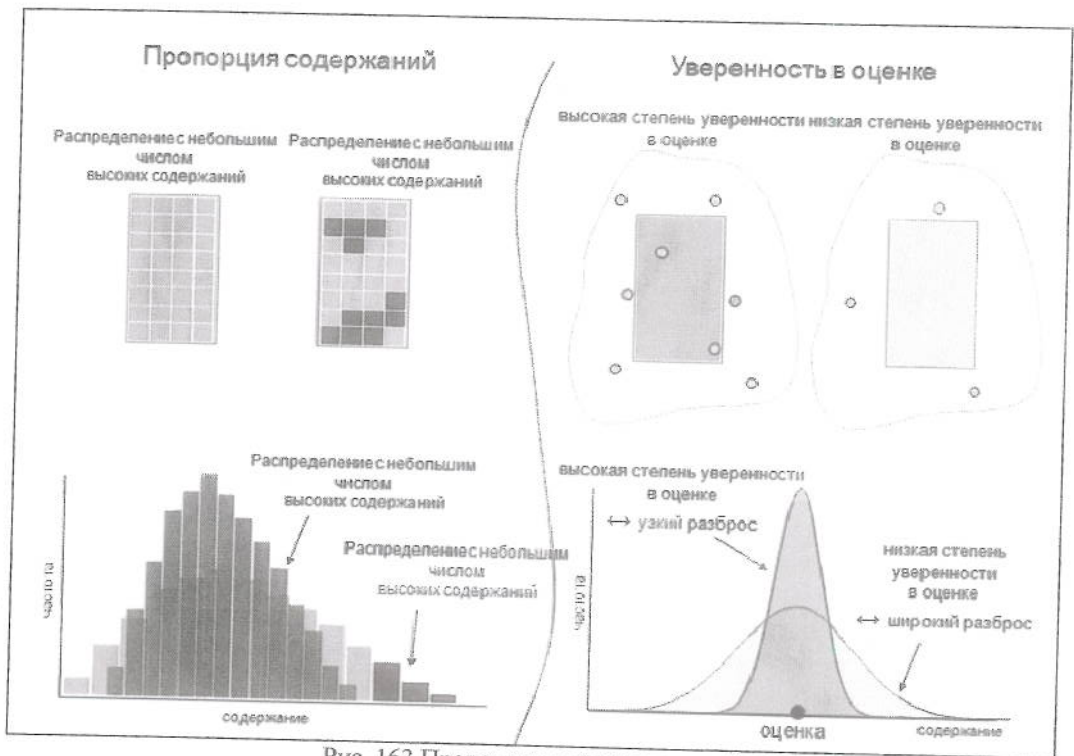


Рис. 163 Пропорция или вероятность?

Шаги, которые предпринимаются для корректировки локальных извлекаемых запасов, идентичны этапам общего подхода, за исключением того, что процесс повторяется для каждого блока в отдельности:

1. Рассчитать фактор корректировки дисперсии.
2. Рассчитать теоретическую дисперсию в блоке в масштабе больших блоков

Общий порог - (среднее значение вариограммы между точками дискретизации внутри блока в масштабе модели запасов)

3. Рассчитать теоретическую дисперсию в блоке в масштабе добычи.
4. Изменение дисперсии - это коэффициент между дисперсией в МЕСД и дисперсией в масштабе большого блока
5. Для каждого блока:
 - а. Сделать предположение о распределении содержаний в блоке. Для индикаторного кригинга делается предположение о распределении индикаторов, в то время, как для обычного кригинга делает предположение о нормальном распределении с фиксированной дисперсией.
 - б. Откорректировать дисперсию в соответствии с фактором коррекции дисперсии.
 - в. Включить в отчёт пропорцию содержаний в блоке и связанные с ней содержания, оказавшиеся выше борта.
 - г. Если полученная пропорция содержаний меньше минимальной, свести её к нулю.
 - д. Откорректировать пропорцию содержаний до кратных значений в МЕСД путём «разубоживания» содержаний в МЕСД.
6. Включить в отчёт тоннаж и содержания, оказавшиеся выше борта.

Внимание: Несмотря на то, что эти модели могут быть использованы в пространственном контексте, в них изначально заложено предположение о том, что вероятность отображает пропорцию содержаний.

Аффинный подход корректирует каждый блок с помощью простого изменения коэффициента дисперсии распределения, в то время, как косвенный логнормальный подход корректирует форму распределения в соответствии с тем влиянием, который теорема центрального предела оказывала бы на форму логнормального распределения.

Равномерное согласование

Равномерное согласование обычно применяется для локальных корректировок. Оно состоит из следующих этапов:

1. Используя многочлены Эрмита, построить модель распределения содержания и преобразовать его к нормальному распределению.
2. Рассчитать и смоделировать вариограмму на основе преобразованных данных.
3. Проверить двухмерное нормальное распределение данных путём изучения концентрических кругов на г-диаграмме рассеивания (см. стр. 108).
4. Рассчитать функцию анаморфоза (фактор дисперсии) для МЕСД и для блока большего размера.
5. Преобразовать оценочные блоки модели запасов к нормальному распределению через функцию анаморфозы.
6. Откорректировать преобразованное распределение в каждом блоке в соответствии с дисперсией анаморфозы МЕСД.
7. Включить в отчёт пропорции содержаний и значения, оказавшиеся выше борта.
8. Обратное преобразование оценок в содержания.
9. Аккумулировать тоннаж и содержания, получившиеся выше борта, для каждого блока с целью отображения общих извлекаемых запасов.

И вновь, обратите внимание на предположение о том, что вероятность отображает пропорцию содержаний.

Условное моделирование

Условное моделирование позволяет смоделировать ближайшие точки. Будучи условными по отношению к вариограммной модели, они дают оценку вероятных изменений тоннажа и содержаний при изменении сценария селективной добычи.

Этот подход заключается в простом создании условных моделей на густой сетке, с последующей блоком условных моделей, как в масштабе модели запасов, так и в масштабе добычи. Для каждой условной модели необходимо включать в отчёт процентное изменение тоннажа и содержаний при интересующем нас борте. Это может быть использовано для перевода ожидаемых изменений тоннажа и содержаний в модели запасов в масштаб селективности МЕСД.

Подробное описание применения условного моделирования приводится в работе Journel and Kyriakidis (2004).

Оценка извлекаемых запасов с множеством элементов

При наличии корреляции между множественными элементами минерализации, взаимосвязь между пробами может быть установлена на стадии оценки извлекаемых запасов.

Рассмотрим пример элементов с корреляцией – скажем, железо и никель в наборе данных для никельсодержащих латеритов (Рис. 164). Корреляция составляет около 68%, и имеет тенденцию к нелинейной взаимосвязи (Рис. 165).

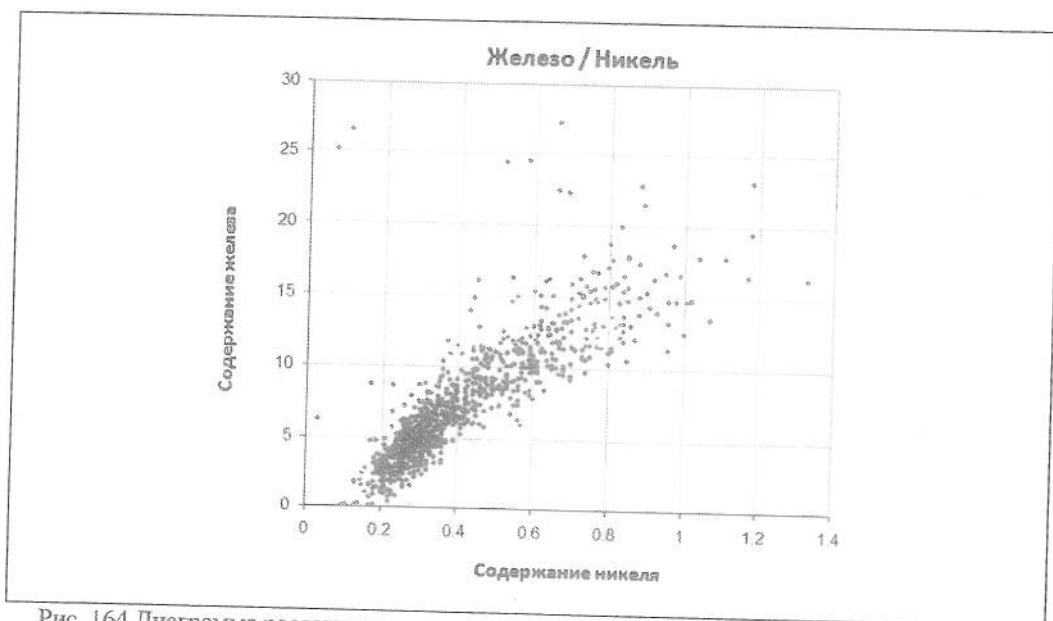


Рис. 164 Диаграмма рассеивания между железом и никелем (набор данных для примера)

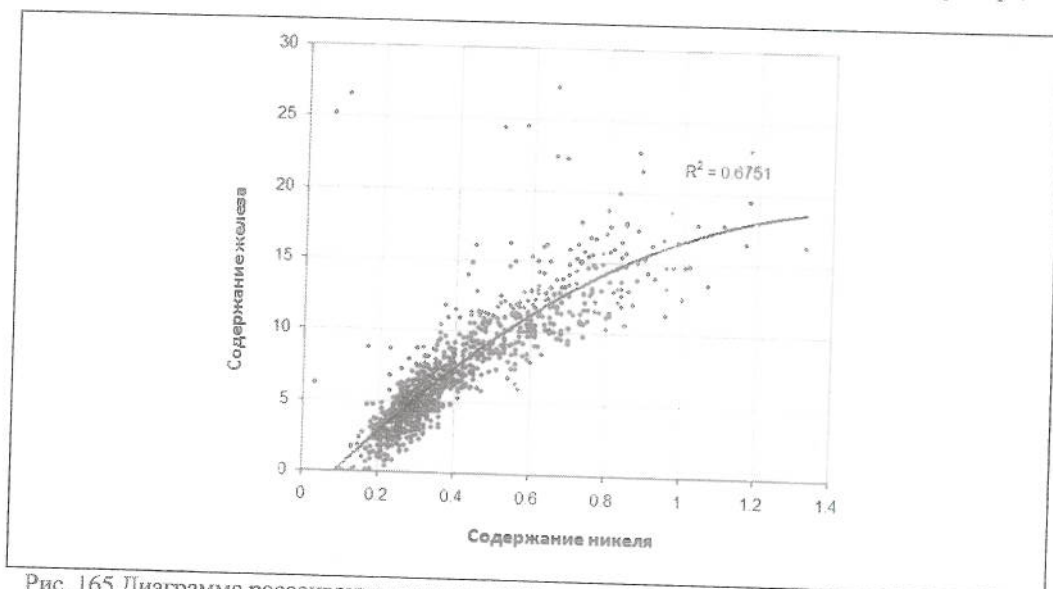


Рис. 165 Диаграмма рассеивания между никелем и железом и полигональным совпадением

Рассмотрим применение корректировки «объем-дисперсия» для каждого из двух наборов данных с точки зрения распределения в МЕСД на основе соответствующих им вариограмм (Рис. 166 и Рис. 167).

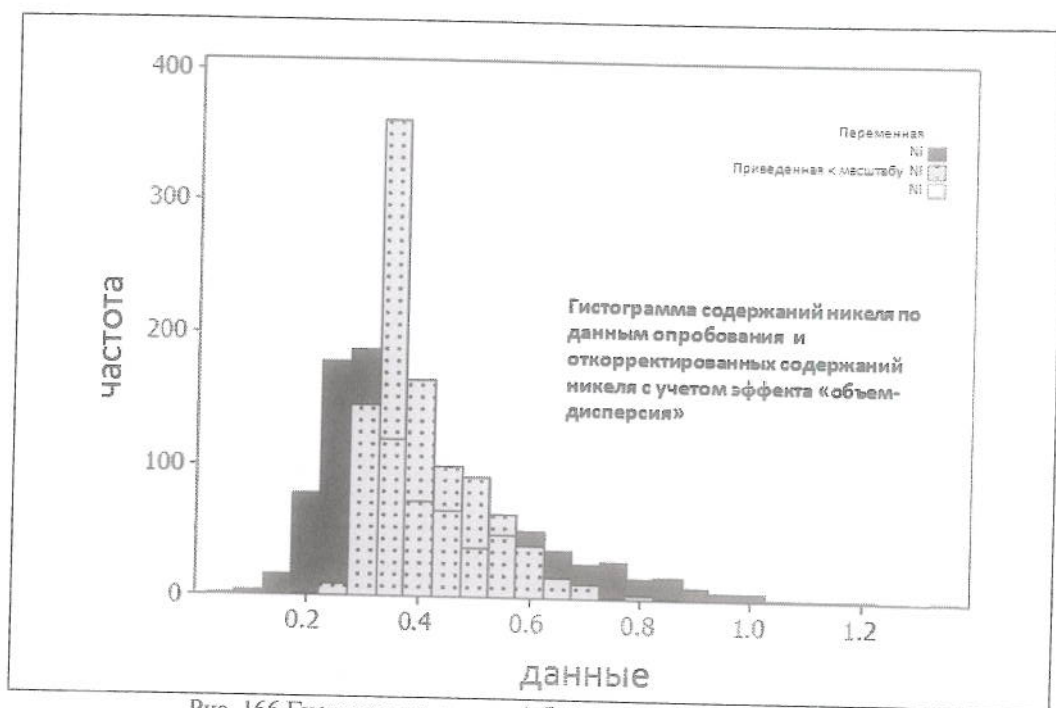


Рис. 166 Гистограмма никеля (объемы опробования и МЕСД)

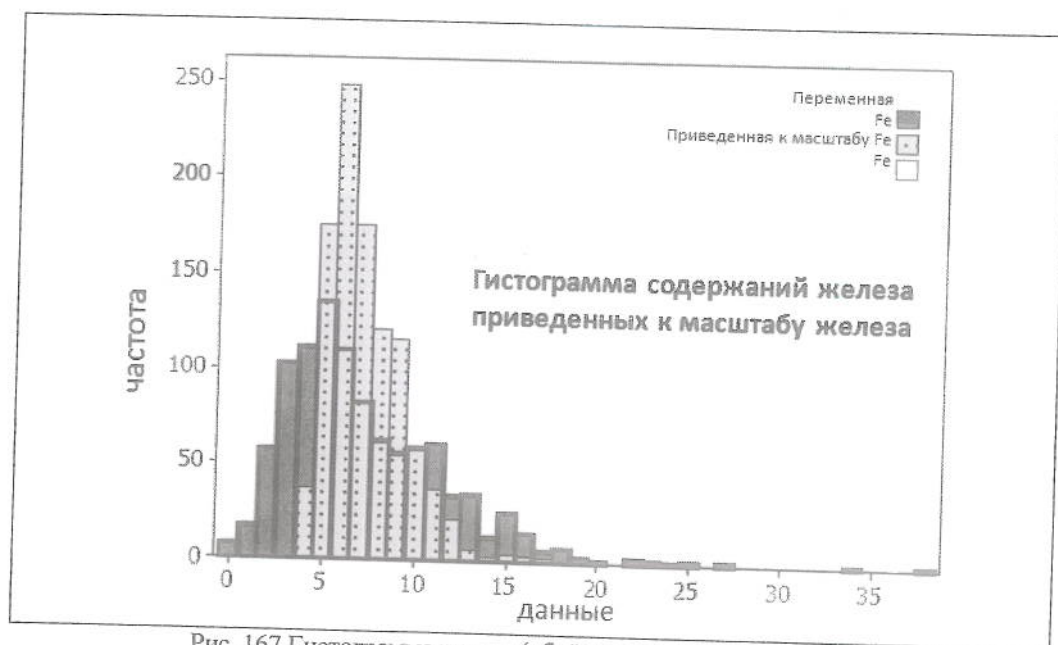


Рис. 167 Гистограмма железа (объемы опробования и МЕСД)

Если корректировка «объём-дисперсия» в отношении содержаний в пробах проведена с поддержанием взаимосвязи в паре, тогда откорректированные значения содержаний в МЕСД дадут кривую, показанную на диаграмме рассеивания на Рис. 168.

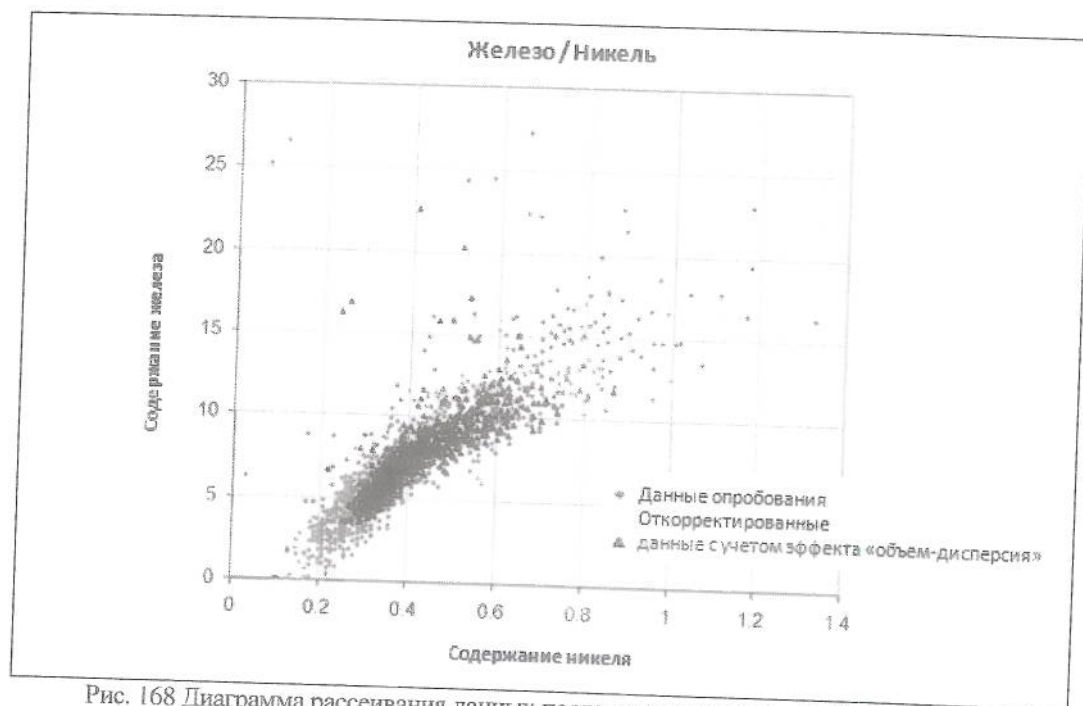


Рис. 168 Диаграмма рассеивания данных после корректировки «объём-дисперсия»

Теперь, у нас есть степень ожидаемой взаимосвязи в масштабе МЕСД. Мы называем такую взаимосвязь условной (для данной конкретной МЕСД) взаимосвязью между никелем и железом. Это означает, что для заданного значения содержания никеля нам заранее известно вероятное значение содержания железа при принятой селективности добычи.

Следующим шагом является прогон стандартной оценки извлекаемых запасов на основе нашей первичной переменной (в нашем примере выше - никеля). Это означает создание блочной модели для никеля и проведение оценки извлекаемых запасов (см. стр. 199 и 201).

Предположим, у нас есть модель запасов в блоке, содержание никеля в котором равно 0,4 % Ni. При корректировке блока для включения в отчёт оцененные запасы выше борта 0,5% Ni, пропорция содержаний будет составлять 37,6% в блоке при содержании в МЕСД 0,72% Ni.

Для того, чтобы найти соответствующее содержание железа, мы добавляем значение условной взаимосвязи к содержанию извлекаемого никеля, и вносим в отчёт ближайшее соответствующее ему значение содержания железа (Рис. 169).

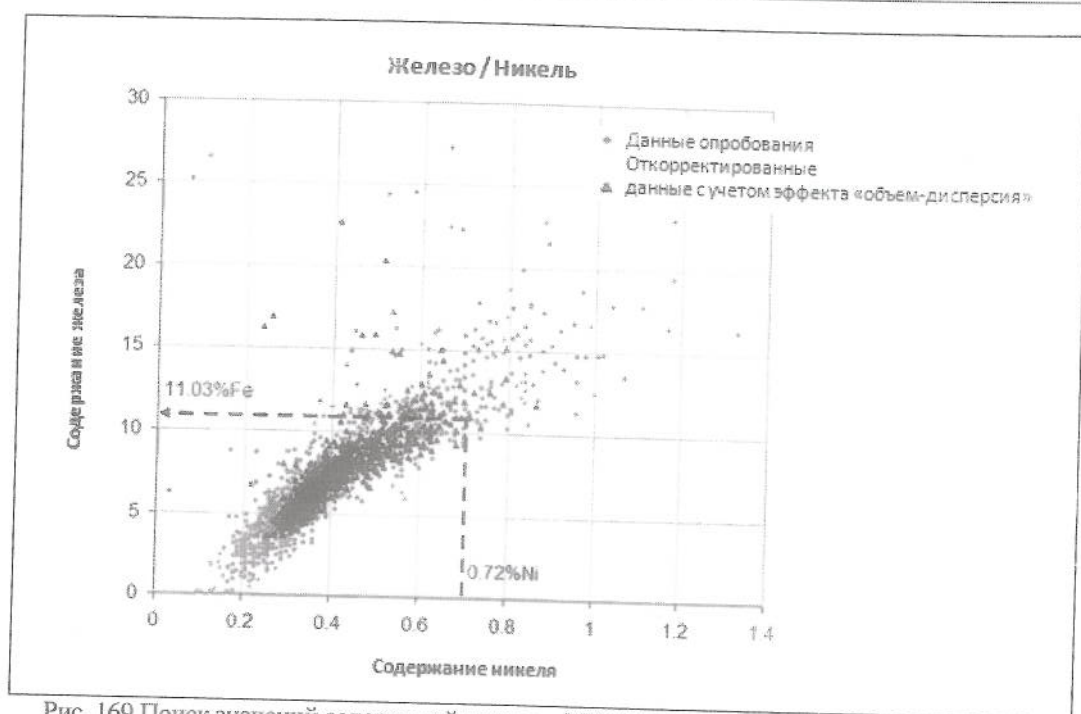


Рис. 169 Поиск значений содержаний железа в МЕСД при заданном значении содержания никеля в МЕСД

Этот способ может быть расширен для большего, чем два, числа элементов. Для этого нужно:

1. Провести корректировку «объем-дисперсия» для распределения данных опробования каждого элемента (сохраняя порядок данных).
2. Провести оценку извлекаемых запасов первичного элемента. Использовать полученное значение оценки извлекаемых запасов первичного элемента для поиска соответствующих значений извлекаемых запасов вторичных элементов, прошедших корректировку «объем-дисперсия».

Стадия 4: Подтверждение достоверности

Цель

Подтверждение достоверности должно стать естественной частью каждой стадии вашей работы, нежели ретроспективным натягом её результатов:

- При построении каркасов, рассчитайте объём с применением номинальной плотности, а затем проверьте, насколько разумно обоснованным является полученный тоннаж относительно размеров рудного тела.
- При кодировке блоков, проверьте объёмы блоков относительно каркаса на предмет сопоставимости объёмов.
- При композитировании данных, проверьте, является ли общий интервал композитных проб сопоставимым с общей длиной опробования.

Здесь, мы более конкретно рассмотрим, как проводится проверка достоверности моделей оценочных блоков и моделей условного моделирования.

Проверка достоверности оценки

Проверка по четырём контрольным точкам

Проверка достоверности модели представляет собой процесс подтверждением того, что модель, которую вы создали, является точным отображением исходных данных, которые вы ввели в систему. Идеальной является ситуация, при которой вы в состоянии проверить полученную модель (хотя бы частично) относительно степени её соответствия реальности посредством заверки по результатам контроля содержаний и фактической добычи.

«Проверка по 4 контрольным точкам» при проверке достоверности модели запасов относительно исходных данных приводится на Рис. 170.

Не забудьте включить только те блоки, проверка достоверности которых действительно имеет смысл. Экстраполированные блоки будут вносить погрешность в первые три контрольные точки. Аналогично, под-блоки должны быть объёмно взвешенными, если мы хотим добиться справедливо обоснованного сравнения.

Оценка значений эффективности кригинга модели даёт понятие о степени точности модели.

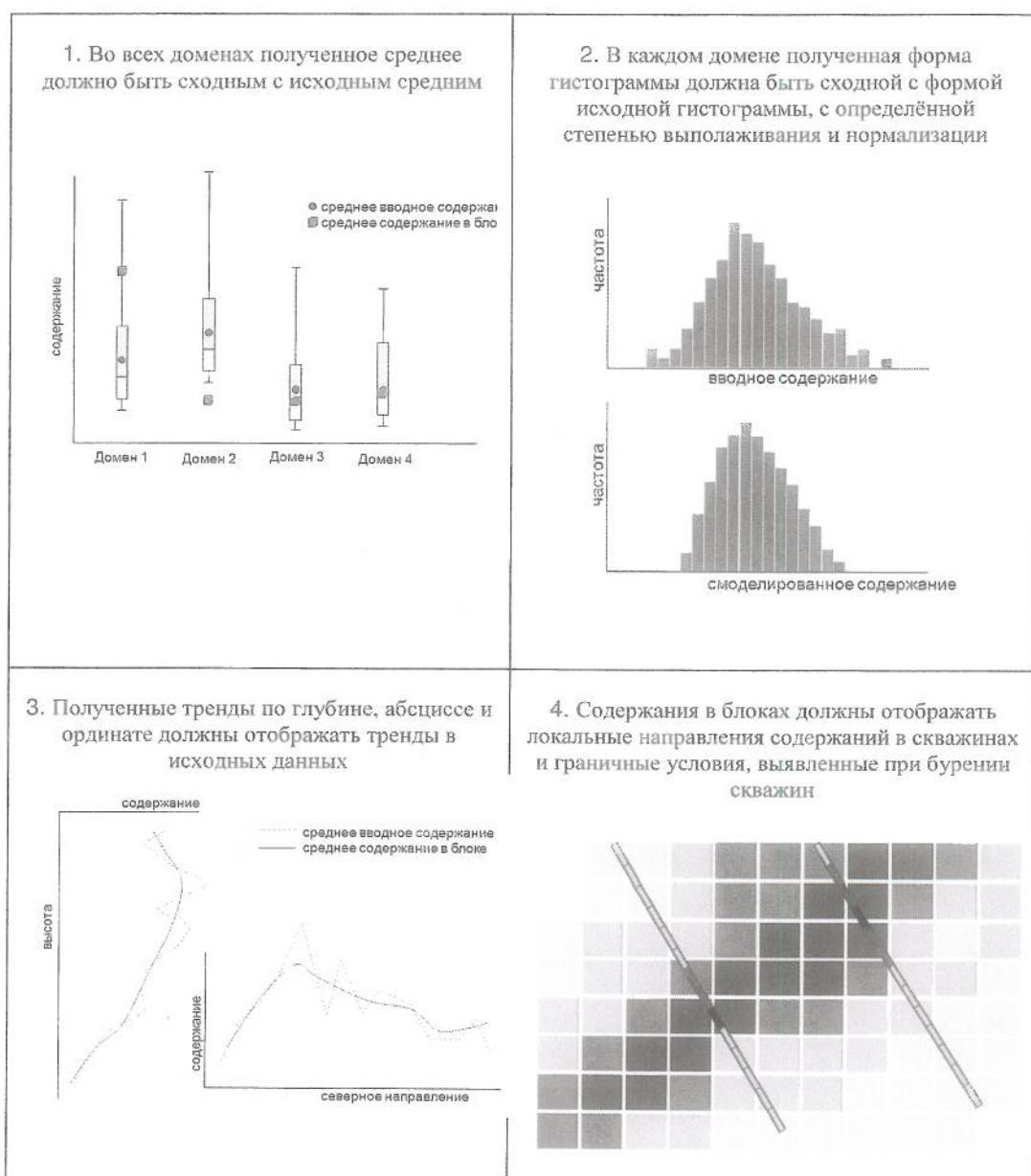


Рис. 170 Проверка достоверности модели по четырём контрольным точкам

Проверка достоверности условного моделирования

Основным предположением условного моделирования является то, что условно созданные точно отображают (помимо типичных исходных трендов и содержаний) изменчивость, которая отображается в виде разброса исходных данных, и пространственную изменчивость, которая отображается на вариограмме. Эти предположения требуют подтверждения путём сравнения кривых значений условного моделирования и исходных данных на К-К графиках для подтверждения того, что разброс условно смоделированных значений отображает разброс исходных данных опробования (Рис. 171 и Рис. 172).

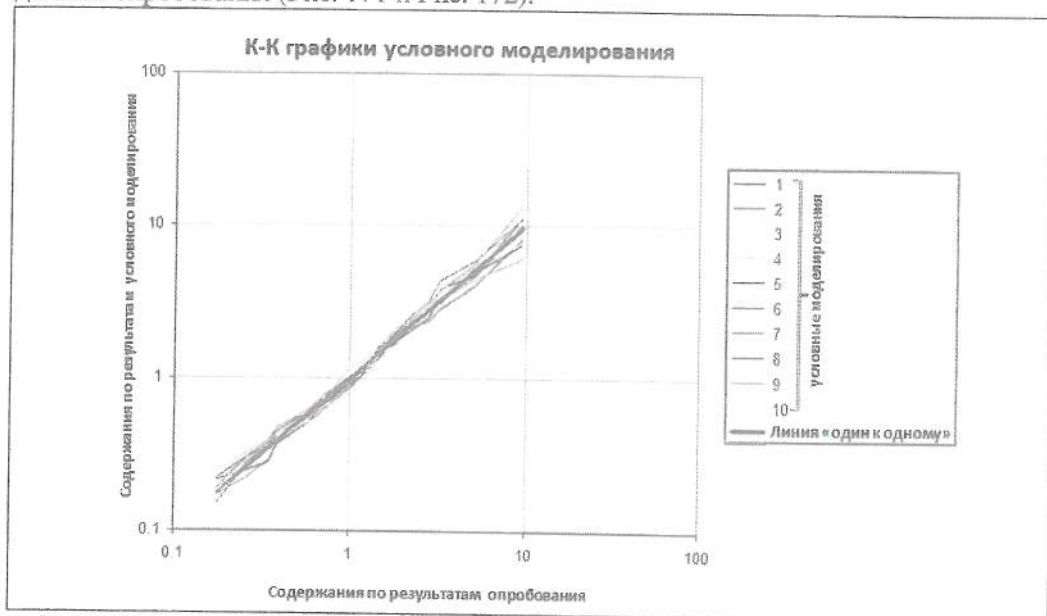


Рис. 171 Проверка достоверности условного моделирования и исходных данных на К-К-графике

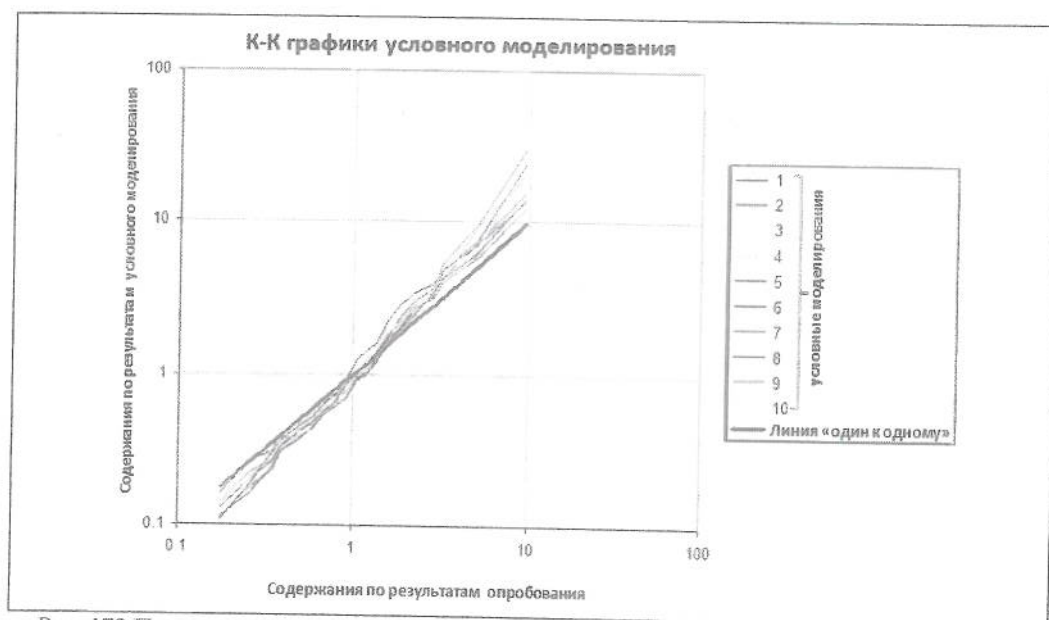


Рис. 172 Проверка достоверности на К-К графике демонстрирует более широкий разброс условно смоделированных значений по сравнению с исходными данными

Кривые вариограмм условного моделирования наносятся на график относительно вариограмм исходных моделей данных с целью проверки репродукции пространственных закономерностей (Рис. 173).

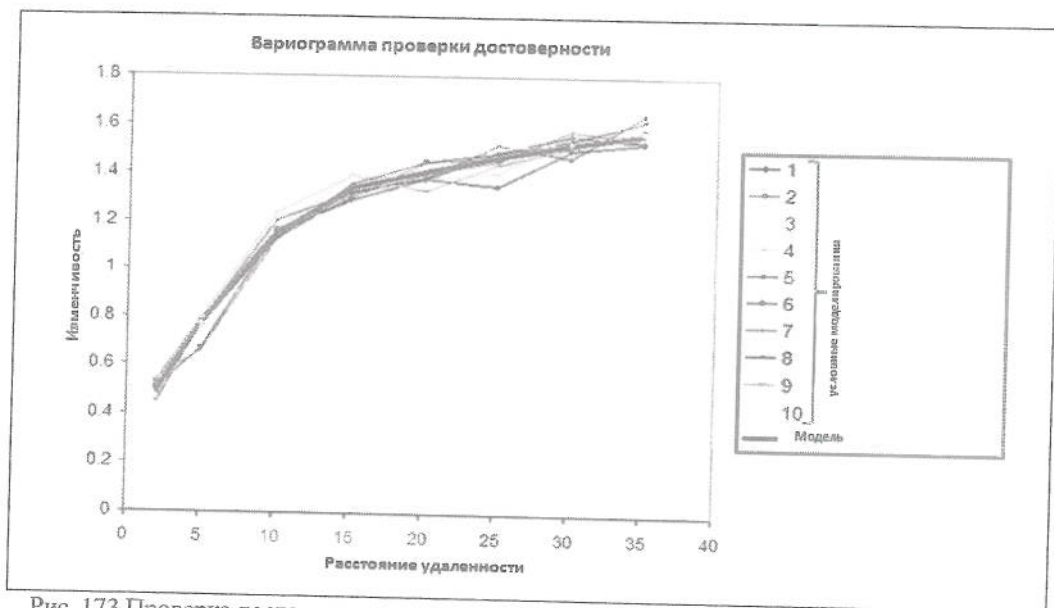


Рис. 173 Проверка достоверности с помощью вариограмм показывает соответствие между вариограммами условно созданных моделей и вариограммами исходных моделей, использованных для условного моделирования

Кривая среднего условно смоделированного содержания, нанесённая на график относительно номера условно созданной модели, даёт подтверждение случайно изменчивости вокруг общего среднего содержания опробования, и даёт гарантию достаточности числа прогонов условного моделирования (Рис. 174).

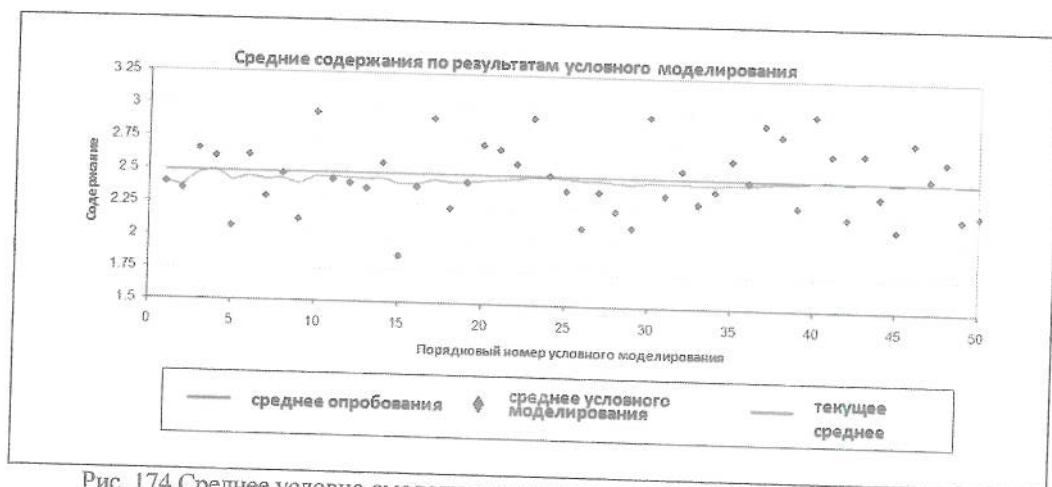


Рис. 174 Среднее условно смоделированное содержание и общее число прогонов условного моделирования по сравнению со средним содержанием опробования

Коротко о классификации запасов

Вспомните, основной нашей целью является создание трёхмерной модели минерализации, полезной для горных инженеров. Несмотря на то, что мы стремимся дать точную оценку, некоторые части модели будут более точными, чем другие. Часто есть объёмы, которые требуют дополнительной информации – либо сгущения сетки бурения, либо уточнения существующей информации. Движущим средством передачи нашей уверенности в оценках является свод правил по составлению отчётности (например, JORC, SAMREC или NI 43-101).

Эти своды правил – своего рода опалубка нашей уверенности в произведённых нами оценках. Например, в Таблице 1 Правил составления отчётности Объединенного комитета оп запасам руды (JORC) приводится ряд пунктов, которые мы должны учитывать, классифицируя запасы в нашей модели.

Категории такой уверенности субъективны и основываются на нашей компетентности, прозрачности наших намерений и степени материальности, присутствующих в нашем отчёте. Существуют три уровня классификации запасов: измеренные, исчисленные и вероятные. С точки зрения общей концепции, эти критерии можно рассматривать, как объём работ, необходимый для получения уверенности в оценке запасов.

Категория «Измеренные» отображает наивысшую степень уверенности в оценке, и, по сути, относится к той части запасов, которая была истощающимся образом разведана бурением, имеет высокое качество опробования, результатов лабораторных работ, и по которой существует достаточное количество свидетельств для обоснования интерпретированных геологических условий, контролирующих минерализацию, и её пространственных оценок. Кроме того, она точно отображает её значения плотности, применяемые для определения тоннажа, содержащегося в ней полезного ископаемого.

При отсутствии одного или нескольких из этих критериев, мы вынуждены понижать содержания в соответствующих объёмных структурах до категории «Исчисленные» или «Вероятные», в соответствии со степенью уверенности в этих критериях. «Исчисленные» является более высокой категорией, по сравнению с «Вероятными», и, обычно, относится к той части модели запасов, которая находится на грани перевода в категорию «Измеренные», но недостаточность данных, информации и/или качества нескольких критериев. Категория «Вероятные» касается той части модели запасов, в которой мы уверены меньше всего, и которая требует значительного объёма данных, информации и/или качества для перевода в категорию «Исчисленные».

Заключительные замечания

Моя философия в отношении оценки запасов – построение модели, которая точно отображает наше понимание конкретного рудного тела. Это означает, что мы не можем настаивать на использовании только той методики или параметров, которые используем мы сами. Да, люди имеют свои предпочтения, но это не означает, что такие наборы параметров или методики приемлемы в любой ситуации.

Я уверена в том, что если наш выбор методики, способа и параметров имеют под собой твёрдую свидетельскую основу, и если мы можем подкрепить их тщательным анализом данных, то мы наилучшим образом сможем точно спрогнозировать запасы. Нам необходимо сконцентрироваться на создании трёхмерного отображения нашей уверенности в том, как выглядит рудное тело. Это означает, что нет единого рецепта, а есть процесс исследования данных и сбора доказательств подкрепления нашего выбора и принимаемых нами решений.

Создание модели запасов представляет собой процесс доведения того, что мы ожидаем от минерализации, до сведения горных инженеров, которые непосредственно принимают решения о методе, графике ведения работ и добыче руды. Специалисты, занимающиеся оценкой запасов, несут ответственность за отображение характеристик рудного тела и его нюансов таким образом, чтобы свести к минимуму элемент удивления, который наступает в момент фактической добычи руды. Эта ответственность наилучшим образом соблюдается, если мы тратим больше времени на достоверное отображение находящихся в нашем распоряжении данных и информации, нежели принудительная прогонка информации и данных через предписанные макросы.

Дайте геологической информации шанс. Дайте шанс исходным данным. Более того, относитесь с уважением к индивидуальности рудных тел. Нам ещё так много неизвестно о них – не существует двух одинаковых рудных тел. И в то же время, каждое из них является отображением возможности испытать трепет при его добыче. У вас есть шанс предоставить справедливую оценку каждого по отдельности рудного тела, и делая это, сыграть свою роль в предотвращении разочарований или утраты возможностей.

Как говорит Джордж Бокс (George Box), известный специалист по статистике, «Все модели - неверные, но некоторые из моделей – полезны».

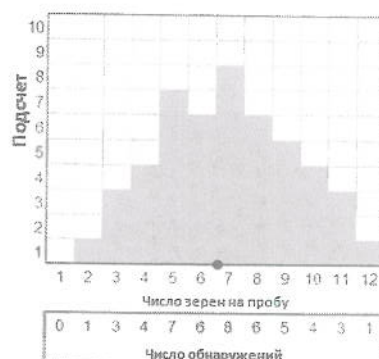
Давайте внесём свою лепту в создание действительно полезных моделей.

Посетите www.coombescapability.com.au для дополнительных подсказок и полезных советов по оценке ресурсов.

Некоторые образцы ответов

Практическое задание на стр. 11.

2	6	7	10	8	6
10	6	4	3	11	7
8	7	8	10	7	9
5	9	3	6	8	11
9	5	11	8	10	7
6	7	12	7	9	8
5	4	4	3	4	5
6	9	6	7	5	6



Общее среднее в пробах равно 6,92 зёрен на килограмм. Это среднее соответствует содержанию в валовой пробе .

Стандартное отклонение рассчитывается путём вычета среднего из значения каждой пробы и возведения полученной разницы в квадрат (см. ниже). Затем всё это суммируется и делится на число меньше единицы для получения значения стандартного отклонения 2,43.

$(2 - 6.92)^2$	$(6 - 6.92)^2$	$(7 - 6.92)^2$	$(10 - 6.92)^2$	$(8 - 6.92)^2$	$(6 - 6.92)^2$
$(10 - 6.92)^2$	$(6 - 6.92)^2$	$(4 - 6.92)^2$	$(3 - 6.92)^2$	$(11 - 6.92)^2$	$(7 - 6.92)^2$
$(8 - 6.92)^2$	$(7 - 6.92)^2$	$(8 - 6.92)^2$	$(10 - 6.92)^2$	$(7 - 6.92)^2$	$(9 - 6.92)^2$
$(5 - 6.92)^2$	$(9 - 6.92)^2$	$(3 - 6.92)^2$	$(5 - 6.92)^2$	$(8 - 6.92)^2$	$(11 - 6.92)^2$
$(9 - 6.92)^2$	$(5 - 6.92)^2$	$(11 - 6.92)^2$	$(8 - 6.92)^2$	$(10 - 6.92)^2$	$(7 - 6.92)^2$
$(6 - 6.92)^2$	$(7 - 6.92)^2$	$(12 - 6.92)^2$	$(7 - 6.92)^2$	$(9 - 6.92)^2$	$(8 - 6.92)^2$
$(5 - 6.92)^2$	$(4 - 6.92)^2$	$(4 - 6.92)^2$	$(3 - 6.92)^2$	$(4 - 6.92)^2$	$(5 - 6.92)^2$
$(6 - 6.92)^2$	$(9 - 6.92)^2$	$(6 - 6.92)^2$	$(7 - 6.92)^2$	$(5 - 6.92)^2$	$(5 - 6.92)^2$

Пример с 6-кг пробой:

						Всего в бкг пробе	бкг проба (зерна/кг)
2	6	7	10	8	6	39	6.50
10	6	4	3	11	7	41	6.83
8	7	8	10	7	9	49	8.17
5	9	3	5	8	11	41	6.83
9	5	11	8	10	7	50	8.33
6	7	12	7	9	8	49	8.17
5	4	4	3	4	5	26	4.17
6	9	6	7	5	5	38	6.33

Общее среднее остаётся равным 6,92 зёрен на килограмм, но стандартное отклонение понижается до 1,37.

Потеря одного зерна в каждой пробе:

						Всего в бкг пробе	бкг проба (зерна/кг)
1	5	6	9	7	5	33	5.50
9	6	3	2	10	6	35	5.83
7	6	7	9	6	8	43	7.17
4	8	2	4	7	10	35	6.83
8	4	10	7	9	6	44	7.33
6	6	11	6	8	7	43	7.17
4	3	3	2	3	4	19	3.17
5	8	5	6	4	4	32	6.33

Общее среднее теряет одно зерно в килограмме, и становится равным 5,92 зёрен на килограмм, в то время, как стандартное отклонение остаётся равной 1,37.

Практическое задание по контрольным картам на стр. 36.

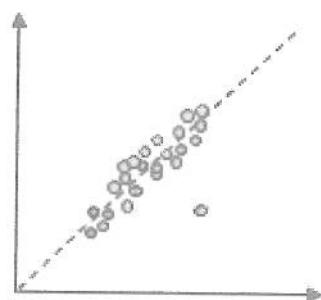
Контрольные карты показывают наличие мириад проблем, включая:

- Карта 1: Изменения в изменчивости, погрешность ниже ожидаемого значения, значения находятся за пределами контрольных границ
- Карта 2: Значение за пределами контрольной границы, изменения в изменчивости, 6 значений имеют тренд понижения
- Карта 3: Неожиданный тренд повышения для прогона значений за пределами контрольной границы, прогона идентичных значений

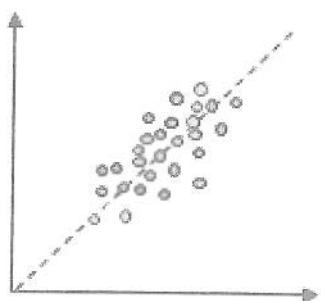
Практическое задание по ОККК на стр. 46.

Данные по железу имеют плохое поведение и плохую прецизионность. Однако, здесь нет погрешности (см. К-К график).

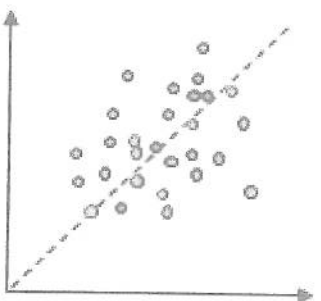
SiO_2 , наоборот, демонстрирует высокую прецизионность и также отсутствие погрешности.

Г-диаграммы рассеивания на стр. 108.

г-диаграмма рассеивания для проб, отстоящих друг от друга на расстоянии 20м.

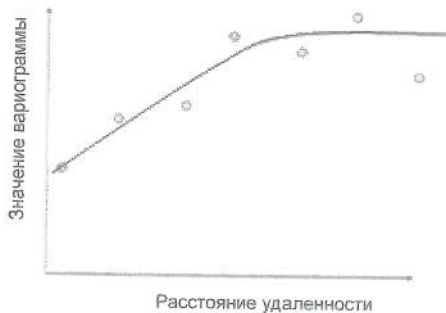
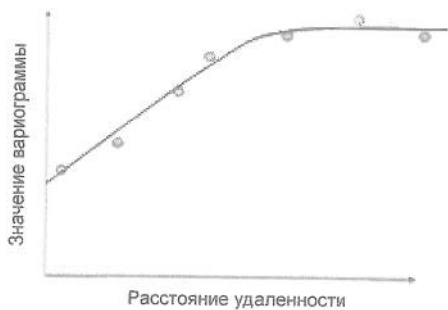


г-диаграмма рассеивания для проб, отстоящих друг от друга на расстоянии 2х20м.



г-диаграмма рассеивания для проб, отстоящих друг от друга на расстоянии 3х20м.

Предлагаемые результаты для стр. 133.



Список иллюстраций

Рис. 1 Пример гистограммы	7
Рис. 2 Пример лог-гистограммы	7
Рис. 3 Гистограмма опробования и популяции	8
Рис. 4 Прецизионность и точность – пример мишени	9
Рис. 5 Прецизионность и точность с точки зрения статистики	10
Рис. 6 Разница между «валовой» и «единичной» пробами	10
Рис. 7 Отдельные фракции внутри валовой пробы могут сильно отличаться друг от друга (по Gerlach and Nocerino, 2003)	14
Рис. 8 Различные виды фракций могут распределяться различным образом внутри валовой пробы (по Gerlach and Nocerino, 2003)	14
Рис. 9 Различные виды фракций будут оказывать различное влияние на пробу (по Gerlach and Nocerino, 2003)	15
Рис. 10 Влияние неоднородности распределения на пробу (по Gerlach and Nocerino, 2003)	15
Рис. 11 Различные фракции пробы падают и осаждаются по-разному (по Pitard 1993)	16
Рис. 12 Фактор формы: куб и сфера	19
Рис. 13 Фактор размера частицы	19
Рис. 14 Гранулометрический фактор отражает гранулометрический состав (распределение частиц по их крупности)	20
Рис. 15 Концепция минералогического фактора	20
Рис. 16 Концепция фактора высвобождения	21
Рис. 17 Отделение плотных частиц от более легких в одной и той же фракции (Pitard, 1993)	25
Рис. 18 Отделение мелких частиц от более крупных фракций с той же плотностью (Pitard, 1993)	25
Рис. 19 Мелкие фракции оседают внутри кучи, а крупные фракции оседают снаружи (Pitard, 1993)	25
Рис. 20 Выделение, вызванное разными углами падения (Pitard, 1993)	25
Рис. 21 Выделение, вызванное различным темпом тряски ленты конвейера (Pitard, 1993)	25
Рис. 22 Навески улучшают представительность пробы, при группировании и выделении фракций	26
Рис. 23 Пример протокола опробования и номограммы	28
Рис. 24 График прогона на примере полного производственного цикла (программа Maxwell's QAQCR)	30
Рис. 25 Поиск поведения неслучайных закономерностей	31
Рис. 26 Пример контрольной карты (программа Maxwell's QAQCR)	32
Рис. 27 Пример контрольной карты с одновременным нанесением результатов на график	32
Рис. 28 Примерыстораживающих закономерностей в контрольных картах	34
Рис. 29 Пример лабораторных данных в пределах контрольных границ	35
Рис. 30 Пример лабораторных данных по двум контрольным пробам с содержаниями, выходящим за +/-10% контрольные границы	35
Рис. 31 Практическое задание по контрольным картам – карта 1	36
Рис. 32 Практическое задание по контрольным картам – карта 2	37
Рис. 33 Практическое задание по контрольным картам – карта 3	37
Рис. 34 Диаграмма рассеивания содержаний в дубликатах и исходной пробе	38
Рис. 35 Диаграмма рассеивания между содержаниями в дубликатах и исходной пробе с погрешностью	39
Рис. 36 Диаграммы рассеивания с понижающейся точностью (на логарифмической шкале и гранулометрической шкале)	40
Рис. 37 Квантиль-квантиль график сравнения двух гистограмм	41
Рис. 38 Пример К-К графика (гранулометрическая шкала)	42
Рис. 39 Пример К-К графика (логарифмическая шкала)	42
Рис. 40 Пример диаграммы «ящик с усами»	43

Рис. 41 График относительной разности	44
Рис. 42 График прецезионности	45
Рис. 43 Диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробами	46
Рис. 44 Логарифмическая диаграмма рассеивания между дубликатной и исходной пробами	46
Рис. 45 К-К график между дубликатной и исходной пробами (нормальная шкала)	47
Рис. 46 К-К график между дубликатной и исходной пробами (логарифмическая шкала)	47
Рис. 47 График относительной разности (относительная разность против исходного содержания)	48
Рис. 48 Логарифмический график относительной разности и исходного содержания	48
Рис. 49 График прецезионности (1/2 абсолютной разницы против среднего исходной и дубликатной проб)	49
Рис. 50 График рассеивания между дубликатной и исходной пробами	49
Рис. 51 Логарифмический график рассеивания между дубликатной и исходной пробами	50
Рис. 52 К-К график между дубликатной и исходной пробами (нормальная шкала)	50
Figure 53 К-К график между дубликатной и исходной пробами (логарифмическая шкала)	51
Рис. 54 График относительной разности для SiO_2 (относительная разность против исходного содержания)	51
Рис. 55 Логарифмический график относительной разности для SiO_2 (относительная разность против исходного содержания)	52
Рис. 56 График прецезионности для SiO_2 (1/2 абсолютной разницы против среднего исходной и дубликатной проб)	52
Рис. 57 Литологическая и структурная интерпретация: различия	54
Рис. 58 Ограничение супергенного обогащения	55
Рис. 59 Минерализация и структурные изменения	56
Рис. 60 Домены содержат устойчивые (однородные) геологические условия	61
Рис. 61 Смешанные популяции	62
Рис. 62 Гистограмма данных со смешанными популяциями	63
Рис. 63 Домен с единым содержанием в популяции	63
Рис. 64 Домены ограничиваются по единому направлению и могут иногда «разворачиваться» для создания единого направления протяжённости	64
Рис. 65 Пример профилей эрозии, геологических структур и минерализации	65
Рис. 66 Пример смешанной популяции цинка	67
Рис. 67 Популяция с высоким содержанием цинка, определённая методом кластерного анализа	68
Рис. 68 Разрез проекции кодировок домена с оконтуриванием групп согласно кластеризации	68
Рис. 69 Домены должны подтверждаться геологическими свидетельствами	69
Рис. 70 Гистограмма и график вероятности для популяции с единым содержанием	70
Рис. 71 Гистограмма смешанных популяций с разными содержаниями	71
Рис. 72 График вероятности со смешанными популяциями	72
Рис. 73 Сравнение исходной и логарифмической осей содержания	73
Рис. 74 Примеры поверхностей с «развёрнутыми» (вверху) и исходными координатами (внизу) (по Deutsch, 2005)	74
Рис. 75 Регулярно удалённые друг от друга данные	77
Рис. 76 Гистограмма регулярно удалённых друг от друга данных	77
Рис. 77 Кластерные данные	78
Рис. 78 Гистограмма кластерных данных	78
Рис. 79 Метод декластеризации 1: Физическое удаление проб, создающих кластер (выделены чёрным)	79
Рис. 80 Метод декластеризации 2: Выберите только одну пробу, расположенную ближе всех к центру ячейки сети (показаны звёздочками)	80
Рис. 81 Метод декластеризации 3: взвешивание проб относительно числа всех проб внутри одной ячейки (показаны пять примеров ячеек с взвешенными пробами)	81
Рис. 82 Влияние неровных границ на вес декластеризованных проб	82
Рис. 83 Смешанные содержания, созданные путём взвешивания содержаний относительно интервалов опробования	83
Рис. 84 Типичные формы распределения различных видов полезных ископаемых	88
Рис. 85 Пример графика кумулятивной вероятности	89

Рис. 86 Пример графика вероятности с единой прямой линией	90
Рис. 87 Пример логарифмического графика вероятности с единой прямой линией	91
Рис. 88 График вертикального тренда	93
Рис. 89 График границ (единичный элемент)	94
Рис. 90 Сравнение должно проводиться внутри одного и того же объёма	95
Рис. 91 К-К график между пробами золота по данным опробования из двух источников (глубокое алмазное бурение и бурение методом обратной циркуляции) внутри одного и того же объёма	95
Рис. 92 Пример диаграммы вида «ящик с усами» для двух доменов	96
Рис. 93 Пример диаграммы вида «ящик с усами» для десяти доменов	96
Рис. 94 Коэффициент вариации, как индикатор необходимости корректировки ураганных содержаний (по Wellmer 1998)	98
Рис. 95 Метод дезинтеграции для КУС (логарифмический график вероятности)	100
Рис. 96 Метод дезинтеграции для КУС (логарифмическая гистограмма)	100
Рис. 97 Матрица диаграмм рассеивания между Ni%, Co%, Mg% и Fe%	101
Рис. 98 Диаграмма рассеивания с расцветкой доменов (Mg% и Ni%)	102
Рис. 99 Линия регрессии между элементами	103
Рис. 100 Понимание взаимосвязей между пробами помогает взвешиванию проб	105
Рис. 101 Термины вариограммы	111
Рис. 102 Расчётные вариограммы направлений	112
Рис. 103 Построение карты вариограмм	113
Рис. 104 Процесс интерпретации направления протяжённости минерализации	114
Рис. 105 Реальный пример интерпретации направления минерализации	115
Рис. 106 Совмещённый трёхмерный вид карт вариограмм	116
Рис. 107 Схематическая стереопроекция важнейших направлений вариограммы	117
Рис. 108 Пример трёх равноудалённых проб для сравнения	120
Рис. 109 Пример традиционной вариограммы	121
Рис. 110 Пример ковариационной вариограммы	122
Рис. 111 Пример кореллограммы	123
Рис. 112 Пример общей относительной вариограммы	124
Рис. 113 Пример логвариограммы	126
Рис. 114 Анаморфоза Гаусса	127
Рис. 115 Пример вариограммы анаморфозы Гаусса	128
Рис. 116 Пример попарно относительной вариограммы	129
Рис. 117 Пример мадограммной вариограммы	130
Рис. 118 Пример сравнения трёх равноудалённых проб с множественными элементами	131
Рис. 119 Пример взаимной вариограммы между железом и кремнием	132
Рис. 120 Расчётные вариограммы для моделирования	133
Рис. 121 Особые формы моделей вариограмм	134
Рис. 122 Построение гнездовых структур для моделей вариограмм	135
Рис. 123 Каждая точка вариограммы соответствует среднему арифметическому множества различающихся значений	136
Рис. 124 Трудная вариограмма: гистограмма набора проб 1	138
Рис. 125 Традиционная вариограмма (трудный набор данных 1)	139
Рис. 126 Логарифмическая вариограмма (трудный набор данных 1)	139
Рис. 127 Вариограмма с высокой изменчивостью (трудный набор данных 2)	140
Рис. 128 Настройка размера шага (трудный набор данных 2)	141
Рис. 129 Вариограмма, смоделированная для размера шага 35м (трудный набор данных 2)	142
Рис. 130 Сравнение значений, заложенных в модель, с вариантами изменения размера шага (трудный набор данных 2)	143
Рис. 131 Сравнение значений, заложенных в модель, с вариограммой высокой изменчивости (трудный набор данных 2)	144
Рис. 132 Пример каркасных моделей для четырёх доменов	146
Рис. 133 Взаимосвязь между эффектом самородка и выбором показателя степени	148
Рис. 134 Наблюдения Криге между фактическими и оценочными содержаниями	149
Рис. 135 Эффект «объём-дисперсия»	150
Рис. 136 Изменчивость от пробы до блока	154
Рис. 137 Изменчивость внутри блока	154

Рис. 138 Дисперсия кригинга для двух блоков (одинаковая геометрия опробования, но разные содержания)	155
Рис. 139 Отрицательные значения веса, как результат экранирования проб	159
Рис. 140 Смешанные популяции	160
Рис. 141 Расположение порогов индикаторов на графике вероятности – девять индикаторов	162
Рис. 142 Местоположение индикаторных порогов на графиках вероятности – дополнительные индикаторы	163
Рис. 143 Пример оценочного блока	164
Рис. 144 Индикаторная кодировка проб для трёх индикаторов	165
Рис. 145 Вариограммы для каждого из трёх индикаторов	167
Рис. 146 Обычный кригинг для каждого из трёх индикаторов	168
Рис. 147 Пример содержания, полученного методом индикаторного кригинга	170
Рис. 148 Пропорции эффекта самородка и порога между индикаторами должны изменяться постепенно	171
Рис. 149 Стереопроекция, иллюстрирующая постепенное и систематическое изменение направлений протяжённости	171
Рис. 150 Пример (а) мозаичной модели и (б) диффузной модели	172
Рис. 151 Диаграмма рассеивания между железом и никелем (набор данных выбран только для примера)	191
Рис. 152 Анаморфоза Гаусса для никеля	191
Рис. 153 Значения железа в интервалах никеля	192
Рис. 154 Различное расположение значений железа в зависимости от интервала никеля	192
Рис. 155 Распределения железа внутри никелевых интервалов	193
Рис. 156 Каждое распределение по отдельности преобразовано к нормальному	193
Рис. 157 Пошаговая анаморфоза Гаусса значений железа	194
Рис. 158 Преобразованные данные не показывают корреляции с	195
Рис. 159 Селективность при добыче и изменчивость	197
Рис. 160 Эффект «объём-дисперсия» и распределение содержаний	197
Рис. 161 Влияние эффекта «объём-дисперсия» на взаимосвязь между содержанием и тоннажем	198
Рис. 162 Создание оценки извлекаемых запасов	199
Рис. 163 Пропорция или вероятность?	201
Рис. 164 Диаграмма рассеивания между железом и никелем (набор данных для примера)	204
Рис. 165 Диаграмма рассеивания между никелем и железом и полигональным совпадением	204
Рис. 166 Гистограмма никеля (объёмы опробования и МЕСД)	205
Рис. 167 Гистограмма железа (объёмы опробования и МЕСД)	205
Рис. 168 Диаграмма рассеивания данных после корректировки «объём-дисперсия»	206
Рис. 169 Поиск значений содержаний железа в МЕСД при заданном значении содержания никеля в МЕСД	207
Рис. 170 Проверка достоверности модели по четырём контрольным точкам	210
Рис. 171 Проверка достоверности условного моделирования и исходных данных на К-К графике	211
Рис. 172 Проверка достоверности на К-К графике демонстрирует более широкий разброс условно смоделированных значений по сравнению с исходными данными	211
Рис. 173 Проверка достоверности с помощью вариограмм показывает соответствие между вариограммами условно созданных моделей и вариограммами исходных моделей, использованных для условного моделирования	212
Рис. 174 Среднее условно смоделированное содержание и общее число прогонов условного моделирования по сравнению со средним содержанием опробования	212

Перечень таблиц

Таблица 1 Семь погрешностей опробования по Pierre Gy (по Pitard, 1993).....	17
Таблица 2 Пример статистических данных по золоту для пяти доменов.....	87
Таблица 3 Влияние максимального содержания на коэффициент вариации.....	97
Таблица 4 Пример корреляции между элементами	102
Таблица 5 Выбор типа вариограммы	119

Библиография

- Baafi EY & Schofield NA, 1996 (eds). *Geostatistics Wollongong 1996*. Quantitative Geology and Geostatistics. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.
- Clark I, 1982. *Practical Geostatistics*. Applied Science Publishers, London
- Coombes J, Standing C, Lacourt R, Rodrigues R and Queinoz C, 2005 *Exposing uncertainty in schedules for proactive stockpile planning*, in proceedings 2005 AusIMM Annual Conference - National Conference on Ironmaking Resources and Reserves Estimation, p263-270, (The Australian Institute of Mining and Metallurgy: Melbourne)
- Coombes J, Thomas G, Glacken I and Snowden D V, 2000. *Conditional Simulation – Which Method for Mining?* Geostatistics Conference 2000, Cape Town, South Africa.
- Coombes J, Thomas G and Glacken I, 1999. *Conditional Simulation – A Practitioner's Performance Analysis*, in International Symposium on Geostatistical Simulation Modelling Conference, Perth, Australia
- Coombes J, Thomas G, Gifford M and Jepsen L, 1998 *Assessing the Risk of Incorrect Prediction – A Nickel/Cobalt Case Study*, in Proceedings AusIMM Mine to Mill Conference 1998, p63 – 68, (The Australian Institute of Mining and Metallurgy: Melbourne).
- Coombes J, 1997. *Handy hints for variography*, in AusIMM Ironmaking Resources and Reserves Estimation, pp 127-130.
- Coombes J, 1996. *Latest Developments in Visualising Spatial Continuity from Variogram Analysis*, in Proceedings 1996 AusIMM Annual Conference - Diversity - the Key to Prosperity, p295 - 300, (The Australian Institute of Mining and Metallurgy: Melbourne).
- Coombes J (nee Moffett), 1993. *Combining Well and Seismic Data in Petroleum Geostatistics*, in Proceedings 1993 South African Statistical Association Annual Conference, Pietermaritzburg, South Africa.
- Coombes J (nee Moffett), 1992. *Statistics in the Petroleum Industry*, in Proceedings 1992 South African Statistical Association Annual Conference, Port Elizabeth, South Africa.
- Coombes J (nee Moffett), 1990. *Kriging Rainfall Data*, in Proceedings 1990 South African Statistical Association Annual Conference, Cape Town, South Africa.
- David M, 1977. *Geostatistical ore reserve estimation. Developments in Geomathematics 2*. Elsevier (Amsterdam), 364pp.
- Deutsch CV & Journel AG, 1992. *Geostatistical Software Library and User's Guide*. Oxford University Press, New York.
- Deutsch CV, 2005. *“Practical Unfolding for Geostatistical Modeling of Vein-Type and Complex Tabular Mineral Deposits*. APCOM 2005: 32nd International Symposium on Computer Applications in the Minerals Industry.
- Edwards AC, 2001 (ed). *Mineral Resource and Ore Reserve Estimation – the AusIMM Guide to Good Practice*. AusIMM, Carlton.
- Gerlach RW & Nocerino JM, 2003. *Guidance for Obtaining Representative Laboratory Analytical Subsamples from Particulate Laboratory Samples*, USA EPA Report number EPA/600/R-03/027.

- Glacken I, 1996. *Change of support and use of economic parameters for block selection*, in Geostatistics Wollongong 1996. (Eds: E Y Baafi and N A Schofield) pp 800-821 (Kluwer).
- Glacken I, Noppe M and Titley M, 2000. *Mining bench height evaluation for the Wallaby resource – a conditional simulation case study*. Proc. 4th International Mining Geology Conference, Queensland, May 2000, pp 195-205.
- Hohn M, 1998. *Geostatistics and Petroleum Geology*. Van Nostrand Reinhold, New York.
- Isaaks EH & Mohan Srivastava R, 1989. *An Introduction to Applied Geostatistics*. Oxford University Press, New York.
- Journel AG & Huijbregts CJ, 1981. *Mining Geostatistics*. Academic Press, London.
- Journel AG & Kyriakidis PC, 2004. *Evaluation of Mineral Reserves – A simulation approach*. Oxford University Press, New York.
- Kleingeld WJ & Krige DG, 2000 (eds). *Geostatistics 2000 Cape Town*.
- Krige DG, 1981. *Lognormal-de Wijsian Geostatistics for Ore Evaluation*. South African Institute of Mining and Metallurgy, Johannesburg.
- Krige DG, 1996. *A practical analysis of the effects of spatial structure and of data available and accessed, on conditional biases in ordinary kriging*, in Geostatistics Wollongong 1996, (Eds: E Y Baafi and N A Schofield) pp 799-810 (Kluwer).
- Leuangthong O, and Deutsch CV, 2003. *Stepwise*, Mathematical Geology, 35(2), February 2003, p. 155-173.
- Lipton IT, 2001 *Measurement of Bulk Density for Resource Estimation*, in Mineral Resource and Ore Reserve Estimation – *The AusIMM Guide to Good Practice* (Ed: A C Edwards), pp 57-66 (The Australasian Institute of Mining and Metallurgy, Melbourne).
- Longley-Sinitsyna D and Snowden DV, 1997. *Using geostatistics as a tool in fine tuning of iron ore resource modelling*, AusIMM Ironmaking Resources and Reserves Estimation, pp 95 - 97.
- Minnitt RCA, Rice PM and Spangenberg C, 2007. *Part 1: Understanding the components of the fundamental sampling error: a key to good sampling practice* The Journal of the South African Institute of Mining and Metallurgy, Vol 107 p 505 – 511.
- Olea RA, 1991. *Geostatistical Glossary and Multilingual Dictionary*. Oxford University Press, New York.
- Pitard FP, 1993. *Pierre Gy's Sampling Theory and Sampling Practice*, Heterogeneity, Sampling Correctness and Statistical Process Control, CRC Press, London
- Rivoirard J, 1994. *Introduction to Disjunctive Kriging and Non-Linear Geostatistics*. Clarendon Press, Oxford.
- Snowden DV, 1993. *Improving predictions by studying reality*, Geostatistics for the Next Century, pp 330-337. Kluwer Academic Publishers.
- Snowden DV, 1996. *Practical interpretation of reserve classification guidelines*, in Proc. 1996 AusIMM Annual Conference – Diversity, the Key to Prosperity, pp 305-308 (The Australasian Institute of Mining and Metallurgy: Melbourne).
- Snowden DV, 2001. *Practical interpretation of mineral resource and ore reserve classification guidelines*, in Mineral Resource and Ore Reserve Estimation – The

- AusIMM Guide to Good Practice (Ed: A.C. Edwards), pp 643-652 (The Australasian Institute of Mining and Metallurgy: Melbourne).
- Srivastava R, 1987. *Minimum variance or maximum profitability?* CIM Bulletin, 80(901): pp 63-68.
- Thomas G, Coombes J and Richards W-L, 1998. *Practical conditional simulation for geologists and mining engineers*, in Proceedings Third Regional APCOM Symposium, Western Australia, pp 19–26.
- Thomas GS, 1997, *Interactive Analysis and Modelling of Semi-Variograms* Proc., 1st International Conference on Information Technologies in the Minerals Industry, December 2-13, Paper GT67, A Balkema.
- Wellmer F-W, 1998. *Statistical Evaluations in Exploration for Mineral Deposits*. Springer-Verlag, Berlin.

Фотографии на стр. 53, 59 и 75 взяты из Microsoft Clipart.

Сводь правил по составлению отчётности могут быть найдены на сайтах:

CRIRSCO www.crirSCO.com

JORC www.jorc.org

NI43-101
http://www.osc.gov.on.ca/Regulation/Rulemaking/Current/Part4/rule_20051007_43-101_sd-mineral-projects.jsp

PERC www.percreserves.com

SAMREC www.samcode.co.za

Индекс используемых в книге терминов (на английском языке и соответствующих им аналогов на русском языке)

А

Accuracy (точность), 9, 10, 38, 53, 177, 209
Activity (практическое задание), 11, 24, 36, 37, 46, 133, 215
Anisotropy (анизотропия), 19, 65, 131, 136, 137, 158
Average (среднее арифметическое, содержание, и т.п.), 8, 9, 11, 12, 49, 52, 68, 92, 97, 99, 109, 120, 122, 123, 124, 129, 130, 131, 136, 138, 147, 152, 153, 161, 169, 170, 199, 200, 202, 210, 212, 215, 216

В

Block size (размер блока), 158, 177, 178, 179, 181, 182, 198, 200, 203

С

Central limit theorem (теорема центрального предела), 26, 202
Clustering (кластеризация), 67, 68, 79, 148
Competence (компетентность), 3
Composite (композит, композитная проба), 83
Compositing (композимирование), 17, 70, 74, 77, 83, 84, 94, 97, 106
Conditional simulation (условное моделирование), 155, 183, 187, 190, 196, 198, 203, 209, 211, 225, 226, 227, 231
sequential gaussian (последовательное Гаусса), 127, 183, 184, 188, 195
sequential indicator (последовательное индикаторное), 183, 188
stepwise (пошаговое), 190, 191, 194, 226
Cut-off (бортовое содержание), 161, 198, 199, 200, 201, 202, 203, 206

D

Declustering (декластеризация), 77, 79, 80, 81, 82, 83, 84, 159, 172
Density (плотность), 3, 20, 24, 25, 27, 173, 182, 209, 226
Domain (домен), 2, 61, 63, 66, 68, 69, 70, 74, 83, 84, 87, 88, 90, 92, 96, 97, 98, 101, 102, 104, 106, 146, 152, 155, 156, 157, 158, 160, 161, 172, 183, 184, 190, 210
domaining (определение домена), 2

Е

Estimation (оценка), 197, 225, 226, 227

G

Geology (геология, геологическая информация, геологические условия), 4, 5, iv, 2, 53, 54, 60, 61, 90, 98, 158, 160, 214, 225, 226

H

Hermite polynomial (многочлен Эрмита), 107, 173, 203
Histogram (гистограмма), 7, 8, 9, 11, 13, 41, 43, 61, 63, 66, 69, 70, 71, 77, 78, 83, 84, 88, 91, 98, 100, 104, 138, 175, 176, 197, 205, 210

I

Indicators (индикаторы), 161, 162, 163, 164, 165, 166, 167, 168, 169, 170, 171, 172, 173, 188
Inverse distance (обратное расстояние), 92, 147, 148, 152, 172

K

Kriging (кригинг), 147, 149, 153, 155, 158, 160, 161, 168, 172, 173, 176, 177, 181, 182, 209, 225, 226
indicator kriging (индикаторный кригинг), 147, 160, 161, 164, 172, 189, 202
ordinary kriging (обычный кригинг), 147, 149, 166, 168, 172, 202, 226
Kriging Efficiency (эффективность кригинга), 175, 176, 177, 181, 182, 209
Kriging variance (дисперсия кригинга), 153, 155, 176, 185

L

LaGrange multiplier (множитель Лагранжа), 151, 153
Log-normal (логнормальное распределение данных), 20, 86, 87, 90, 91, 98, 99, 100, 125, 137, 198, 200, 202, 226

Lot (валовая проба), 10, 11, 13, 14, 15, 16, 18, 21, 24, 26, 28, 45, 49, 52, 110, 215

M

Materiality (материальность), 3, 173
Mean (среднее *статистика*), 9, 15, 66, 70, 78, 81, 84, 85, 86, 87, 90, 91, 97, 98, 99, 102, 124, 153, 158, 160, 170, 193, 196, 199, 200, 215
Median (медиана), 43, 84, 85, 99, 161, 170, 196
Mode (мода), 66, 84, 99, 196
Multi-variate (множественные случайные значения), 101, 190, 204, 231

N

Negative skew (отрицательная асимметрия), 91, 119
Nested models (гнездовые модели), 135, 136
Nomogram (номограмма), 16, 17, 28
Nugget (самородок), 44, 106, 107, 111, 118, 123, 125, 136, 137, 148, 152, 166, 171

O

Optimisation (оптимизация), 54, 151, 177, 180, 181, 182, 197, 231

P

Percentiles (процентили), 41, 43, 86, 87, 161
Positive skew (положительная асимметрия), 119
Precision (прецизионность), 9, 10, 11, 12, 17, 22, 23, 38, 40, 44, 45, 49, 52, 217
Probability plot (график вероятности), 69, 70, 72, 90

Q

QAQC (обеспечение качества и контроль над качеством, ОККК), 5, 6, 27, 29, 38, 75, 183, 217, 231

R

Range (диапазон данных, зона влияния на *вариограмме*), i, 17, 20, 35, 43, 58, 83, 85, 88, 98, 99, 111, 112, 137, 150, 152, 158, 161, 177, 178, 179, 180, 183, 186, 196
Recoverable estimation (оценка извлекаемых запасов), 204
Regression (регрессия), 102, 103, 149, 173, 175, 176
Reporting (отчётность, составление отчётов), 3, 159
Resource Estimation (оценка запасов), 3, 226
Risk (риск), iii, 83, 98, 183, 196, 225, 231

S

Sampling (опробование), 5, 7, 8, 9, 10, 12, 14, 16, 17, 18, 21, 22, 24, 27, 28, 29, 44, 77, 83, 106, 150, 182, 187, 226
Search (поиск), 158, 177, 178
Sill (порог), 110, 111, 118, 125, 138, 171, 176, 199, 202
Slope (наклонная линия на графике), 176
Spherical model (сферическая модель), 22
Standard deviation (стандартное отклонение), 87, 97, 123

T

Threshold (порог *индикатора*), 164, 166
Top cut (корректировка ураганного содержания), 86, 91, 97, 98, 99, 100, 104
Top cuts (корректировка экстремально высоких (ураганных) содержаний), 97, 98, 99
Transformation (преобразование), 226
Transparency (прозрачность), 3, 173
Trend (тренд, тенденция), 30, 91, 92, 93, 210, 217

U

Uniform conditioning (равномерное согласование), 198, 203

V

Validation (подтверждение достоверности *модели, оценок, и т.п.*), 2, 69, 181, 209, 210, 211, 212
Variance (дисперсия), 87, 149, 150
block (в блоке), 176, 199, 202
kriging (кригинга), 153, 155, 176, 185
Variogram (вариограмма), 105, 106, 107, 109, 110, 111, 112, 113, 116, 117, 118, 119, 120, 121, 122, 123, 124, 125, 126, 127, 128, 129, 130, 131, 132, 133, 134, 135, 136, 137, 138, 139, 140, 142, 144, 148, 151, 152, 153, 155, 156, 158, 166, 168, 169, 170, 173, 177, 178, 179, 182, 183, 184, 199, 202, 203, 211, 212, 225
traditional (традиционная), 119, 120, 139
Volume-variance (объём-дисперсия), 149, 197
Volume-variance effect (эффект "объём-дисперсия"), 12, 149, 150, 151, 152, 158, 172, 197, 198, 201, 205, 206, 207

W

Wireframing (каркасное моделирование, создание каркасной модели), 68, 69, 146, 183

Об авторе

Джеки получила диплом Магистра Статистики в 1991. Её дипломная работа по защите степени Магистра (продолжение её предыдущей дипломной работы, оцененной на «отлично», и получившей приз в проведённом в ЮАР Конкурсе на лучшую дипломную работу среди отличников в 1989 году) была посвящена исследованию методик пространственных оценок и связанными с ними способами анализа, необходимыми для создания значимых оценок. Это создало прочную основу для интереса, который Джеки проявляет к пространственным закономерностям, и её страстного желания понять замысловатых геологических причин этих закономерностей.

Во время учёбы на получение степени магистра, Джеки поступила на работу в компанию Soekor, занимавшейся разведкой газа и нефти, где применяла и делилась опытом применения различных методик пространственной статистики. Работа в компании Soekor дала Джеки возможность работать с множеством разноплановых источников информации о пространственных параметрах. Джеки первой в компании Soekor провела оценку множественных элементов и условное моделирование. Особое удовольствие для Джеки доставила работа с группой геофизиков и геологов по разработке программы глубинных построений, которая позволяла пользователям комбинировать данные скважинной и сейсмической разведки, и проводить их оценку от поверхности до глубинных горизонтов. Другие проекты включали в себя изучение таких параметров оценки и условного моделирования, как пористость и проницаемость пород.

Проработав почти четыре года в Кейптауне, Джеки иммигрировала в Австралию и поступила на работу в компанию Snowden Mining Industry Consultants.

Горнодобывающая промышленность предоставила Джеки шанс непосредственно изучить, где статистические методики действительно работали. Заверка моделей по результатам добычи и контроля содержаний – удивительный учитель! И за относительно короткий срок, проходящий между созданием модели и началом фактической добычи, Джеки имела возможность работать с другими специалистами, изучая, какие параметры и методики оценки содержаний были наиболее чувствительными и успешными при различных наборах геологических условий залегания. Хорошим дополнением к этому была возможность работы с большим разнообразием видов полезных ископаемых, залегающих в разных геологических условиях по всему миру.



Проработав более 12 лет в компании Snowden, Джеки основала компанию Coombes Sarability в конце 2006 года с целью дальнейшего развития своего таланта в горнодобывающей промышленности. Любовь Джеки к преподавательской деятельности, готовность поделиться опытом и практическими подходами в решении проблем, познакомили Джеки с талантливыми геологами и горными инженерами, занимавшимися построением моделей запасов самых различных полезных ископаемых (включая руды, содержащие железо, никель, золото, уран, цинк, свинец, а также минерализованные пески).

Работа, которой занимается Джеки, включает в себя проведение оценок и редактирование моделей запасов, аудит запасов и контроль содержаний, оптимизация программ бурения, проведение ОККК, анализ данных с множественными элементами, классификацию запасов, преподавание и обучение технического персонала.

Джеки живёт в г. Перт в Австралии. Джеки повезло посетить множество выдающихся горнодобывающих предприятий по всему миру.

Искусство и наука

оценки запасов

Наконец-то!

Появилась книга для геологов и горных инженеров, желающих получить практическое руководство по созданию моделей содержаний полезных ископаемых.

Эта книга поможет вам научиться процессу проведения оценки запасов и тому, как создавать точные модели запасов. Основное внимание на протяжении всей книги уделяется применению принимаемых решений на практике, нежели математике или статистике, как таковым. Приводимые в ней концептуальные объяснения подкреплены большим числом практических примеров.

Данная книга не является учебником по теории геостатистики – таких написано уже очень много. В ней вы не найдёте детальных обсуждений формул или споров о современных наиболее актуальных геостатистических методиках. Эта книга касается практической стороны построения модели запасов. Основное внимание уделяется самому процессу и конструктивному подходу при выборе наиболее подходящих геостатистических инструментов и параметров.

Процесс оценки запасов полон превратностей и неожиданностей. Они вызваны уникальным своеобразием рудных тел, которые мы намерены моделировать. Как и люди, каждое рудное тело имеет свою индивидуальность, свою собственную историю, и перед нами стоит трудная задача как можно подробнее описать пестроту разнообразия таких рудных тел. Научившись создавать модель, точно отображающую наше понимание запасов полезных ископаемых в массиве, мы обретаем возможность более адекватно оптимизировать её и успешно добывать руду.

Итак, счастливого вам путешествия в мир знаний среди удивительных рудных тел, встречающихся на вашем пути!

ISBN 978-0-9804908-2-4



9 780980 490824