



Разброс данных неизбежен в каждой работе.
Данные без разброса являются недостоверными.
Эффективное управление качеством невозможно
без статистического анализа качества и процесса.
Управление качеством начинается с контрольной карты и ею
завершается.
Контроль или анализ невозможны без группировки данных
по определенным признакам.
95% проблем фирмы могут быть решены с помощью семи
принципов управления качеством.
Статистические методы должны знать все инженеры и техники.
К. Исикава.
Японские методы управления качеством¹

Разброс данных неизбежен в каждой работе.
Данные без разброса недостоверны.
Эффективное управление невозможно без статистического
анализа данных.
Управление любым процессом начинается с контрольной карты
и ею завершается.
Контроль или анализ невозможны без группировки данных
по определенным признакам.
95% проблем фирмы можно решить с помощью методов
разведочного анализа данных.
Методологию системного, статистического и визуального
мышления должны знать все образованные люди.
Ю. П. Адлер, В. Л. Шнер
Москва, 2018



¹ Исикава К. Японские методы управления качеством. — М.: Экономика, 1988.

Юрий Адлер
Владимир Шпер



ПРАКТИЧЕСКОЕ РУКОВОДСТВО ПО СТАТИСТИЧЕСКОМУ УПРАВЛЕНИЮ ПРОЦЕССАМИ



альпина
ПУБЛИШЕР

Москва
2019

УДК 658.5
ББК 65.291.216
А28

Редактор В. Ионов



Адлер Ю.

А28 Практическое руководство по статистическому управлению процессами / Ю. П. Адлер, В. Л. Шпер. — М. : Альпина Пабlishер, 2019. — 234 с.

ISBN 978-5-9614-2053-1

Эта книга содержит практические советы по начальному этапу анализа любого количества данных на основе системного, статистического и визуального мышления. Главным инструментом описываемого здесь подхода служат контрольные карты Шухарта с учетом их развития Демингом в сочетании с широким применением методов разведочного анализа данных, предложенного Тьюки. Эти советы основываются на многолетнем опыте консультирования компаний из разных отраслей по всему миру, а также на курсах лекций, которые авторы читали и продолжают читать студентам Московского института стали и сплавов и Московского энергетического института. Все инструменты и методы описаны на языке, доступном любому специалисту любой отрасли, а обработка данных ведется с помощью стандартного пакета Excel.

УДК 658.5
ББК 65.291.216

Все права защищены. Никакая часть этой книги не может быть воспроизведена в какой бы то ни было форме и какими бы то ни было средствами, включая размещение в сети интернет и в корпоративных сетях, а также запись в память ЭВМ для частного или публичного использования, без письменного разрешения владельца авторских прав. По вопросу организации доступа к электронной библиотеке издательства обращайтесь по адресу mylib@alpina.ru



ISBN 978-5-9614-2053-1

© Адлер Ю. П., Шпер В. Л., 2019
© ООО «Альпина Пабlishер», 2019

Содержание



Введение

Зачем и для кого написана эта книга?..... 7

Глава 1

Что такое системное, статистическое и визуальное мышление и для чего оно нужно?..... 11

Глава 2

История возникновения статистического мышления.
Основы теории вариабельности..... 21

Глава 3

Основы теории вариабельности (продолжение).
Анализ стабильности процессов. Игра «Красные бусы»..... 39

Глава 4

Правила построения и интерпретации ККШ. Классификация типов ККШ..... 67

Глава 5

Построение и анализ гистограмм. Диаграммы ствол-и-листья (stem-and-leaf) и ящик-с-усами (box-and-whisker).
Вероятностные сетки и законы распределения..... 133

Глава 6

Индексы воспроизводимости процессов (ИВП)..... 163

Глава 7

Проблемы и трудности при построении и применении ККШ
и гистограмм на практике.

Алгоритм процесса анализа стабильности
и воспроизводимости 171

Глава 8

SPC, искусственный интеллект,
Big Data и новые идеи в области ККШ..... 191

Заключение.....221

Литература.....223



Введение

ЗАЧЕМ И ДЛЯ КОГО НАПИСАНА ЭТА КНИГА?

Эта книга написана для всех, кто хотел бы принимать решения не на основе правила пол-потолок-палец, а исходя из разумного анализа имеющихся данных. Проблема состоит в том, что хотя все организации мира просто переполнены данными, 95%, а может быть, и 99% этих данных никто и никогда ни для чего не использует. Раньше эти данные пылились на полках в виде бесчисленных бумажных отчетов, записок, протоколов и т. п., сегодня те же самые документы пылятся в компьютерных базах наших ноутбуков, заполняя гигабайты бесчисленных директорий.

Почему? Что мешает каждому человеку, имеющему данные, описывающие поведение какого-то важного для этого человека процесса, проанализировать их с целью извлечения из них информации, полезной для принятия решений?

Ответ довольно тривиален. Во-первых, многие люди даже не понимают, что данные — это еще не информация, а сбор данных — это всего лишь самая первая, но далеко не последняя ступень анализа любой ситуации. Во-вторых, этому почти нигде и почти никого не учат. В результате многие люди просто не знают, чего они не знают, — как любил говорить великий гуру в области качества Эдвардс Деминг.

Именно с целью ликвидации подобного пробела в знаниях и написана эта книга. Она учит тому, как нужно извлекать информацию из данных с помощью многочисленных приемов, уже разработанных человечеством. Авторы полагают, что содержащиеся в этой книге знания должны быть одним из элементов общечеловеческой культуры.



Другими словами, то, что изложено в этой книге, должно входить в минимальный объем знаний, которым по умолчанию обладает каждый грамотный человек.

Отсюда вытекает ответ на вопрос: **для кого написана эта книга?**

Ответ: **для всех, кто хочет считать себя образованным человеком XXI века.**

Хотя чисто технически эта книга возникла как расширение курса, который оба автора в разное время много лет читали в Московском институте стали и сплавов (МИСиС), ее содержание важно для студентов любых специальностей, как инженерных, так и гуманитарных, а также для специалистов любых сфер человеческой деятельности. Нет ни одной области, где не возникали бы те или иные данные и где не нужно было бы использовать эти данные для принятия решений.

Что нужно знать, чтобы понять изложенный в книге материал?

Для этого достаточно иметь среднее образование, т. е. закончить обычную школу. Некоторые разделы книги используют информацию, излагаемую в курсе высшей математики для технического вуза, но эти разделы можно без ущерба для понимания пропустить. Практически все расчеты и графики, описанные в книге, можно выполнить с помощью Excel, и мы приводим инструкции для соответствующих процедур.

Есть, правда, одна проблема, которую мы не планируем обсуждать, по крайней мере в рамках данной книги, но которую следует обозначить, поскольку без ее учета никакую методологию, в том числе и обсуждаемую ниже, нельзя внедрить ни на одном предприятии. Это проблема культуры организации, т. е. проблема того, как выстроены взаимоотношения между людьми в организации. Дело в том, что в иерархически построенных организациях с преобладанием авторитарной культуры управления, где возникновение любых проблем сопровождается поиском виноватых, а виноватыми почти всегда оказываются сотрудники низовых звеньев, практически всегда исходная информация будет искажаться в связи с тем, что каждый из нас еще со школы научился всеми доступными способами ограждать себя от неприятной ситуации, когда нас наказывают за нечто, в чем мы

не виноваты... А если исходная информация недостоверна, никакие методы не помогут принять разумное решение...

Конечно, любой сотрудник любой компании может принять личное решение об использовании, например, контрольных карт Шухарта для анализа своего процесса — как написал еще в 1953 г. J. Martin Kohe (Дж. Мартин Койе) в своей замечательной книжке *Your Greatest Power* («Ваша главная сила») [Kohe 1953/2004]: Каждый человек на Земле обладает великой силой — он может выбирать, какое решение примет лично он в данной ситуации, и от этого выбора зависит, будет ли этот человек счастлив или нет...

Тем не менее если руководство компании не имеет понятия о том, что такое контрольная карта Шухарта и зачем она нужна, то, скорее всего, сотруднику придется отказаться от использования этого инструмента, поскольку это всегда будет рассматриваться как занятие чем-то ненужным и бесполезным...

Поэтому необходимое, хотя и недостаточное, условие успешного внедрения в любой компании методов статистического управления процессами — отказ руководства компании от поиска виноватых и переход к принципиально иной парадигме — поиску коренных причин возникновения проблем. В качестве первого шага на этом пути мы рекомендуем всем руководителям прочесть любой из нижеперечисленных источников: Деминг [2006, 2007], Нив [2005], Седдон [2009], Трайбус [1997].





Глава 1

ЧТО ТАКОЕ СИСТЕМНОЕ, СТАТИСТИЧЕСКОЕ И ВИЗУАЛЬНОЕ МЫШЛЕНИЕ И ДЛЯ ЧЕГО ОНО НУЖНО?

По этим вопросам существует невероятно много литературы, и каждому из перечисленных терминов можно посвятить отдельную книгу, и не одну. Статистическое мышление мы подробно обсудим в следующем параграфе, здесь же мы ограничимся лишь краткими тезисами и дадим ссылки на некоторые относительно недавние публикации по системному и визуальному мышлению.



КОЕ-ЧТО О СИСТЕМНОМ МЫШЛЕНИИ

Его суть в сверхкратком изложении:

- любая деятельность осуществляется в некоторой системе взаимосвязанных и взаимодействующих процессов;
- важно понимать, почему и как система сопротивляется нашему вмешательству;
- надо научиться выявлять глубинные взаимосвязи и вскрывать системные причины проблем.

Чтобы понять системную проблему, нужно, как правило, выйти за границы системы и попробовать взглянуть на нее снаружи.

Некоторые принципы системного подхода можно сформулировать так [Сенге 2009; Гараедаги 2010; О'Коннор, Макдермотт 2006; Левит, Дабнер 2007; Зиберт 2005; Адлер, Смелов 2017]:

- сегодняшние проблемы есть порождение вчерашних «решений»;
- легкий выход обычно приводит нас назад;
- причины и следствия разъединены во времени и пространстве;
- винить некого за исключением собственно системы.

Вот несколько примеров из приведенных выше книг, которые, на наш взгляд, достаточно красноречивы и не требуют каких-либо пояснений. Их объединяет то, что в результате отсутствия системного подхода всегда принимается в конечном счете неверное решение.

«Когда-то, во времена английского колониального правления в Индии, из-за необычно жаркого лета развелось слишком много кобр. Чтобы справиться с напастью, губернатор назначил награду за каждую сданную голову змеи. Индийцам предстояло ловить этих страшилищ. Как же они отреагировали? Они стали разводить кобр, чтобы получить премию».

В середине 1980-х гг. Япония пыталась преодолеть экономический кризис путем повышения госрасходов и роста госдолга — в итоге целое десятилетие (все 1990-е гг.) страна боролась с последствиями лопнувшего в 1989 г. пузыря (10 лет стагнации из-за ошибочного решения).

«Трое слепых встретили слона и начали его ощупывать. “Это что-то мягкое, большое и широкое, как ковер”, — сказал один, схватившийся

за ухо. Второй взялся за хобот и сказал: “Я держу реальность в руках. Это прямая длинная труба”. А третий, обхватив ногу, воскликнул: “Это что-то толстое и прочное, как колонна”. (Суфийская притча) А разве во многих компаниях руководители отделений производства, сбыта и исследований не похожи на этих трех слепцов?»

В книге двух профессоров Гарварда [Пфедфер, Саттон 2008] сформулированы наиболее распространенные и разрушительные ошибки современного менеджмента.

1. Бессистемный бенчмаркинг.
2. Слепое следование рецептам, успешным в прошлом.
3. Глубоко укоренившиеся, но необоснованные взгляды.

Если внимательно присмотреться к этим трем ошибкам и примерам, приведенным авторами, то становится очевидным, что все они вызваны одной коренной причиной: отсутствием системного подхода у большинства менеджеров. То же можно сказать о перечисленных в книге «Эффект ореола» восьми распространенных иллюзиях, приводящих к ошибочным решениям [Розенцвейг 2008].

Известный специалист в области системного мышления Рассел Акофф в статье [Акофф 2006] отвечает на вопрос, почему системное мышление так редко встречается на практике:

«Нельзя научиться чему-либо, если делать все правильно...

...организации и отдельные лица, которые не позволяют ошибаться, никогда ничему не научаются. Организации и личности, всегда возлагающие на других вину за свои ошибки, тем самым отказываются обучаться. Не надо далеко ходить за примером — взять хотя бы исполнительные органы нашего правительства...

Чтобы учиться на ошибках, следует признать, что есть два типа ошибок: ошибки совершения и ошибки несовершения.

Ошибка совершения происходит, когда организация или индивид делает что-то, чего не следовало бы делать.

Ошибка несовершения происходит, когда организация или индивид не делает того, что следовало бы сделать.

Ошибки несовершения обычно более существенны. Деграция и неудачи организаций почти всегда происходят из-за того, что они чего-то не сделали...

А теперь **ключевой факт**: системы учета в западном мире фиксируют только ошибки совершения, наименее важные из двух типов ошибок!

Они не регистрируют ошибки несовершения. Поэтому в организации, которая неодобрительно относится к ошибкам и в которой замечаются только ошибки совершения, менеджеру надо только стараться не сделать чего-нибудь такого, что не следует делать. Поскольку ошибки несовершения не регистрируются, они часто проходят незамеченными. А если и замечены, ответственность за них редко наступает. В такой ситуации менеджер, который хочет как можно реже получать неодобрение, должен:

- либо минимизировать ошибки совершения;
- либо перекладывать ответственность за совершенные им ошибки на других.

Лучший способ достижения этого — ничего не делать или делать как можно меньше...»

Это и есть одна из главных причин, по которой организации и люди не научаются системному мышлению в ходе своей практической деятельности. Еще одна причина — этому мало где и мало кого учат. Между тем в условиях сегодняшнего открытого глобального и быстро меняющегося мира этому — т. е. пониманию систем — нужно учить *всех*.

КОЕ-ЧТО О ВИЗУАЛЬНОМ МЫШЛЕНИИ

В 1934 г. в поэме «Скала» (The Rock) англо-американский поэт Томас Элиот написал такие строки:

Where is the Life we have lost in living?

Where is the wisdom we have lost in knowledge?

Where is the knowledge we have lost in the information?

В нашем вольном переводе эти строки выглядят так:

Где жизнь, затерявшаяся в бытии?

Где мудрость, затерявшаяся в знании?

Где знание, затерявшееся в информации?

Принято считать, что в этих строках впервые было отмечен тот факт, что информация, знание и понимание (мудрость), вообще говоря, не одно и то же и знание способно затеряться в информации. Примерно через 50 лет американский композитор Фрэнк Заппа (Frank Zappa) написал такие строки:

Information is not knowledge,	Информация — это не знание,
Knowledge is not wisdom,	Знание — это не мудрость,
Wisdom is not truth,	Мудрость — это не истина,
Truth is not beauty,	Истина — это не красота,
Beauty is not love,	Красота — это не любовь,
Love is not music,	Любовь — это не музыка,
And Music is THE BEST.	А Музыка — превыше всего.

В научный обиход различие между информацией, знанием и пониманием ввел известный ученый Рассел Акофф. Он выразил это различие в виде иерархии (рис. 1.1):

Data → Information → Knowledge → Wisdom
Данные → Информация → Знание → Мудрость

В англоязычной литературе эта иерархия известна под аббревиатурой DIKW [<http://en.wikipedia.org/wiki/DIKW>]. В двух словах эту иерархию можно прокомментировать так.

Данные — это цифры, даты, символы и т. п., которые сами по себе ничего не значат.

Информация — это данные в определенном понятном нам контексте, данные, имеющие смысл и целевое назначение (т. е. данные в свете некоторой гипотезы или системы гипотез об их смысле).

Знание — это определенным образом обработанная и структурированная информация, которую можно использовать для принятия решений (т. е. информация, прошедшая формальную или содержательную проверку гипотез, которая не выявила противоречий).

Мудрость — это основанная на знании способность создавать новое знание и принимать решения в условиях неопределенности.

На самом деле границы между этими категориями очень зыбки и условны, и потому иерархия DIKW часто и заслуженно подвергается критике с разных сторон. Однако здесь нам важно обратить

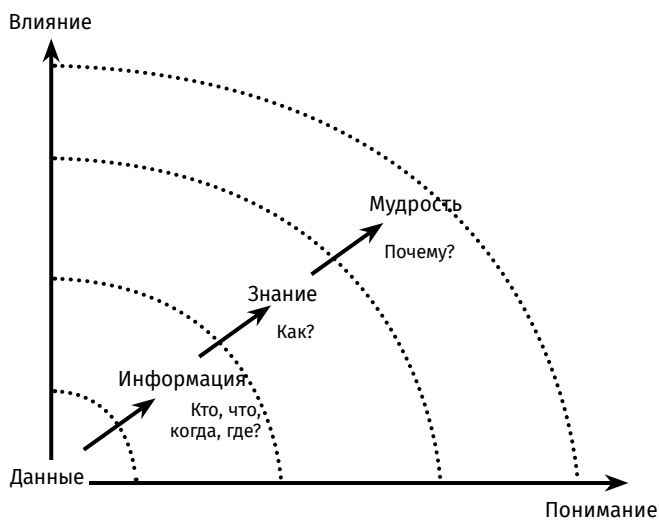


Рис. 1.1. Модель DIKW: Данные → Информация → Знание → Мудрость

внимание не столько на проблему структурирования наших знаний, сколько на два существенных момента, какие не будут меняться при различных модификациях иерархии знаний. Первый момент состоит в том, что данные сами по себе не есть ни информация, ни тем более знания. Переход от набора цифр к их пониманию и выводам / решениям осуществляется путем анализа данных. Этот анализ может проводиться на самых разных уровнях: от поверхностного взгляда на цифры до применения самых навороченных статистических пакетов обработки данных. Но в полном соответствии с принципом 80/20 (подробнее о нем см. в книге [Кох 2012]) в 80 или более процентах ситуаций переход от данных к последующим этапам иерархии знаний можно успешно выполнить с помощью первичного анализа данных, который мы, следуя [Тьюки 1981], будем далее называть разведочным анализом данных (РАД).

Второй момент состоит в том, что ключевой компонент РАД — визуализация данных, т. е. представление данных в виде понятных и полезных картинок. Важно отметить, что роль картинок гораздо больше, нежели просто «сжать» информацию и представить ее в компактном виде. Зачастую они дают нам «новую» информацию, которой «как бы не было» при ином ее представлении. Дело в том, что правильная картинка позволяет нам увидеть не только сами значения данных, но и их связь друг с другом, а также наличие тех или иных

особенностей и структур в поведении данных, не обнаруживаемых при их текстовом или табличном представлении.

Есть и чисто физиологическая причина того, что, глядя на картинку, человек часто видит много нового по сравнению с текстовым изображением или таблицей: мы воспринимаем картинку и текст разными полушариями мозга (логическим и эмоциональным) [Роэм 2009]. Другими словами, именно картинки часто служат тем мостиком, с помощью которого мы переходим от одной ступени DIKW к другой.

Следуя вышеприведенным стихотворным образцам, мы предлагаем такую модель:

Данные — это еще не информация,
 Информация — это еще не знание,
 Знание — это еще не понимание,
 Понимание — это еще не мудрость,
 Мудрость — это еще не истина,
 А ПУТЬ К ИСТИНЕ — ПРЕВЫШЕ ВСЕГО!

Как превратить данные в информацию, информацию в знание, знание в мудрость?

Ответ: *с помощью разведочного анализа данных (РАД).*

В РАД мы включаем семь простых методов контроля качества [Куме 1990], семь новых методов контроля качества [Адлер 2000, Кане 2008], визуализацию данных, метод построения диаграмм (блок-схем) потока процессов (flowcharts), ящик с усами, правило семи вопросов, ментальные карты и любые другие полезные для понимания картинки. Поскольку все перечисленные методы нужны не только при контроле качества, а при анализе любых данных в любых сферах деятельности, мы далее опускаем слова «контроль качества» и говорим о семи простых и семи новых методах РАД, включив в семь простых диаграммы потока и визуализацию как самостоятельный метод (т. е. по сути семь простых у нас состоят из девяти инструментов)¹.

Семь (девять) простых методов РАД

1. Визуализация
2. Диаграммы потока процесса
3. Контрольные листки
4. Контрольные карты Шухарта
5. Гистограммы
6. Стратификация данных
7. Диаграмма Парето (80/20)
8. Схема Исикава
9. Диаграмма рассеяния

¹ Термины «семь простых» и «семь новых» настолько широко вошли в уже имеющуюся литературу, что мы не видим смысла их менять.

Семь новых методов РАД

- Диаграмма сродства
- Граф связей
- Метод иерархических структур
- Матричная диаграмма (домик)
- Анализ матричных диаграмм
- Блок-схема принятия решений
- Сетевой график (метод ПЕРТ)

В англоязычной литературе это хорошо известное и очень популярное, особенно у японцев,

Правило 5W+2H:

- Who When What
- Where Why How
- How much

Один из самых простых способов превратить данные в информацию — добавить к ним ответы на семь простых вопросов: кто? когда? как? где? зачем их собирал? сколько чего собрали? и что, собственно, они означают?

Но вербальных ответов недостаточно — они по-прежнему не позволяют нам обнаружить структуры и тренды (если, конечно, они есть — а они есть в большинстве случаев реальной жизни). Чтобы обнаружить структуры и тренды в данных, их — данные — нужно визуализировать.

Наиболее употребительные практические инструменты визуализации данных перечислены в табл. 1.1.

Таблица 1.1. Практические методы визуализации данных

Для численных данных	Для вербальных данных
Диаграмма потока процесса (Flowchart)	Схема Исикава (диаграмма причина-результат)
Диаграмма Парето (принцип 80/20)	Диаграмма сродства
Гистограмма	Граф связей
Ящик с усами	Метод иерархических структур (дерева)
Диаграмма рассеяния	Матричная диаграмма (домик)
Карта хода процесса (run chart)	Блок-схема принятия решений
Контрольная карта	Ментальная карта

Большая часть того, что перечислено в этой таблице, будет рассмотрена в разных местах книги, но сначала разберем несколько примеров того, как визуализация помогает нам обнаружить то, что нельзя увидеть из цифр. В табл. 1.2 приведена часть таблицы Росстата с данными о валовом внутреннем продукте (ВВП) РФ в постоянных ценах 2011 г. (вся таблица просто не поместится на одной странице). Значения ВВП приведены в миллиардах рублей. Данные даны поквартально, но из таблицы вряд ли вы увидите какие-то закономерности.

Таблица 1.2. ВВП РФ в ценах 2011 г., млрд руб.

2014				2015			
I квартал	II квартал	III квартал	IV квартал	I квартал	II квартал	III квартал	IV квартал
14 125,8	15 326,9	16 420,8	17 173,3	13 857,6	14 804,7	15 983,2	16 618,1
2016							
I квартал	II квартал	III квартал	IV квартал				
13 797,7	14 733,0	15 927,1	16 668,0				

На рис. 1.2 показан ход ВВП во времени с 1995 по 2016 г. в постоянных ценах 2008 г. Из рисунка видно, что рост ВВП начался сразу после дефолта 1998 г. и дальше до 2007 г. шел с практически идентичной структурой данных, что говорит о постоянстве системы, т. е. рост ВВП на этом участке был обусловлен восстановлением экономики после дефолта. В 2008 г. произошел обвал вследствие мирового экономического кризиса, после чего снова начался рост, прекратившийся примерно в 2012 г. После этого экономика не растет, т. е. имеет место так называемая стагнация экономики страны. Все

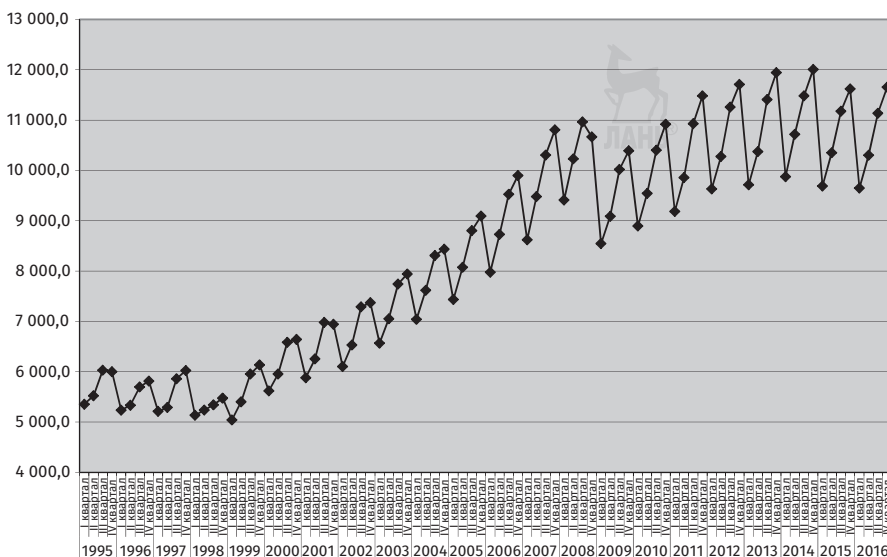


Рис. 1.2. ВВП РФ по кварталам с 1995 по 2016 г.
(в постоянных ценах 2008 г. — данные Росстата)

Практическое руководство по статистическому управлению процессами

вышесказанное очевидно любому человеку, и для этого не нужно ничего считать, так же как и не нужно никаких специальных экономических знаний. Нам все рассказала простая картинка, на которой показан ход процесса во времени. Такая картинка получила название «карта хода процесса». Англоязычный аналог этого термина — run chart.





Глава 2

ИСТОРИЯ ВОЗНИКНОВЕНИЯ СТАТИСТИЧЕСКОГО МЫШЛЕНИЯ. ОСНОВЫ ТЕОРИИ ВАРИАБЕЛЬНОСТИ

Мышление — это то, чем каждый из нас, слава богу, обладает от рождения. И пока что оно нас не подводит. Но что такое «статистическое мышление»? И зачем оно нам нужно (если нужно)? Такие вопросы могут возникнуть у читателя после знакомства с названием этого параграфа. Простых ответов на подобные вопросы нам дать не удастся. Поэтому вам придется довольствоваться сложными разъяснениями. Но прежде, чем мы попытаемся их дать, заметим, что сам термин «статистическое мышление» представляется не совсем удачным. Дело в том, что слово «статистический» у многих людей вызывает неприятие, поскольку напоминает об изучавшейся когда-то в институте дисциплине под названием «математическая статистика», которую большинство людей не помнит и побаивается.

Между тем под «статистическим мышлением» мы понимаем¹ подход к принятию любых решений как в жизни отдельного человека, так и на всех уровнях организации, причем решений как оперативных или тактических, так и стратегических. Более точно наше понимание сформулировано во врезке ниже.

Ниже мы постараемся расшифровать смысл приведенного определения, а здесь просто заметим, что статистическое мышление — это вовсе не использование статистических методов, по крайней мере

Статистическое мышление — это умение принимать системные решения в мире, подверженном вариабельности.

в подавляющем большинстве жизненных ситуаций. Статистическое мышление — это точка зрения, позиция, взгляд на мир, помогающие принимать эффективные решения благодаря системному подходу

к возникающим проблемам. Очевидна важность этой позиции, ибо если мы делаем ошибку любого типа — совершения или несовершения — т. е. вмешиваемся в процесс, когда этого делать не надо, или не вмешиваемся, когда это крайне важно, то процесс только ухудшается. Аналогичный результат возникает, если в процесс вмешиваются не те люди, кому следует это делать, и не вмешиваются те, кому следовало. Попробуем же разобраться в сути обсуждаемого подхода, для чего сначала бросим взгляд на историческую ретроспективу его возникновения и эволюции.



¹ Такое понимание не есть прерогатива авторов данной книги (подробнее см. ниже).



ОТКРЫТИЕ У. ШУХАРТА

Поводом для возникновения статистического мышления послужила практическая задача борьбы с дефектами продукции, которая была поставлена перед молодым физиком Уолтером Шухартом (1891–1967), принятым в 1923 г. на работу в знаменитую Bell Laboratories (лаборатория того самого А. Белла, что изобрел телефон) [Нив 2005, Говард 1995, Адлер 2012]. Задача эта была связана с одной трудностью, возникшей в ходе телефонизации Америки. При тогдашней технологии прокладки телефонных сетей приходилось примерно через каждые 500 м вставлять в линию связи усилитель сигнала размером с письменный стол (полупроводниковых приборов, на которых построена вся современная миниатюризация, еще не было¹), закапывая его в землю. И все было бы хорошо, если бы не одно обстоятельство. Лампы в этих усилителях перегорали не по графику, а когда им вздумается. Из-за этого у бригад ремонтников возникали большие трудности. Не удавалось заранее определить требуемое число ремонтных бригад, их потребности в транспорте и запасах ламп для замены. Проблема заключалась в большом разбросе времени наработки до отказа усилительных ламп, и хотя завод-изготовитель определял нормативный срок непрерывной работы, лампы почему-то ничего не знали про требования ТУ и отказывали как попало. Естественно, возникало много вопросов. Например, почему разброс так велик и нерегулярен? И что можно сделать, чтобы ввести его в приемлемые рамки? Как наилучшим образом описывать само явление разброса времени работы ламп? И так далее. Стоит заметить, что это было одно из первых (хотя и далеко не первое) столкновение массового производства с проблемой variability, т. е. разброса.

Некоторыми из этих вопросов и занялся У. Шухарт. С самого начала он был фанатиком применения статистических методов. Его коллега и друг Э. Деминг так писал об этом в статье, посвященной памяти У. Шухарта [Deming 1967]: «Управление качеством означало для него применение статистических методов всюду: от сырьевых материалов до готовых изделий и обратно — в разработке новых изделий, при

¹ Первый полупроводниковый (германиевый) транзистор был создан в той же самой Bell Lab и был впервые продемонстрирован публике летом 1948 г., за что его изобретатели — Д. Бардин, У. Шокли и У. Браттейн — получили Нобелевскую премию в 1956 г.

пересмотре требований к сырью, в непрерывном цикле обработки результатов, получаемых при исследовании покупательского спроса и из других источников».

Хотя традиционный взгляд на контроль качества был обращен в то время на обнаружение и изъятие негодных изделий из партии продукции, У. Шухарт увидел возможность увеличения выхода годных изделий непосредственно в процессе производства. Профилактика, направленная на предотвращение брака или несоответствий, несомненно, важнее и полезнее, чем отбраковка, ибо отбраковка сама по себе не приводит к улучшению изделий: она лишь разделяет их на две группы — принимаемых и бракуемых. Качество как данной партии, так и будущих партий при отбраковке не меняется. В то же время профилактика, т. е. система мер, направленных на предотвращение появления некачественных изделий, ведет к улучшению будущих партий продукции.

Первое, до чего додумался У. Шухарт, размышляя над поставленными вопросами, было обнаружение двух принципиально различных источников разброса или вариабельности (изменчивости)¹ показателей качества, к которым чувствителен потребитель.

Первый источник вариабельности — сама система, в которой производится продукция (услуга). Понятие о производственной системе довольно неопределенно. Сюда относятся и здания, и оборудование, и сырье, и люди, и многое другое. Практически это все, что может повлиять на интересующие нас показатели качества. Пока система не меняется, вариабельность характеризующих ее параметров остается практически постоянной. Поэтому вариабельность — одна из важнейших характеристик системы, которую надо знать, если мы хотим управлять системой или совершенствовать ее. Понятно, что для этого сначала придется научиться эту самую вариабельность каким-то образом измерять.

Второй источник имеет совершенно другую природу. Существует, оказывается, вариабельность, обусловленная вмешательством в систему тех или иных факторов, не принадлежащих системе, т. е. внешних по отношению к ней (например, неправильное поведение оператора, или неправильный ход какого-то технологического режима вследствие сбоя настройки, или непредвиденное

¹ Далее мы используем в основном термин вариабельность как уже установившийся в литературе.

изменение внешних условий и т. д.). Эта вариабельность проявляется спорадически, нерегулярно. Ее величина может сильно меняться от случая к случаю, причем здесь каждый случай — особый, и отклонение от той установившейся вариабельности, какая характерна для вариаций, вызываемых самой системой, может быть каким угодно.

В реальной жизни на выходе системы мы наблюдаем смесь, сумму вариаций, происходящих из этих двух источников.

Если бы теперь мы смогли определить, какие именно источники и как влияют на выход системы, то стало бы понятно, какие действия стоит предпринять, чтобы улучшить ситуацию. Другими словами, если бы мы знали, вызваны ли те или иные вариации системой или внешними по отношению к системе силами, то мы одновременно знали бы, кто и каким образом должен действовать. В самом деле, если, например, вариации обусловлены системой, т. е. тем, что процесс устроен именно так, как он устроен, то ясно, что вмешиваться в него изнутри системы бессмысленно, так как такое вмешательство, будучи незапланированным для системы, ведет только к ее раскачке (выводит систему из стабильного состояния). Нас или нашего потребителя может, конечно, не устраивать вариабельность системы. Но тогда надо менять систему в целом (вспомним о системном подходе), т. е. нам надо реорганизовать систему. А это в свою очередь означает, что делать это должны те люди, которые «стоят над системой», т. е. высший менеджмент. Поэтому всякая попытка справиться с ситуацией за счет сотрудников-исполнителей заведомо обречена на неудачу. Более того, она практически неизбежно приведет к существенному ухудшению положения дел.

С другой стороны, если вариации обусловлены внешними по отношению к системе причинами, т. е. тем, чего в нормально работающей системе быть не должно, то здесь надо немедленно браться за дело самим сотрудникам. Их задача — создать команду для изучения возможных причин возникновения нерегулярных вариаций, которые довольно часто, хотя и далеко не всегда, вызываются так называемым человеческим фактором (это, впрочем, вовсе не означает, что такие причины легко обнаружить.) В любом случае следует начать непрерывную борьбу за устранение всех «лишних» вариаций и за достижение стабильности. Только стабильность делает систему предсказуемой, а значит, управляемой (подробнее это утверждение рассмотрено ниже).

ОСНОВЫ ТЕОРИИ ВАРИАбельНОСТИ

Итак, в 1924 г. У. Шухарт заложил основы того, что сейчас принято называть теорией вариабельности. Основные положения этой теории можно кратко сформулировать следующим образом: все виды продукции и услуг, а также все процессы, в которых они создаются и /или преобразуются, подвержены отклонениям от заданных значений, называемых вариациями.

Вариации своим происхождением обязаны двум принципиально разным источникам, которые принято называть *общими (common)* и *особыми или специальными (assignable) причинами вариаций*¹.

Общими причинами вариаций называют причины, составляющие неотъемлемую часть данного процесса и внутренне ему присущие. Они связаны с неабсолютной точностью поддержания параме-

Кроме общих «...существуют неизвестные причины вариабельности качества продукции, не принадлежащие постоянной системе, ...и такие причины получили название особых» [Shewhart 1931, p. 14].

тров и условий осуществления процесса, с неабсолютной идентичностью условий на его входах и выходах и т. д. Другими словами, общие причины вариаций — это результат совместного воздействия большого числа случайных факторов, каждый из которых вносит весьма малый вклад

в результирующую вариацию и влияние которых мы по тем или иным соображениям не можем или не хотим отделить друг от друга.

Особые причины вариаций — это те причины, которые возникают из-за внешних по отношению к процессу воздействий на него и не служат его неотъемлемой частью. Они связаны с приложением к процессу незапланированных воздействий, не предусмотренных его нормальным ходом. Другими словами, это — результат конкретных случайных воздействий на процесс, причем тот факт, что именно данная конкретная причина вызывает данное конкретное отклонение параметров/характеристик процесса от заданных значений, часто (но далеко не всегда) и приводит к тому, что эту причину можно обнаружить без приложения каких-то исключительных усилий или затрат.

¹ Английский термин *assignable* означает «могущий быть отнесенным к чему-то» — его не удастся перевести на русский каким-либо одним словом, поэтому в русскоязычной литературе по SPC одинаково часто можно встретить и «особые», и «специальные» причины вариаций. Мы думаем, что выбор из этих двух вариантов — дело вкуса.

Разделение причин вариаций на два указанных вида принципиально потому, что борьба с вариабельностью процесса в этих двух случаях требует различного подхода. **Особые причины вариаций** требуют **локального вмешательства** в процесс, тогда как **общие причины вариаций** требуют **вмешательства в систему**.

Локальное вмешательство:

- обычно осуществляется людьми, занятыми в процессе и близкими к нему (т. е. это линейный персонал, линейные руководители и т. д.);
- обычно нужно примерно для очень небольшого числа всех возникающих в процессе проблем (это выяснилось после многих лет применения данного подхода на практике, откуда и вытекают известное правило Дж. Джурана 85/15 или правило Деминга 94/6 — см., например, [Конарева 2008] — и все следствия из этих правил);
- неэффективно или ухудшает ситуацию, если в процессе отсутствуют особые причины вариаций, и, напротив, эффективно, если они присутствуют.

Вмешательство в систему:

- почти всегда требует действий со стороны высшего менеджмента;
- обычно нужно примерно для 85–95% всех возникающих в процессе проблем;
- неэффективно или ухудшает ситуацию, если в процессе присутствуют специальные причины вариаций, и, напротив, эффективно, если они отсутствуют.

Когда люди не понимают теории вариабельности, они:

- видят тенденции там, где их нет, и не видят их там, где они есть;
- пытаются объяснить естественный разброс как особые события;
- необоснованно обвиняют и/или вознаграждают сотрудников;
- не могут эффективно спланировать будущее и улучшать систему;
- часто следуют знаменитому правилу: «хотели как лучше, а получилось как всегда».

Дело за малым — осталось организовать процесс мониторинга, направленный на постоянную диагностику ситуации. Он призван представить текущую информацию в такой форме, чтобы менеджменту было ясно, какие решения следует принимать на ее основе.

В 1924 г. У. Шухарт предложил свое решение. Руководителем его департамента был Р. Джонс, а непосредственным начальником — Дж. Эдвардс, занявший впоследствии место Р. Джонса и ставший потом первым президентом Американского общества контроля качества. Вот как он вспоминал об этом (цитируется по [Golomski 1967]): «16 мая 1924 г. ...доктор Шухарт подготовил небольшую памятную записку размером всего в одну страницу. Около трети ее занимала простая диаграмма, которая сегодня известна всем нам как схема контрольной карты. Та диаграмма и текст к ней заключали в себе все существенные принципы и выводы, составляющие то, что известно нам теперь как процесс управления качеством». В работе [Godfrey 1986] воспроизведен полный текст этого исторического документа, который один из авторов (Ю. А.) перевел на русский язык [Годфри 1992] и фрагмент которого приводится ниже (см. с. 29 и рис. 2.1).

Заметки, о которых упоминал У. Шухарт, были опубликованы на следующий год [Shewhart 1925], и мир узнал о существовании контрольных карт, названных впоследствии контрольными картами Шухарта (ККШ).

Контрольные карты и стали, по мысли У. Шухарта, диагностическим инструментом, предназначенным для различения процессов с общими и особыми причинами вариаций. Вот как это сформулировал Э. Деминг в 1986 г. в своем предисловии к репринту книги Шухарта 1939 г. [Shewhart 1939, reprint 1986].

«Значение контрольных карт в наибольшей степени состоит в том, что они позволяют разделить причины вариаций на два источника: 1) собственно системные (д-р Шухарт назвал их “случайными причинами”), ответственность за них лежит на менеджменте; и 2) обнаружимые причины, названные д-ром Демингом “особыми”, специфичные для некоторого мимолетного события, которые обычно могут быть обнаружены и устранены, к удовольствию специалиста, ответственного за процесс. Процесс находится в статистически управляемом состоянии, если на него более не действуют особые причины. Результат работы процесса, находящегося в управляемом состоянии, предсказуем» (Предисловие д-ра Деминга к репринту книги Шухарта 1939 г., 1986).

В знаменитой первой книге У. Шухарта [Shewhart 1931] теория контрольных карт была построена. Ничто не предвещало трудностей на пути ее широкого внедрения в жизнь, но судьба распорядилась иначе. И нам кажется важным выяснить почему.

ДЕТЕРМИНИРОВАННОСТЬ И СЛУЧАЙНОСТЬ

Статистическое мышление, несомненно, одно из важнейших изобретений XX в. Тем более удивительно, что оно вот уже более 80 лет остается практически незамеченным большинством человечества и очень редко применяется в практике современного менеджмента.

Однако в повседневной жизни мы часто пользуемся статистическим мышлением, не подозревая об этом. Ведь суть этой концепции можно сформулировать в том числе и так: ***принимайте решения не на основе точечных значений, а с учетом разброса параметров процессов.***

Или более резко: ***в вариабельном мире нельзя принимать решения на основе сравнения отдельных точек процесса.***

Господин Р. Джонс.

Несколько дней назад Вы упомянули о некоторых проблемах, связанных с разработкой приемлемой формы отчета о проверке, который можно было бы время от времени дополнять для получения «на глаз» максимально большого количества правильной информации.

Прилагаемая форма отчета дает возможность определить, значима или нет наблюдаемая вариация, выраженная в процентах бракованных приборов данного типа, т.е. определить, удовлетворительно изделие или нет. Теория, лежащая в основе метода определения значимости вариаций в величине p , несколько усложняется, если ее рассматривать в такой форме, которая позволяет охватить практически все типы проблем. Я уже начал подготовку серии заметок, подробно описывающих эти моменты. Однако если будет возможно использовать эту форму карты в любом из проводимых сейчас в рамках отдела контроля качества исследований, то можно будет проиллюстрировать метод конкретными примерами.

А теперь задумаемся: кто из нас, например, едет в аэропорт точно к моменту вылета, не посчитав, насколько раньше надо выехать, чтобы

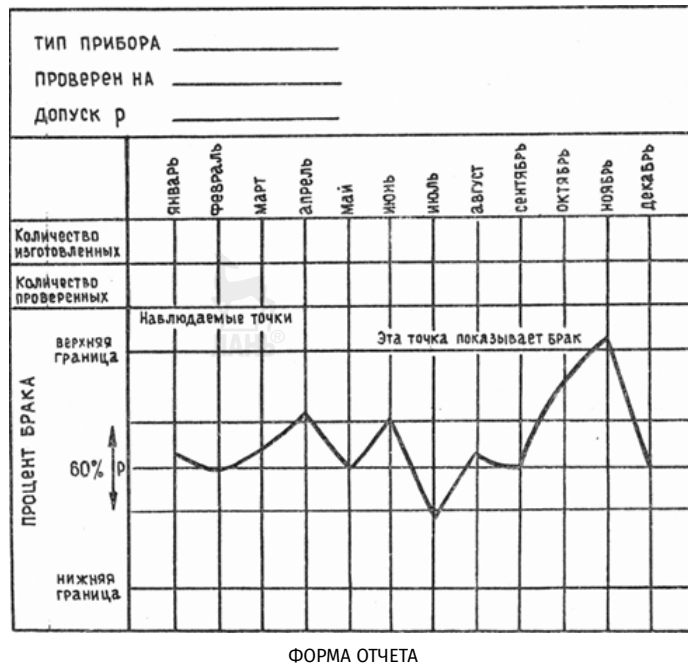


Рис. 2.1. Записка д-ра Шухарта для Р. Джонса, 1924 г.
Первая в мире контрольная карта

иметь нормальный запас времени? Число таких примеров практически бесконечно [Талеб 2010, Трайбус 1997], поэтому нет смысла на них останавливаться. Но еще чаще мы принимаем решения, забыв о вариабельности мира. Например, услышав об изменении курса рубля, мы радуемся или начинаем беспокоиться в зависимости от того, в какую сторону он изменился, забыв, что ежедневные изменения — это нормальное состояние курса любой валюты (рис. 2.2) и беспокоиться стоит только при катастрофических взлетах или падениях, а также при изменениях направления тренда. Несколько таких критических мест показано на рис. 2.2 овалами. Важно понимать, что никто не умеет предсказывать эти моменты. Всё, что умеют делать финансовые аналитики, — это предсказывать будущее значение при сохранении данного тренда. Еще они могут всегда сказать, что чем дольше длится тот или иной тренд, тем более вероятно, что он скоро изменится... Всё это достаточно тривиально — вот почему Н. Талеб в своем «Черном лебеде» многократно смеется над нобелевскими лауреатами по экономике... [Талеб 2010].

Другой пример весьма распространенной практики. Каждый месяц организация подводит итог своей работы за очередной месяц по какому-нибудь показателю, например по прибыли или уровню брака. Получив эту цифру, руководитель сравнивает ее с предыдущим месяцем (кварталом, годом, и т. п.) и принимает решение о поощрении или наказании персонала. Решение абсолютно не системное, чаще всего неверное и бессмысленное с точки зрения статистического мышления (хороший пример такого подхода разобран в журнале *Quality Progress*, № 6 за 1997 г. [Britz et al. 1997]. Многочисленные примеры несистемного подхода можно найти также в книге [Млодинов 2011]).

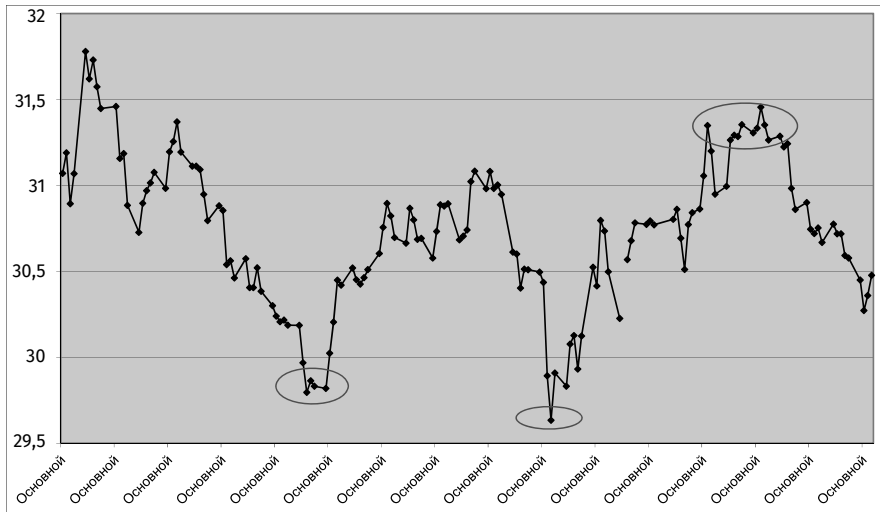


Рис. 2.2. Курс рубля за вторую половину 2010 г. (мы могли бы привести данные за любой иной промежуток времени — это ничего не меняет в принципе)

Итак, статистическое мышление, т. е. способ принятия решений с учетом вариабельности процессов, — это то, чем мы пользуемся в повседневной жизни, причем гносеологические и физические корни статистического мышления известны из школьных и вузовских учебников. Но одновременно мы не только не замечаем этого понятия и не формулируем эту концепцию в явном виде, но и не используем ее возможности там, где это важнее всего, а именно при анализе, оценке и совершенствовании всех видов процессов в организациях всех видов.

Почему?

Ответ предстоит искать ни много ни мало в том, как устроен мир, в котором мы живем. Можно начать с кончины той парадигмы, которую часто называют лапласовским детерминизмом. Великий французский математик Пьер-Симон де Лаплас (1749–1827) считал, что законы природы строго детерминированы и предсказуемы: если бы

«Ум, которому были бы известны на какой-либо данный момент все силы, одушевляющие природу, и относительное положение всех ее составных частей, если бы вдобавок он оказался достаточно обширным, чтобы подчинить эти данные анализу, обнял бы в одной формуле движения величайших тел вселенной наравне с движениями легчайших атомов. Не осталось бы ничего, что было бы для него недостоверно, и будущее, так же как и прошедшее, предстало бы перед его взором».

Пьер-Симон де Лаплас, 1814.

Цит. по [Млодинов 2011, с. 276]

существовал разум, который мог бы охватить все связи между всеми объектами Вселенной, то он мог бы рассчитать положения и скорости всех объектов в любое время в прошлом, настоящем или будущем [Стройк 1984, Кратчфилд 1987].

Не менее великий и тоже французский математик Анри Пуанкаре (1854–1912) показал, что сколь угодно малые неопределенности начального состояния системы могут со временем усиливаться и предсказание отдаленного будущего становится в принципе невозможным [Кратчфилд 1987]. Таким образом, детерминизм конца XVIII — начала XIX в.

в самом начале XX в. сменился пониманием того, что мировые законы носят, видимо, вероятностный характер. Однако это понимание охватило только часть научного сообщества. Другими словами, оно не проникло из области физико-математических наук в обыденное сознание, причем не только в начале XX в., но, как мы увидим далее, и в начале XXI в. Между тем в начале XX в. не только в математике, но и в физике произошло много событий, показавших несостоятельность старой механистической парадигмы, основанной на законах механики И. Ньютона. Сначала А. Эйнштейн показал, что законы Ньютона верны лишь приближенно для медленно движущихся не очень больших тел и на не очень больших расстояниях. Затем В. Гейзенберг и Э. Шредингер создали квантовую механику, после чего оказалось, что в микромире в принципе работают только вероятностные законы. Последующее развитие науки усугубило ситуацию: оказалось, что случайность в поведении систем может быть и не связана ни с большим числом компонент, ни с невидимыми воздействиями, — она носит принципиальный характер, и от нее нельзя избавиться, собирая больше информации. Порождаемую таким образом случайность стали называть хаосом [Кратчфилд 1987].

Существование хаоса бросило вызов традиционным научным методам, считавшим, что для изучения системы ее надо разбить на части и изучать каждую часть по отдельности. Существование хаоса показало, что *поведение нелинейной системы не выводится из поведения ее частей*. Это означает, что, например, имея полную схему нервной системы организма и зная, как реагируют отдельные элементы на те или иные воздействия, мы не можем из данной информации сделать вывод о том, как будет себя вести этот организм в тех или иных условиях. Аналогично, имея полную функциональную схему построения организации, мы не можем предсказать ее реакцию на те или иные изменения внешних условий.

Но и это новое знание не стало тем, что принято называть здравым смыслом. Почему так происходит? Этот вопрос довольно подробно обсуждал Э. Борель (1871–1956) в книге «Случай» [Борель 1923]. Он пришел к выводу, который, по-видимому, остается справедливым и для нашего времени: статистические законы природы, т. е. законы, не позволяющие предвидеть единичный результат какого-то процесса, однако позволяющие довольно точно предвидеть результаты, относящиеся к совокупности событий, не представляются человеческому разуму такими же очевидными, как законы детерминированные. Скорее всего, это связано в первую очередь с процессом воспитания и обучения человека с первых дней его жизни. Мы растем в условиях детерминированности¹ нашего повседневного опыта и молчаливо предполагаем, что так же устроены и все прочие процессы в окружающей нас жизни. То, что, повзрослев, мы ежедневно сталкиваемся со случайностью результатов многих окружающих нас процессов [Salsburg 2001, Hahn 2009, Млодинов 2011], не избавляет большинство людей от заложенного в детстве детерминизма. Известный пропагандист шухартовского подхода к совершенствованию процессов Д. Уилер в 1996 г. опубликовал в журнале *Quality Digest* статью под названием: «Два плюс два равно четырем только в среднем» [Wheeler 1996]. В ней подчеркивается, что именно на уроках арифметики в начальной школе (хотя и не только там) закладывается то догматическое и безапелляционное мышление, которое мешает нам потом в реальной жизни. Да что говорить, даже сам А. Эйнштейн,

¹ В силу второго закона термодинамики эта детерминированность — просто проявление высшей степени малой вероятности большинства неординарных событий (см. [Борель 1923]).

сыгравший существенную роль в статистической революции XX в., не смог отказаться от детерминистических взглядов, что ярко отразилось в его знаменитой дискуссии с Н. Бором («Бог не играет в кости!») [Бор 1961]. Очевидно, что большую роль в исправлении этой ситуации могло бы сыграть обучение статистическому мышлению в школе и институте, т. е. обучение пониманию статистического характера законов природы и умению принимать на этой основе разумные решения. К сожалению, этого не происходит. Тот набор формул и примеров, что изучается в школах и институтах под именем «основы теории вероятностей и математической статистики», как правило, способен лишь отбить желание познакомиться с данным предметом поглубже. И хотя статистика как метод научного исследования все-таки проникает в жизнь в самых разных ее проявлениях все глубже [Salsburg 2001, Hahn 2009], по-прежнему страшно далека она от народа.

ОТКРЫТИЕ У. ШУХАРТА: ПРИЗНАНИЕ

Между тем почти одновременно с революцией в физике, вызванной появлением квантовой механики, произошла, может быть, не менее важная революция в подходе к процессам материального производства, основоположником которой и стал У. Шухарт. По сути, он, соединив статистику, технологию и экономику, создал, видимо, первую в истории человечества теорию управления процессами материального производства, которую сам У. Шухарт скромно назвал «Экономичный контроль производимой продукции» [Shewhart 1931].

Одна из причин того, что эта революция осталась незамеченной, состоит в том, что наука, в которой У. Шухарт совершил революцию, а именно менеджмент, находилась в зачаточном состоянии. Фактически У. Шухарт задолго до того, как менеджмент стал изучаемой в университетах научной дисциплиной (где-то в середине XX в.), понял, что совершенствование процессов связано с уменьшением их вариабельности, и, более того, дал человечеству способ борьбы с ней.

Но дело не только в этом. Другая причина того, что идеи У. Шухарта оставались практически незамеченными, — непонимание всей глубины его теории. У. Шухарт с самого начала трактовал «статистический контроль» как симбиоз трех концепций, «а именно как *состояние*, как *процесс* и как *суждение*. Состояние статистического контроля — это идеальная цель; статистический контроль как

процесс — это средство достижения цели; что касается контроля — то должно существовать суждение в виде вероятностного вывода относительно того, достигнуто ли это состояние» [Shewhart 1939, с. 43] (курсив У. Шухарта). При этом У. Шухарт много раз подчеркивает, что собственно статистические методы — не более чем инструмент, требуемый для достижения главной цели — состояния статистической управляемости, т. е. состояния отсутствия особых причин вариаций. Из трех вышеописанных этапов только один связан с математической статистикой. Остальные требуют лишь понимания подхода в целом и знания конкретного процесса. Поскольку один из этапов требует хотя бы минимального представления о методах математической статистики, то внедрением и пропагандой статистического контроля качества занялись преимущественно статистики. Ясно, что они в основном стали направлять свои усилия на то, что знали сами, — собственно статистические методы, не уделяя должного внимания основным этапам подхода: целеполаганию и принятию решений (рис. 2.3). Как показано на рис. 2.3, статистики вырвали идею Шухарта из ее системного контекста, превратили ее в самостоятельную вероятностную модель мира и стали активно развивать вероятностно-статистический подход к ККШ (более подробно мы обсудим это в последующих разделах).

Наконец, еще одна причина неприятия миром открытия У. Шухарта состоит в том, что развитие общества в XX в. сначала пошло по пути господства рынка изготовителя¹, а в тех условиях, каким отвечал этот рынок в первой половине прошлого века, изготовителям оказалось удобнее действовать иначе при обеспечении качества продукции, а именно с помощью выборочного контроля качества (основоположники которого Г. Додж и Г. Ромиг работали в той же Bell Laboratories, что и У. Шухарт). Дж. Джуран, который работал в те годы в Хоторне на заводе Western Electric, тесно связанном с Bell Laboratories, оставил воспоминания об этом периоде [Juran 1997]. Дж. Джуран поступил на работу в 1924 г., а в конце 1925 г. шеф У. Шухарта д-р Р. Джонс предложил шефу Дж. Джурана У. Робертсону провести совместные исследования по трем направлениям: выборочные

¹ Вспомним знаменитую формулу Г. Форда «Потребитель вправе иметь автомобиль любого цвета, если этот цвет черный [Форд 1924]», которая появилась примерно тогда же, когда У. Шухарт создал контрольную карту.

методы и их вероятностное обоснование, новоиспеченные контрольные карты и рейтинг качества производственной продукции. Предложение было принято, и работа началась.

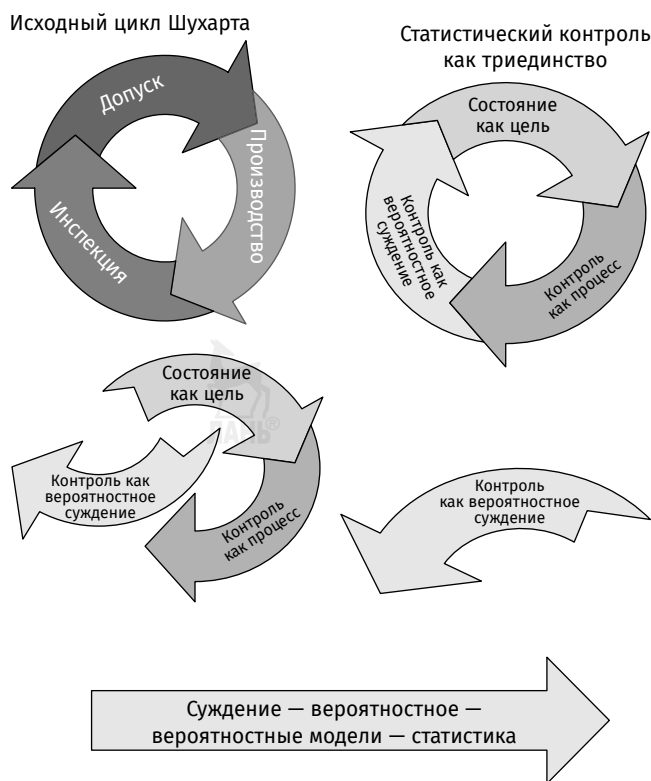


Рис. 2.3. Трансформация идеи Шухарта профессиональными статистиками

Со стороны Bell Laboratories в команду, как упоминает Дж. Джуран, входили известные нам Дж. Эдвардс, У. Шухарт, Г. Додж и др. Причем интеллектуальным лидером команды Дж. Джуран называет Дональда Кварлеза, сделавшего впоследствии блестящую карьеру в промышленности и в правительстве США, где он занимал пост исполнительного секретаря (т. е. министра) Министерства вооружений. Понятно, что работы У. Шухарта велись не на пустом месте, они вписаны в широкий исторический контекст, что отмечено в публикации [Provost, Norman 1990] и в очень интересной книге по истории статистики [Salsburg 2001]. Только в конце 80-х — начале 90-х гг. XX в., когда обострилась конкуренция, резко сократился жизненный цикл большинства видов продукции и индустриальный мир перешел к рынку

потребителя, человечество стало возвращаться к идеям У. Шухарта, которые к тому времени дополнил и развил другой выдающийся специалист в области качества — Э. Деминг. Этому процессу способствовало накопление реального опыта анализа variability процессов, который в широких масштабах появился только в середине 1950-х гг. во времена расцвета так называемого массового производства. Этот опыт показал неэффективность борьбы за качество с помощью системы допусков, т. е. сам ход развития общества продиктовал возврат к идеям У. Шухарта как к методологии совершенствования процессов производства. До этого, т. е. пока не было практического опыта каждодневного столкновения с изменчивой реальностью, концепция variability, так же как, впрочем, и концепция качества в широком смысле, просто не входила в систему ключевых ценностей менеджеров [Adler, Shper 2000].



Глава 3

ОСНОВЫ ТЕОРИИ ВАРИАБЕЛЬНОСТИ (ПРОДОЛЖЕНИЕ). АНАЛИЗ СТАБИЛЬНОСТИ ПРОЦЕССОВ. ИГРА «КРАСНЫЕ БУСЫ»

К сожалению, за последние примерно 20 лет ситуация с освоением концепции вариабельности У. Шухарта хотя и изменилась в лучшую сторону, но настолько незначительно, что эти изменения трудно заметить. Больше всего они коснулись японской промышленности, которая в силу многочисленных причин¹ оказалась весьма восприимчивой к идеям Шухарта в их полном объеме [Golomski 1967, Godfrey 1986].

¹ По публикациям в отечественной литературе может сложиться мнение, что приехал в Японию Э. Деминг, прочитал японцам лекцию и возникло «японское чудо». На самом деле все гораздо сложнее, но здесь мы не будем обсуждать эту тему [Адлер 2008].



В англоязычном мире, в первую очередь благодаря бурной деятельности Э. Деминга и его учеников и последователей (Г. Нива, М. Трайбуса и др.), имя У. Шухарта стало широко известным, переизданы его главные книги [Shewhart 1931, 1939], проводятся многочисленные семинары и т. п. Тем не менее применение этого подхода в промышленности (и тем более в сфере услуг) остается довольно ограниченным. В основном оно сводится к построению контрольных карт для процессов производства той или иной детали, тогда как уже давно стало ясно, что «самое важное применение принципов статистического контроля качества... это управление людьми» [Deming 1993]. По-прежнему многие высшие менеджеры не знакомы с теорией Шухарта–Деминга, поскольку ее изучают только в некоторых школах МВА (Master of Business Administration — магистр делового администрирования). По-прежнему многие рассматривают подход Шухарта как инструмент, например, всеобщего управления на основе качества (TQM) или систем качества на основе стандартов ИСО, тогда как на самом деле — это система взглядов на то, как устроен мир и как в этом мире принимать разумные решения.

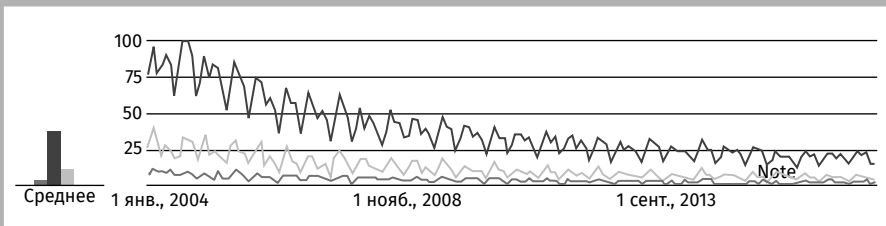


Рис. 3.1. Динамика изменения запросов в интернете по именам Шухарта (нижняя линия), Деминга (верхняя) и Джурана (средняя).
Данные Google Trends, 15.01.2018, поиск по всему миру

СТАТИСТИЧЕСКОЕ МЫШЛЕНИЕ: СОВРЕМЕННЫЕ ТРАКТОВКИ

Иногда в качестве эквивалента концепции статистического мышления рассматривается так называемое «статистическое управление процессами — СУП» (SPC) или, что встречается реже, — «статистический контроль качества — СКК» (SQC). Единого понимания этого термина также нет. В онлайн-овом Глоссарии в области качества Американского общества качества (ASQ) термин SPC определен так:

«Применение статистических методов для управления процессом» (<https://asq.org/quality-resources/quality-glossary/s>), на сайте «Википедии» это «метод управления качеством с помощью статистических методов мониторинга и управления процессами» — http://en.wikipedia.org/wiki/Statistical_process_control, на сайте известной компании PQ Systems (www.pqsystems.com/proveyourquality/statistical-process-control.php) — «текущий анализ данных с помощью контрольных карт, гистограмм и анализа воспроизводимости» и т. д.

К сожалению, дело не ограничивается лишь несовершенством терминологии. Так, в статье Г. Нива [Neave 2002] описаны результаты исследования процесса обучения и применения SPC в Великобритании. Исследование проводилось в компаниях, производящих самую разнообразную продукцию, с численностью работающих от 10 до 400 человек. Оно показало, что методы SPC используются в основном на уровне цеха для наблюдения за процессом производства и охватывают от силы 3% возможной области применения. Ясно, что даже высокоэффективное применение SPC в трех случаях из ста не может существенно повлиять на состояние организации.

Нам представляется, что ни SPC, ни SQC не должны заменять подход Шухарта–Деминга, но и с концепцией статистического мышления эти понятия не совпадают. Попробуем определить место данной методологии в общей системе SPC.

Здесь мы должны обратить внимание читателей на то, что среди не очень большой части последователей идей Шухарта–Деминга в конце 1980-х — начале 1990-х гг. возникла еще одна тенденция, нашедшая отражение в приведенном ниже понятии «статистическое мышление» [Britz 1996, 2000, Hoerl, Snee 2002, Leitnaker 2000]:

«Статистическое мышление — это философия обучения и действий, основанная на следующих фундаментальных принципах:

- *любая работа осуществляется в системе взаимосвязанных процессов;*
- *во всех процессах есть вариации;*
- *понимание и снижение вариаций — ключ к успеху».*

Эта формулировка была предложена статистическим отделением Американского общества качества в 1996 г. Стоит заметить, что сам термин «статистическое мышление» впервые (насколько это нам удалось установить) появился в цитате знаменитого писателя-фантаста Герберта Уэллса, которая была приведена в качестве одного из эпиграфов к известной книге Даррелла Хаффа «Как лгать при помощи статистики» [Huff 1954, Хафф 2015]: ***«Придет время, и статистическое мышление станет таким же необходимым качеством для истинного гражданина, как умение читать и писать».***

При этом нам не удалось выяснить, что понимал под статистическим мышлением сам Г. Уэллс. Термин «статистическое мышление» в использованной ASQ интерпретации, согласно информации, полученной нами от авторов книги [Hoerl, Snee 2002], был введен Рональдом Сней (R. Snee) в 1986 г. в статье «В погоне за всеобщим качеством» [Snee 1986].

Говоря об англоязычной терминологии в области статистического мышления, нельзя не упомянуть о предложениях по ее изменению, сделанных одним из наиболее известных в этой области специалистов Дональдом Уилером. В работе «Скромное предложение» [Wheeler 1998] он пишет: «Статистическое управление процессами — это не статистика, это не мониторинг процессов и это не соответствие допускам... Это постоянное совершенствование процессов и их результатов. И, прежде всего и более всего, — это способ мышления плюс некоторые сопутствующие инструменты». И далее Д. Уилер предлагает заменить:

- SPC — на постоянное совершенствование;
- контрольные карты — на карты поведения процесса;
- управляемый процесс — на предсказуемый процесс, соответственно, неуправляемый процесс — на непредсказуемый;
- контрольные пределы для индивидуальных значений — на естественные границы процесса и т. д.

В русскоязычной литературе термин «статистическое мышление», как правило, используется в его прямом и очевидном смысле: мышление с пониманием и привлечением статистических методов. Число отечественных публикаций, где обсуждается подход У. Шухарта, довольно ограничено (подробнее см. в [Адлер, Шпер 2015]).

Будущее действительно широкого внедрения статистического мышления в России, как нам кажется, зависит от того, пойдет ли наша страна по пути индустриально развитых стран или будет опять искать некий свой путь. Если мы будем развиваться в русле мирового прогресса, то сама жизнь раньше или позже заставит нас внедрять идеи У. Шухарта, поскольку *ничего лучшего для совершенствования процессов пока никто не придумал*.

ИНТЕРПРЕТАЦИЯ ОБЩИХ И СПЕЦИАЛЬНЫХ ПРИЧИН ВАРИАЦИЙ У. ШУХАРТОМ

Сам У. Шухарт подходил к определению общих и особых причин вариаций исключительно прагматично и опирался на то, сколько стоит поиск соответствующих причин и окупится ли он. Шухарт назвал особые причины *assignable*, что в дословном переводе означает «те, что можно приписать к чему-то определенному». Другими словами, это те причины, которые достаточно легко выявляются или поиск и обнаружение которых не связаны с чрезмерными затратами. Вот что писал У. Шухарт в 1939 г. [Shewhart 1939, с. 30–31]:

«...Мы начнем с фразы “особые (assignable) причины”. Особая причина вариаций в том смысле, как этот термин используется в работах по контролю качества, это такая причина, которую можно экспериментально обнаружить с затратами, не превышающими те потери, из-за которых ее стоит искать. Определенная таким образом, особая причина сегодня может не оставаться таковой завтра из-за изменения экономических факторов стоимости и ценности обнаружения этой причины. Точно так же критерий, который указывает на особую причину для одного производственного процесса, совсем не обязательно окажется удовлетворительным для других процессов.

Очевидно, что не существует априорного, формального и математического метода установления критерия, который будет указывать на особую причину в каждом конкретном случае. Напротив,

единственный способ, оправдывающий использование любого критерия, — это интенсивный эксперимент. Тот факт, что использование любого заданного критерия надо обосновать опытным путем, подчеркивается здесь для того, чтобы избежать путаницы между таким критерием и критериями статистической значимости... Здесь достаточно напомнить, что любой тест на статистическую значимость — это дедуктивный вывод, основанный на некоторых фундаментальных допущениях... Напротив, когда наблюдаемая нами статистика находится за контрольными пределами, то подразумевается индуктивный вывод о том, что присутствует особая причина. Чтобы проверить этот индуктивный вывод, надо обратиться к объективному доказательству» (курсив и жирный шрифт наши, А.Ш.).

Определение, приведенное нами выше, есть следствие простого факта: практика многократного использования подхода У. Шухарта показала, что особые причины, как правило, связаны с чем-то, чего в нормальном ходе процесса не происходит. Тем не менее следует иметь в виду, что после того, как все аномалии устранены, нас может не устраивать общая вариабельность процесса. И тогда мы должны приняться за общие причины вариабельности. И если теперь какую-то присущую процессу причину вариаций можно выявить (т. е. вычленив ее конкретное влияние на параметры / характеристики процесса), то она естественным образом перейдет из разряда общих в разряд особых причин. Другими словами, при определенных условиях между двумя этими группами нет никакой иной разницы, кроме того, что мы либо не можем определить, как каждая из многих причин влияет на процесс, либо это слишком дорогое удовольствие, которое не окупится этим приобретенным знанием. Может быть, для особых причин вариаций, которые до того были общими, следовало бы придумать какое-либо иное название, чтобы отличать их от тех, какие оказываются посторонними для процесса. Но, с другой стороны, как только мы выяснили какую-либо конкретную причину вариабельности, она тем самым автоматически становится особой причиной в том смысле, что сама возможность ее устранения приводит к этому выводу. Для практики, однако, важно не погружение в эти философские дебри, а понимание того, что само разделение причин вариаций на общие и особые принципиально важно для принятия решений и последующих действий, и именно в этом

смысле мы говорим о принципиальном различии общих и особых причин вариаций.

ОПЕРАЦИОНАЛЬНЫЕ ОПРЕДЕЛЕНИЯ

Приведенные выше определения общих и особых причин вариаций хотя и понятны, но бесполезны с практической точки зрения. В самом деле, как с помощью таких определений можно ответить на вопрос: какие причины вариаций присутствуют в том или ином конкретном процессе, а какие — нет? К сожалению, подобных определений в самых различных сферах человеческой деятельности очень много, и именно поэтому У. Шухарт, а затем и Э. Деминг постоянно уделяли внимание тому, как избавиться от неоднозначности понимания разными людьми одних и тех же слов. Для этого они предложили использовать понятие об «операциональных определениях».

Операциональное определение — определение, которое понятно всякому разумному человеку и которым можно воспользоваться на практике [Wheeler 1993]. Иначе: операциональным называют определение, передающее значение некоторого понятия, конкретизируя как способ измерения той или иной величины, так и условия применения соответствующих результатов. Таким образом, операциональное определение должно:

- давать точное понимание смысла написанных или высказанных слов так, чтобы все участники процесса воспринимали этот смысл одинаково;
- пояснять, как данное слово или фраза применяется в конкретных обстоятельствах и ситуациях.

Более строгое определение выглядит так.

Операциональные определения — это такие определения, которые понятны и для которых указан практический способ их однозначной реализации.

Другими словами, операциональные определения — это конкретизация значения того или иного термина применительно к данной конкретной системе и для данных конкретных людей, в ней задействованных. Работоспособность или действенность операционального определения проверяется только практикой его применения: если

оно помогает людям в достижении цели системы — оно работает, если нет — то нет.

Потребность в операциональных определениях продиктована многозначностью слов языка и неоднозначностью их трактовки людьми в зависимости от ситуации. Такие слова, как «хороший», «плохой», «дефектный», «надежный», «однородный» и т. д., могут пониматься людьми по-разному, что будет приводить к непониманию, потерям времени и ресурсов, увеличению вариабельности наших процессов.

Идея операциональных определений восходит к работам лауреата Нобелевской премии, английского физика П. Бриджмена — основоположника нового направления в философии физики, названного «операционализмом» [Bridgman 1927]. Этот подход получил развитие и подвергался критике в работах многих выдающихся физиков, склонных к философии, например Ф. Франка [Франк 1960] и Р. Карнапа [Карнап 1971].

Однако, как и все на свете, операциональные определения — не панацея. Они ведут к некоторым серьезным трудностям. И главная из них, видимо, заключается в том, что у тех, кто применяет операциональные определения, не совпадают объемы понятий, вкладываемых даже в обыденные слова, через которые даются операциональные определения. Более того, эти объемы еще и меняются во времени, что вносит дополнительные осложнения. Поэтому желательно, чтобы операциональное определение состояло из следующих трех элементов:

- процедуры измерения параметра или характеристики;
- критерия оценки результата этого измерения;
- правила принятия решения о соответствии или несоответствии результата требованиям критерия.

Пусть, например, мы с вами решили открыть «забегаловку» с вывеской «Горячий кофе». Чтобы она успешно работала, в числе многих прочих условий должно быть и операциональное определение понятия «горячий кофе» (в противном случае те люди, которые будут у нас работать, будут определять смысл слова «горячий» в соответствии со своими личными ощущениями, что приведет к росту числа недовольных посетителей). Для этого следует собрать данные о температуре кофе и личных ощущениях достаточно большой группы наших потребителей, обработать эти данные, после чего может получиться

нечто следующее: «Мы будем считать кофе горячим, если температура напитка, измеренная 100-градусным ртутным или спиртовым термометром с ценой деления 1 °С, лежит в диапазоне от 87 до 96 °С, при условии что точка измерения находится посередине (на глаз) объема, занимаемого напитком, и момент измерения отстоит от момента налива не более чем на 2 минуты, измеряемые по обычным наручным часам».

Здесь описана процедура — где, что, когда и чем измерять, критерий — диапазон температур и правило принятия решения — кофе считается горячим, если его температура (измеренная указанным способом) лежит в указанном диапазоне. Применительно к системам качества операциональность определений можно интерпретировать как такое описание процедур, когда результат их выполнения не зависит от личности выполняющего.

И У. Шухарт, и Э. Деминг уделяли очень большое внимание проблеме операциональных определений. Вот несколько выдержек из книги д-ра Деминга [Деминг 2007].

- **Практика более требовательна, чем чистая наука; более требовательна, чем обучение.**
- *Как чистая, так и прикладная науки постоянно ужесточают требования к точности и сходимости... Тем не менее прикладная наука, особенно в массовом производстве взаимозаменяемых деталей, даже более требовательна по отношению к некоторым аспектам точности и сходимости, чем чистая наука. Например, теоретик проводит серию измерений и на их основе делает то, что он считает наилучшими оценками точности и сходимости, безотносительно к тому, как мало измерений у него есть. Он охотно согласится, что будущие исследования могут доказать ошибочность этих измерений. Возможно, все, что он сможет про них сказать, это то, что они настолько хороши, насколько любой разумный специалист мог получить на основе тех данных, какие были доступны в момент, когда проводились измерения. Но давайте теперь посмотрим на практика. Он знает, что если бы он действовал на основе тех скудных данных, какие доступны теоретику, то он сделал бы такие же ошибки, как и теоретик. Он также знает, что из-за его ошибки кто-то может потерять кучу денег, или получить травму, или и то и другое.*

- У специалиста на производстве есть и другие основания для беспокойства. Он знает, что допуски на показатели качества, включающие требования к фиксированной точности и сходимости, могут стать основой контракта, и он знает, что любая неопределенность в значении любого термина, используемого в требованиях, включая такие, как точность и сходимость, может привести к взаимному непониманию и даже к юридическим последствиям. Следовательно, практик считает желательным продвинуться столь далеко в установлении определенных и операционально подтверждаемых значений таких терминов, насколько это только представляется разумным.
- **Не существует точных значений; не существует истинных значений ни для чего на свете.**
- (Рассмотрим) Подсчет людей, находящихся на некоторой площади. Ожидается, что две процедуры измерения или подсчета (назовем их А и Б) приведут к различным результатам. Ни одна из двух цифр не правильна и не ложна. Однако специалисты в данной области могут иметь предпочтения в отношении метода А по сравнению с методом Б... Предпочтительная процедура отличается тем, что она, предположительно, дает или давала бы результаты, наиболее близкие к тому, что нужно для конкретного случая; а также тем, что ее альтернатива дороже или требует больше времени, или ее нельзя осуществить... Так как предпочтительная процедура всегда подвержена модификации или устареванию, мы вынуждены заключить, что ни точность, ни смещение никакой процедуры никогда не могут быть известны в строго логическом смысле...
- Не существует истинного числа жителей при проведении переписи.
- ...среднее процесса будет зависеть от метода, каким берутся выборочные партии, а также от метода испытаний и установленных критериев. Измените метод взятия выборок или метод испытаний, и вы получите новое число дефектов в данной партии и новое среднее процесса. Таким образом, не существует истинного значения для числа дефектных изделий в заданной партии, и не существует истинного значения для среднего процесса.

- ...не существует истинного значения для скорости света. Результаты, получаемые для скорости света, зависят от метода, используемого экспериментатором (микроволны, интерферометр, электрооптический дальномер, молекулярный спектр). Более того...
- **метод измерения не существует, если только результаты не демонстрируют состояние статистической управляемости...**
- Каждый считает, что он знает, что такое загрязнение, до тех пор пока он не попытается объяснить это кому-то еще. Требуется операциональное определение загрязнения рек, загрязнения почвы, загрязнения улиц. Эти слова не имеют смысла, пока они не определены статистически. Например, недостаточно сказать, что воздух, содержащий 100 частиц окиси углерода на миллион, опасен. Надо конкретизировать: а) что это или большее количество опасно, если оно присутствует в любой момент, или б) что это или большее количество опасно, если оно присутствует в воздухе в течение рабочей смены. И как эта концентрация должна измеряться?
- Означает ли загрязнение, что (например) окись углерода в достаточной концентрации приведет к заболеванию после трех вдохов, или имеется в виду, что окись углерода в достаточной концентрации приведет к заболеванию, если вдыхать ее постоянно в течение пяти дней? И, в любом случае, как это влияние будет выявлено? С помощью какой процедуры будет обнаружена окись углерода? Как диагностировать или каков критерий отравления? Люди? Животные? Если люди, то как они будут отбираться? Сколько их? Сколько человек в выборке должно удовлетворять критерию отравления от окиси углерода для того, чтобы можно было заявить о небезопасности воздуха при нескольких вдохах или при постоянном вдыхании? Те же вопросы, если речь идет о животных.
- Даже прилагательное «чистый» не имеет значения в бизнесе, если только оно не определено операционально через метод испытаний и критерий. Чистый означает одно для тарелок, ножей и вилок в ресторане — и нечто другое в производстве твердых дисков для компьютера или в производстве транзисторов.

- Каков смысл закона о том, что масло, поступающее в продажу, должно иметь 80% молочного жира? Означает ли это 80 или более процентов молочного жира в каждом фунте, который вы покупаете? Или это означает 80% в среднем? Что вы имели бы в виду, говоря о 80% молочного жира в среднем? Среднее по всем вашим покупкам масла в течение года? Или вы имели бы в виду среднее производство всего масла за год или ваши и других людей покупки в определенном месте? Сколько фунтов вы бы проверили, чтобы вычислить среднее? Как бы вы выбрали масло для проверочных испытаний? Были бы вы обеспокоены вариацией содержания молочного жира от фунта к фунту?
- Очевидно, что любая попытка определить операционально, что такое 80% молочного жира, тут же приводит к появлению статистических методов и критериев. Таким образом, слова «80% молочного жира» сами по себе бессмысленны.
- Операциональные определения нужны для экономики и надежности. Без операциональных определений того, что такое (например) безработица, загрязнение, безопасность продукции и устройств, эффективность (например, лекарств), побочные эффекты, длительность дозы до того, как проявятся побочные эффекты, все эти концепции не имеют смысла, если только они не определены статистически. Без операциональных определений исследования проблем будут дорогостоящими и неэффективными, почти наверняка приводя к бесконечным спорам и противоречиям.

Вернемся теперь к общим и специальным причинам вариаций. Как мы уже отмечали, приведенное выше определение общих и специальных причин вариаций **не операционально**, т. е. не пригодно для практического использования. Однако У. Шухарт в том же далеком 1924 г. создал и операциональное определение общих и специальных причин вариаций. Для этого как раз и служат изобретенные им контрольные карты.

Контрольная карта Шухарта (ККШ) — это временной график, показывающий расположение последовательных значений некоей характеристики/параметра процесса, нанесенных в виде точек в выбранном масштабе, относительно центральной линии и одной или двух контрольных границ, определяемых по специальным правилам (рис. 3.2).

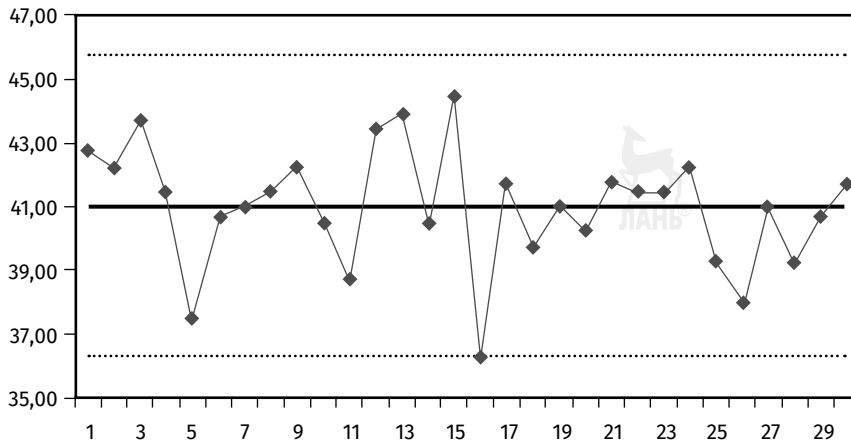


Рис. 3.2. Пример ККШ. Точки на графике показывают результаты измерения некоторого параметра процесса. Пунктиром показаны соответственно верхний и нижний контрольные пределы. Жирная линия посередине показывает положение так называемой центральной линии. Линии, соединяющие точки, проводятся для того, чтобы ход процесса был более наглядным

ОПЕРАЦИОНАЛЬНОЕ ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОБЩИХ И ОСОБЫХ ПРИЧИН ВАРИАЦИЙ

Общими причинами вариаций называют те причины, при которых все отклонения параметров/характеристик процесса на подходящей контрольной карте находятся внутри заданных границ и не обнаруживают ни серий, ни других неслучайных структур. В этом случае процесс называют **статистически управляемым или стабильным**.

Особыми причинами вариаций называют причины, которые на подходящей контрольной карте соответствуют либо выходящим за контрольные границы точкам, либо точкам, показывающим серии и /или другие неслучайные структуры. Если особые причины вариаций присутствуют на контрольной карте, то процесс называют **статистически неуправляемым или нестабильным**.

На рис. 3.2 все точки, кроме 16-й, находятся внутри границ контрольной карты, т. е. все они соответствуют общим причинам вариаций, а 16-я точка вышла за границу — т. е. это точка особой причины — она сигнализирует о вмешательстве в процесс.



Рис. 3.3. Иллюстрация поведения процесса во времени в случае присутствия внутренних (слева сверху) и внешних (справа внизу) причин вариабельности

На рис. 3.3 показано, почему в случае наличия только общих причин вариабельности процесс называют управляемым или предсказуемым, а при наличии особых причин его называют неуправляемым или непредсказуемым (этот рисунок взят нами из руководства по SPC для поставщиков автомобильной промышленности [SPC 2005 или СУП 2006, рис. 1.2]).

В верхней левой части рис. 3.3 показана ситуация, когда присутствуют только общие, или внутренние системные, причины вариабельности. Картинка показывает, что в этом случае мы имеем вариабельность, которая не меняется во времени. То есть разброс есть (поскольку его не может не быть), но он постоянен (пока постоянна сама система)¹. Это означает, что мы можем предсказывать будущее, по крайней мере в среднем. То есть мы, конечно, не можем предсказать, какое конкретное значение будет получено при следующем измерении, однако можем с большой достоверностью предсказать, каков будет выход годных для данного процесса, каковы будут его среднее значение и стандартное отклонение (что такое среднее, читатель данной книги должен знать. Что такое стандартное отклонение, мы объясним ниже).

¹ Здесь вариабельность процесса показана в виде колоколообразных гладких кривых. Читатель должен иметь в виду, что никаких гладких кривых в природе не существует. Вариабельность или разброс — это всегда гистограмма, т. е. столбиковая диаграмма, о которой мы подробно поговорим в последующих главах. Гладкие кривые нарисованы на рис. 3.3 для простоты картинки.

В нижней правой части рис. 3.3 показана ситуация, когда присутствуют внешние или особые причины вариаций. Ничего предсказать нельзя, ибо неизвестно, как это конкретное локальное воздействие повлияет на процесс и в каком состоянии он будет находиться в следующий момент времени. Но если нет предсказания, то нет и управления, поскольку управление — это сравнение фактических данных с предсказанными ранее значениями и последующее воздействие на процесс на основе результатов этого сравнения.

Стоит иметь в виду, что внизу справа художник мог бы нарисовать все что угодно — число вариантов не ограничено.

Смысл рисунка прост — статистически нестабильные процессы не управляемы со всеми вытекающими отсюда последствиями.

Это означает, что никакие попытки совершенствования нестабильного или неуправляемого процесса не имеют смысла, так как в следующий момент времени процесс может оказаться в состоянии, не имеющем ничего общего с тем, для которого мы что-то там измерили.

НАШ ВЗГЛЯД НА СИСТЕМУ И ТЕРМИНЫ

Возвращаясь к приведенному выше определению статистического мышления Американским обществом качества (ASQ), следует заметить, что первый из принципов в определении ASQ — это по сути принцип системного подхода (т. е. системное мышление), второй — это понимание вариабельности мира, третий — не вполне корректен, так как не всегда нужно стремиться к снижению вариаций¹. С учетом этого статистическое мышление можно было бы определить так:

«Статистическое мышление — это философия обучения и действий, основанная на следующих фундаментальных принципах:

- любая работа осуществляется в системе взаимосвязанных процессов;*
- во всех процессах есть вариации;*
- понимание и использование вариаций для принятия решений — ключ к успеху».*

¹ См. по этому поводу письмо Д. Керриджа (D. Kerridge) в сети Деминга (DEN) от 5 марта 2003 г., а также статью Ю. П. Адлера «Волны вариабельности» [Адлер 1997].

Или более коротко так, как это сформулировано на врезке. А вот для всей методологии анализа и совершенствования процессов на основе теории вариабельности и статистического мышления плюс ста-

Статистическое мышление — это умение принимать системные решения в мире, подверженном вариабельности.

тистические методы плюс прочие методы решения проблем предлагается оставить термин «статистическое управление процессами» (СУП или SPC).

Таким образом, нам представляется, что выделение статистического мышления в самостоятельный элемент очень важно по следующим причинам. Одна из основных проблем нашего все более сложного и непрерывно глобализирующегося мира — это потребность принятия решений в условиях неопределенности, причем эта проблема стоит не только перед организациями и компаниями, но и перед отдельными людьми, а также их сообществами, странами, да и перед всем

Статистическое управление процессами — это основанная на статистическом мышлении и разведочном анализе данных методология постоянного совершенствования процессов, использующая простые и эффективные методы анализа и решения проблем.

человечеством. Это означает, что **абсолютно все** должны быть знакомы с подходом, который, как отмечалось выше, — наилучший из того, что люди изобрели до сегодняшнего дня, — а именно с подходом Шухарта–Деминга. Именно принципиальная важность реше-

ния о том, нужно или не нужно вмешиваться в процесс, и если нужно, то кому, или, иначе, какие колебания процесса случайны и не требуют вмешательства, а какие — значимы, вот что в первую очередь определяет успех или неудачу деятельности по совершенствованию любых процессов, и именно поэтому данный этап должен быть выделен в самостоятельный — этому надо учить, и причем всех поголовно. Умение принимать не интуитивное, а научно обоснованное решение — это элемент общей культуры каждого образованного человека (хотя интуитивные решения, конечно же, тоже остаются).

Кроме того, такой подход позволяет отделить от традиционной статистики те элементы, которые как раз и должны быть частью культуры любого образованного человека. Ведь научить принимать правильные решения в условиях неопределенности надо всех, но для этого совсем не обязательно изучать стандартный курс математической статистики. Более того, нам кажется, что «Статистическое мышление» надо включить в школьную программу как один из предметов

курса «Методы решения проблем». Там же могут изучаться такие методы из числа «семи простых», как схема Исикава и диаграмма Парето. С другой стороны, как заметил Г. Нив в уже упоминавшейся нами заметке [Neave 2002], «...знание статистики (...имеется в виду обычный материал, изучаемый в большинстве образовательных учреждений...) — это безусловная помеха на любом уровне» (для изучения SPC).

При переиздании книги У. Шухарта [Shewhart 1939] д-р Э. Деминг написал к ней предисловие, которое заканчивается следующей фразой: «Возможно, еще полстолетия пройдет, прежде чем полный спектр идей Шухарта войдет в образование, науку и промышленность». Нам бы очень хотелось, чтобы в нашей стране это произошло немного быстрее.

ПОСТРОЕНИЕ ККШ

Итак, контрольная карта Шухарта (далее — ККШ) — это операциональное определение статистической управляемости процесса. Рассмотрим теперь подробно способы ее построения в различных ситуациях.

Подготовка к построению ККШ

Прежде чем строить собственно ККШ, нужно ответить на ряд практических вопросов:

1. Как выбрать показатели, требующие измерения?
2. Сколько таких показателей надо измерять?
3. Каким методом следует измерять каждый выбранный показатель?
4. Как часто надо измерять каждый показатель?
5. С какой точностью надо измерять каждый показатель?
6. Кто должен анализировать результаты измерений?

Попробуем ответить на эти вопросы последовательно.

1. КАК ВЫБРАТЬ ПОКАЗАТЕЛИ, ТРЕБУЮЩИЕ ИЗМЕРЕНИЯ?

Все, что мы измеряем, по определению кому-то для чего-то нужно. В бизнесе — это заинтересованные стороны, а среди них прежде

всего — потребители. Их требования вместе с тем, что интересует самих производителей и владельцев бизнеса, как раз и составляют основной список показателей.

В результате измерений мы получаем данные, выраженные числами и /или словами. Мир буквально наводнен данными. К сожалению, большая их часть не анализируется, значит, они не превращаются в информацию. Причина этого проста. Как правило, организации стараются измерять все, что только возможно. Чем больше, тем лучше, считая, что знания «карман не тянут». На самом деле имеет смысл измерять только то, из чего мы собираемся извлечь информацию, нужную для принятия решений. Кроме того, благостную картину — чем больше данных, тем лучше — омрачают еще несколько обстоятельств.

Среди них проблема измеримости показателей, проблема инерционности системы измерений и, как обычно, проблемы экономики¹.

Измеримость. Увы, далеко не все, что нам хотелось бы измерить, поддается измерению. Уже давно американский статистик Ллойд Нельсон заметил, что «наиболее важные факторы, требуемые для управления любой организацией, как правило, неизвестны и количественно неопределимы» [Нив 2005]. Выходит, что те показатели, которые нам хотелось бы знать больше всего, как раз ускользают от измерения. Как, например, измерить имидж нашей организации? Или ожидаемый объем продаж? Конечно, иногда есть косвенные признаки, по которым можно судить о том, что не поддается прямому измерению. Но косвенные измерения обладают совсем иными свойствами, чем прямые. Их труднее интерпретировать, и они, как правило, гораздо менее точны. Кроме того, могут быть и такие показатели, о существовании которых мы даже не подозреваем. Пока нас не озарит, они вообще потеряны для измерений.

Инерционность. Это, несомненно, одно из негативных свойств измерений. Но ее проявления могут быть различны. Если пытаться построить шкалу инерционности измерений, то на одном краю мы получим «свет далекой звезды», т. е. результаты измерения показателей, относящихся к далекому прошлому, ставшие доступными только теперь. Такие показатели часто называют запаздывающими (например,

¹ Есть еще одна важная проблема, которую мы не будем здесь рассматривать. Это проблема очистки данных от искажений (как сознательных, так и случайных). При обработке данных на это уходит очень много сил и времени, причем чем дальше, тем больше.

годовые отчеты о финансовых результатах хозяйственной деятельности организации). А на другом краю шкалы — далекие прогнозы. Результаты, отсчитываемые от текущего времени (от момента, когда происходит регистрируемое событие) и до дальних прогнозов, называются опережающими. Обычно запаздывающие показатели измеряются надежно и интерпретируются легко. Только интересны они главным образом с исторической точки зрения. Один из наиболее известных учеников д-ра Э. Деминга Майрон Трайбус любит сравнивать использование запаздывающих показателей с управлением автомобилем через зеркало заднего вида. С опережающими показателями — одна морока, но они отражают то, что происходит сейчас или произойдет, возможно, в будущем. Ими можно воспользоваться, чтобы вмешаться в происходящие события вовремя, чтобы скорректировать ход событий в желаемом направлении.

Экономичность. Наконец, экономически невыгодно измерять много показателей, поскольку любое измерение связано с затратами, а наши ресурсы ограничены. Значит, придется включить в мониторинг небольшое число измеримых показателей, причем обычно и запаздывающих, и опережающих.

Но это еще не все. Почему мы хотим иметь результаты измерения тех или иных показателей? Чем, по существу, определяется наш интерес? Или как все-таки выбирать, что измерять?

Есть два основных источника, из которых черпается наш интерес к тем или иным показателям. Первый и главный — это требования потребителей, внешних и/или внутренних. Сегодня во многих сферах деятельности принято выделять среди множества показателей те, какие могут повлиять, например, на безопасность людей, на экологию окружающей среды, на здоровье населения и т. д. Такие показатели иногда называют ключевыми [ТУ 16949], и все они должны регулярно контролироваться. Подчеркнем, что решение о том, считать тот или иной показатель ключевым или нет, следует принимать совместно с потребителем данного процесса — в этом и состоит элемент *системного подхода* к данному конкретному вопросу.

Второй источник — потребности самих процессов. Например, для многих операций и многих процессов почти всегда можно измерить по крайней мере такие показатели, как:

- затраты (в деньгах или физических эквивалентах);
- продолжительность (время операций или процесса в целом);

- вариабельность (разброс) параметров;
- качество (соответствие требованиям потребителя);
- человеческую составляющую (удовлетворенность сотрудников, их рост и т. п.). Перечисленные компоненты показаны ниже в виде схемы Исикава на рис. 3.4¹.

Здесь показаны пять основных стрелок, с которых всегда можно начинать анализ производственных проблем, — так называемое правило 5М Каору Исикава. Ясно, что пять стрелочек вовсе не означают, что всегда нужно измерять именно пять и именно таких показателей процесса. Возможно, что какие-то аспекты процесса в данном конкретном случае интереса не представляют, но зато нужно исследовать что-то другое. Кроме того, следует иметь в виду, что вариабельность относится ко всем показателям, а также ко всем стрелкам возможных причин. И, конечно, любой из показателей в правом прямоугольнике может характеризоваться не одним, а несколькими показателями и т. д.

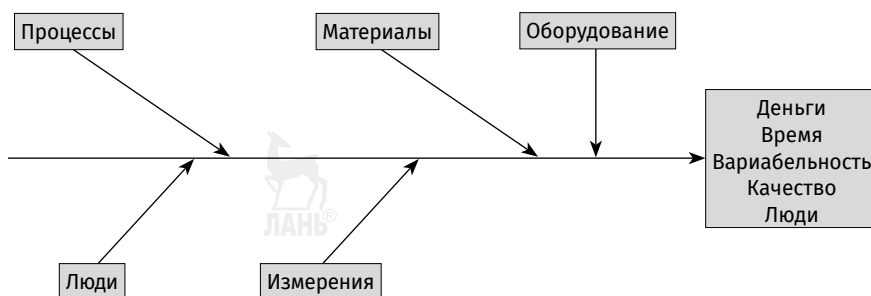


Рис. 3.4. Схема Исикава для анализа большинства проблем

Но этим не исчерпываются проблемы выбора того, что нужно измерять. Дело в том, что различные показатели могут быть связаны друг с другом, т. е. быть коррелированными. А это — признак избыточности информации. В таких случаях можно избавиться от измерения некоторых показателей без существенного ущерба для получаемой информации. Правда, для анализа взаимосвязей между показателями и принятия решений о том, какими из них можно пренебречь, нужны специальные методы, обсуждение которых лежит за рамками данной работы, хотя некоторые простейшие методы такого анализа мы рассмотрим ниже.

¹ Подробнее о схеме Исикава см. [Куме 1990].

2. СКОЛЬКО ПОКАЗАТЕЛЕЙ НАДО ИЗМЕРЯТЬ?

Дело не сводится только к экономическим ограничениям. Если показателей несколько, то приходится принимать одно из следующих решений. Можно попытаться все показатели «обобщить», свернуть и превратить в единственный показатель, учитывающий все. Это весьма соблазнительно и всегда технически возможно, причем не единственным способом (см., например, [Harrington 1965; Taguchi 1986; Науман 1987; Adler, Stasova 2012; Адлер, Кюенци 2014]). Но это часто вызывает возражения, и притом очень существенные. Можно считать все показатели независимыми и вести по каждому из них контрольную карту. В принципе это возможно, но получается громоздко и создает серьезные трудности при принятии решений. Да и дороговато. Можно ранжировать показатели и в каждый момент времени следить только за теми из них, что представляются критически важными. По мере разрешения проблем, связанных с этими показателями, следует переключаться на другие, важность которых тем временем возрастает. И так все время. Можно, наконец, «пуститься во все тяжкие» и разработать многомерную контрольную карту. Такие карты действительно существуют (см., например, [Wierda 1994, Montgomery 2009, Wheeler 1995]).

Увы, это преимущественно увлекательная область математической статистики. Что касается практики, то здесь пока достижения гораздо скромнее, поскольку не удается преодолеть технические трудности, связанные с построением и использованием многомерных карт. Поэтому далее мы ограничимся только одномерными картами, т. е. картами, на которых осуществляется мониторинг во времени только одного показателя.

Итак, мы ведем одномерные карты ключевых (= важнейших) показателей, иногда сопоставляя их между собой во времени, а иногда дополняя их анализ с помощью других инструментов РАД.

3. КАКИМ ОБРАЗОМ ИЗМЕРЯТЬ КАЖДЫЙ ВЫБРАННЫЙ ПОКАЗАТЕЛЬ?

Мало выбрать показатель, надо еще суметь его измерить. Собственно, когда мы говорим, что выбрали показатель, это сначала означает, что мы его как-то назвали. Например, мы говорим, что собираемся измерять «температуру в печи». Прекрасно, но ее можно измерять

с помощью термомпары, зачеканенной в под этой печи (т. е. в дно), а можно — оптическим пирометром, визированным на свод печи (т. е. на потолок). Название одно и то же, а результаты могут оказаться совершенно разными. И их интерпретация — тоже. Поэтому одного названия недостаточно. Нужно еще операциональное определение. Такое определение предполагает, что мы построили алгоритм данного измерительного процесса, выбрали соответствующее оборудование и, возможно, уже обучили людей, которым предстоит вести измерения. Дело усложняется тем, что любой показатель может иметь сколько угодно измерителей. Выбор конкретного измерителя — это, в сущности, искусство. Остается уповать на непрерывное совершенствование самого измерительного процесса. Это тем более важно, что со временем совершенствуются и приборы, и методы, и процедуры. Да и цены меняются. Важно начать с такого измерителя, который обеспечивает получение результатов в разумные сроки по разумной цене и, главное, результатов, допускающих простую интерпретацию. А дальше — нет предела совершенству.

4. КАК ЧАСТО НАДО ИЗМЕРЯТЬ КАЖДЫЙ ПОКАЗАТЕЛЬ?

Частота измерений зависит от многих обстоятельств. Самое главное — временные свойства самого процесса. Частота измерений должна быть увязана со стабильностью процесса и его временными особенностями. Ответить на вопрос, сформулированный в заглавии данного пункта, на самом деле может лишь владелец процесса, причем не сразу, а после осуществления мониторинга процесса в течение некоторого времени. К сожалению, этот вопрос не допускает формализованного ответа. Кроме особенностей процесса, приходится учитывать еще ряд обстоятельств. Одно из них — свойства измеряемого показателя. Дело в том, что некоторые показатели принимают дискретные значения. Например, при измерении некоторого показателя качества продукции результат может представляться только одним из двух значений: «годное» или «брак». Таких значений может быть не обязательно два, важно, что они дискретны. Тогда измеряемый показатель называется «качественным признаком» или «атрибутом». Измерение атрибутов сопровождается, как правило, отнесением найденного числа негодных (несоответствующих) объектов к некоторому их количеству, извлеченному из процесса и называемому обычно партией. В этом случае частота измерений зависит от частоты предъявления партий



на контроль. Важно отметить, что измерение «качественных признаков» требует, вообще говоря, большего числа измерений, чем для переменных, измеряемых в непрерывных шкалах. Кроме того, атрибуты требуют контрольной карты иного типа, чем для непрерывных показателей. Непрерывные шкалы в определенном смысле более информативны и благодаря этому требуют меньшего объема измерений. Ниже мы рассмотрим карты и для дискретных, и для непрерывных показателей. Надо заметить, что между этими двумя видами показателей вовсе нет непреодолимой грани. В процессе непрерывного совершенствования атрибуты вполне могут превратиться в непрерывные признаки. Частота измерений определяется еще соображениями, связанными с зависимостью последующих измерений от предыдущих (это называется автокорреляцией измерений во времени). Понятно, что чем жестче взаимосвязи, тем реже надо делать измерения. Учет взаимного влияния измерений друг на друга выполняется путем построения автокорреляционных функций — для этого разработана специальная технология (см., например, [Бокс, Дженкинс 1974]), не слишком широко распространенная. При ее применении получается так называемый интервал корреляции, который и несет информацию о том, как часто надо проводить измерения.

Каждое измерение не только содержит информацию, но и требует затрат. Особенно если процесс измерения связан с разрушением самого объекта измерения. Тогда следует учитывать стоимость разрушенного объекта. Кое-что зависит и от структуры объекта измерения. Что, например, означает попробовать щи? Они ведь разнородны. Сколько ложек надо взять? И как их отбирать? Это уже область пробоотбора — специальной дисциплины, часто ассоциируемой с методами химического анализа [Дерффель 1994].

5. НАСКОЛЬКО ТОЧНО НАДО ИЗМЕРЯТЬ?

Конечно, вы скажете, чем точнее, тем лучше. Но это вовсе не так. Было бы прекрасно лежать на печи и ждать, когда же наконец изобретут такой способ измерения, который обеспечивает требуемую точность. Но можно и не дожидаться «светлого завтра». Начинать бороться за точность надо немедленно, и первое, что стоит сделать, это тщательно выяснить реальные потребности потребителей. Именно они — главный ориентир по обеспечению точности измерений. Правда, потребители тоже могут заблуждаться относительно своих



действительных потребностей. Поэтому нужен диалог, который тем более важен, что существует зависимость между точностью и затратами. Причем эта зависимость — нелинейная. Завышенные требования клиента могут привести к неоправданному росту затрат, а значит, и цен. Зато заниженные требования могут обернуться неудовлетворенностью и потерей клиентов. Выбор непросто. Точность достигается разными путями. Прежде всего, конечно, выбором соответствующего оборудования, метода и правильно обученных специалистов.

Измерительное оборудование и инструменты — это целый мир, в котором наблюдается стремительный прогресс. Чтобы ориентироваться в нем, нужны профессиональные знания. Не менее важен и алгоритм измерения. Здесь тоже возможны многочисленные варианты. Поэтому обучение персонала, обеспечивающего измерительные процессы, представляется крайне важным. В этом, помимо всего прочего, залог непрерывного совершенствования всей совокупности действий, связанных с измерениями. Мы уже отмечали, что измерения бывают прямые и косвенные. Прямые измерения — большая редкость. Поэтому приходится довольствоваться косвенными измерениями, точность которых определяется специальными законами. Самый известный из них — закон сложения ошибок. Он гласит, что ошибка алгебраической суммы (а значит, и разности) равна сумме ошибок слагаемых. А чем больше ошибка измерения, тем ниже точность. Следует иметь в виду, что точность измерений может зависеть от условий, в которых эти измерения проводятся. Лучше всего, конечно, если такими различиями можно пренебречь. Тогда измерения считаются равноточными, что весьма желательно, поскольку это резко упрощает операции, связанные с обработкой результатов измерений, а также не создает препятствий при их интерпретации. К сожалению, различиями в точности не всегда можно пренебречь. И если они существенны, то с ними приходится считаться. В такой ситуации встречаются два подхода. Один из них — работа с неравноточными результатами. Это технически более сложно и часто требует обращения к профессионалам. Другой путь — поиск преобразования результатов измерений, делающего их индифферентными к различиям в условиях. Это тоже профессиональная задача. К тому же преобразования создают существенные трудности при интерпретации. Понятно, что исследователи откращиваются от неравноточных измерений как черт от ладана.



Когда обстоятельства позволяют, за повышение точности можно «платить» увеличением числа параллельных измерений. Цена высокая. Грубо говоря, чтобы точность возросла вдвое, надо увеличить число измерений в четыре раза. Определение требуемого числа параллельных измерений — важная задача, редко имеющая конкретное решение. Остается отметить, что сама организация процесса измерений тоже может влиять на точность. Этим широко пользуются в различных планах проведения экспериментов. Далее мы вернемся к проблемам анализа систем измерений и рассмотрим современный подход, основанный на использовании ККШ.

6. КТО ДОЛЖЕН АНАЛИЗИРОВАТЬ РЕЗУЛЬТАТЫ ИЗМЕРЕНИЙ?

ККШ — один из самых мощных и эффективных методов анализа данных любых процессов. Она сочетает простоту анализа с наглядностью представления поведения процесса во времени (визуализация). Однако наглядность — понятие относительное. Если, например, вас пригласили на Валтасаров пир и вы видите руку, которая выводит на стене огненными буквами результаты некоторого процесса измерения: «мене, мене, текел, упарсин», то вам, если вы не пророк Даниил, будет трудно интерпретировать то, что вы видите¹. Чтобы пользоваться наглядными представлениями, нужны знания, которые приобретаются в процессе обучения.

Если обучение охватывает всех сотрудников организации, то создается основа для эффективного обмена информацией, как по вертикали, так и по горизонтали.

Профессор Каору Исикава, который был горячим приверженцем ККШ, говорил, что «контроль качества начинается с контрольной карты и заканчивается контрольной картой». При этом он имел в виду, что благодаря систематическому ведению ККШ мы получаем возможность в каждый момент времени принимать обоснованные решения о том, кто, когда и какие действия должен совершить. И эти решения понятны для всех сотрудников организации.

Принципиальный момент, однако, состоит в том, что анализировать ККШ должен тот человек (команда), кто управляет анализируемым

¹ Книга пророка Даниила, 5: 26–28. Буквальный перевод с арамейского: мина, мина, шекель и полмины (меры веса), перевод смысла дал пророк Даниил.

процессом. ККШ — это инструмент перевода информации о процессе с языка системы на наш человеческий язык. И понимать, и тем более разумно интерпретировать сигналы системы может только человек, понимающий сущностную сторону происходящего в изучаемом процессе. Человек, не знающий досконально анализируемый процесс, не сможет извлечь из ККШ всего потенциала, который она содержит.

ИГРА «КРАСНЫЕ БУСЫ» — МОДЕРНИЗИРОВАННЫЙ ВАРИАНТ

Игра «Красные бусы» (Red Beads) была показана д-ру Демингу У. Боллером из компании Hewlett-Packard (см. примечание на с. 303 в книге

Рабочая инструкция по выполнению операции: изготовление партии белых бус.

1. Взять лопаточку в правую (для правой) или левую (для левой) руку и убедиться, что все дырочки пусты.
2. Наклонить лопаточку под углом 45° и осторожно внести ее в емкость с бусинами так, чтобы лопаточка могла наполниться бусинами.
3. Аккуратно потряхивая, добиться того, чтобы все бусины, не попавшие в дырочки лопаточки, были удалены назад в емкость.
4. Если все 50 дырочек заполнены, предъявить партию контролеру ОТК.
5. Если есть одна или несколько пустых дырочек, высыпать все бусины из лопаточки и операцию повторить сначала.

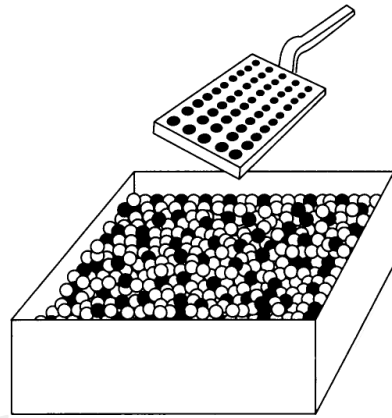
[Деминг 2007]). Деминг постоянно использовал эту игру на своих семинарах и описал ее в обеих последних книгах [Деминг 2006, 2007]. Мы также играем в нее на протяжении многих лет как со студентами, так и с сотрудниками различных компаний при обучении их методам SPC. Однако наш вариант по ряду позиций отличается от того, как играл д-р Деминг, что будет описано ниже.

По сути игра «Красные бусы» (КБ) — это очень простая модель производственного процесса, наглядно демонстрирующая, как легко обвинить рабочих в тех проблемах, которые на самом деле вызваны системой, в которой они работают. Для игры используется коробка, содержащая 4000 бусин, из которых 3200 — белого цвета и 800 — красного (см. фото на следующей странице). Чтобы провести игру, нужно из числа присутствующих на занятии выбрать несколько добровольцев, ко-

торые будут играть роль добросовестных рабочих. От них требуется точное следование рабочей инструкции (см. вставку). Кроме добросовестных рабочих в игре участвуют контролеры и начальник ОТК. Задача добросовестных рабочих: опуская в коробку с тщательно

перемешанными бусинами специальную лопаточку с 50 дырочками, получать не более 5 красных бусин в лопаточке. Если число красных бусин меньше или равно 5, партия принимается. Если красных бусин больше 5, партия бракуется. В первом случае ведущий игру хвалит рабочего, призывает остальных равняться на него и т. д. Во втором случае ведущий ругает рабочего, призывает тщательно соблюдать инструкцию, увольняет и нанимает другого и т. д. То есть ведущий игру выступает в роли типичного авторитарного руководителя, использующего стандартный подход на основе кнута и пряника. Помимо рабочих и контролеров в игре участвует еще один доброволец, который становится нормировщиком — он засекает время, нужное для выполнения операции (т. е. время от начала движения лопаточки до момента, когда добросовестный рабочий делает первый шаг в сторону контролера ОТК).

Как правило мы играем с четырьмя рабочими и в течение двух условных недель (один день — это когда все рабочие делают по одной партии красных бус). Таким образом стандартная игра, которую мы проводим со студентами или другими обучаемыми, дает нам в итоге два набора данных по 40 значений в каждом наборе ($4 \text{ чел.} \times 5 \text{ дней} \times 2 \text{ недели} = 40 \text{ точек}$). Типичные результаты игры приведены в табл. 3.1 (в табл. 3.1 опущен столбец с именами добросовестных рабочих). Стоит отметить, что наш вариант игры отличается от деминговского. Он предпочитал играть с шестью рабочими в течение нескольких дней по неизменным правилам. Мы же на второй неделе вносим следующее изменение: перестаем возвращать красные бусы в коробку, а складываем их в отдельную емкость. Еще одно добавление: где-то в конце первой недели ведущий предлагает рабочим премию сразу после получения партии приемлемого качества (10 или 20 руб.). Это позволяет потом обсудить действенность денежной мотивации персонала. Вариант игры по Демингу в исполнении одного из его последователей — С. Приветта (S. Prevette) — можно посмотреть на YouTube по ссылке (ниже приведена ссылка только первой части видео. Части 2–6 читатель легко найдет по той же ссылке):



http://www.youtube.com/watch?v=HBW1_GhRkTA&feature=related

Таблица 3.1. Результаты игры «Красные бусы» (МИСиС, февраль, 2012)

	Пн.	Вт.	Ср.	Чт.	Пт.	Пн.	Вт.	Ср.	Чт.	Пт.
Число красных бус в лопаточке										
1	8	9	9	12	10	12	7	7	9	11
2	7	11	13	13	13	11	8	6	8	9
3	5	7	13	9	9	9	10	10	6	5
4	7	6	12	14	10	9	9	6	6	14
Время выполнения операции, с.										
1	10,3	11,5	5,0	4,2	5,3	5,2	5,4	5,3	4,7	11,5
2	5,9	13,5	15,6	31,6	5,8	5,5	6,4	5,3	10,7	4,7
3	3,7	15,2	7,0	8,6	6,4	5,9	5,9	8,5	5,6	5,6
4	4,7	5,1	22,2	6,1	5,7	5,8	5,6	7,0	7,1	6,0

На рис. 3.5 показана карта хода процесса (run chart) для числа красных бус и аналогичная карта хода процесса для времени операций — рис. 3.6. Мы вернемся к этим рисункам и соответствующим данным в следующей главе, посвященной технике построения и анализа ККШ.

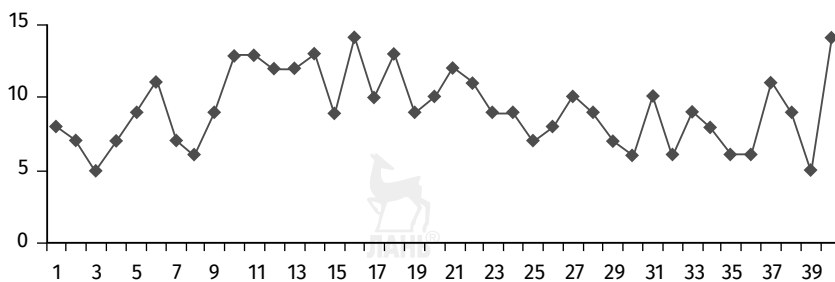


Рис. 3.5. Число КБ в 40 последовательных попытках, шт.

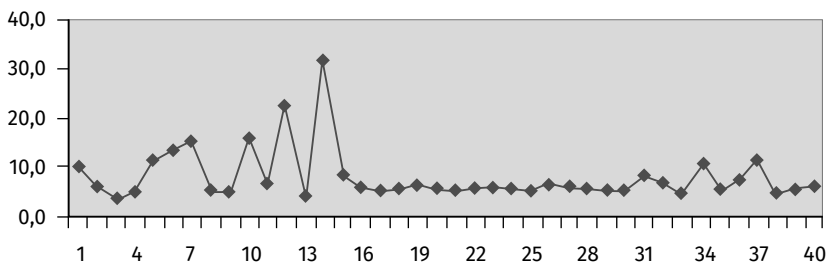


Рис. 3.6. Время операции при изготовлении партии КБ, с.

Глава 4

ПРАВИЛА ПОСТРОЕНИЯ И ИНТЕРПРЕТАЦИИ ККШ.

КЛАССИФИКАЦИЯ

ТИПОВ ККШ



ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ КАРТ

Ведение ККШ предусматривает три этапа:

- этап предварительного исследования — сбор данных и предварительный расчет границ на ККШ;
- использование — мониторинг процесса;
- корректировка границ ККШ (после чего повторяются использование и последующая корректировка и т. д.).

Построение карты начинается со сбора и предварительного анализа информации. В специальной (статистической) литературе этот этап называется фазой I. Для этого определенным способом собирается или заимствуется из архива некоторое число данных. Дело в том, что границы на ККШ должны отражать то, как устроена наша система, следовательно, мы должны найти эти границы по данным о самом процессе. Больше их просто неоткуда взять. Одна из часто встречающихся ошибок применения ККШ состоит в том, что в качестве границ карты берутся заданные в ТУ допуска. **Это неверно.** Допуск — это голос потребителя, значение, которое отделяет приемлемые для потребителя значения процесса от неприемлемых. Но ниоткуда не следует, что созданная нами система/процесс имеют именно те границы, какие нужны нашему потребителю. Поэтому мы должны найти те границы процесса, которые на практике оказались реализованными в нашей системе. Другими словами, мы должны услышать голос процесса, а потом сравнить голос процесса с голосом потребителя. По сути, ККШ — это инструмент общения с процессом, и это общение должно проходить в режиме диалога, но для этого лицо, отвечающее за этот процесс, должно научиться слышать и понимать голос процесса. Для этого нужно уметь строить и читать/интерпретировать ККШ — что мы и будем обсуждать далее в этой главе.

Итак, сначала нужно собрать некоторое число данных. Здесь мы сталкиваемся с проблемой определения этого объема. Дело в том, что не существует и не может существовать формулы для определения числа данных, достаточного для первоначального определения границ на ККШ. Существуют лишь рекомендации, как это делать. Эти рекомендации можно разделить на две группы: статистические и процессно-ориентированные.

Статистические рекомендации сводятся к тому, что для расчета границ желательно иметь не меньше чем 25–30 точек. Эти рекомендации основаны на том, что при расчете границ используются средние величины, а они становятся устойчивыми при объеме выборки $n \geq 25-30$. В компании Toyota, например, принято брать 40 точек. Если у вас мало точек, то нужно взять все, какие есть. Но что такое мало? Это типичная не операциональная формулировка. Чтобы она стала операциональной, мы должны договориться о конкретном значении. Пусть это будет 20 объектов. Тогда, если у вас число точек меньше 20, то нужно использовать все имеющиеся. Если больше, то статистические рекомендации становятся малополезными, и следует обратиться к процессно-ориентированным.

Процессно-ориентированные рекомендации сводятся к тому, что период предварительного исследования (ниже мы будем также использовать эквивалентный термин базовый период) должен охватывать все аспекты системы/процесса, какие могут влиять на выход. Например, представим себе, что у нас собрано более 30 точек по данным о результатах процесса за время работы одной смены в понедельник. Можем ли мы надеяться на то, что рассчитанные по этим данным границы будут отражать работу нашего процесса все дни недели и во всех сменах? Скорее всего, это маловероятно. Другой пример. Мы собирали данные полмесяца, рассчитали границы ККШ, но затем оказалось, что в конце каждого месяца в нашем процессе проводится наладка оборудования, после которой выход процесса изменяется. Это означает, что границы, которые мы нашли ранее, окажутся скорее всего не вполне соответствующими тому, как устроена наша система. Из всего вышесказанного вытекает следующее: выбрать объем предварительных исследований может только человек, детально знающий процесс, для которого планируется ведение ККШ. Правда, иногда эту ситуацию можно упростить. Если процесс оказывается достаточно стабильным в том смысле, что на выходе нет ни скачков, ни трендов, то в этом случае границы на ККШ можно определить путем итерационной процедуры. Для этого мы начинаем с любого числа данных и ведем ККШ, регулярно пересчитывая границы по мере поступления новых данных до тех пор, пока границы не перестанут меняться сколь-нибудь заметно. Но такой подход предполагает определенную стабильность процесса, а мы ничего пока еще об этом не знаем. Кроме того, нужно иметь людей, знающих технику построения границ на ККШ, и они должны регулярно пересчитывать полученные ранее границы. Все

перечисленные условия далеко не всегда удается соблюсти. Ниже мы еще вернемся к обсуждению проблемы базового периода, а сейчас рассмотрим технику построения ККШ различных типов на примере имеющихся у нас результатов игры «Красные бусы».

КОНТРОЛЬНАЯ КАРТА ЧИСЛА ДЕФЕКТОВ, ИЛИ *PN*-КАРТА

Итак, у нас есть данные по 40 значениям числа красных бус (см. табл. 3.1). Ведение любой карты начинается с выбора ее типа. Как это делать, мы обсудим позднее, а здесь просто заметим, что в случае дискретных данных — здесь это число красных бус — при постоянном объеме выборки — здесь это число дырочек в лопаточке — разумно выбрать так называемую карту числа дефектов, или карту *pn*-типа. Как только тип карты выбран, формулы для расчета границ определены, поскольку все они давно известны и приведены в любом источнике (табл. 4.1, 4.2).

Таблица 4.1. Формулы для расчета границ на контрольных картах Шухарта

Тип ККШ	Обозначение	Центральная линия	Верхний контрольный предел	Нижний контрольный предел	Примечания
Карты по количественным признакам (непрерывные величины)					
Средних и размахов	$\bar{x} - R$				Двойная карта
Средних	\bar{x}	$\bar{\bar{x}}$	$\bar{\bar{x}} + A_2 R$	$\bar{\bar{x}} - A_2 R$	
Размахов	R	\bar{R}	$D_4 \bar{R}$	$D_3 \bar{R}$	
Медиан и размахов	$\check{x} - R$				Двойная карта
Медиан	\check{x}	$\bar{\check{x}}$	$\bar{\check{x}} - A_4 \bar{R}$	$\bar{\check{x}} - A_4 \bar{R}$	
Размахов	R	\bar{R}	$D_4 \bar{R}$	$D_3 \bar{R}$	
Средних и стандартных отклонений	$\bar{x} - s$				Двойная карта
Средних	\bar{x}	$\bar{\bar{x}}$	$\bar{\bar{x}} + A_3 s$	$\bar{\bar{x}} - A_3 s$	
Стандартных отклонений	s	\bar{s}	$B_4 \bar{s}$	$B_3 \bar{s}$	



Окончание табл. 4.1

Тип ККШ	Обозначение	Центральная линия	Верхний контрольный предел	Нижний контрольный предел	Примечания
Карты по количественным признакам (непрерывные величины)					
Индивидуальных значений и скользящих размахов	$x-mR$				Двойная карта
Индивидуальных значений	x	\bar{x}	$\bar{x} + E_2 \bar{R}$	$\bar{x} - E_2 \bar{R}$	$E_2 = 2,66$
Скользящих размахов	mR	\overline{mR}	$D_4 \bar{R}$	0	$D_4 = 3,267$
Карты по качественным признакам (дискретные величины)					
Доли дефектов	p	\bar{p}	$\bar{p} + 3\sqrt{\bar{p}(1-\bar{p})/n}$	$\bar{p} - 3\sqrt{\bar{p}(1-\bar{p})/n}$	Одинарная карта
Числа дефектов	pn	\bar{pn}	$\bar{pn} + 3\sqrt{\bar{pn}(1-\bar{p})}$	$\bar{pn} - 3\sqrt{\bar{pn}(1-\bar{p})}$	Одинарная карта
Числа несоответствий	c	\bar{c}	$\bar{c} + 3\sqrt{\bar{c}}$	$\bar{c} - 3\sqrt{\bar{c}}$	Одинарная карта
Числа несоответствий на единицу измерений	u	\bar{u}	$\bar{u} + 3\sqrt{\bar{u}/n}$	$\bar{u} - 3\sqrt{\bar{u}/n}$	Одинарная карта

Таблица 4.2. Коэффициенты для расчета границ на контрольных картах Шухарта

Объем подгруппы, n	Коэффициенты							
	A_2	B_3	B_4	D_3	D_4	d_2	$1/d_2$	
2	1,880	0	3,267	0	3,268	1,128	0,8862	
3	1,023	0	2,568	0	2,575	1,693	0,5908	
4	0,729	0	2,266	0	2,282	2,059	0,4857	
5	0,577	0	2,089	0	2,116	2,326	0,4299	
6	0,483	0,030	1,970	0	2,004	2,534	0,3946	
7	0,419	0,118	1,882	0,076	1,924	2,704	0,3698	
8	0,373	0,185	1,815	0,136	1,864	2,847	0,3512	
9	0,337	0,239	1,761	0,184	1,816	2,970	0,3367	
10	0,308	0,284	1,716	0,223	1,777	3,078	0,3249	

Следующий вопрос, на который мы должны дать ответ, — это по какому числу точек следует определять границы. Другими словами, мы должны выбрать базовый период применительно к нашему конкретному процессу. В данном случае у нас есть 40 точек, т. е. статистическому критерию выбора мы заведомо удовлетворяем, но рассчитывать границы по всем 40 точкам было бы ошибкой.

Почему?

Подумав некоторое время, читатель поймет, что границы на нашей карте следует рассчитывать по первым 20 точкам, т. е. по данным только первой недели, так как всю вторую неделю мы непрерывно вмешивались в систему, меняя долю брака в выборке. Но если мы меняем систему, она вовсе не должна обладать свойством стабильности. После того как тип карты и базовый период выбраны, задача расчета границ ККШ становится тривиальной. Центральная линия (далее ЦЛ) рассчитывается как среднее (арифметическое) число дефектов по базовому периоду¹. Обозначим через p долю дефектов в выборке, т. е.

$$p = \frac{d}{n}, \quad (4.1)$$

где d — число дефектов, n — объем выборки. Тогда (напоминаем, что $n = const$)

$$\text{ЦЛ} = \overline{pn} = \bar{p}n = \bar{d} = \frac{\sum d_i}{k}, \quad (4.2)$$

где d_i — число дефектов в i -ой выборке, k — число выборок, по которым мы считаем среднее (длительность периода предварительного исследования). Следовательно:

$$\text{ЦЛ} = \bar{p}n = \frac{8+7+5+\dots+9+10}{20} = 9,85. \quad (4.3)$$

Верхний и нижний контрольные пределы (далее ВКП и НКП) определяются по формуле:

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКП} \\ \text{НКП} \end{array} \right\} = \bar{p}n \pm 3\sqrt{\bar{p}n(1-\bar{p})}. \quad (4.4)$$

¹ Откуда берутся расчетные формулы, мы обсудим ниже.

В формулу входит средняя доля дефектов (\bar{p}), которую легко найти из (4.3):

$$\bar{p} = \frac{\bar{p}n}{n} = \frac{9,85}{50} = 0,197. \quad (4.5)$$

Отсюда сразу получаем:

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКП} \\ \text{НКП} \end{array} \right\} = 9,85 \pm 3\sqrt{9,85(1-0,197)} = 9,85 \pm 8,44 = \begin{cases} 18,29 \\ 1,41 \end{cases}. \quad (4.6)$$

Теперь наносим ЦЛ, ВКП и НКП на нашу карту и получаем рис. 4.1. (Здесь и везде далее мы наносим ЦЛ в виде сплошной черной линии, а ВКП и НКП — в виде черных пунктирных линий.)

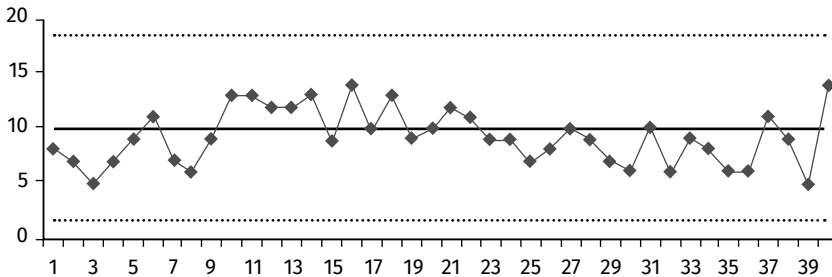


Рис. 4.1. ККШ для числа КБ в 40 последовательных попытках

И вот эта картинка и называется контрольной картой Шухарта для числа дефектов, или картой pn -типа. Из нее следует, что мы имеем стабильный процесс — все точки лежат внутри зоны системной вариабельности, — т. е. все рабочие работают одинаково. Другими словами, премии за якобы высокое качество — 5 красных бусин, равно как и наказания за якобы плохую работу — 13 красных бусин, были одинаково несправедливы. Все эти результаты — следствие того, какую систему мы создали, и усилия добросовестных рабочих не играют никакой роли в получении того или иного результата на выходе процесса. Заметим, что и результат рабочего сегодня ничего не говорит о том, что он же продемонстрирует завтра или послезавтра (см., например, результаты любого рабочего в табл. 3.1). Есть, однако, один очень важный нюанс, который мы должны подчеркнуть (см. врезку).

Внимание

Кажется, что 27-я и 31-я точки лежат точно на ЦЛ. Легко убедиться, что это не так: из табл. 4.1 видно, что 27-е и 31-е значения равны 10, а ЦЛ = 9,85. Если бы эти точки были бы равны значению ЦЛ, то процесс не был бы стабильным — см. пояснение на с. 82

Практически все, кто занят в том или ином конкретном процессе, всегда знают, справедливы или несправедливы наказания и награды, раздаваемые высшим менеджментом. Люди чувствуют это без всяких карт Шухарта на уровне интуиции. И если наказания и награды несправедливы — а так получается всегда, когда результаты процесса зависят в основном от системы, — то и отношение персонала к этим мерам будет соответственным. В частности, не стоит надеяться, что такие меры могут играть роль мотиваторов, способствующих улучшению процесса.

Именно ККШ дают практическое доказательство правил 85/15 или 94/6, и именно их применение показывает бессмысленность практики наказания исполнителей вместо поиска коренных причин проблем.



КОНТРОЛЬНАЯ КАРТА ИНДИВИДУАЛЬНЫХ ЗНАЧЕНИЙ И СКОЛЬЗЯЩЕГО РАЗМАХА (x-mR КАРТА)

Теперь обратимся к данным по времени выполнения операции. Здесь у нас снова есть 40 точек (табл. 3.1, нижняя часть). Однако время — это непрерывная величина, которая может принимать любое значение в некотором диапазоне. Поэтому здесь целесообразно использовать другую карту, а именно так называемую карту индивидуальных значений (x) и скользящих размахов (mR — от английских слов moving range). Эта карта двойная, т. е. состоит из двух карт: одна для самих значений процесса, другая — для величины, называемой скользящим размахом. Эта карта де-факто стала одной из самых распространенных в силу своей простоты и отсутствия некоторых подводных камней, с какими связано построение, например, карты средних и размахов (подробнее см. ниже). Чтобы построить карту x - mR , нужно кроме исходных значений самого процесса рассчитать значения скользящих размахов:

$$mR_i = |x_i - x_{i-1}|, \quad (4.7)$$

где x_i — i -е значение процесса. При этом, поскольку данные всегда начинаются с первого значения, а предшествующего значения у нас просто нет, значение mR_1 отсутствует — следовательно,

карта скользящих размахов всегда имеет на одну точку меньше, чем карта индивидуальных значений. После того как мы выбрали тип карты, всегда встает вопрос о базовом периоде, т. е. об объеме предварительных данных для расчета границ. Легко сообразить, что для этой карты у нас нет ограничения, существовавшего при построении карты числа дефектов, так как с точки зрения времени операции процесс во вторую неделю ничем не отличается от первой недели. Поэтому здесь целесообразно считать границы по всем 40 точкам (больше точек, меньше вариабельность среднего). Итак, составляем табл. 4.3 (с целью экономии места показана часть данных).

Таблица 4.3. Данные из табл. 3.1 по времени выполнения операции и значения скользящих размахов

i	1	2	3	4	5	6	7	8	...	33	34	35	36	37	38	39	40
$x=t$	10,3	5,9	3,7	4,7	11,5	13,5	15,2	5,1	...	4,7	10,7	5,6	7,1	11,5	4,7	5,6	6,0
mR	–	4,4	2,2	1,0	6,8	2,0	1,7	10,1	...	2,3	6,0	5,1	1,5	4,4	6,8	0,9	0,4

ЦЛ на этой карте — это среднее по периоду предварительного исследования, т. е.

$$\text{ЦЛ} = \bar{x} = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} x_i, \quad (4.8)$$

где $x_i = t_i$ — время i -й операции, а n_1 — объем данных в базовом периоде. Следовательно:

$$\text{ЦЛ} = \bar{x} = \frac{1}{40} \sum_{i=1}^{40} x_i = 8,03. \quad (4.9)$$

Среднюю линию на карте скользящих размахов (а далее и на карте просто размахов) мы будем обозначать через ЦЛР. Итак:

$$\text{ЦЛР} = \overline{mR} = \frac{1}{39} \sum_{i=2}^{40} (mR)_i = 4,41. \quad (4.10)$$

Теперь из любого источника берем формулу для расчета границ:

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКП} \\ \text{НКП} \end{array} \right\} = \bar{x} \pm E_2 \overline{mR}. \quad (4.11)$$

Для верхнего и нижнего контрольных пределов на карте скользящих размахов (ВКПР и НКПР соответственно) имеем:

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКПР} \\ \text{НКПР} \end{array} \right\} = \begin{cases} D_4 \overline{mR} \\ 0 \end{cases}. \quad (4.12)$$

В формулах (4.11) и (4.12) буквами с индексами обозначены константы, которые для данной карты всегда одни и те же:

$$\left. \begin{array}{l} E_2 = 2,66 \\ D_4 = 3,27 \end{array} \right\}. \quad (4.13)$$

Подставляя в (4.11) и (4.12) значения из (4.9) и (4.10), получаем:

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКП} = 19,77 \\ \text{НКП} = -3,71 \Rightarrow 0 \\ \text{ВКПР} = 14,43 \\ \text{НКПР} = 0 \end{array} \right\}. \quad (4.14)$$

В выражении (4.14) равенство $\text{НКП} = -3,71$ не имеет физического смысла, поскольку время не может быть отрицательным.

Общее правило: в тех случаях, когда нижняя граница на контрольной карте отрицательна и когда такая ситуация физически невозможна, за нижнюю границу принимается ноль.

Таким образом мы получаем рис. 4.2 и 4.3. Строго говоря, двойные карты желательно строить на одном поле, чтобы соответствие между значениями на них было очевидно, но, к сожалению, Excel не всегда позволяет это сделать так, чтобы получить понятную для анализа картинку (все профессиональные статистические пакеты — SAS, SPSS, MINITAB, Statistica, Statgraphics — позволяют это сделать без проблем).

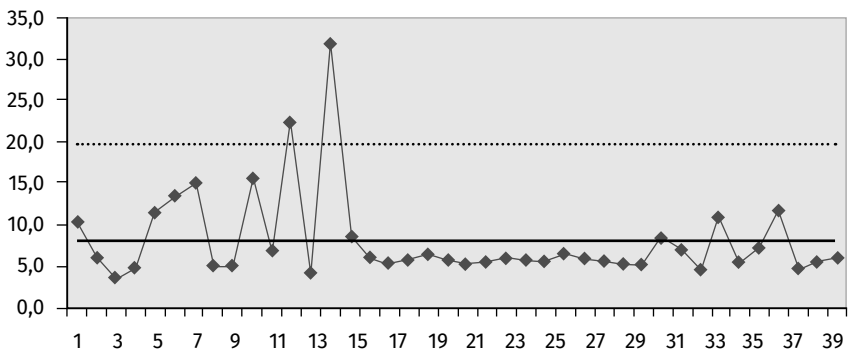


Рис. 4.2. Карта \bar{x} для времени изготовления партии КБ, с.

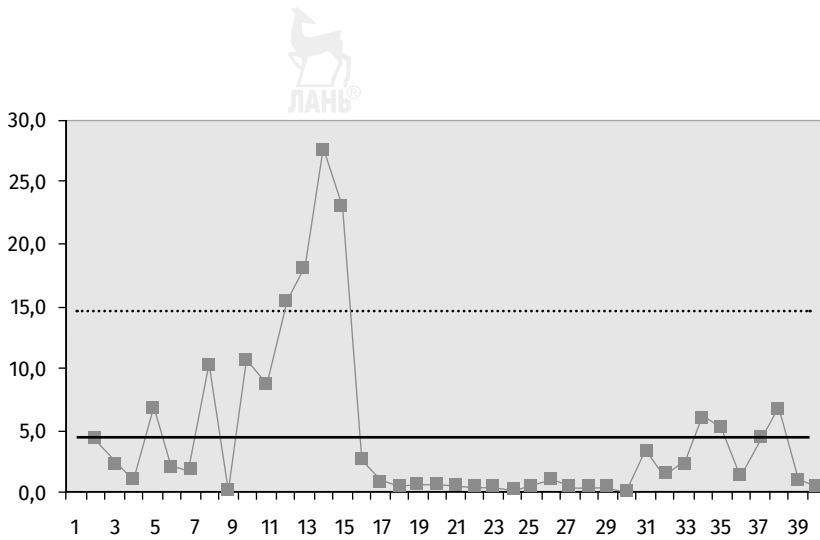


Рис. 4.3. Карта mR для времени изготовления партии КБ, с.

Из обоих графиков следует, что в процесс что-то вмешивается. На рис. 4.2 об этом свидетельствуют 12-я и 14-я точки, а на рис. 4.3 четыре точки подряд от 12-й и до 15-й. Но ведь границы на ККШ должны показывать нам зону вариабельности, обусловленную системой, т. е. вариабельность процесса, когда в систему ничто не вмешивается. А наши границы рассчитаны с участием точек, когда в систему заведомо что-то вмешивалось. Это выглядит нелогичным, и поэтому в тех случаях, когда на этапе предварительных исследований мы обнаруживаем точки, сигнализирующие о присутствии особых причин вариаций, эти точки рекомендуется из расчета границ исключить, а границы пересчитать¹.

Стоит отметить, что в данном конкретном случае исключение двух точек на карте индивидуальных значений приведет к исключению всех четырех выпадающих точек на карте скользящих размахов, но это вовсе не обязательно. Сигналы о вмешательстве на этих двух картах могут как совпадать, так и не совпадать. Просто сигнал на карте x означает, что специальная причина влияет на значения собственно процесса, а сигнал на карте mR говорит о постороннем влиянии на разброс (вариабельность) процесса.

Если такую процедуру выполнить, то легко обнаружить, что у нас появились новые точки, выходящие за новые границы контрольной карты. Это означает, что этот процесс следует продолжить — т. е. снова

¹ Картинки мы при этом не трогаем, так как мы исключаем эти точки из нашего расчета, но не из процесса. Процесс остается таким, каким он и был.

исключить выпадающие точки и пересчитать границы — и так до того момента, когда у нас уже не будет точек, сигнализирующих о нестабильности процесса. Полученные таким образом границы и будут искомыми границами ККШ.

Теперь следует вернуться к исходным данным, чтобы обсудить очень важный принципиальный момент в построении и интерпретации ККШ. Дело в том, что построенная нами карта значений времени операции извлечения красных бусин имеет принципиальный дефект, делающий ее неверной с самого начала. Чтобы понять суть этого дефекта, нужно вспомнить, как проходила сама игра. Более точно,

Обратите внимание: человек, не игравший в красные бусы, не сможет объяснить происхождение больших времен просто потому, что он не знает, как был устроен процесс. Это — общее правило. ККШ всегда должен анализировать тот, кто находится внутри исследуемого процесса и знает его до мельчайших деталей. Именно это обстоятельство делает ККШ очень тонким, хотя и очень простым технически, инструментом анализа.

нужно вспомнить, когда у добросовестных рабочих возникали аномально большие значения времени изготовления партии. Как правило, это происходило тогда, когда наш добросовестный рабочий обнаруживал, что лопаточка не полна, и ее приходилось высыпать, чтобы затем повторить попытку. Это означает, что аномально большие времена соответствуют извлечению более чем одной партии (двух, трех и т. д.). Но изготовление двух партий заведомо требует в два раза больше времени (трех — в три и т. д.). Другими словами,

в наших данных смешаны разные процессы: процесс изготовления одной партии бусин, процесс изготовления двух партий бусин и т. д. Анализировать заведомо разные процессы в рамках одной выборки математически возможно — формулам все равно, что мы в них подставляем, — но физически это не имеет смысла (это все равно что складывать помидоры с арбузами). Иначе: у нас имелись неоднородные данные, и мы пытались их анализировать, свалив все данные в одну кучу. Проблема однородности данных — одна из самых важных и плохо освещенных в литературе. Важно понимать, что эта проблема не формализуема и решать ее может и должен владелец процесса. На рис. 4.4 показан другой типичный пример неоднородных данных.

Внимательный взгляд на рис. 4.4 показывает, что в представленных данных есть вполне очевидная структура: каждая 6-я точка примерно в два раза меньше всех остальных. Изучение оси абсцисс показывает, что в числах отсутствует каждое 7-е число. Реальная ситуация состоит в том, что данный цех не работает по воскресеньям,



Рис. 4.4. Объем производства некоторого продукта

а по понедельникам объем производства данного товара, как правило, в два раза меньше, чем в другие дни недели (за исключением предновогоднего конца декабря). Ясно, что эти точки нужно отделить от остальных и проанализировать отдельно. Этот прием называется стратификацией, т. е. расслоением, или группировкой, данных. Разумная группировка очень важна при анализе любых данных, но это снова вопрос, требующий понимания сущности анализируемого процесса.

КОНТРОЛЬНАЯ КАРТА СРЕДНИХ ЗНАЧЕНИЙ И РАЗМАХОВ ($\bar{X} - R$ КАРТА)

Карта индивидуальных значений и скользящих размахов — одна из самых простых и удобных для исследования процессов. Однако она не удобна в тех случаях, когда данных очень много (больше, чем несколько сотен), так как соответствующая картинка становится мало пригодной для анализа. И одной из самых часто используемых в этом случае карт оказывается карта средних и размахов, обозначаемая как карта $\bar{X} - R$. Есть и другие соображения в пользу использования карты $\bar{X} - R$, но их мы обсудим чуть позже. Сначала давайте рассмотрим технику построения карты средних и размахов.

В табл. 4.4 представлены данные о весе некоторых изделий в граммах. В каждой строке приведены результаты четырех взвешиваний последовательно изготовленных изделий, в следующей строке — следующие четыре измерения и т. д. В каждой из строчек нас интересуют

среднее (арифметическое) значение и размах. Размах — это разность между максимальным и минимальным значениями в выборке, в нашем случае это разность между максимальным и минимальным значениями в каждой строке. Сначала займемся средними значениями. Для того чтобы нанести их на график, надо выбрать систему координат и масштабы по осям. Принято использовать горизонтальную ось для времени, а вертикальную — для того показателя качества, мониторинг которого мы намерены осуществлять. Ось времени обычно градуируется условными дискретными порядковыми номерами. Каждый номер соответствует тому времени, которое требуется, чтобы произвести и измерить в нашем случае четыре изделия подряд. Физическое время используется редко, поскольку в таком случае надо учитывать время обеда, перекуры, пересменки и т. п., что существенно искажает общую картину и делает карту менее наглядной.

Таблица 4.4. Массы изделий (в граммах)

№ п/п	Образец 1	Образец 2	Образец 3	Образец 4	Средние по строкам	Размах
1	40	43	41	47	42,75	7,0
2	43	41	40	45	42,25	5,0
3	42	42	41	50	43,75	9,0
4	40	43	43	40	41,50	3,0
5	42	36	36	36	37,50	6,0
6	42	43	42	36	40,75	7,0
7	41	33	45	45	41,00	12,0
8	42	44	39	41	41,50	5,0
9	40	45	42	42	42,25	5,0
10	42	38	44	38	40,50	6,0
11	36	36	38	45	38,75	9,0
12	43	43	43	45	43,50	2,0
13	42	46	42	46	44,00	4,0
14	42	45	37	38	40,50	8,0
15	42	47	46	43	44,50	5,0
16	37	33	36	39	36,25	6,0
17	44	36	41	46	41,75	10,0
18	35	40	42	42	39,75	7,0
19	41	43	38	42	41,00	5,0
20	38	41	46	36	40,25	10,0

Окончание табл. 4.4

№ п/п	Образец 1	Образец 2	Образец 3	Образец 4	Средние по строкам	Размах
21	43	41	45	38	41,75	7,0
22	40	46	41	39	41,50	7,0
23	43	37	41	45	41,50	8,0
24	43	45	38	43	42,25	7,0
25	38	45	36	38	39,25	9,0
26	34	42	37	39	38,00	8,0
27	40	43	40	41	41,00	3,0
28	41	40	38	38	39,25	3,0
29	43	42	42	36	40,75	7,0
30	43	43	42	39	41,75	4,0

Тем не менее такой способ представления данных не исключен. Особенно когда время, требуемое для производства и измерения четырех изделий, само непостоянно. Масштаб по вертикальной оси выбирается из тех соображений, чтобы охватить всю область вариабельности измеряемого показателя. Если вариабельность очень велика, то иногда приходится искать подходящее преобразование шкалы, например с помощью разрывов. Конечно, лучше, чтобы весь диапазон вертикальной шкалы, даже с некоторым запасом, укладывался приблизительно в половину высоты обычного листа бумаги. Тогда все оказывается обозримо и наглядно. Построив координатную сетку, мы теперь можем нанести на нее все тридцать групповых средних (рис. 4.5).

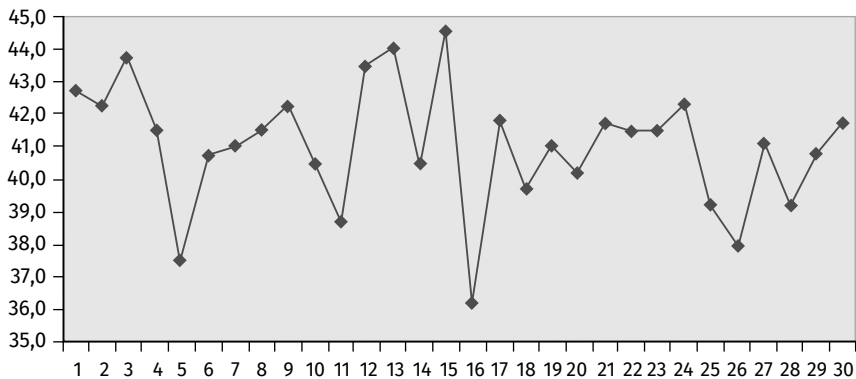


Рис. 4.5. Карта хода процесса (run chart) для средних значений

Эта картинка, как мы уже знаем, называется картой хода процесса (run chart). Для того чтобы карта хода процесса превратилась в ККШ, к ней надо добавить три линии: центральную линию (ЦЛ) и верхний и нижний контрольные пределы (ВКП и НКП). Рассмотрим, как вычисляются эти границы в случае карты средних.

РАСЧЕТ ГРАНИЦ НА КАРТЕ СРЕДНИХ ЗНАЧЕНИЙ

ЦЛ — как и в предыдущем примере — это среднее арифметическое по некоторому базовому периоду. Все, что было выше сказано о выборе базы для расчета границ, применимо ко всем ККШ и не зависит от их типа. Поэтому мы далее не будем повторять соответствующих фраз и примем для данного примера, что расчет границ идет по всем 30 значениям. Имеем:

$$\text{ЦЛ} = \bar{\bar{X}} = \frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} \bar{X}_i = 41,03 \approx 41,0. \quad (4.15)$$

Двойная черта в (4.15) обозначает двойное усреднение, поскольку каждая точка — это среднее в подгруппе из четырех значений, а среднее по этим средним так и называется среднее средних. Так как исходные значения даны нам с точностью до целых значений, то ЦЛ и пределы нужно считать с точностью до одного знака, чтобы мы могли точно сказать, лежит ли точка выше или ниже ЦЛ, или одного из пределов¹. В общем случае, если мы хотим иметь среднее с точностью до заданного числа знаков, то все промежуточные вычисления нужно делать с точностью на один знак больше заданной. Это вызвано тем, что при операции деления мы теряем точность в последнем знаке. Для расчета границ мы сначала должны найти среднее значение размахов по всем подгруппам, входящим в базовый период. Следовательно:

$$\text{ЦЛР} = \bar{R} = \frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} R_i = 6,47 \approx 6,5. \quad (4.16)$$

Заметим, что для этой карты число точек на карте размахов совпадает с числом точек на карте средних. После того как значения ЦЛ и ЦЛР найдены, расчет границ сводится к тривиальным

¹ Это важно для чтения ККШ, о чем мы поговорим подробнее ниже.

арифметическим операциям. Формулы для вычислений имеют следующий вид¹:

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКП} \\ \text{НКП} \end{array} \right\} = \bar{X} \pm A_2 \bar{R}, \quad (4.17)$$

где A_2 — константа, зависящая от объема подгрупп (т. е. от объема первого усреднения). В табл. 4.9 приведены значения A_2 для $n = 1 \dots 10$ [Уилер, Чамберс 2009]. Находим там строку с $n = 4$ и берем оттуда значение $A_2 = 0,729$. Следовательно:

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКП} \\ \text{НКП} \end{array} \right\} = 41,03 \pm 0,729 \cdot 6,47 = \begin{cases} 45,75 \\ 36,31 \end{cases} \approx \begin{cases} 45,8 \\ 36,3 \end{cases}. \quad (4.18)$$



Рис. 4.6. Карта для средних значений веса изделий

Отметим, что отрезки прямых, соединяющие точки на карте, не имеют физического смысла и нужны лишь для наглядности. Иногда (редко) их не изображают вовсе. Иногда (еще реже) кроме средних на карту наносят и все исходные точки. Тогда вместо каждой точки на рис. 4.6 мы должны нанести те четыре точки, по которым как раз и получилось данное среднее значение. Хотя такая карта содержит больше информации, ее используют крайне редко. Ее труднее рассматривать, в ней слишком много второстепенных деталей. Кроме того, важно иметь в виду, что пределы на нашей карте относятся к средним значениям. Для индивидуальных значений пределы будут гораздо шире. Значит, выделение особых источников вариации потребует в среднем гораздо больше времени и усилий. Усреднение — мощный

¹ Откуда берутся эта и другие формулы для расчета границ на ККШ, мы расскажем ниже.

инструмент «стирания случайных черт», когда система стабильна. Собственно, проблема состоит в том, чтобы найти баланс между объемом подгрупп, их числом и априорными знаниями о системе. Поэтому не существует строгого математического способа построения ККШ. Здесь приходят на помощь операциональные определения, опыт и знание процесса, для которого мы строим ККШ. Любопытно, что в компании Toyota на рабочих картах средних рекомендуется не наносить среднюю линию, чтобы она не мешала визуальному анализу [Ротер 2014].

Итак, карта средних построена. Можно было бы заняться ее интерпретацией, но карта средних — это не вся ККШ, а только ее часть. Поэтому теперь приступим к построению второй половины карты Шухарта, а именно карты размахов.

КАРТА РАЗМАХОВ

Размахи, как легко сообразить, несут информацию о вариабельности системы. Перемены в вариации — не менее важный индикатор стабильности, чем вариации средних значений. Особенно важно совместное рассмотрение поведения этих двух индикаторов. Но сначала карту выборочных размахов надо построить. Горизонтальная ось карты та же, что и у карты средних. А по вертикальной оси теперь откладываются уже не результаты измерений или наблюдений, а значения выборочных размахов. Сами же размахи вычисляются как разность между максимальным и минимальным значениями в каждой подгруппе. Размах можно представить точкой на карте после того, как будет выбран масштаб по вертикальной оси. Число таких точек будет, естественно, соответствовать числу подгрупп. Центральная линия карты размахов (ЦЛР) строится аналогично центральной линии карты средних. Только здесь над средним размахом будет всего одна черта, поскольку каждую подгруппу представляет не среднее по набору точек, как при подсчете средних, а только одно число — выборочный размах R . Средний размах по всем подгруппам и задает центральную линию карты — см. формулу (4.16). Именно он уже использовался нами для определения контрольных пределов карты средних. Теперь же он служит для построения центральной линии. Как и в случае карты средних, центральная линия делит выборочные значения на те, что лежат выше центра, и те, что лежат ниже центра. Выявление закономерностей или структур в поведении точек на этой карте — задача интерпретации.

Как и для карты средних, в этом случае тоже нужно вычислить контрольные пределы. Для этого используется следующая формула:

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКПР} \\ \text{НКПР} \end{array} \right\} = \begin{cases} D_4 \bar{R} \\ D_3 \bar{R} \end{cases}, \quad (4.19)$$

где коэффициенты D_3 и D_4 зависят от объема подгруппы и берутся из табл. 4.9. Выборочный размах в силу своей природы обладает иными статистическими свойствами, чем среднее арифметическое, поэтому приходится пользоваться иными коэффициентами из табл. 4.9. Если объем подгруппы меньше или равен шести, то НКПР можно не вычислять, поскольку он будет равен нулю (размахи ведь не могут быть отрицательными). Из-за этого расстояние между центром и верхним пределом на карте размахов может оказаться иным, чем расстояние между центром и нижним пределом (а на карте средних пределы почти всегда симметричны относительно центра). Итак:

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКПР} \\ \text{НКПР} \end{array} \right\} = \begin{cases} 2,282 \cdot 6,47 = 14,8 \\ 0 \end{cases}.$$

На рис. 4.7 приведена карта размахов для нашего примера.

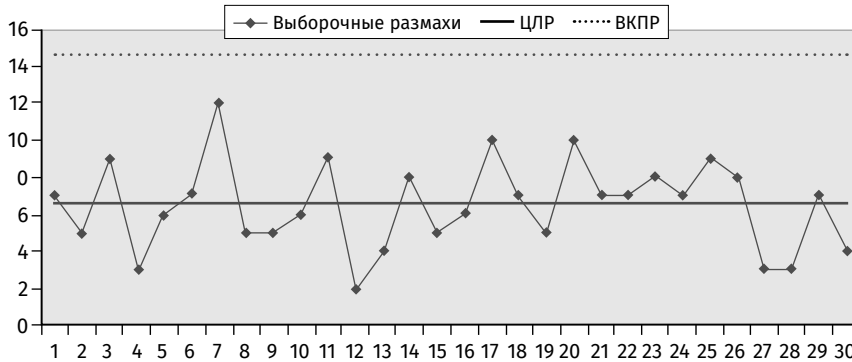


Рис. 4.7. Карта размахов для веса изделий

Поскольку объем подгрупп в нашем случае меньше шести, нижний контрольный предел совпадает с горизонтальной осью. Теперь остается только объединить карты средних и размахов в единый инструмент, называемый картой $\bar{X} - R$ или ККШ для средних и размахов.

КОНТРОЛЬНАЯ КАРТА ШУХАРТА, или ДВОЙНАЯ КАРТА

На рис. 4.8 карта размахов размещена строго под картой средних таким образом, чтобы точки отсчета и масштабы по горизонтальным осям этих карт совпадали, как это принято при построении подобных карт, которые иногда называют двойными. Тогда каждая пара точек по вертикали содержит информацию о среднем значении и о размахе данной подгруппы. Теперь в нашем распоряжении есть все, что требуется для того, чтобы начать процедуру интерпретации карты. Но прежде заметим, что Excel не позволяет выбрать для каждой из карт свой масштаб, поэтому картинка получается несимпатичной — много пустого места. Иногда, когда разница в масштабах слишком велика или, наоборот, слишком мала, двойная карта в Excel оказывается совсем плохо читаемой, и тогда приходится просто строить две карты в одном и том же масштабе по оси абсцисс и в разных масштабах по оси ординат и размещать их строго друг под другом.

Выше мы обсуждали вопрос о том, как выбирать объем предварительного исследования. Теперь рассмотрим, как выбирается объем подгрупп для карты средних и размахов. Самые общие соображения о том, сколько данных нам нужно и как часто их стоит отбирать, мы

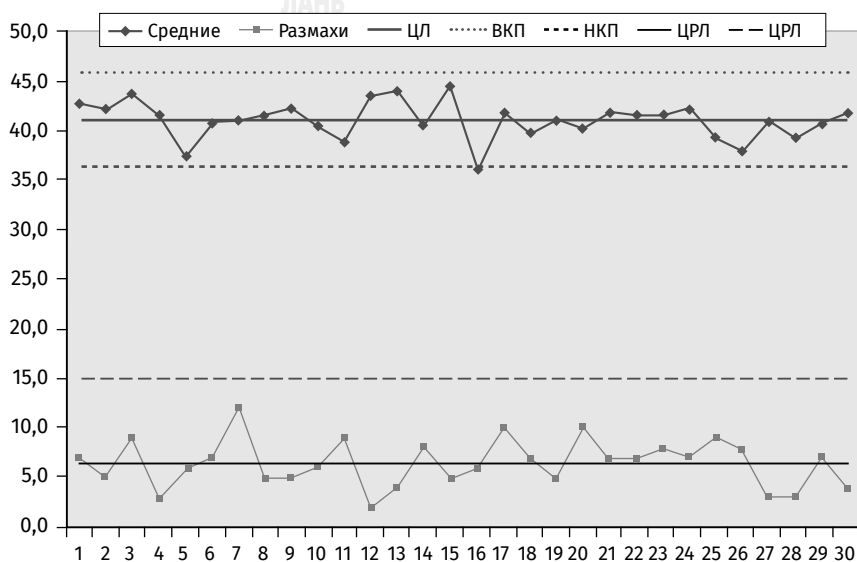


Рис. 4.8. Двойная карта средних и размахов

уже изложили выше. Вопрос о том, какого объема нужно брать подгруппы, снова требует досконального знания самого процесса. И это одна из причин того, что формальное внедрение статистических методов и обработка данных с помощью самых мощных статистических пакетов так часто не только не дают ожидаемого эффекта, но скорее вообще не дают никакого эффекта на реальных производствах. Ясно, что правила на все случаи жизни здесь нет и не будет. Но есть спасающая нас, как обычно, практика. Чем сильнее наши опасения относительно источников особой variability, тем меньше измерений стоит включать в группу последовательных данных. Отсюда минимум, равный двум. И наоборот, чем стабильнее процесс до начала мониторинга, тем больше измерений стоит включать в группу. Как правило, используются группы объемом 4 или 5 измерений. Такой выбор обусловлен не только здравым смыслом, но еще и некоторыми статистическими соображениями. Опыт показывает, что если усреднять 4–5 результатов, подчиняющихся практически каким угодно произвольным законам распределения [Закс 1976], то среднее будет вести себя так, как будто оно подчиняется нормальному, или гауссовому, распределению. Это радикально упрощает статистический анализ средних значений. И это свойство нам еще пригодится.

Но существует и гораздо более важная причина для того, чтобы объем подгрупп был небольшим. Дело в том, что при этом у нас есть вполне обоснованная надежда на то, что за время получения этих данных процесс не успеет подвергнуться воздействиям каких бы то ни было особых источников вариации, т. е. остается в статистически управляемом состоянии. Тогда вариацию внутри таких подгрупп можно рассматривать как проявление естественной variability системы. Получение такого представления — одна из главных целей построения карты Шухарта. Именно этими соображениями руководствовался Шухарт, когда строил теорию ККШ. Именно сравнение variability внутри подгруппы с variability между подгруппами и лежит в основе его подхода к определению стабильности процесса. Variability внутри подгруппы логично считать variability, отражающей свойства системы. Системная variability — это «фон», на котором проявляются вариации иной природы. И если variability между подгруппами не отличается от variability внутри подгрупп, то можно предположить, что система не претерпевает кардинальных изменений, ее variability (гистограмма) остается неизменной. Именно карта средних и размахов подробнейшим

образом анализируется в книге Шухарта 1931 г. [Shewhart 1931], и именно эту карту строили больше всего и чаще всего на протяжении второй половины XX в. Карту индивидуальных значений и скользящих размахов ни Шухарт, ни Деминг в своих работах не упоминают, и мы не знаем, были ли они с ней знакомы. Нет точной информации и о том, кто первый предложил карту $x-mR$. Итак, мы уже знаем три типа ККШ: $x-mR$, $\bar{X} - R$ и np . На самом деле типов ККШ намного больше, но прежде, чем обсуждать другие типы карт и их классификацию, давайте научимся читать сигналы на ККШ.

ИНТЕРПРЕТАЦИЯ ККШ

*Порою мысль, достойная овец,
погибнуть может от интерпретации.*

В. ДЕГЛЕР

Приступая к интерпретации ККШ, мы ступаем на зыбкую почву. В этом болоте утонул не один путешественник. Но мало-помалу и здесь удалось проложить мосты и дороги, помогающие нашему продвижению. Для начала попробуем научиться интерпретировать каждую карту в отдельности, а затем только попытаемся рассмотреть их совместно.

Прежде всего, отметим, что ККШ разных типов распространены достаточно широко. Но подавляющее большинство публикаций о применениях контрольных карт¹ рассматривают их как средства опера-

Другими словами, распространенный подход состоит в том, чтобы по обнаружению сигнала на ККШ проводить коррекцию процесса. А мы, следуя Шухарту, призываем: обнаружив сигнал на ККШ, ищите особую причину вариаций и устраняйте ее. С точки зрения цикла Шухарта-Деминга в первом случае мы фактически действуем по циклу P-D-A, пропуская этап анализа P-D-S-A.

тивного мониторинга и наладки процесса по «сигналам разладки». А в авторском замысле им отводилась совсем другая роль — роль диагностического инструмента, предназначенного для определения статистической управляемости процесса, т. е. наличия или отсутствия особых причин вариабельности. Такой диагноз позволяет ответить на ключевой вопрос о том, кто должен действовать и в каком направлении. Что же касается оперативного вмешательства в процесс с целью его

¹ Это равно относится и к русскоязычной, и к англоязычной литературе.

коррекции, то, во-первых, это опасно без диагностики, а во-вторых, есть карты, которые — иногда — обнаруживают факт разладки быстрее, чем ККШ. К ним, например, относятся кумулятивно-суммирующие карты, которые здесь не рассматриваются. Иногда специалисты, имеющие большой опыт управления некоторым процессом, полагают, что поиск причин выхода процесса из управляемого состояния представляется им настолько очевидным, почти автоматическим, действием, что не заслуживает особого внимания или создания специальной команды. Наблюдения, однако, показывают, что в большинстве случаев они все-таки заблуждаются.

Следовательно, мы будем обсуждать проблемы интерпретации ККШ не столько для вмешательства в процесс, хотя такое вмешательство при некоторых обстоятельствах и возможно, сколько с целью получения из наших данных информации, требуемой для принятия решений на основе фактов (что соответствует одному из фундаментальных принципов современного менеджмента качества).

Дело в том, что прежде, чем вмешиваться в процесс, важно понять: надо ли это вообще делать и если надо, то кто именно должен это вмешательство осуществлять?

Смысл интерпретации карты заключается в поиске источников улучшения либо системы в целом, либо конкретных процессов. В современном бизнесе любая организация, стремящаяся удержаться на рынке, вынуждена прежде всего ориентироваться на потребителя. Текущее представление об удовлетворенности потребителя в первом (грубом) приближении можно описать двумя оценками: удовлетворен (его требования выполнены) или неудовлетворен (его требования не выполнены). С другой стороны, интерпретация контрольной карты может привести к одному из двух утверждений: процесс статистически управляем (особые причины вариации не выявлены), или процесс статистически неуправляем (особые причины вариации выявлены). Соединение этих двух признаков дает табл. 4.5 с двумя входами, представленную ниже.

Таблица 4.5. Возможные состояния процесса и потребителя

Состояние процесса	Состояние потребителя	
	Удовлетворен	Не удовлетворен
Управляем (стабилен)	1	2
Неуправляем (нестабилен)	3	4



Рассмотрим действия, к которым приводят решения, принимаемые в каждом из четырех квадрантов этой таблицы. Удобно двигаться от конца к началу. В четвертом квадранте потребитель не удовлетворен и процесс не стабилен. Другими словами: производится брак, и процесс непредсказуем. В книгах Уилера [Wheeler 1993, 1995], а также в книге Уилера, Чамберса это состояние названо «состоянием хаоса» [Уилер, Чамберс 2009].

На языке ККШ это может выглядеть как показано на рис. 4.9 (на рис. 4.9–4.12 пунктиром показаны контрольные пределы карты, а линиями с маркерами показаны границы допуска, т. е. границы, заданные потребителем в ТУ или в контрактной документации). Мы видим на рис. 4.9 точку, лежащую ниже НКП на ККШ, и другую точку, лежащую выше ВГД¹. В этом состоянии линейный персонал и оперативный менеджмент должны приложить максимум усилий для обнаружения и исключения всех источников особых вариаций, чтобы перевести процесс в одно из состояний, характеризуемых первой строкой табл. 4.5. Здесь промедление смерти подобно. Пока процесс не станет управляемым, трудно предпринять что-либо направленное на повышение удовлетворенности клиента, поскольку невозможно предсказать, что произойдет с процессом в следующий момент времени. Кроме того, может оказаться, что после устранения источников особых вариаций состояние процесса вообще перейдет в квадрант 1. А о большем трудно даже мечтать.

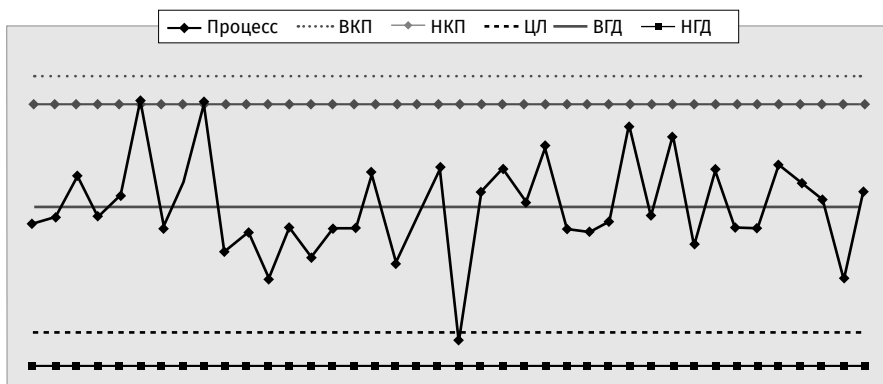


Рис. 4.9. Состояние хаоса: процесс нестабилен и не удовлетворяет потребителя

¹ Отметим, что для карты индивидуальных значений одновременное рассмотрение пределов карты и границ допуска вполне допустимо. А для карты средних это недопустимо, и приходится искать обходные пути.

В третьем квадранте, хотя процесс и неуправляем, клиент не выражает признаков беспокойства, по крайней мере пока. То есть брака нет, но процесс непредсказуем. Уилер и Чамберс называют этот случай «На грани хаоса». Однако нам не до благодущия. В этой ситуации мы вынуждены срочно добиваться управляемости таким же образом, как и в квадранте 4. Отсутствие управляемости мешает нам определить минимальную цену нашей продукции или услуги, которая не ведет к работе себе в убыток. Мы просто не знаем, с какими затратами на устранение несоответствий мы можем встретиться завтра. Ситуация снова непрогнозируема, и переговоры о цене превращаются в игру в покер. Иллюстрация приведена на рис. 4.10.

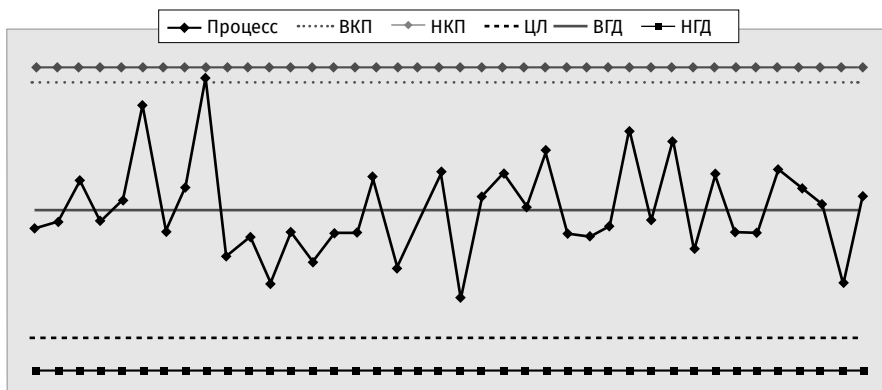


Рис. 4.10. Состояние на грани хаоса: процесс нестабилен но удовлетворяет потребителя

Второй квадрант табл. 4.5 требует совершенно иных действий. Здесь процесс производит некий выход с прогнозируемым разбросом, который зависит от того, как устроена наша система. Но, раз потребитель не удовлетворен, значит, та цель, на которую настроен процесс, не соответствует ожиданиям потребителя. То есть процесс предсказуем, но часть продукции не соответствует требованиям. Иначе говоря, процесс стабильно производит небольшое количество брака. Уилер и Чамберс назвали такое состояние «пороговым». Так как система стабильна, но настроена неудачно, здесь высшее руководство компании должно «засучить рукава» и искать такие пути и способы улучшения системы, которые смогли бы повысить удовлетворенность потребителя. Требовать действий от исполнителей в этой ситуации бесполезно, если не вредно. Известно, что вмешательство в стабильный

процесс изнутри чаще всего приводит к результату, противоположному нашим желаниям [Нив 2005]. Если окажется, что изменение системы, требуемое для ее улучшения, нам не по силам, то с данным потребителем лучше расстаться — он пока еще, увы, не наш. На языке ККШ это соответствует рис. 4.11.

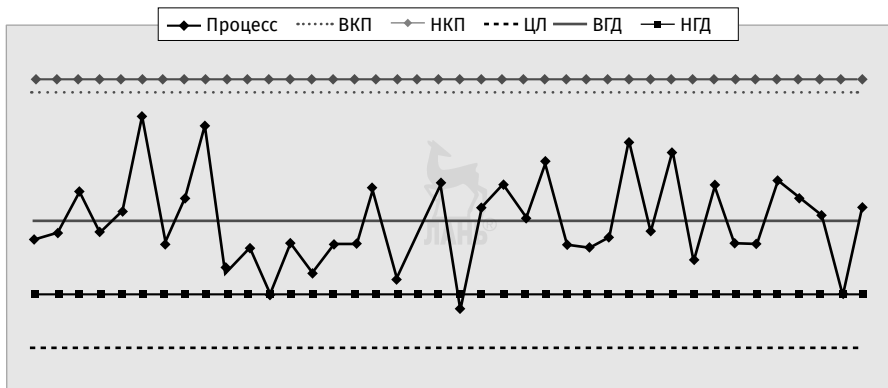


Рис. 4.11. Пороговое состояние: процесс стабилен, но не удовлетворяет потребителя (производит брак)

Первый квадрант — самый желанный. Все довольны. Процесс предсказуем и не производит брака (рис. 4.12). По классификации Уилера и Чамберса, это «идеальное состояние». Но расслабляться все-таки не стоит. Поиск улучшений — вечный процесс. Данная ситуация отличается только тем, что стресса еще нет и можно действовать спокойно и планомерно, а не в обычном для наших предприятий режиме «тушения пожара».

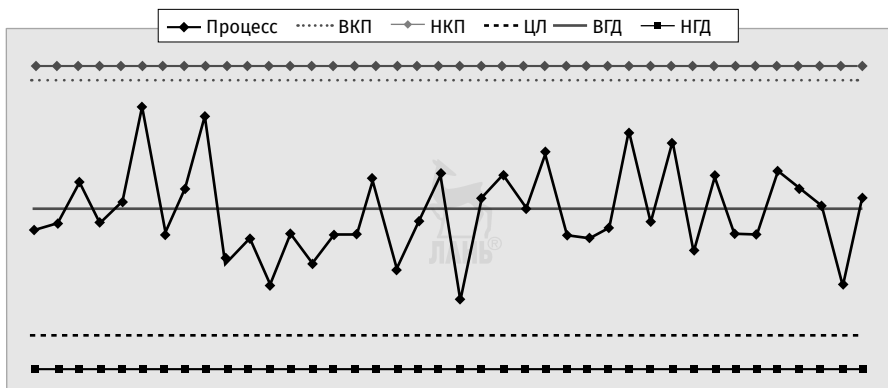


Рис. 4.12. Идеальное состояние: процесс стабилен и удовлетворяет потребителя

ПОВЕДЕНИЕ ТОЧЕК НА КАРТЕ — ИНФОРМАЦИЯ К РАЗМЫШЛЕНИЮ

На что же можно опереться в процессе интерпретации карты? Все, что нам дано в исходный момент, — это конфигурация, или структура, точек. Она несет в себе информацию об их значениях и очень важную информацию об их временной последовательности. От этого и будем отталкиваться.

Как известно, сам Шухарт предложил очень простое операциональное определение специальных причин вариабельности — выход точки на контрольной карте за границу верхнего или нижнего контрольного предела. В дальнейшем, однако, по мере того как контрольные карты все шире использовались в промышленности (хотя и не с той целью, с которой их изобрел Шухарт), на практике все чаще возникала ситуация, когда все точки находились в зоне между верхним и нижним пределами, но из картинки без всякого анализа было ясно, что с процессом что-то происходит (например, процесс имеет явную тенденцию к росту/снижению, процесс носит периодический характер и т. п.). Поэтому перечень признаков, по которым можно визуально оценить статистическую стабильность (управляемость) процесса, со временем был расширен: в него были добавлены так называемые неслучайные (особые) структуры, серии и т. п. Рассмотрим теперь эти признаки более подробно.

Начнем с одного общего важного замечания. Дело в том, что само представление о случайности уместно только до того, как произошли те или иные события. Всякое уже произошедшее событие не случайно уже в силу того, что оно случилось. Эта проблема создает принципиальные трудности в интерпретации ККШ. Однако если обезьяна, беспорядочно барабанила по клавишам компьютера, напечатает сонет Шекспира, нам будет очень трудно согласиться с тем, что это событие случайно. Вот к поискам «сонетов» и сводятся попытки интерпретировать контрольные карты. Ясно, что «подозрительные» структуры точек могут служить лишь поводом для выдвижения гипотез, не более того. А проверка этих гипотез — следующий этап. Она предполагает использование широкой гаммы методов решения проблем и цикла Шухарта–Деминга.

Более того, вопрос о случайности точек на ККШ при тщательном анализе ведет к очень серьезным проблемам в области теории ККШ — мы обсудим некоторые стороны возникающих при этом проблем в главе 8.

Есть несколько подходов к выделению особых структур точек. Впервые они были сформулированы в руководстве [Western Electric 1956]. Вот набор правил обнаружения специальных причин вариаций, приведенный в одной из лучших книг на тему SPC на русском языке [Куме 1990].

1. **Выход точек за контрольные пределы.** Это правило мы уже неоднократно обсуждали.
2. **Серия** (рис. 4.13) — это такое состояние, когда точки неизменно оказываются по одну сторону от средней линии, причем число таких точек называется длиной серии.

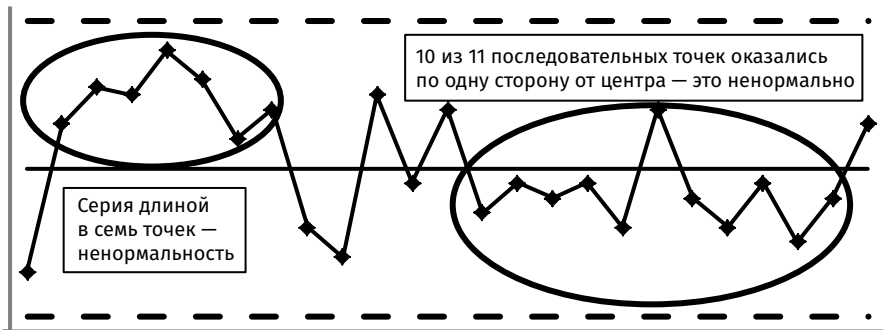


Рис. 4.13. Серии

Серия длиной в семь точек рассматривается как ненормальная.

Даже если длина серии оказывается менее шести, в ряде случаев ситуацию следует рассматривать как ненормальную, например когда:

- а) не менее 10 из 11 точек оказываются по одну сторону от центральной линии;
- б) не менее 12 из 14 точек оказываются по одну сторону от центральной линии;
- в) не менее 16 из 20 точек оказываются по одну сторону от центральной линии.

3. **Тренд (дрейф)** (рис. 4.14). Если точки образуют непрерывно повышающуюся или понижающуюся кривую, говорят, что имеет место тренд.

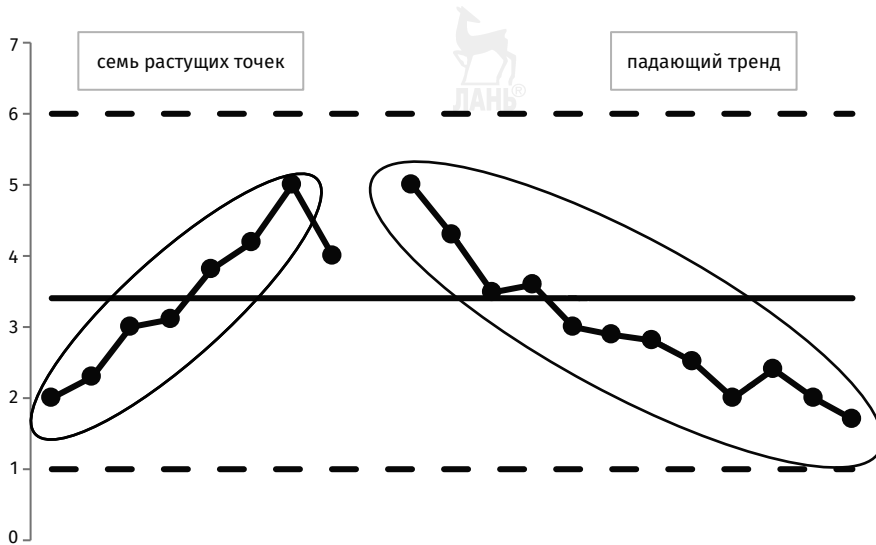


Рис. 4.14. Тренды

4. **Приближение к контрольным пределам.** Рассматриваются точки, которые приближаются к 3-сигмовым контрольным пределам, причем если из трех последовательных точек две точки оказываются за 2-сигмовыми линиями, то такой случай надо рассматривать как ненормальный (рис. 4.15).

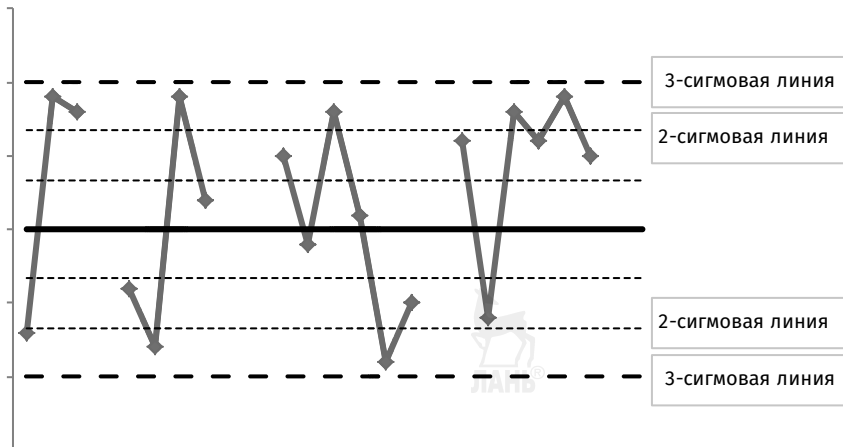


Рис. 4.15. Приближение к контрольным пределам

5. **Приближение к центральной линии.** Если на контрольной карте большинство точек концентрируется внутри центральной полуторасигмовых линий, делящих пополам расстояние

между центральной линией и каждой из контрольных границ, то причина, скорее всего, обусловлена неподходящим способом разбиения данных на подгруппы. Приближение к центральной линии не всегда означает, что достигнуто контролируемое состояние. Зачастую такая карта (рис. 4.16) указывает, что в подгруппах смешиваются данные различных распределений, что делает размах контрольных пределов слишком широким. В этом случае надо изменить способ разбиения данных на подгруппы (рис. 4.16)¹.

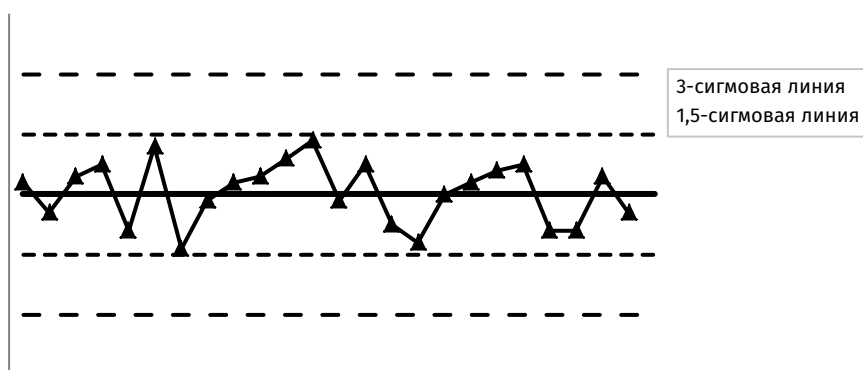


Рис. 4.16. Приближение к центральной линии

6. **Периодичность.** Когда кривая имеет периодическую структуру «то подъем, то спад» с примерно одинаковыми интервалами времени, это тоже ненормально (рис. 4.17).

В разных источниках набор правил слегка отличается. В действующем в нашей стране стандарте² на контрольные карты Шухарта [ГОСТ Р ИСО 7870-2-2015] этот набор частично совпадает с тем, что предлагает Куме, а частично слегка отличается. Стоит заметить, что приведенный в ГОСТ Р ИСО 7870-2-2015 перечень правил включает в себя те, какие были приведены в первом поколении «Джоггеров» [A Pocket Guide 1988].

¹ Здесь изложена интерпретация этого признака в [Куме (1990)]. Далее мы дадим другую возможную интерпретацию данной ситуации.

² Этот стандарт представляет собой перевод с английского стандарта ИСО по контрольным картам Шухарта — ISO 7870-2:2013.

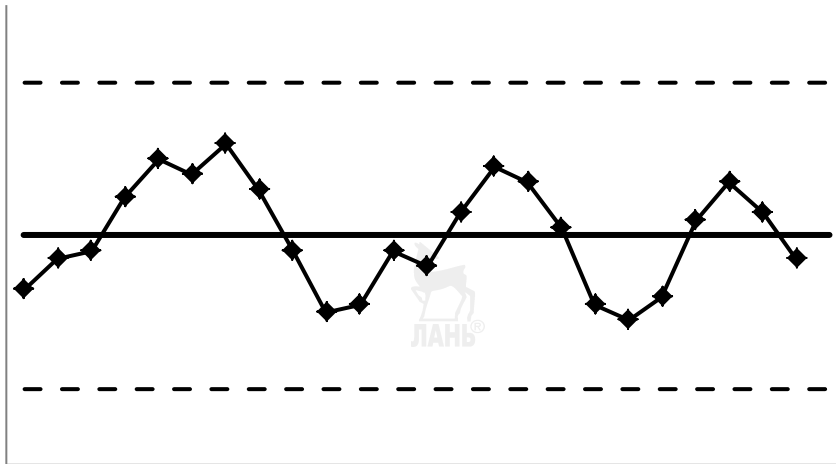


Рис. 4.17. Периодичность

В руководстве для команд компании American Telephone and Telegraph [Total Quality Management 1991] набор правил практически совпадает с тем, что дан в книге Куме. В стандартах, используемых в автомобильной промышленности, — ИСО/ТУ16949 [Статистическое управление процессами 2006] — этот набор весьма ограничен. Кроме правила Шухарта предлагается использовать правило серий и трендов (но по семь точек, а не по шесть), а также правило 2/3: число точек в средней трети карты не должно быть существенно больше 2/3 от общего числа точек¹. Но в этом руководстве есть еще один интересный момент, заслуживающий внимания. При описании правил интерпретации карт присутствует такое правило: «Любая явно неслучайная структура». Другими словами, составители данного документа не хотели загонять реальную жизнь в прокрустово ложе жестких правил, что, безусловно, верно, так как предусмотреть все возможные на практике варианты невозможно.

Пожалуй, наиболее полный свод таких правил со ссылками на их источники приведен в работе [Wheeler 1995, с. 135–139]. Вот резюме самого Д. Уилера.

¹ Слово «существенно» лишает это определение операциональности, поэтому в тексте [Статистическое управление процессами 2006] есть уточнение: для 25 подгрупп признаком аномалии служит ситуация, когда более 90% точек находятся в средней трети карты.

Шухарт использовал правило 1 (точка за пределами контрольных границ).

Д. Чамберс (D. Chambers) часто отмечал, что ни один набор данных не выдержит тщательной проверки по всем правилам из руководства Western Electric.

И. Бэрр рекомендовал пользоваться только правилом 1 и «восемь последовательных точек с одной стороны от центральной линии».

Э. Отт настойчиво рекомендовал использовать правило 1, правило «две из трех последовательных точек находятся на одной стороне от центральной линии и на расстоянии более чем два стандартных отклонения от нее» и правило серии в восемь точек.

Л. Нельсон рекомендует, как правило, пользоваться критериями 1 и серией в восемь точек, дополнив их своим правилом «шесть точек подряд возрастают или убывают» и критерием 14 попеременно возрастающих и убывающих точек.

Сам Уилер рекомендует начинать с правила 1. Правило 4 и другие, где используются серии точек, можно добавлять по мере того, как персонал набирается опыта в применении ККШ. Правила 2 и 3 из рис. 4.18 и табл. 4.6 он рекомендует применять в тех случаях, когда крайне важно увеличить чувствительность ККШ.

В течение 1996–1997 гг. на страницах журнала *Quality Progress* шла бурная дискуссия [Hoyer, Ellis 1996] о противоречиях в интерпретации контрольных карт и о правилах их чтения¹. При этом значительная часть этой дискуссии была посвящена как раз анализу правил, используемых для интерпретации контрольных карт. Рис. 4.18 воспроизводит рис. 2 из работы [Hoyer, Ellis 1996a], использовавшийся при обсуждении. Авторы работы [Hoyer, Ellis 1996] рассмотрели семь правил, предназначенных для выявления структур, присутствие которых на контрольной карте говорит о наличии особых причин вариаций. Эти правила приведены в табл. 4.4, а примеры их проявления на контрольной карте показаны на рис. 4.18 соответствующими выносками. Латинской буквой *B* здесь обозначена интересующая нас характеристика, V_{AV} — это ее среднее значение, s_b — выборочное стандартное отклонение, UCL, LCL — верхний

¹ Некоторые подробности этой дискуссии, а также соответствующие ссылки см. в работе одного из авторов [Шпер 1998].

и нижний контрольные пределы соответственно (Upper, Lower Control Limits).

Надо сказать, что, по-видимому, не существует полного перечня возможных правил, какими можно пользоваться для обнаружения специальных причин вариаций. В частности, в той же работе [Hoyer, Ellis 1996] предлагается такая формулировка универсального правила: «Вы знаете, что процесс вышел из управляемого состояния, если он — бам! — режет вам глаза». Некоторые англоязычные авторы называют это правило «Правилом ВАУ (WOW)». В современной литературе можно найти еще ряд правил. Например, в работе [Balestracci 2009] весьма положительно оценивается правило числа серий. Как уже говорилось выше, серий на контрольной карте называют последовательность точек, находящуюся с одной стороны от ЦЛ. При этом число точек нас не интересует: каждая группа с одной из сторон — это серия.

Так, на рис. 4.18 мы имеем три серии. Если бы четвертая по счету точка (между выносками 1 и 2) находилась бы ниже ЦЛ, то серий было бы пять. Если бы она находилась точно на ЦЛ, то серий было бы три (точка на ЦЛ пропускается). В [Balestracci 2009] приведена таблица, в которой в зависимости от объема данных указан диапазон, в котором должно находиться число серий, если процесс пребывает

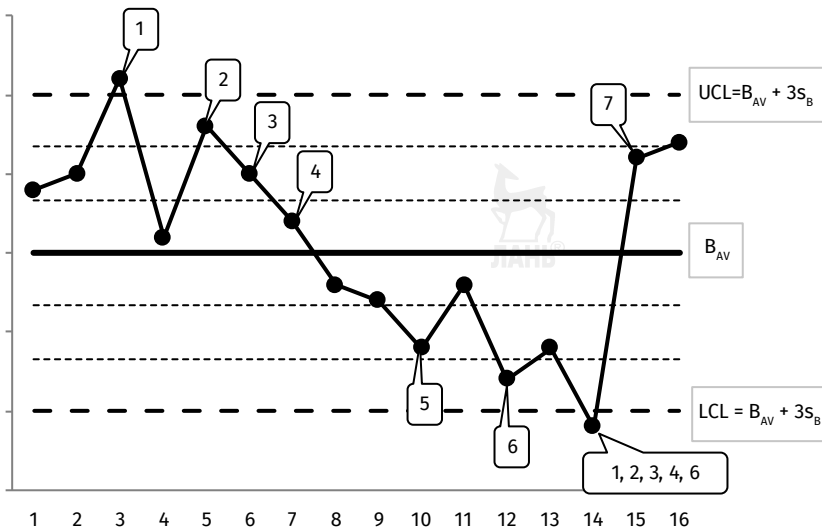


Рис. 4.18. Правила, сигнализирующие о наличии специальных причин вариаций

в статистически управляемом состоянии. Скажем для процесса, показанного на рис. 4.18, объем данных (число точек) равен (равно) 16 и число серий по табл. 4.2 из [Balestracci 2009] должно лежать в диапазоне от 5 до 12. У нас три серии, следовательно, процесс не находится в статистически управляемом состоянии.

На нашей ККШ, которую мы строили выше, 30 точек, поэтому число серий должно лежать в диапазоне от 11 до 20. Посмотрим теперь на нашу ККШ для средних (рис. 4.6). Прежде чем посчитать здесь число серий, надо понять, лежат ли точки № 19 и 27 точно на ЦЛ, или они находятся с той или другой стороны от нее. В подобных случаях следует пользоваться не рисунком (ясно, что точность нанесения точек на ККШ весьма невелика!), а точными значениями из табл. 4.2. Посмотрев в эту таблицу, мы увидим, что обе точки лежат ниже ЦЛ, поэтому число серий на нашей ККШ равно 13. Следовательно, по этому критерию особых причин вариаций в нашем процессе не обнаруживается.

Важно иметь в виду, что критерий числа серий на самом деле может отвечать и на вопрос, насколько случайны наши данные. Здесь случайность понимается в смысле равновероятности отклонения от медианы данных, т. е. насколько любые из имеющихся значений случайно оказываются выше или ниже середины упорядоченного ряда данных. Если распределение значений рассматриваемого процесса симметрично, то критерий числа серий отвечает на вопрос, насколько случайно значения процесса оказываются выше или ниже ЦЛ (так как для симметричных распределений медиана и среднее совпадают). Кроме книги [Balestracci 2009], численные значения этого критерия можно посмотреть в таблицах математической статистики [Большев, Смирнов 1983]. Этот источник даже предпочтительнее, так как в табл. 6.7 из этой книги даны критические значения критерия серий для нескольких уровней значимости.

Таблица 4.6. Правила для выявления специальных причин вариаций

Правило	Описание правила
Правило 1	Точка лежит выше (ниже) верхнего контрольного предела
Правило 2	Из трех последовательных точек две лежат выше (ниже) ЦЛ более чем на два стандартных отклонения
Правило 2	Две последовательные точки лежат выше (ниже) ЦЛ более чем на два стандартных отклонения
Правило 3	Из пяти последовательных точек четыре лежат выше (ниже) ЦЛ более чем на одно стандартное отклонение

Окончание табл. 4.6

Правило	Описание правила
Правило 3'	Четыре последовательные точки лежат выше (ниже) ЦЛ более чем на одно стандартное отклонение
Правило 4	Семь последовательных точек лежат выше (ниже) ЦЛ
Правило 5	Шесть последовательных точек расположены в порядке монотонного возрастания (убывания)
Правило 6	Среди десяти последовательных точек существует подгруппа из восьми точек (считая слева направо), которая образует монотонно возрастающую (убывающую) последовательность
Правило 7	Из двух последовательных точек вторая лежит по крайней мере на четыре стандартных отклонения выше (ниже) первой
<p>Примечание: ЦЛ — центральная линия. Пояснение, как пользоваться таблицей и рис. 4.18. Возьмем, например, правило 3: из пяти последовательных точек четыре лежат выше (ниже) ЦЛ более чем на одно стандартное отклонение. Берем на рис. 5.21 выноску №3, отсчитываем от нее пять точек назад и видим, что из этих пяти точек четыре лежат выше ЦЛ более чем на одно стандартное отклонение (номера точек по порядку слева направо 2, 3, 5, 6), а одна точка — №4 — лежит внутри первой полосы, т. е. ниже, чем на одно стандартное отклонение от ЦЛ (3-я точка может лежать ниже ВКП). Правило 3' — это просто модификация правила 3.</p>	

Читатель вправе сказать, что правила в табл. 4.6 ориентированы на использование стандартного отклонения¹, а мы, например, не знаем, чему равно стандартное отклонение для карты на рис. 4.6. Ведь мы рассчитывали величину среднего размаха и умножали ее на некоторый коэффициент, взятый из стандартной таблицы. Дело в том, что границы на *всех* ККШ рассчитываются всегда по правилу ЦЛ ± 3 стандартных отклонения, а те коэффициенты, какие мы используем при построении конкретной ККШ, — это просто перевод используемой нами для оценки вариаций процесса той или иной величины в шухартовские 3 сигмы. Поэтому мы должны просто взять величину расстояния между ЦЛ и верхним/нижним пределом, разделить полученное значение на три, отложить его вверх и вниз от ЦЛ, и дальше можно применять то или иное правило чтения ККШ. Например, возьмем правило 2/3 и посмотрим, сколько точек попадают в зону плюс-минус сигма (рис. 4.6). Проделав эту несложную процедуру, мы получим, что за пределами плюс-минус сигма от ЦЛ находится 11 точек. Если бы их было 10, то это была бы точно 1/3, 11/30 — доста-

¹ Этот подход был предложен в руководстве [Western Electric 1956].

точно близкое к $1/3$ значение, т. е. по этому критерию с нашим процессом все нормально.

На наш взгляд, важно не столько количество дополнительных правил, сколько понимание того, откуда вообще эти правила берутся и как к ним следует относиться (т. е. использовать их или нет, сколько таких правил использовать, как их выбирать и т. п.). Прежде чем перейти к обсуждению этих вопросов, приведем 10 заповедей SPC, какие были сформулированы в работе [Noyer, Ellis 1996] и потом были уточнены в ходе последующей дискуссии. Они были изложены там в стиле подражания библейским заповедям.

- I. Не считай, что выход процесса важнее самого процесса.
- II. Не смешивай проблемы управления процессом с проблемами его воспроизводимости.
- III. Не используй точки, находящиеся под влиянием особых причин вариаций, для вычисления контрольных пределов.
- IV. Не рисуй границы поля допуска на каждой контрольной карте.
- V. Не фальсифицируй данные, чтобы неуправляемый процесс казался бы управляемым.
- VI. Не поклоняйся правилу «точка за пределами контрольных границ».
- VII. Не вноси фальшивых данных в исходные.
- VIII. Не игнорируй распределение выхода процесса.
- IX. Не игнорируй присутствие особых причин вариаций.
- X. Не скрывай неуправляемый процесс от контролера, менеджера или потребителя.

Вернемся теперь к проблемам, связанным с правилами чтения контрольных карт. Сначала несколько слов о том, откуда эти правила берутся. Дело в том, что, когда Шухарт вводил трехсигмовые границы на контрольной карте, он обосновывал свое предложение многочисленными расчетами вероятностей в предположении, что интересующий нас параметр распределен по нормальному закону. Если это так, то легко рассчитать вероятность выхода точки за верхний или нижний контрольный пределы. После этого можно рассмотреть различные структуры, *которые реально встречаются на практике*, и для каждой из них рассчитать вероятность ее появления. Если эта

вероятность будет близка к вероятности выхода точки за контрольные пределы, то такую структуру можно рассматривать в качестве кандидата на дополнительное правило. Например, рассмотрим правило 4 из табл. 4.6. Вероятность того, что точка находится выше ЦЛ (нормальное распределение симметрично), равна $1/2$, или $0,5$. Так как мы говорим о дополнительных правилах, т. е. предполагаем, что все точки находятся внутри контрольных пределов, то из этого значения надо вычесть вероятность того, что точка находится за верхним контрольным пределом, — $0,00135$. Получим, что вероятность того, что точка находится между ЦЛ и ВКП, равна $0,49865$. Вероятность того, что две точки подряд находятся в этой зоне, равна $0,49865^2 = 0,24865$. Вероятность того, что четыре точки подряд находятся внутри этой зоны, равна $0,24865^2 = 0,06183$. Для шести точек имеем $0,01537$. Для семи — $0,00767$, для восьми — $0,00382$ и т. д. Последние два значения по порядку величины уже близки к шухартовской вероятности выхода точки за контрольные пределы — $0,0027$, и потому их можно попробовать в качестве дополнительных признаков специальных причин вариаций. Однако все эти расчеты нужны лишь для грубой оценки того, как количественно определить то или иное правило. Если мы теперь вспомним, что каждое из правил следует рассматривать как операциональное определение наличия/отсутствия специальных причин вариаций, то никакие «точные» расчеты не нужны, а нужна лишь практика реального применения этих правил, которая либо подтвердит, либо опровергнет их справедливость. С другой стороны, таких правил может быть великое множество, поэтому возникает проблема выбора подходящих правил до их использования на практике. Именно с этой и только с этой целью имеет смысл считать те или иные вероятности. У нас просто нет другого способа выбрать из бесконечного числа возможных правил сколько-нибудь подходящие. Здесь, безусловно, читатель вправе спросить: а зачем нам много правил? Разве одного правила недостаточно?

С одной стороны, конечно недостаточно, поскольку бывают ситуации, когда очевидно, что с процессом что-то не так, хотя все точки лежат внутри контрольных пределов. Но, с другой стороны, чем больше правил мы используем, тем больше вероятность напрасного вмешательства в процесс. Ответ может дать только практика сравнения эффективности обнаружения специальных причин вариаций по одному и/или нескольким правилам. Но, для того чтобы практика дала такой ответ, надо сначала начать применять некоторую совокупность

правил, и мы возвращаемся к вопросу, сколько их выбрать и как? Наша точка зрения состоит в том, что дополнительных правил не должно быть более двух-трех и выбирать их следует из числа тех, какие себя уже зарекомендовали на практике (например, № 4, 5 из табл. 4.6, правило 2/3 и т. д.). Важно подчеркнуть, что в противоречие с принципом VI [Hoyer, Ellis 1996] правило Шухарта все-таки носит исключительный характер, причем его исключительность вызвана тем и только тем обстоятельством, что это единственное на сегодня правило, относительно которого точно известно, что оно работает в подавляющем большинстве реальных ситуаций. Относительно всех других правил человечество просто накопило намного меньшую статистику их практического применения, и потому каждая организация должна проходить путь их апробации самостоятельно. И, конечно, мы считаем, что правило ВАУ должно применяться всегда, когда мы действительно видим на ККШ что-то из ряда вон выходящее.

Еще один важный аспект, на который надо обратить внимание, состоит в том, что разные правила имеют разную разрешающую способность во времени. Вот о чем идет речь. Как мы уже знаем, правило Шухарта — выход точки за контрольные пределы — указывает момент времени, когда в процесс что-то вмешивается. Возьмем теперь, например, правило 4 — семь точек лежат выше ЦЛ. Спрашивается, а какой момент времени в нашем процессе мы должны исследовать? Другими словами, когда произошло то вмешательство в процесс, причину которого мы должны выявить? (Здесь важно помнить, что последовательные точки на карте могут отстоять друг от друга в реальном времени на часы, смены, недели, месяцы и т. п.) А ведь анализ семи точек — это совсем другие затраты на поиск причин вариабельности, и этот фактор тоже нельзя упускать из виду. Тем более что не исключена ситуация, когда первые точки относятся к еще стабильному процессу, а вмешательство имело место на третьей/четвертой и т. д. точке. Нам не удалось найти ответа на этот вопрос в литературе по ККШ, но это не повод игнорировать указанное обстоятельство.

РАБОТА С ККШ

Теперь, когда мы научились строить некоторые самые распространенные типы ККШ и знаем, как можно их интерпретировать, пора посмотреть, как же ККШ работает. Вернемся для этого к нашему примеру

(см. рис. 4.9). В нем обнаружилось, что на карте средних есть одно значение, выходящее за нижний контрольный предел (точка № 16), что, как мы знаем, свидетельствует о вмешательстве в процесс. Значит, надо создать временную рабочую группу или команду, задача которой — изучить ситуацию, выдвинуть гипотезу о коренной причине появления специальной причины и предложить план корректирующих воздействий. Далее этот план должен быть реализован, а затем следует измерить и проанализировать полученные результаты.

Таким образом, вступает в действие механизм, известный как цикл непрерывного совершенствования, или цикл Шухарта–Деминга. Поскольку выдвинутая командой гипотеза не гарантирует «попадание с первого раза», может случиться, что воздействие не приведет к ожидаемому результату. Тогда снова надо вернуться к выдвижению гипотез и их проверке. Цикл «планируй — делай — проверяй/изучай — действуй» может повторяться многократно, пока не будет нащупан работающий механизм совершенствования.

Конечно, выдвижение гипотез не может уподобляться гаданию на кофейной гуще. В распоряжении команды набор различных инструментов под общим названием «статистическое управление процессами» (SPC).

Благодаря SPC удается обычно наладить регулярный процесс сбора данных и их наглядного представления. Для этого используются гистограммы, графики, диаграммы Парето, схема Исикава, контрольные листки. Все это — различные способы визуализации данных, что помогает их анализировать с помощью метода стратификации и способствует выдвижению гипотез [Куме 1990]. Реализация корректирующих воздействий часто связана с отступлениями от регламента. Кроме того, она может потребовать некоторых ресурсов, правда обычно незначительных. Поэтому для реализации корректировок может потребоваться участие руководства. Если найдено наконец удачное решение, то следующий шаг связан с изменением регламента, обучением персонала и внедрением нового стандарта действий. Ясно, что в новом стандарте должны быть заложены весомые преимущества для заинтересованных сторон по сравнению с ранее действовавшими в организации.

Однако это еще не всё. Внимательный читатель может заметить, что наша карта размахов тоже несет в себе признак разладки. Действительно, точки с 20-й по 26-ю (семь подряд) лежат выше среднего значения, что в соответствии с дополнительными правилами обнаружения

особых причин заставляет нас задуматься о поиске причин вмешательства в процесс (подразумевается, что мы приняли решение об использовании дополнительных правил при анализе наших процессов). Однако здесь следует иметь в виду тот факт, что распределение скользящих размахов заведомо сильно асимметрично¹. Поэтому при анализе карты скользящих размахов в книге [Уилер, Чамберс 2009] рекомендуется не применять дополнительные правила и использовать только правило Шухарта: выход точки за верхний или нижний предел.

Стоит подчеркнуть, что устранение особой причины в принципе не должно повлиять на контрольные пределы карты. Значит, их не стоит менять после устранения особых причин. А вот если менеджмент организации сумеет сделать очередной шаг к совершенствованию системы — т. е. произошло изменение системы, — то старые пределы, скорее всего (хотя и не обязательно) перестанут соответствовать действительности, и их придется поменять. Например, сузить, если совершенствование системы привело к уменьшению вариабельности процесса [Juran 1979]. Но сначала надо продолжить наблюдения после ликвидации особых причин, дабы убедиться, что теперь процесс все-таки находится в статистически управляемом стабильном состоянии.

Следовательно, в любом случае мы продолжаем собирать данные о процессе и наносить их на карты в порядке поступления. При этом мы постоянно тщательно следим за признаками появления особых причин. Если таковые вдруг обнаруживаются, то наблюдения продолжаются, а тем временем создается очередная команда для анализа причин вмешательства и разработки корректирующих воздействий, т. е. включается механизм непрерывного совершенствования. Это, собственно, и есть процесс нормального использования ККШ в реальной практике. Как мы отмечали ранее, «жизнь» карты циклически проходит через три этапа. Первый — построение. Второй этап — использование. Третий — корректировка. Здесь имеется в виду, что устранение любых особых причин вариации не влечет за собой корректировки карты. Но в последовательности корректировок может

¹ Пусть, например, данные взяты из нормального распределения. Тогда разности между последовательными точками тоже будут распределены нормально, однако модуль убирает все данные, меньшие нуля, и отражает их в правую полуплоскость, делая распределение явно асимметричным.

возникнуть кумулятивный эффект, который потребует пересчета пределов, а то и средней линии карт.

Однако основная причина корректировки карт — это, конечно, системные улучшения в организации, которые предпринимаются менеджментом под влиянием требований потребителей или из собственных соображений. Совершенствование системы ведет к тому, что вариабельность уменьшается. Следовательно, если не скорректировать пределы карт, мы не сможем различать более тонкие проявления особых причин, которые раньше «тонули» в шуме предыдущей системной вариации. То, что раньше было невозможно обнаружить в системе с большой вариацией, теперь становится видным как на ладони. Так осуществляется прогресс непрерывного совершенствования. В соответствии с представлениями У. Шухарта, при снижении вариабельности выявляются новые особые вариации, что дает повод для отыскания и устранения их причин. В сущности, на то же направлены такие подходы, как «шесть сигм» [Брассард и др. 2003] и методы Тагути [Адлер 1988]. Их цель — борьба с вариациями всеми доступными средствами. Речь при этом идет именно о системных вариациях, на фоне которых как раз и выявляются все новые и новые особые причины. И этому, как обычно, нет конца.

Такую логику мы и собираемся теперь продемонстрировать с помощью нашего примера. В табл. 4.7 представлено продолжение данных о нашем процессе, для которого мы ранее построили контрольные карты среднего и размаха.

На рис. 4.19 показана исходная карта средних и ее продолжение после 30 новых наблюдений. Разумеется, каждая точка получается точно так же, как и раньше. А именно, четыре последовательных наблюдения усредняются, и результат наносится на карту средних. Затем для этих же наблюдений находится размах, который регистрируется в карте размахов. После появления каждой пары точек проводится визуальный анализ двух карт для обнаружения особых причин вариации. При обнаружении признаков проявления особых причин создаются специальные команды для разработки корректирующих воздействий. При этом сам процесс сбора данных и их нанесения на карту не прекращается.

Ни одна из особых причин не должна остаться без внимания. Понятно, что командам разработки корректирующих воздействий на исправление различных проявлений требуется разное время, поскольку в каждом случае независимо включается цикл Шухарта–Деминга,

и только одному богу известно, сколько циклов потребуется в том или ином случае для достижения желаемого результата. Поэтому приходится говорить о непрерывном совершенствовании всех аспектов деятельности организации.

Важно иметь в виду, что особые вариации — это неизбежность, что стабильные процессы — большая редкость и что индальгенции на стабильность или статистическую управляемость процессов нигде не выдаются. Приходится постоянно осуществлять мониторинг, для чего, собственно, и нужны ККШ, и вмешательство в процесс по мере надобности. Причем, как мы уже не раз подчеркивали, вмешательство на уровне исполнителей процесса требуется, если возникли признаки особой причины, и на уровне менеджмента, если речь идет о снижении системных вариаций.

Таблица 4.7. (Продолжение табл. 4.4)

Обр. 1	Обр. 2	Обр. 3	Обр. 4	Среднее	Размах
45	43	41	43	43,00	4,0
43	42	41	41	41,75	2,0
36	46	43	40	41,25	10,0
40	43	37	43	40,75	6,0
45	42	42	46	43,75	4,0
45	41	38	38	40,50	7,0
43	41	46	43	43,25	5,0
38	42	43	46	42,25	8,0
42	42	42	41	41,75	1,0
42	44	43	43	43,00	2,0
41	37	41	38	39,25	4,0
37	42	40	41	40,00	5,0
36	42	42	36	39,00	6,0
43	45	43	45	44,00	2,0
42	35	36	42	38,75	7,0
40	44	45	41	42,50	5,0
35	36	42	45	39,50	10,0
38	38	41	43	40,00	5,0
38	42	43	42	41,25	5,0
38	42	45	45	42,50	7,0
41	40	43	42	41,50	3,0
41	42	44	43	42,50	3,0



Окончание табл. 4.7

Обр. 1	Обр. 2	Обр. 3	Обр. 4	Среднее	Размах
42	42	36	46	41,50	10,0
37	44	43	43	41,75	7,0
37	40	42	41	40,00	5,0
46	36	42	46	42,50	10,0
43	36	38	42	39,75	7,0
42	44	42	43	42,75	2,0
38	38	41	42	39,75	4,0
42	43	39	41	41,25	4,0

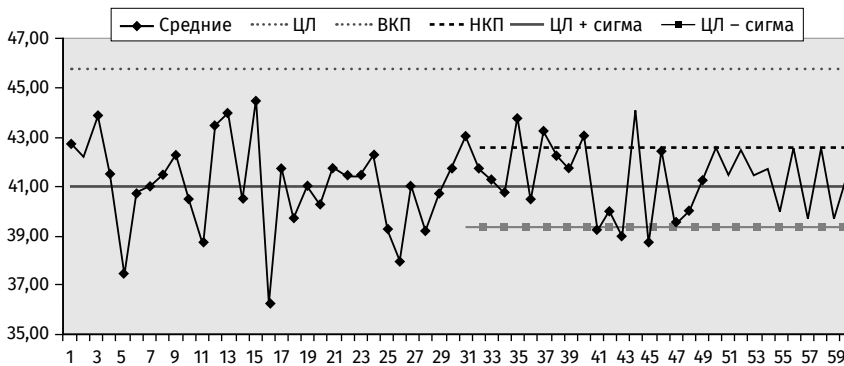


Рис. 4.19. Карта средних по 60 точкам

КОРРЕКТИРОВКА ККШ



Действия высшего руководства не всегда могут сразу отразиться на ККШ. Однако совершенствование системы рано или поздно обязательно проявится в том, что вариабельность снизится. В этом, собственно, смысл совершенствования. Значит, на ККШ это отразится в виде сужения разброса данных на картах, т. е. данные будут группироваться около центральной линии. И если, например, 14–15 точек подряд окажутся в пределах \pm сигма относительно среднего, то это, как известно, — признак возможного проявления особой причины вариации. В данном случае особая причина как раз и состоит в том, что сократилась системная вариация. Значит, пора корректировать карту. Для этого надо к уже обнаруженным 14–15 «подозрительным» точкам добавить для верности еще 5–10, после чего пересчитать

среднее и контрольные пределы и нанести их на карты¹. В самом деле, из рис. 4.19 видно, что начиная с 46-й точки все последующие средние лежат в полосе $\pm s$. Чтобы это увидеть, мы провели на карте сплошные линии на расстоянии $\pm 1/3$ дистанции между центральной линией и верхним и нижним контрольными пределами. Поэтому границы на ККШ начиная с 46-й точки были пересчитаны, что и показано на рис. 4.20.

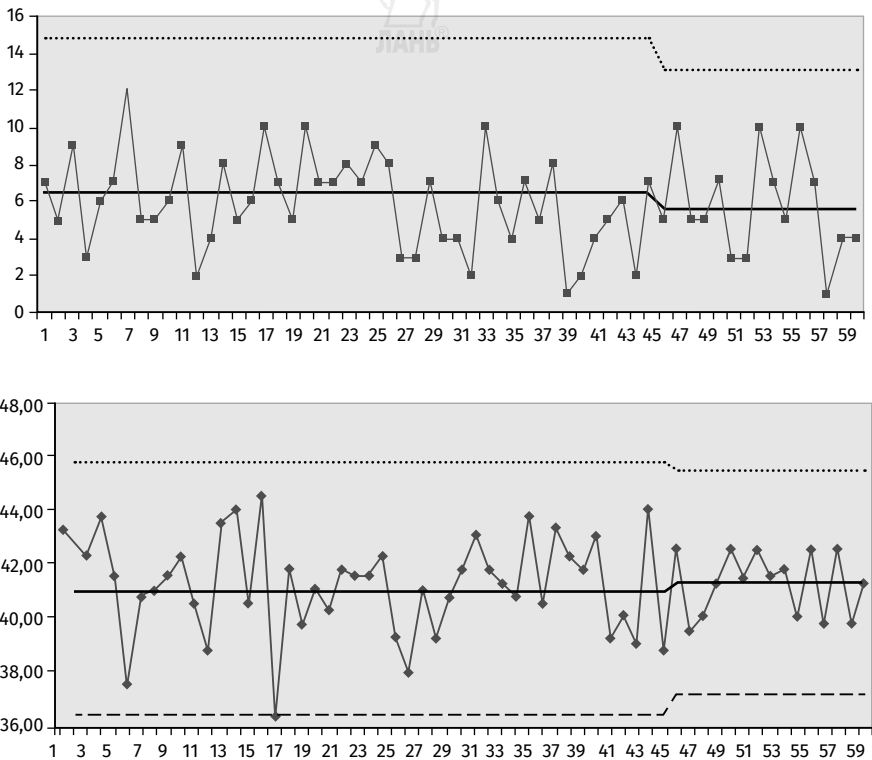


Рис. 4.20. Карта средних и размахов с пересчитанными границами

То, что они сузились, и есть объективное свидетельство улучшения процесса, которое показывает, что предпринятые меры дали результат². Так завершается один цикл жизни ККШ и начинается другой.

¹ В нашем примере мы сделали пересчет по 15 точкам, чтобы не вводить дополнительные данные.

² Заметим, что в компаниях, внедривших SPC на всех уровнях управления, этого рисунка будет достаточно для подтверждения, что процесс улучшился, поскольку в таких компаниях все сотрудники умеют читать

Такое событие не останется, скорее всего, незамеченным не только на карте средних, но и на карте размахов. Границы этой карты тоже изменятся (рис. 4.20). Кроме того, на ней могут появиться сигналы о нестабильности и т. д. Так карты дополняют друг друга.

Все процедуры работы с ККШ, описанные выше на примере карты средних и размахов, применимы и ко всем другим типам контрольных карт, которых, как мы уже отмечали, существует великое множество. В следующем разделе мы обсудим вопрос о том, как выбирать тип ККШ.

КЛАССИФИКАЦИЯ ТИПОВ ККШ

Начнем с вопроса: зачем нужно выбирать тип ККШ? Дело в том, что, если тип выбранной нами ККШ не будет соответствовать тому процессу, который мы хотим диагностировать и улучшать, то мы не получим от применения ККШ того эффекта, на который рассчитывали. Контрольные карты разных типов соответствуют разным типам возможных данных, и применяемая для анализа процесса карта должна максимально близко соответствовать тем данным, какие производит наш процесс. К сожалению, формализованного способа правильно выбирать тип карты, подходящий для нашего процесса, не существует. Есть только некоторые общие рекомендации, которые полезно иметь в виду [Куме 1990, Мердок 1986, Шиндовский, Шюрц 1976, Ноулер 1989]. По сути их можно свести к схеме, показанной на рис. 4.21, которую мы кратко прокомментируем.

Прежде всего, типы ККШ различаются по тому, измеряем ли мы какой-либо параметр (характеристику) процесса или просто осуществляем контроль качества по принципу «годен — негоден». В зависимости от этого принято делить ККШ на две группы: **по количественным и качественным признакам**. *Карты по количественным признакам* применяются при измерении какого-либо параметра (характеристики) — в результате измерения получается некоторое число. Иногда эти карты называют картами для непрерывных величин, факторов.

ККШ, и поэтому никаких дополнительных отчетов о проделанной работе просто не нужно. Именно такой подход позволил компании Toyota внедрить систему, получившую название «мышление в формате А3» [Sobek, Smaley 2006], в рамках которого никакой отчет не должен иметь объем больший, чем один лист формата А3.

Карты по качественным признакам применяются, когда мы не проводим измерений, но разделяем совокупность объектов на группы: плохой — хороший, прошел — не прошел, годный — негодный, или первый сорт — второй сорт — брак, и подсчитываем число объектов, попадающих в ту или иную категорию. Такие карты иногда называют картами для дискретных величин, атрибутов.

Карты по количественным признакам принято делить на подтипы в зависимости от объема той подгруппы, какую мы измеряем в некоторой точке процесса (в некоторый момент времени). Этот объем обычно обозначают через n (в примере, который мы рассмотрели выше, $n = 4$). Если $n = 1$, то используется ККШ, которая называется «картой индивидуальных значений и скользящего размаха» (сокращенно ее обозначают $x - mR$). Если $n > 1$, то, как легко видеть на схеме 1, возможно применение нескольких подтипов ККШ.

Когда n мало¹, рекомендуется применять карты того или иного среднего (\bar{x} , \check{x} и т. п.)² и размаха R . Когда n велико (> 10), более целесообразно применять карты среднего (\bar{x} , \check{x} и т. п.) и стандартного отклонения s . Причины такого разделения сложились исторически. Пока не изобрели компьютеры, размах был удобной практической оценкой вариабельности данных, поскольку для выборок объема меньше 10 его информативность в этом качестве близка к информативности стандартного отклонения, а расчет его никаких вычислительных трудностей не представляет. Однако при большем объеме подгруппы размах теряет свою информативность, поскольку эта оценка основана на двух крайних значениях, и потому он существенно уступает в этом качестве величине s . Сегодня, в эпоху всеобщей компьютеризации, фактор простоты вычислений перестал играть сколько-нибудь существенную роль для практики, но дифференциация типов ККШ пока что сохраняется.

Карты по качественным признакам принято делить на два подвида в зависимости от соотношения числа наблюдений и объектов. Если число наблюдений превышает число объектов, т. е. в каждом объекте возможно несколько дефектов или несоответствий, то при постоянном объеме подгруппы рекомендуется использовать

¹ Мы сознательно используем здесь формулировку, встречающуюся в большинстве книг и руководств по применению контрольных карт, чтобы обратить внимание читателей на то, что в данном виде эта формулировка не операциональна. Пример операциональной формулировки: «если $n \leq 10$, то...»

² Через \check{x} здесь и далее обозначена медиана выборочных данных.

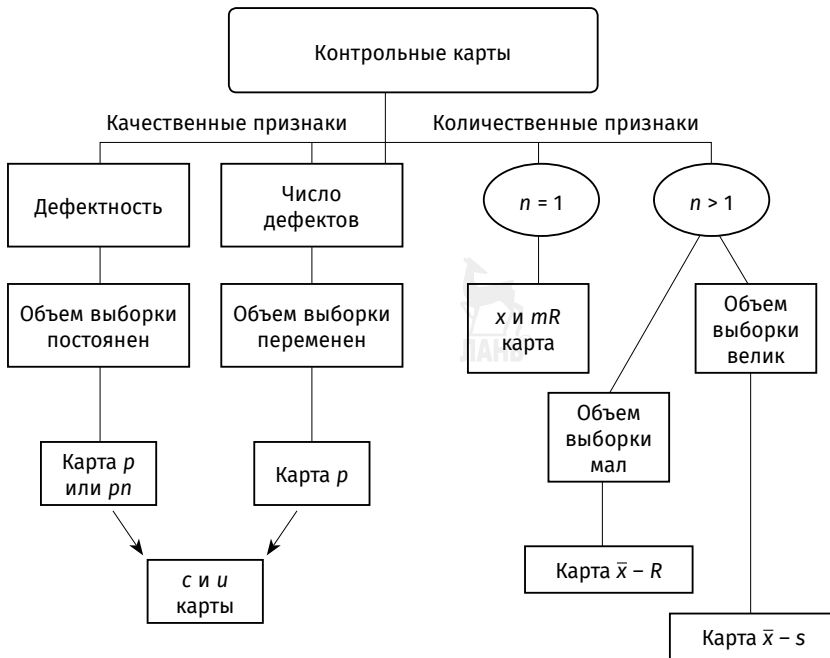


Рис. 4.21. Классификация контрольных карт Шухарта

карту s - или u -типа. При непостоянном объеме подгруппы следует использовать карту u -типа. Если же число наблюдений не превышает число объектов, то при постоянном объеме подгрупп можно использовать либо карту p -типа, либо карту np -типа, тогда как при непостоянном объеме подгрупп рекомендуется использовать только карту p -типа. Пояснения к системе общепринятых обозначений на этих картах и формулы для расчета контрольных пределов для каждого типа карт приведены в табл. 4.1. Числовые значения большинства коэффициентов, используемых в формулах, приведены в табл. 4.2. Более полный вариант подобной таблицы можно посмотреть в ГОСТ Р ИСО 7870-2-2015 «Статистические методы. Контрольные карты Шухарта» или в публикации [Уилер, Чамберс 2009]. Отметим кратко основные моменты, связанные с различными типами ККШ.

Карта $\bar{X} - R$. Именно эту карту У. Шухарт предложил и подробно разобрал в своих работах, и она была наиболее популярна за прошедшие 80 лет, хотя последние 10–15 лет карта индивидуальных значений и скользящих размахов стала не менее, а в ряде случаев даже более популярной. Пример построения карты средних и размахов мы

уже рассмотрели выше. Однако работа с картой этого типа наталкивается на одну очень важную проблему: результаты анализа процесса могут сильно зависеть от способа разбиения данных на подгруппы. Рассмотрим эту проблему более подробно на примере данных, взятых из журнала *Quality Magazine* (2000). В табл. 4.8 приведены результаты измерения толщины 20 фильтров (согласно ТУ толщина каждого фильтра измеряется в трех точках: слева, справа и в середине).

Кажется вполне естественным в этих условиях сгруппировать данные по каждому трем замерам, т. е. по каждому фильтру в одну подгруппу, что и было сделано в табл. 4.8. В результате после расчета средних и размахов получаем следующее.

Таблица 4.8. Результаты измерения толщины 20 фильтров

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20																						
Лев. стор.	13.2	12.9	11.6	12.6	12.7	13.8	12.7	12.7	12.3	11.2	13.1	12.4	13.8	12.4	12.8	13.0	13.2	12.2	12.1	11.3																						
Середина	13.4	12.8	11.5	12.8	12.6	13.5	12.6	12.6	12.2	11.7	12.9	12.6	13.8	12.2	12.5	13.0	13.0	12.1	11.8																							
Прав. стор.	13.3	12.9	11.5	12.6	12.6	13.9	12.6	12.6	12.3	11.3	12.9	12.2	13.7	12.4	12.9	13.3	13.1	12.2	12.3																							
\bar{X}_i																																										
R																																										
																					Источник: <i>Quality Magazine</i> , October 2000, Wheeler's Workshop Manufacturing Media for Industrial Filters																					

$$\text{ЦЛ} = \bar{\bar{X}} = \frac{1}{20} \sum_{i=1}^{20} \bar{X}_i = 12,57$$

и

$$\text{ЦЛР} = \bar{R} = \frac{1}{20} \sum_{i=1}^{20} R_i = 0,24.$$

Далее по уже известным нам формулам находим:

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКП} \\ \text{НКП} \end{array} \right\} = 12,57 \pm 1,02 \times 0,24 = \left\{ \begin{array}{l} 12,81 \\ 12,33 \end{array} \right\}$$

и

$$\left. \begin{array}{l} \text{ВКПР} \\ \text{НКПР} \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} 2,58 \times 0,24 = 0,60 \\ 0 \end{array} \right\}$$

В итоге имеем ККШ, показанную на рис. 4.22. Из нее следует, что процесс нестабилен и всего лишь около трети точек лежит внутри рассчитанных нами границ. Однако такой результат выглядит довольно странно: процесс имеет стабильную вариабельность

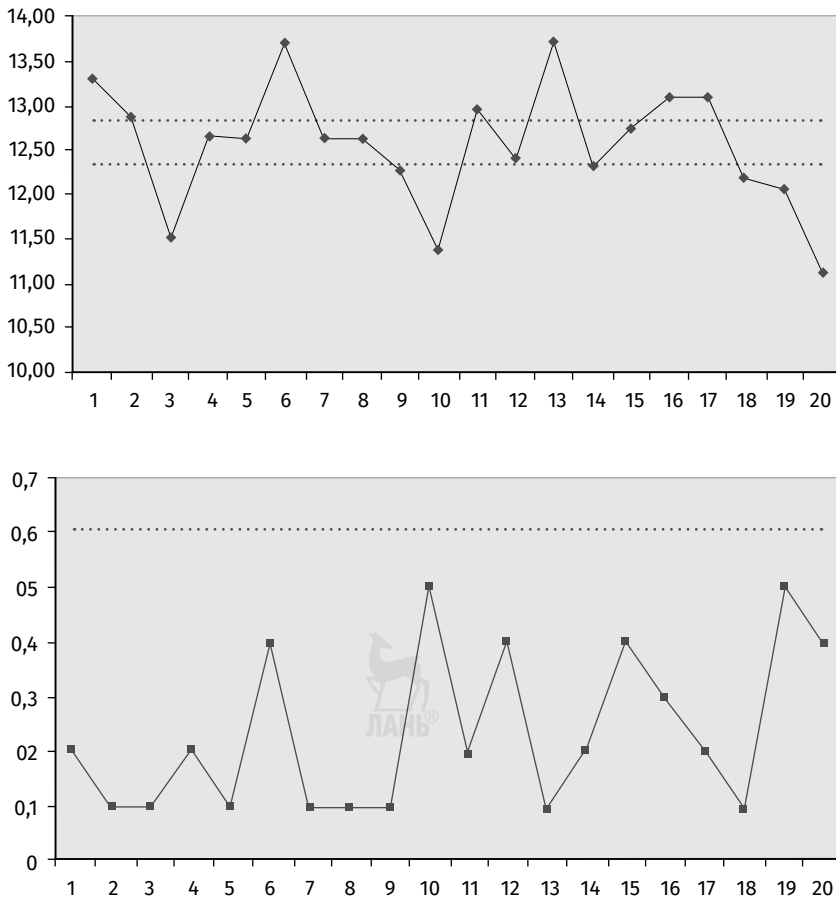


Рис. 4.22. Карта средних и размахов для толщин фильтров

по разбросу (карта размахов) и абсолютно неуправляем по своей настройке (карта средних). Одно из возможных объяснений — неверно построены границы контрольной карты. Конечно, сначала стоит проверить арифметику. Если она верна, то нужно подумать, а не потеряли ли мы часть вариабельности процесса при построении границ. Чтобы проверить это предположение, иногда оказывается полезным следующий прием: рассмотрим точки на карте средних как индивидуальные значения и построим соответствующую карту $x - mR$.

На рис. 4.23 показана ККШ, которая должна получиться в результате выполнения этой процедуры.

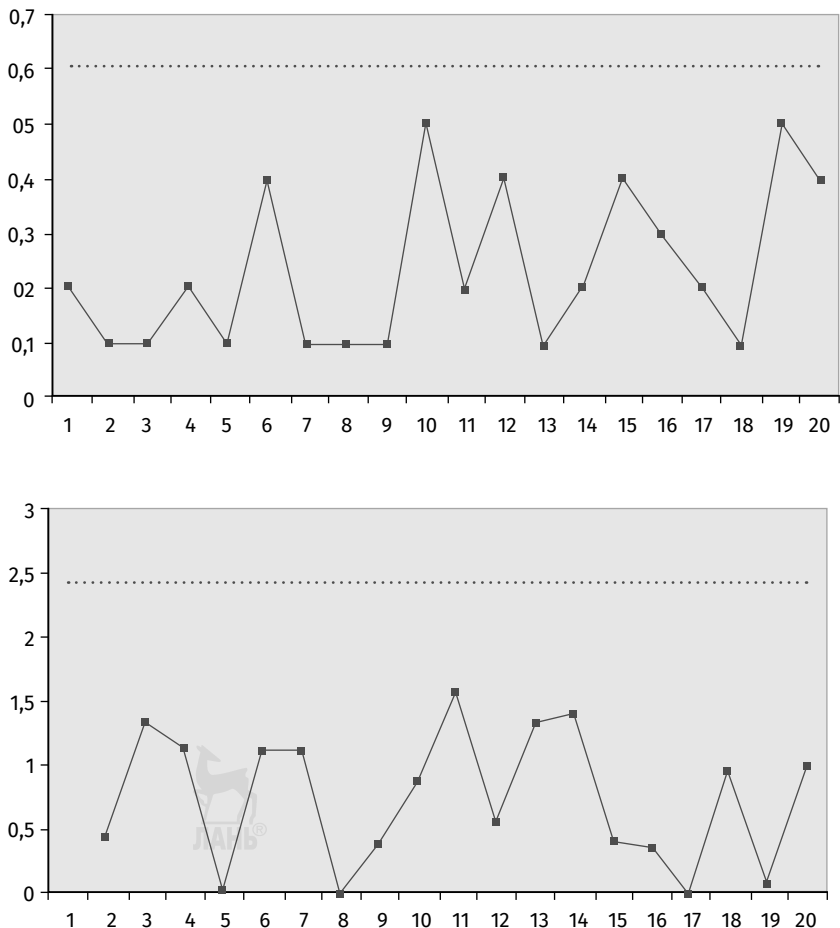


Рис. 4.23. Карта индивидуальных (средних) значений и соответствующих скользящих размахов

Из карты индивидуальных значений следует, что процесс абсолютно стабилен и все точки лежат глубоко внутри зоны системной вариабельности. Что касается карты размахов, то в отличие от карты средних она сильно изменилась, и абсолютные значения скользящих размахов в разы больше размахов по подгруппам. Это означает, что вариабельность внутри подгрупп много меньше, чем вариабельность от подгруппы к подгруппе. Теперь становится ясно, что случилось при построении карты средних на рис. 4.22. На этой карте оказалась потеряна вариабельность между подгруппами. Разберем подробнее, как это произошло. На рис. 4.24 показана часть данных из табл. 4.8, а именно первые пять столбцов. В овале мы видим три точки из третьего столбца (11,5; 11,5; 11,6), в прямоугольнике — три точки из четвертого столбца (12,8; 12,6; 12,8). Используя принятый нами способ разбиения данных на подгруппы, мы оценивали вариабельность процесса по максимальному разбросу внутри каждой из троек, при этом мы не сравнивали максимальное значение в четвертой тройке с минимальным в третьей. Данные в разных фильтрах у нас вообще не сравниваются друг с другом. Но из рис. 4.24 видно, что разброс между тройками (подгруппами) намного больше, чем внутри каждой из троек. Другими словами, разброс толщин от фильтра к фильтру намного больше, чем разброс в толщинах каждого из фильтров. То есть при данном способе группировки данных в нашу оценку вариабельности не входит вариабельность между подгруппами. Построенные на рис. 4.22 границы показывают вариабельность процесса, если бы все фильтры были абсолютно одинаковы по толщине и вся вариабельность объяснялась бы только вариациями в толщине каждого фильтра.

В свое время Шухарт предложил извлекать из процесса одномерно 4–5 изделий с тем, чтобы иметь разумные основания считать, что полученная таким образом подгруппа относится к стабильной системе, и тогда размах внутри подгруппы можно считать оценкой вариабельности системы. А контрольная карта средних и размахов по сути отвечает на вопрос: можно ли считать, что вариабельность между подгруппами такая же, как и внутри подгрупп? Рис. 4.22 отвечает на этот вопрос отрицательно. Строя же карту $\bar{x} - mR$, мы задаем процессу совсем другой вопрос: стабильна ли вариабельность средних толщин фильтров? Рис. 4.23 отвечает утвердительно на этот вопрос. Но это разные вопросы, и потому никакого противоречия между результатами рис. 4.22 и 4.23 нет. В задаче о фильтрах мы фактически работали с неоднородными данными, поскольку природа разброса толщин внутри

фильтров и между фильтрами, скорее всего, различна. Аналогичная ситуация может возникнуть, если, например, строить карту средних и размахов по результатам работы нескольких смен (бригад) и сформировать подгруппы по сменам (бригадам). Ясно, что у нас есть разброс и внутри каждой смены, и от смены к смене (от бригады к бригаде), причем вариация от смены к смене может быть заметно больше, чем внутри каждой смены (но это вовсе не обязательно).

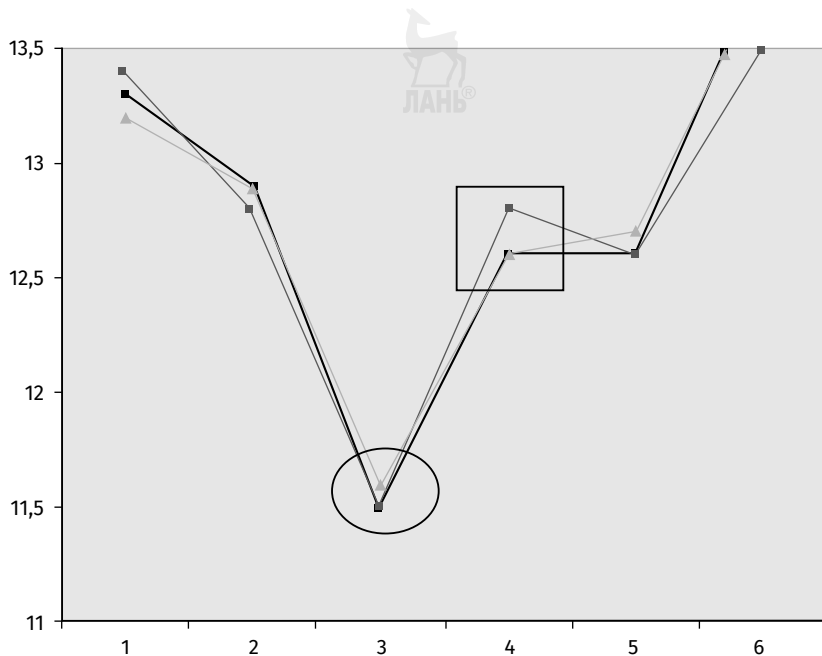


Рис. 4.24. Фрагмент данных из табл. 4.8: первые пять столбцов

Весь этот пример был нами разобран с целью:

- еще раз подчеркнуть, насколько важно понимать, однородны или нет наши данные;
- строя карту средних и размахов или средних и стандартных отклонений, важно всегда помнить, что в случае неоднородных данных результат может сильно меняться в зависимости от способа разбиения данных на подгруппы¹.

Карта $\bar{x} - R$. Эта карта отличается от предыдущей тем, что в качестве меры центра распределения используется не среднее

¹ Рекомендуем внимательно прочесть и разобрать параграф 5.6 в книге [Уилер, Чамберс 2009].

арифметическое \bar{x} , а медиана выборки \tilde{x} . В большинстве старых книг и руководств по статистическому управлению процессами обращение к этому типу контрольных карт объясняется как возможность обойтись практически без вычислений, поскольку для нахождения значения медианы¹ считать ничего не надо, а чтобы определить значение размаха, требуется лишь одна операция вычитания. Хотя этот фактор существует и сейчас, он в связи с повсеместным распространением компьютеров не имеет решающего значения. Тем не менее ККШ с медианой встречаются довольно часто, так как медиана — во многих случаях более удобный показатель, чем среднее арифметическое. Такие карты применяют, когда распределение асимметрично (рис. 4.25).

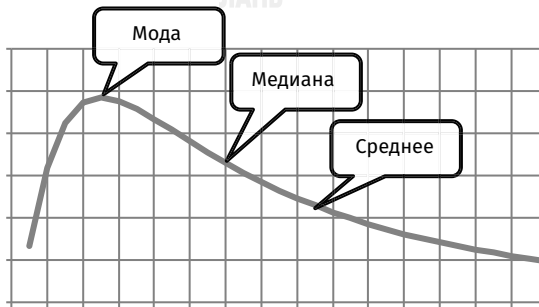


Рис. 4.25. Взаимное расположение моды, медианы и среднего для асимметричных распределений

На практике такое распределение встречается довольно часто, например, так обычно распределено время выполнения некоторой работы/операции, так распределяется заработная плата на многих предприятиях и т. п. Вследствие наличия простирающейся далеко вправо (или влево) части распределения (так называемого хвоста

¹ Медиана — это среднее по порядку значение в упорядоченном по возрастанию (или убыванию) наборе чисел. Статистики называют такой набор «вариационным рядом». Например, если полученные из некоего процесса данные представляют собой следующий набор: 5, 11, 7, 10, 14, то надо расположить эти числа по порядку: 5, 7, 10, 11, 14, и тогда 10 — это медиана для данной выборки. Если значений четное число, например 5, 11, 7, 10, 14, 14, то упорядоченный набор имел бы вид: 5, 7, 10, 11, 14, 14, и тогда медианой была бы полусумма двух чисел, стоящих в середине: $(10 + 11)/2 = 10,5$.

распределения) среднее арифметическое оказывается сильно смещенным вправо (влево) и вовсе не соответствует ни максимуму кривой (мода распределения), ни тому значению, которое делит совокупность на равные части (медиана). Поэтому выбор типа карты должен проводиться не столько из соображений простоты вычислений, сколько с учетом закона распределения, для чего сначала надо построить гистограмму по имеющимся данным и просто посмотреть на ее форму.

Карта $\bar{x} - s^1$. Это такая же двойная карта, как и $\bar{x} - R$, за исключением того, что вариабельность данных оценивается стандартным отклонением, а не размахом.

Прежде чем перейти к картам по качественным признакам, отметим, что кроме среднего арифметического и медианы возможны и другие показатели положения распределения на оси абсцисс, например мода, среднее геометрическое и т. д. [Джини 1970]. Так как все они могут объединяться в двойных картах либо с размахом, либо со стандартным отклонением, то ясно, что потенциальное число возможных ККШ существенно возрастает. Если теперь учесть, что показатели вариабельности тоже отнюдь не исчерпываются вышеупомянутыми двумя величинами (например, можно использовать интерквартильный размах и т. п.), то понятны те трудности, с которыми можно столкнуться на практике. Более того, возможны еще байесовские оценки, робастные оценки, бутстреп-оценки и другие оценки как мер средних, так и мер вариации.

Карты p - и pn -типа. Эти карты следует применять, когда нас интересует либо доля дефектов/несоответствий, либо их число. При этом, если подгруппы имеют одинаковый объем, то все равно, какую из этих карт использовать, а если объем подгрупп меняется по ходу процесса, то следует использовать карту доли дефектов (p -карту), причем в этом случае верхние и нижние границы карты будут переменными (поскольку в формулы для расчета границ входит величина n). Мы объединили эти карты потому, что формулы для расчета границ статистической стабильности (3σ (или 3 сигмы), как мы помним) основаны на одном и том же биномиальном распределении в отличие от нормального распределения, на котором основаны формулы для

¹ Использование больших или малых букв в системе обозначений ККШ не стандартизировано, так что разные авторы придерживаются того или иного варианта в зависимости от личных предпочтений.

карт по количественному признаку. Конечно, если число градаций признака будет не два, а три или больше, то вместо биномиального появится полиномиальное распределение.

Карты с- и u-типа. Эти карты применяются, когда нас интересует либо число несоответствий в подгруппе, либо число несоответствий на единицу измерения. Например, если мы контролируем число царапин на стекле, то при одинаковых размерах стекла можно использовать любую из этих карт, а если стекла будут разного размера, то целесообразно применять карту числа царапин, скажем, на метр квадратный, и тогда следует использовать карту *u*-типа. Эти две карты объединены в одну группу потому, что формулы для расчета границ для этих карт основаны на одном и том же распределении Пуассона.

Здесь мы должны сделать следующее важное замечание. Как известно, границы всех ККШ основаны на правиле ± 3 стандартных отклонения (сигма или σ). Однако сигму или σ можно считать по-разному, в зависимости от некоторых допущений, касающихся варибельности процесса (т. е. какова гистограмма, его описывающая). Для всех обсуждаемых нами здесь ККШ по количественным признакам принято, что интересующий нас параметр (характеристика) распределен по нормальному закону¹. Для карт по качественным признакам нормальный закон не подходит, так как речь идет о распределении дискретных величин. Поэтому здесь применяют биномиальное распределение или распределение Пуассона. Чтобы понять, в каком случае какое из них использовать, надо иметь в виду следующее. Если известен весь объем совокупности, из которой выбирается контролируемая подгруппа, то следует применять биномиальное распределение. Если полный объем совокупности неизвестен, то надо воспользоваться распределением Пуассона. На самом деле ситуация еще сложнее из-за того, что все формулы и константы в табл. 4.1 и 4.2 выведены при неявном допущении о случайном характере анализируемых данных. Но это — очень сильное допущение, которое редко применимо к реальным процессам. Мы вернемся к этой проблеме в главе 8, а здесь подчеркнем следующее правило:

¹ Напоминаем, что это сделано У. Шухартом для того, чтобы правила построения границ на контрольных картах были операциональными. Сами процессы не обязательно описываются нормальным законом.

Никогда не следует рассчитывать границы ККШ по правилу ± 3 стандартных отклонения, вычисляя стандартное отклонение по всем данным процесса с помощью стандартной формулы

$$\sigma_{n-1} = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{X})^2}{n-1}}.$$

Всегда рассчитывайте параметры ККШ по тем формулам и константам, какие «привязаны» к конкретной карте (т. е. какие приведены в табл. 4.1, 4.2, откуда бы вы ни брали эти таблицы).

Рассмотрим теперь несколько примеров [Blair, McConnell 2001].

Случай 1. Мы проверяем работу копировальной машины. Из 100 сделанных нами копий 5 — плохих. Значит, у нас 5 плохих объектов и 95 — хороших, всего 100 объектов. В этом случае надо использовать p -карту (или pn -карту).

Случай 2. Мы хотим построить карту для числа зафиксированных грозовых разрядов. В течение грозы за некоторое время мы насчитали 5. А сколько их было всего (с теми, которые мы не сосчитали) — это вопрос. Их число неизвестно, поэтому надо использовать распределение Пуассона (c - или u -карту).

Случай 3. Мы проверяем некие формы после отливки. Нас интересует число дефектных отливок, независимо от вида дефекта. Мы проверили 100 отливок. Число дефектных отливок пусть снова равно 5. Остальные 95 — хорошие. Здесь надо использовать p - или pn -карту.

Случай 4. Мы проверяем некие формы после отливки. Нас интересует число пузырей в отливках, причем в отливке может быть больше одного пузыря. Мы насчитали в отливках 5 пузырей. Больше никаких цифр у нас нет. Следовательно, надо использовать c -карту.

Теперь мы рассмотрим пример построения ККШ по качественным признакам, т. е. те ситуации, когда при построении ККШ используются данные типа «годен — негоден», «прошел — не прошел» и т. п. Заведомо ясно, что информативность таких данных меньше (у нас нет точных количественных значений переменной) и, следовательно, объем данных, требуемых для принятия обоснованных решений, должен быть в общем случае больше. Так зачастую и получается в реальной жизни. Мы рассмотрим пример, взятый из работы [SPC 2005]. Форма, удобная для построения ККШ, которую мы будем рассматривать, приведена на рис. 4.26. Там же прямо на самой форме указаны и данные, которыми мы далее и будем пользоваться. В строке «Объем выборки»

приведены конкретные числа, показывающие число проверенных изделий в соответствующий день месяца (сами даты в форме мы не приводим, чтобы упростить обсуждение). Так как объем выборки для наших данных меняется каждый день, ясно, что строить карту для числа несоответствий бессмысленно — надо сравнивать не абсолютные числа, а относительные доли числа несоответствий. Чтобы определить эту долю в i -й выборке (p_i), надо взять из процесса выборку объема n_i , проверить все объекты в выборке и сосчитать число объектов, не соответствующих установленным требованиям (d_i).

Тогда

$$p_i = d_i/n_i.$$

Из этой формулы видно, что для получения единственного значения p_i мы должны проверить n_i объектов. Это означает, что каждая точка на этой карте возникает в результате проверки n_i объектов. Полученные значения долей приведены в соответствующей строке формы. Так, для первого столбца имеем: $8/968 = 0,00826 \cong 0,008$, для второго: $13/1216 = 0,01069 \cong 0,011$ и т. д. Общее число проверенных изделий, которое получается суммированием всех чисел в строке «Объем выборки», равно¹:

$$\sum_i n_i = 968 + 1216 + 804 + \dots + 1352 + 1187 = 2985,$$

где $i = 1 \dots 25^2$.

Общее число несоответствующих изделий равно сумме всех чисел в строке «Число несоответствий»:

$$\sum_i d_i = 8 + 13 + 13 + \dots + 15 + 21 = 356.$$

Формулы для расчета границ ККШ были приведены выше. Но прежде, чем переходить к расчетам по этим формулам, надо отметить следующее. Хотя для каждого значения объема выборки n можно рассчитать соответствующие значения границ, практика построения ККШ

¹ Нам следовало сначала решить вопрос о выборе базового периода. Для карт с качественными признаками этот вопрос решается точно так же, как это обсуждалось нами в предыдущих разделах. Здесь мы будем считать, что базовый период как раз и равен 25 выборкам.

² Запись $i = 1 \dots 25$ означает, что целое число i пробегает все значения от 1 до 25.

данного типа показала, что в этом нет необходимости и задачу построения границ можно существенно упростить¹. Обычно используемая процедура выглядит следующим образом. Вычисляется средний объем выборки, который получается путем деления общего числа проверенных изделий за данный период на число выборок, по которым мы рассчитываем границы ККШ (у нас оно равно $25 = i_{\max}$). Имеем:

$$\bar{n} = \sum_i n_i / i_{\max} = 29858 / 25 \cong 1194.$$

Кроме того, вычисляется средний уровень несоответствий — \bar{p} . Для этого надо разделить общее число найденных несоответствий на суммарное число проверенных изделий:

$$\bar{p} = \sum_i d_i / \sum_i n_i = 356 / 29858 = 0,0119 \cong 0012.$$

Как всегда, среднее по базовому периоду число несоответствий дает нам положение центральной линии (ЦЛ) на ККШ, от которой будут идти все последующие построения. Принято считать, что для выборок, объем которых отклоняется от среднего объема менее чем на 25%, границы можно вычислять с помощью этого самого среднего объема. Так как 25% от \bar{n} равно $\cong 299$ ($1194 \times 0,25$), то для всех выборок в интервале от 895 до 1493 мы будем рассчитывать ВКП и НКП с помощью \bar{p} и \bar{n} . Беря из табл. 4.1 формулу

$$\text{ВКП, НКП} = \bar{p} \pm 3\sqrt{\bar{p}(1-\bar{p})/n}$$

и подставляя в нее численные значения, получаем:

$$\text{ВКП} = 0,012 + 3\sqrt{0,012 \cdot 0,988 / 1194} = 0,012 + 0,0095 \cong 0,0215,$$

$$\text{НКП} = 0,012 - 3\sqrt{0,012 \cdot 0,988 / 1194} = 0,012 - 0,0095 \cong 0,0025.$$

Взглянув на значения в строке «Объем выборки», легко понять, что такими будут границы на ККШ во всех случаях, кроме 3-й, 10-й, 13-й, 16-й и 21-й выборок. Во всех перечисленных выборках значение

¹ На самом деле стремление к подобному упрощению отчасти идет от компьютерной эпохи, ибо сегодня нет никаких проблем с расчетом границ для каждой точки на контрольной карте. Но осталось второе ограничение: люди плохо работают со сложными картинками, а присутствие трех ломаных линий одновременно делает соответствующую карту неудобной для чтения.

ее объема лежит за пределами диапазона 895–1493. Во всех этих случаях следует в формулу расчета границ подставить не средний объем выборки, а конкретное значение. Следовательно, для 3-й выборки с $n_3 = 804$ получаем:

$$\text{ВКП} = 0,012 + 3\sqrt{0,012 \times 0,988 / 804} = 0,012 + 0,0115 \cong 0,0235,$$

$$\text{НКП} = 0,012 - 3\sqrt{0,012 \times 0,988 / 804} = 0,012 - 0,0115 \cong 0,0005.$$

Для 10-й выборки ($n_{10} = 542$), проделав аналогичные вычисления, получим:

$$\text{ВКП} \cong 0,012 + 0,014 \cong 0,026,$$

$$\text{НКП} \cong 0,012 - 0,014 \cong < 0.$$

Всегда, когда при вычислении нижнего предела для той или иной контрольной карты получается отрицательное значение, следует принять нижний предел равным нулю (см. выше правило на с. 76). Следовательно,

$$\text{НКП} \cong 0.$$

С учетом этого замечания получаем для всех остальных «особых» выборок:

$$\text{ВКП} \cong 0,0199, \text{ НКП} \cong 0,0041 \text{ для } n_{13} = 1721;$$

$$\text{ВКП} \cong 0,0188, \text{ НКП} \cong 0,0052 \text{ для } n_{16} = 2306;$$

$$\text{ВКП} \cong 0,0285, \text{ НКП} \cong 0 \text{ для } n_{21} = 392.$$

ККШ по этим данным приведена на рис. 4.27. Две точки (10-я и 16-я) говорят нам о том, что в процессе присутствует специальная причина вариаций, т. е. процесс нестабилен. Отметим, что наша корректировка границ оказалась не напрасной, по крайней мере для 21-й точки. Без такого уточнения мы бы имели сигнал о вмешательстве, тогда как на самом деле он отсутствует. Еще один момент для этой карты заслуживает быть отмеченным. Специальная причина в точке 16 привела к улучшению процесса — дефектность оказалась ниже НКП. Это важно иметь в виду: специальная причина вариабельности не есть что-то плохое или хорошее. Карта вообще не различает эти оттенки. Она лишь говорит нам, что в этот момент времени есть смысл поискать что-то, вмешивающееся в процесс. А к чему это вмешательство привело: улучшению или ухудшению — это вопрос не к карте, а к владельцу процесса.

Практическое руководство по статистическому управлению процессами

Контрольная карта для качественных признаков																											
Компания _____				$p \square c \square$ $pl \square u \square$				Деталь № _____																			
Отдел _____				Описание операции:				Критерий браковки:																			
Среднее = ВКП = НКП =																											
,05																											
,04																											
,03																											
,02																											
,01																											
,00																											
Объем выборки (n)	968	1216	804	1401	1376	995	1202	1028	1184	542	1325	1066	1721	1305	1190	2306	1365	973	1058	1244	392	1433	1225	1352	1187		
Число несоответствий (рп, с)	8	13	13	16	14	15	13	10	24	18	16	17	19	9	14	9	13	5	15	19	10	17	13	15	21		
Доля (р, и)	0,008	0,011	0,016	0,011	0,010	0,015	0,011	0,010	0,020	0,033	0,012	0,016	0,011	0,007	0,012	0,004	0,010	0,005	0,014	0,015	0,026	0,012	0,011	0,011	0,018		
Дата																											
Любые изменения в людях, материалах, оборудовании, процессах, окружающей среде или в средствах и методах измерений следует записать в таблице.																											
Дата	Время	Комментарий																									

Рис. 4.26. Форма для построения ККШ по качественным признакам с данными из рис. 33 руководства по SPC [SPC 2005]

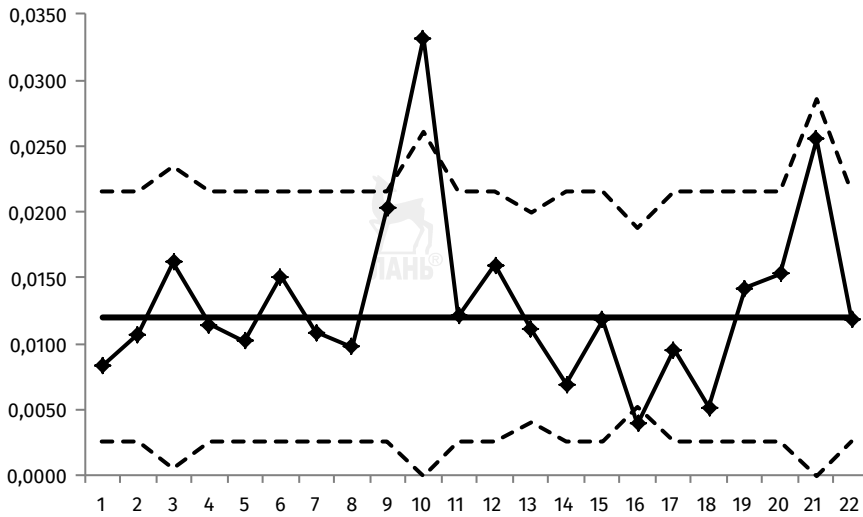


Рис. 4.27. ККШ по качественным признакам

Стоит отметить, что все дополнительные признаки присутствия специальных причин вариаций остаются такими же, как и для рассмотренных ранее карт по количественным признакам. Точно так же остается в силе все, что мы обсуждали о выборе базового периода, о пересчете при необходимости границ ККШ и т. п. Так как карты других типов из числа перечисленных выше строятся совершенно аналогично, мы не будем здесь их обсуждать, а взамен рассмотрим некоторые нетривиальные случаи применения ККШ по качественным признакам в различных ситуациях.

Пример 1. Применение ККШ для сравнения результатов работы людей, цехов, отделов, филиалов и т. п. Пусть у нас работают два рабочих: А и Б [*Quality Progress*, 1995, №11, р. 14]. Из прошлого опыта нам известно, что рабочий А выполняет некоторую операцию безупречно в 9 случаях из 10, а рабочий Б — только в 7 из 10. Нам надо принять решение об их премировании или депремировании, для чего мы решили, не говоря ничего им, пронаблюдать за результатами выполнения данной операции в 20 случаях. При этом были получены следующие результаты: рабочий А выполнил операцию безупречно 14 раз, а рабочий Б — 19.

Скорее всего, менеджер, не знакомый с подходом Шухарта, примет очевидное решение: поругать А и похвалить Б. Это решение неверно. Дело в том, что эти данные должны быть проанализированы с помощью ККШ. Для этого подходит ККШ р-типа. Так как вероятность

безупречного выполнения операции для рабочего А равна 0,9, а число опытов n равно 20, то ВКП на ККШ для рабочего А будет равен $0,9 + 3\sqrt{0,9 \times 0,1/20} = 0,9 + 0,2 > 1 \Rightarrow 1,0^1$. НКП = $0,9 - 0,2 = 0,7$.

Это означает, что любое значение в интервале от 14 до 20 при данном объеме испытаний лежит в зоне общих причин вариабельности и, следовательно, вмешательства в процесс не требуется, т. е. рабочего А не за что ни хвалить, ни ругать. Аналогичные вычисления для Б дают интервал от 8 до 20 с тем же выводом (если нас не устраивают столь широкие границы, надо увеличить объем испытаний). Похожая ситуация описана в очень интересной брошюре М. Трайбуса «Вирусная теория менеджмента» [Трайбус 1997]. Автор рассказывает о том, что он показывал ниже приведенную табличку нескольким тысячам менеджеров в США, Мексике, Канаде, Великобритании и задавал всем только один вопрос: «Что бы вы сделали, если бы вы руководили этими людьми?»

Таблица 4.9. Производственный брак

Имя	Недели												Сумма
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
Мэри	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Джо	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ева	1	0	0	2	0	0	3	0	0	1	0	0	7
Фрэд	0	0	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	3
Джим	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Эд	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	2
Кэйт	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Карл	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Большинство менеджеров говорили примерно одно и то же: нужно хорошенько поговорить с Евой, поставить ее поработать рядом с Мэри, послать ее учиться или уволить. Только в 2–3 случаях из 1000 Трайбус получал правильный ответ: надо проанализировать данные с точки зрения вариабельности, так как эти результаты могут быть следствием того, что так устроена система.

Как же нужно было проанализировать эти данные? Применим к ним ККШ с-типа². Сумма всех допущенных за 12 недель ошибок

¹ Так как вероятность не может быть больше единицы, то полученное значение следует заменить на 1,0.

² Мы ведь не знаем, сколько ошибок эти люди не совершили, поэтому здесь надо применить карту с-типа.

равна 13. Средняя частота брака в неделю равна $13/12 = 1,083$, откуда по формуле (см. табл. 4.1):

$$\text{ВКП, НКП} = \bar{c} \pm 3\sqrt{\bar{c}}$$

получаем:

$$\text{ВКП} = 1,083 + 3\sqrt{1,083} \cong 4,1,$$

$$\text{НКП} = 1,083 - 3\sqrt{1,083} = 0,$$

и легко видеть, что даже у Евы нет точек, выходящих за ВКП, т. е. нет никакой необходимости вмешиваться. Результаты Евы возникли случайно в силу того, что так устроена система. В следующие 12 недель все, скорее всего, переменится.

Здесь мы хотели бы сделать одно важное замечание. Ведь что, в сущности, поняли Шухарт, Деминг и их последователи в разных уголках Земли? Они поняли очень простую вещь. Результат работы человека, цеха, отдела и т. д. (список можно продолжать практически бесконечно: студента, школьника, страны в целом...) есть функция двух переменных: самого человека и системы, в какой он выполняет данную работу (никто из нас не действует в абсолютном вакууме):

Результат = f (человек, система), и мы в этом уравнении всегда имеем значение результата, но почти никогда не знаем, какую долю в него вносит собственно человек (цех, отдел и т. д.), а какую — система¹. То есть мы всегда должны принимать решения в условиях неопределенности, и Шухарт в далеком 1924 г. просто предложил такой способ принятия решений в этих условиях, при котором мы будем ошибаться реже всего. Важно понимать, что этот способ не безошибочен — таких не существует в нашем мире, — но он минимизирует число наших ошибок. Ничего лучшего за прошедшие 80 лет никто не придумал — вот почему и сам Шухарт, и его идеи, на наш взгляд, заслуживают гораздо большего признания и применения, чем это имеет место де-факто.

Пример 2. Построение ККШ для редких событий.

В реальной жизни довольно часто возникают ситуации, которые можно описать как редкие. При построении ККШ в этих случаях могут возникать проблемы, какие мы и обсудим на примере, адаптированном из книги [Уилер 1995].

¹ Одно уравнение с двумя неизвестными нельзя решить однозначно.

В табл. 4.10 «Даты затопления...» приведены календарные даты, когда на некотором предприятии происходили затопления помещений вследствие протекания крыши.

Таблица 4.10 Даты затопления помещений цеха № XXX

23.02.91	11.01.92	15.09.92	06.07.93	19.02.94	29.09.94	20.03.95	13.07.95
----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------

Обычная контрольная карта, которую здесь надо строить, — это карта *c*-типа (полное число возможных затоплений нам неизвестно), и так как период времени охватывает четыре года и семь месяцев (55 месяцев), то среднее значение числа затоплений в месяц (\bar{c}) равно $8/55 \cong 0,145$. ВКП по формуле будет равен:

$$0,145 + 3 \sqrt{0,145} \cong 1,29,$$

т. е. больше единицы. Это означает, что сигнал о том, что с процессом что-то не так, будет возникать только тогда, когда за месяц произойдет два затопления, что практически невероятно. ККШ будет иметь вид, показанный на рис. 4.28.

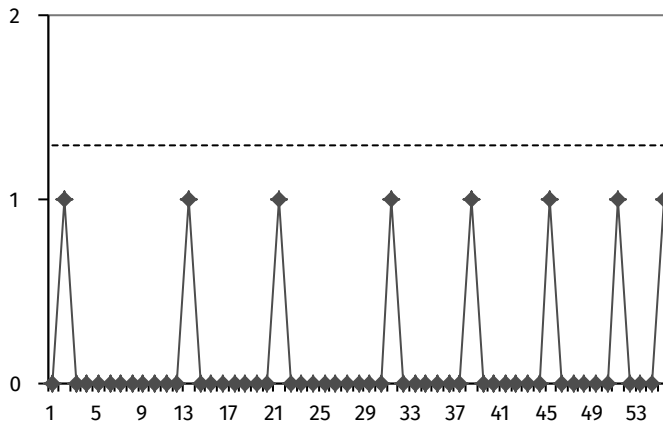


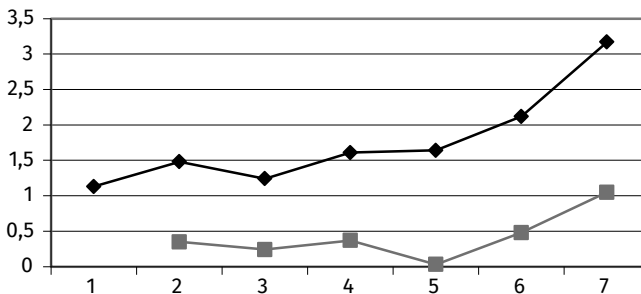
Рис. 4.28. ККШ *c*-типа для числа затоплений

Согласно рис. 4.28 у нас все в порядке, но на самом деле это следствие нечувствительности данной карты при таких данных. Д. Уилер предлагает в подобных случаях перейти от счета числа событий к интервалу между событиями. Тогда для тех же данных имеем табл. 4.11.

Таблица 4.11. Даты затопления помещений цеха № XXX

Даты затопления	23.02.91	11.01.92	15.09.92	06.07.93	19.02.94	29.09.94	20.03.95	13.07.95
День года	54	11	258	188	50	272	79	194
Интервал между затоплениями		322	247	295	227	222	172	115
Число затоплений в год (x)		1,13	1,48	1,24	1,61	1,64	2,12	3,17
Скользкий размах			0,35	0,24	0,37	0,03	0,48	1,05

Интервал 322 дня дает значение интенсивности затоплений (Z) $1/322$ Z /день, или $1,13$ Z /год. Аналогично вычисляются остальные значения в таблице, по которым можно далее построить ККШ для индивидуальных значений и скользящего размаха (рис. 4.29).

**Рис. 4.29.** ККШ для индивидуальных значений и скользящего размаха

Даже не вычисляя никаких контрольных пределов, видно, что с процессом вовсе не все в порядке (что подтверждает и нанесение границ, если их рассчитать). Это означает, что нам удалось извлечь из наших данных информацию, которая была завуалирована на предыдущей контрольной карте. Общий вывод из этого примера (кроме конкретного способа работы с редкими событиями) состоит в том, что почти всегда чрезвычайно полезно построить по одним и тем же данным разные ККШ и сравнить получаемые из них выводы между собой.



Глава 5

ПОСТРОЕНИЕ И АНАЛИЗ ГИСТОГРАММ. ДИАГРАММЫ СТВОЛ-И-ЛИСТЬЯ (STEM-AND-LEAF) И ЯЩИК-С-УСАМИ (BOX-AND-WHISKER). ВЕРОЯТНОСТНЫЕ СЕТКИ И ЗАКОНЫ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ

ПОСТРОЕНИЕ И АНАЛИЗ ГИСТОГРАММ

После того как мы добились статистической стабильности нашего процесса (устранив все обнаруженные особые причины вариаций), следует сопоставить вариабельность процесса с шириной допуска или с какими-то иными ограничениями, заданными нашим потребителем. Если использовать известные эвфемизмы, то эту мысль можно выразить иначе: следует сравнить голос процесса с голосом потребителя. При этом для визуализации вариабельности процесса служит картинка, называемая гистограммой.

Гистограмма — это графическое отображение вариабельности данных.

Гистограммы позволяют увидеть закономерности, которые трудно разглядеть в таблице с набором цифр.

Разработка метода гистограмм приписывается французскому статистику А. М. Гэри, который в 1833 г. первым ввел новый тип столбикового графика для анализа данных о преступности. Работа Гэри принесла ему медаль Французской академии, а его гистограммы стали стандартным инструментом для суммирования, анализа и графического представления данных.

ПОСТРОЕНИЕ ГИСТОГРАММ

Вот как описан процесс построения гистограмм в большинстве учебников и пособий по статистике.

Этап 1. Определение выборочного размаха — R .

Выборочный размах равен разности между наибольшим (max) и наименьшим (min) значениями в данных выборки:

$$R = \max - \min.$$

Этап 2. Определение размеров классов (расчет ширины столбиков).

Для построения гистограммы область данных разбивают на интервалы обычно равной ширины. Желательное число таких интервалов (k) — от 5 до 20. Для определения их ширины (d) в книге [Куме 1990] рекомендуется делить R на числа, кратные 1, 2, 5 (0,1, 0,2, 0,5; 10, 20, 50 и т. д.), и затем выбирать наиболее удобное для

построения значение из указанного выше диапазона (5, 20). Отечественная литература рекомендует выбирать значение k по формуле: $k = 1 + 3,3 \lg(n)$, где n — объем данных, по которым строится гистограмма. В книге [Макино 1991] используется формула:

$$k = 2\sqrt{n} - 1.$$

Если при этом возможны варианты, то рекомендуется при $n > 100$ использовать более узкий интервал, а при $n < 99$ — более широкий.

Этап 3. Подготовка и заполнение таблицы частот.

№ п/п	Класс	Середина класса	Подсчет частот	Частота/Отн. частота
1				
2				
3				
4				
5				
...				
			Итого	

В этом столбце принято записывать границы интервалов, например, для рис. 5.1 в 3-й строке будет написано 36,4–39,8	Здесь для той же строки будет написано: 38,1	Здесь будет написано: 21 Эта величина при ручном построении находится путем прямого подсчета числа значений в табл. 5.2, попадающих в нужный интервал, — очень нудная работа, почти всегда сопровождающаяся ошибками в расчетах	Здесь будет написано: 21/120=0,175
--	--	--	---------------------------------------

Этап 4. Построение гистограммы.

- Наносим горизонтальную ось и выбираем на ней масштаб (он не обязан совпадать с интервалами классов, удобнее основываться на соответствующих единицах измерения). Перед первым и последним интервалом рекомендуется оставить небольшие просветы
- Наносим левую вертикальную ось, и размечаем ее масштабом абсолютных частот.
- Наносим правую вертикальную ось и размечаем ее масштабом относительных частот. *Рекомендуется выбирать масштаб*

по вертикали так, чтобы столбик с максимальной частотой имел высоту от 0,5 до 2,0 расстояний между максимальным и минимальным значениями на горизонтальной оси.

- Наносим на горизонтальную ось границы классов.
- Строим над каждым интервалом прямоугольник, высота которого равна частоте соответствующего класса в выбранном масштабе.
- Наносим на график верхнюю и нижнюю границы допуска.
- В подписях к графику указываем информацию о данных, объеме выборки n , среднее арифметическое по всем данным, стандартное отклонение s и т. д.

В настоящее время гистограммы почти никто не строит описанным выше способом. Их либо строят в компьютере, например в Excel, либо используют метод, предложенный Дж. Тьюки и получивший название stem-and-leaf, т. е. ствол и листья (еще один вариант перевода: опора и консоль).

На рис. 5.1 показана гистограмма, построенная с помощью Excel по данным табл. 4.4 (30 образцов по четыре замера на каждом — в итоге имеем 120 точек для построения гистограммы).

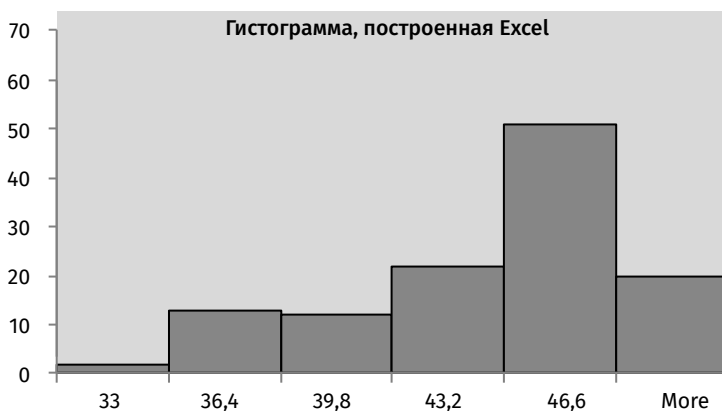


Рис. 5.1. Типичный пример гистограммы по данным табл. 4.4

По оси абсцисс отложен вес изделий (в граммах), по оси ординат — частота, с которой вес попадает в тот или иной интервал. Например, столбик, центр которого обозначен как 39,8, имеет высоту, равную 21. Это означает, что в интервал $>36,4$ и $\leq 39,8$ попало 21 значение из 120 значений, приведенных в табл. 4.4. Обратите внимание, что так

обозначает интервалы именно Excel, когда вы строите гистограмму с помощью имеющейся в Excel программы (она находится в подразделе «анализ данных», который появляется в пакете Excel после его активации)¹.

Пусть теперь задано, что устраивающий нас вес изделий должен лежать в диапазоне от 34 до 44 г. Эти два значения задают поле допуска или ворота, показанные на рис. 5.2.

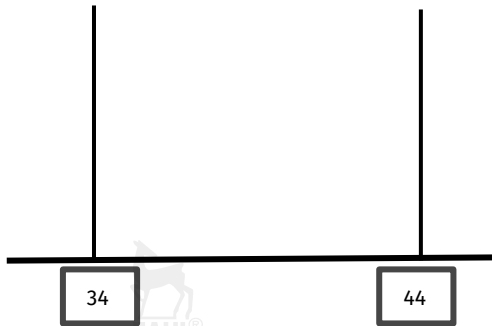


Рис. 5.2. Поле допуска

Сравнение ширины гистограммы с шириной поля допуска договорились называть анализом воспроизводимости процесса. Это показано на рис. 5.3 — все, что находится за границами поля допуска, — несоответствующая продукция, или брак.

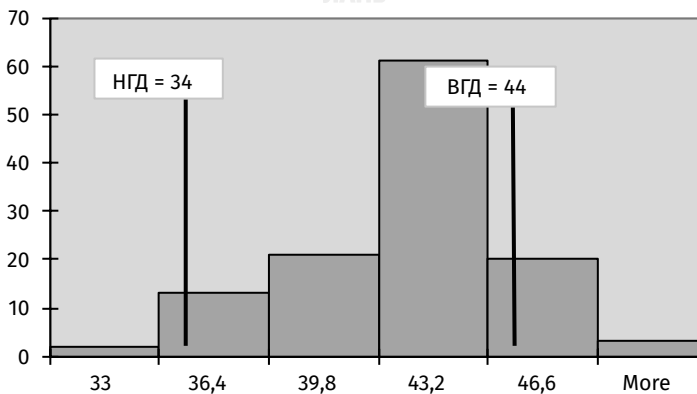


Рис. 5.3. Сравнение поля допуска с гистограммой для данных табл. 4.4

¹ Вы можете самостоятельно задать границы интервалов — тогда их нужно ввести в отдельный столбец — или можете построить такую же картинку как столбиковую диаграмму, посчитав количество точек, попадающих в каждый интервал.

Теперь разберем, как строится гистограмма по методу Тьюки (мы продолжаем работать с данными из табл. 4.4). Для построения надо сначала разбить диапазон данных на интервалы (так же, как и при построении гистограммы классическим способом). Максимальное значение в табл. 4.4 равно 50, минимальное — 33, следовательно, размах равен $50 - 33 = 17$. Если разделить 17 на 1, 2 и 5, получим 17, 8,5 и 3,4. 17 интервалов брать плохо, так как внутри интервала попадает в среднем только 7 значений ($120/17 \approx 7$). Поскольку данные заведомо распределены неравномерно, при малом среднем числе значений в интервале можно ожидать, что ряд интервалов окажется пустым, т. е. гистограмма получится с дырками. Значение 3,4 тоже не годится, поэтому возьмем 9 интервалов (округлим 8,5 до ближайшего целого числа)¹. Соответственно, при 9 интервалах ширина каждого будет равна $17/9 \approx 1,9 \approx 2,0$. Но если мы возьмем нижнюю границу гистограммы, равную минимальному значению 33, то у нас возникнет так называемая проблема границы класса, а именно: в какой столбик относить то значение, которое совпадает с границей класса? Например, первый интервал равен 33–35, второй — 35–37 и т. д. Тогда нужно договариваться, в какой класс мы будем относить значение 35. В принципе здесь нет никаких проблем. Можно, например, принять такое соглашение: слева наш интервал будет включать крайнюю точку, а справа — нет, т. е. интервал будет иметь вид $[33, 35)$, если воспользоваться известным со школы правилом записи закрытых и открытых интервалов. Но можно избежать вообще проблемы границы интервалов, если немного сместить нижнюю границу гистограммы, что иногда даже удобнее. Но мы воспользуемся указанным выше правилом и начнем нашу гистограмму от точки 33, записав 9 интервалов в левый столбец табл. 5.1 и отделив этот столбец от остальной таблицы жирной чертой — это ствол нашей диаграммы. Теперь нужно просто переписать данные из табл. 4.4, ничего не выбирая, двигаясь по таблице по вертикали или по горизонтали и пользуясь следующим правилом: в интервал $[33-35)$ попадают только два числа: 33 и 34, но 3 мы писать не будем — она написана в стволе, и не стоит повторять ее многократно. Поэтому в строке $[33-35)$ мы будем писать 3, когда в таблице нам встретится число 33, и 4 — когда в таблице нам

¹ Расчет по формуле $k = 1 + 3,3 \lg(n)$ дает k около 8 — практически то же значение, что мы и выбрали, расчет по формуле $k = 2\sqrt{n} - 1$ дает около 21 — явно неприемлемое в данном случае значение.

Таблица 5.1

Ствол и листья (stem-and-leaf)											
[33–35)											
[35–37)											
[37–39)											
[39–41)											
[41–43)											
[43–45)											
[45–47)											
[47–49)											
[49–51)											
Ключ: [37–39) 8 ≡ 38 [45–47) 5 ≡ 45											

встретится 34. Аналогично в строке [35–37) мы будем писать 5, когда в таблице нам встретится 35, и 6, когда встречается 36. И так далее. Если взять первый столбец табл. 4.4, то первые 6 значений — это 40, 43, 42, 40, 42 и 42. Если мы будем двигаться по вертикали, то первые 6 значений будут записаны, как это показано в табл. 5.2а.

Таблица 5.2а

Ствол и листья (stem-and-leaf)											
[33–35)											
[35–37)											
[37–39)											
[39–41)	0	0									
[41–43)	2	2	2								
[43–45)	3										
[45–47)											
[47–49)											
[49–51)											
Ключ: [37–39) 8 ≡ 38 [45–47) 5 ≡ 45											

Окончательный вид таблицы со всеми 120 значениями приведен ниже в табл. 5.2б.

Таблица 5.26

Ствол и листья (stem-and-leaf)																																					
[33–35)	4	3	3																																		
[35–37)	6	5	6	6	6	6	6	6	6	6	6																										
[37–39)	7	8	8	8	7	8	7	8	8	7	8	8	8	8	8																						
[39–41)	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	9	9	9	9																						
[41–43)	2	2	2	1	2	2	2	2	2	1	1	1	2	1	1	2	2	1	1	2	2	2	1	1	2	2	1	1	2	2	1	2	2	2	1		
[43–45)	3	3	4	3	3	3	3	3	3	3	4	3	3	3	3	4	3	3	3																		
[45–47)	5	6	5	6	5	5	5	6	6	5	5	5	5	5	6	6	5																				
[47–49)	7	7																																			
[49–51)	0																																				
Ключ: [37–39) 8 ≡ 38 [45–47) 5 ≡ 45																																					

Легко увидеть, что мы получили гистограмму, правда лежащую на боку, что, впрочем, не имеет никакого принципиального значения. Таким образом, Тьюки придумал способ построения гистограмм вручную, не требующий операции выбора данных из общего набора и потому намного более простой и эффективный, чем это предлагалось в учебниках прошлого века.

Таблица 5.3. Значения величины прогиба стальных траверс при усилии 2250 кг, мкм

0,99	1,12	1,05	1,20	1,08	0,99	1,05	1,07	1,10	1,11
0,97	0,93	0,92	0,92	1,04	1,09	1,10	1,19	0,88	1,01
1,07	1,12	1,07	1,08	1,01	1,06	1,14	1,07	1,02	1,04
0,98	0,98	1,00	1,04	1,15	1,01	1,08	0,97	1,10	0,99
1,03	0,96	1,13	1,05	0,88	1,14	1,08	1,04	0,96	0,97
0,98	0,94	1,05	0,82	0,78	0,98	1,05	0,93	0,89	1,13
0,92	1,03	1,12	0,98	0,82	0,98	1,13	0,99	1,00	1,00
1,00	1,30	1,12	1,02	1,11	0,95	1,06	1,10	1,07	1,20
0,92	0,99	0,94	1,06	1,09	0,8	0,73	0,95	1,00	1,03
1,09	0,98	0,92	1,06	1,10	1,05	0,99	1,08	0,99	0,96
1,08	0,88	1,03	0,98	1,08	1,10	1,05	1,08	0,84	1,19
1,03	1,00	1,30	0,84	1,07	0,93	0,96	1,06	1,09	1,10

При построении диаграммы ствол-и-листья для данных табл. 5.3 мы советуем взять интервалы шириной 0,05. В этом случае удобно использовать другой способ записи ствола диаграммы, нежели был показан в табл. 5.1–5.2. Так как 0,05 — это просто середина интервала величиной в 0,1, то удобно ввести какой-нибудь символ (знак) для обозначения середины, например @. Тогда в стволе будут последовательно идти, например, такие значения: 0,9, затем 0,9@, затем 1,0, затем 1,0@ и т. д. При этом в строки без «собаки» нужно записывать все значения, заканчивающиеся на первую половину разряда, т. е. заканчивающиеся на 0, 1, 2, 3 и 4, а в строки с «собакой» — 5, 6, 7, 8 и 9. Предыдущий знак, естественно, переписывать не нужно. Соответствующая сетка показана в виде табл. 5.4. Читатель имеет возможность заполнить табл. 5.4, чтобы потренироваться в построении гистограмм по методу Тьюки.

Таблица 5.4. Ствол и листья (stem-and-leaf)

Форма, удобная для данных из табл. 5,3												
0,7												
0,7@												
0,8												
0,8@												
0,9												
0,9@												
1,0												
1,0@												
1,1												
1,1@												
1,2												
1,2@												
1,3												
Ключ: 0,7 8 = 0,78												

Обратите внимание: диаграмма ствол-и-листья содержит существенно больше информации, чем обычная гистограмма, так как кроме частоты значений она сохраняет и сами значения (с точностью до округления данных), чего в обычной гистограмме просто нет.

На рис. 5.4 показаны наиболее часто встречающиеся типовые гистограммы [Куме 1990]. Их полезно знать, поскольку иногда, даже

ничего не считая, а просто взглянув на картинку, можно получить ценную информацию о процессе. Вот как прокомментирован рис. 5.4 в книге Куме.

А) Обычный тип (симметричный или колоколообразный). Среднее значение гистограммы приходится на середину размаха данных. Наивысшая частота оказывается посередине и постепенно снижается к обоим концам. Форма симметрична.

Примечание. Это именно та форма, которая встречается чаще всего.

Б) Гребенка (мультимодальный тип гистограммы. Классы через один чередуются по высоте).

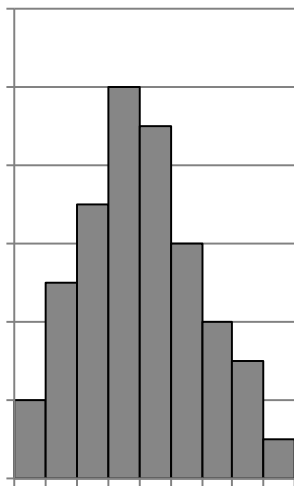
Примечание. Такая форма встречается, когда число единичных наблюдений, попадающих в класс, колеблется от класса к классу или когда действует определенное правило округления данных. Другими словами, когда данные округлены или измерены с недостаточной точностью.

В) Положительно скошенное распределение (отрицательно скошенное распределение). Среднее значение гистограммы локализуется слева (справа) от центра размаха. Частоты довольно резко спадают при движении влево (вправо) и, наоборот, медленно вправо (влево). Форма асимметрична.

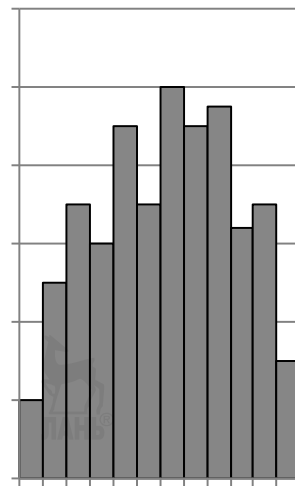
Примечание. Такая форма встречается, когда нижняя (верхняя) граница регулируется либо теоретически, либо по значению допуска или когда левое (правое) значение недостижимо.

Г) Распределение с обрывом слева (распределение с обрывом справа). Среднее арифметическое гистограммы локализуется далеко слева (справа) от центра размаха. Частоты резко спадают при движении влево (вправо) и, наоборот, медленно вправо (влево). Форма асимметрична.

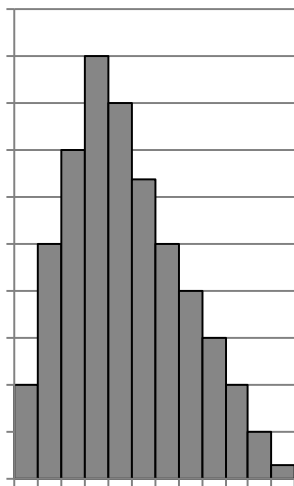
Примечание. Это одна из тех форм, которые часто встречаются при 100%-ном контроле изделий из-за плохой воспроизводимости процесса, а также когда проявляется резко выраженная положительная (отрицательная) асимметрия. Если причина в 100%-ном контроле, то такая гистограмма означает, что она построена не по всем данным, а по их части, оставшейся после отбраковки.



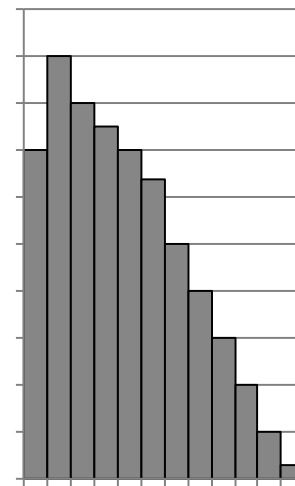
Обычная



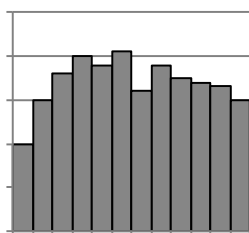
Гребенка



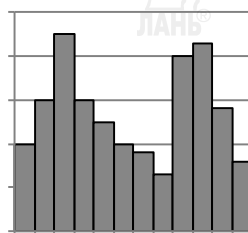
Положительно скошенная



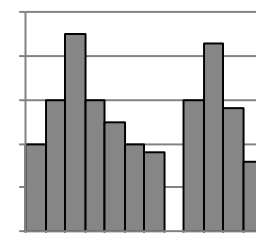
С обрывом слева



Плато



Двухпиковая



С изолированным пиком

Рис. 5.4. Наиболее распространенные типовые гистограммы [Куме 1990]



Но для анализа процесса часто нужно знать, как выглядит полный набор данных.

Д) Плато (равномерное и прямоугольное распределения). Частоты в разных классах образуют плато, поскольку все классы имеют более или менее одинаковые ожидаемые частоты с конечными классами.

Примечание. Такая форма встречается в смеси нескольких распределений, имеющих различные средние.

Е) Двухпиковый тип (бимодальный тип). В окрестностях центра диапазона данных частота низкая, зато есть по пику с каждой стороны.

Примечание. Такая форма встречается, когда смешиваются два распределения с далеко отстоящими средними значениями.

Ж) Распределение с изолированным пиком. Наряду с распределением обычного типа появляется маленький изолированный пик.

Примечание. Это форма, которая появляется при наличии малых включений данных из другого распределения, как, скажем, в случае нарушения нормальности процесса, появления погрешности измерения или просто включения данных из другого процесса.

ПОСТРОЕНИЕ ЯЩИКА-С-УСАМИ

Еще одна очень важная и полезная картинка, придуманная Тьюки, называется ящик-с-усами (ЯСУ). Идея построения ЯСУ состоит в том, чтобы упростить гистограмму, заменив набор столбиков набором из нескольких — пяти — значений, характеризующих разброс наших данных. В качестве таких значений Тьюки предложил использовать медиану (\tilde{x}), первую (Q_1) и третью (Q_3) квартили, а также крайние точки левого и правого уса (л. у. и п. у.) — см. рис. 5.5. Рассмотрим, например, данные в табл. 5.2б. Всего в таблице 120 значений, следовательно, медиана будет полусуммой чисел, стоящих на 60-м и 61-м местах. Но сначала нужно упорядочить данные, так как медиана — это середина вариационного, т. е. упорядоченного по возрастанию или убыванию, ряда. Так как наши данные по стволу уже упорядочены, все, что нам осталось сделать, это переставить числа в строках так, чтобы в каждой строке они шли по возрастанию. Прделав эту операцию, получим табл. 5.2в.

Таблица 5.2 в. *Ствол и листья (stem-and-leaf)*

Данные по весу образцов, упорядоченные																				
[33–35)	3	3	4																	
[35–37)	5	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6									
[37–39)	7	7	7	7	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8					
[39–41)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	9	9	9						
[41–43)	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2
[43–45)	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	4	4	4
[45–47)	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	6	6	6	6	6					
[47–49)	7	7																		
[49–51)	0																			
Ключ: [37–39) 8 = 38 [45–47) 5 = 45																				

На 60-м по порядку месте стоит 2, и то же самое на 61-м месте. Теперь мы вспоминаем (см. ключ), что 2 в строке [41–43) означает 42,0 — это и будет медиана для нашего набора данных. Первый квартиль — это середина первой половины данных. Соответственно, третий квартиль — это середина второй половины данных. Середина первых 60 точек — это 30-я и 31-я точки. На 30-м и 31-м местах в строке [37–39) стоит 8, т. е. $Q_1 = 38,0$. Третий квартиль удобнее считать сверху, чтобы считать до 30, а не до 90. Но при этом нужно не забыть, что при движении по вариационному ряду сверху счет в таблице нужно вести справа налево. Находим $Q_3 = 43,0$. Отсюда интерквартильный размах — так называется разность между третьим и первым квартилями — равен: $IQR = Q_3 - Q_1 = 43,0 - 38,0 = 5,0$. Теперь следует найти левую и правую контрольную границу: ЛКГ = $Q_1 - 1,5 \cdot IQR = 30,5$. Аналогично получаем, что ПКГ = $Q_3 + 1,5 \cdot IQR = 50,5$. И проверить, все ли наши данные лежат внутри интервала между этими границами. Если есть точки, выходящие за границы, то это выбросы. В наших данных их нет, так как минимальное значение равно 33, а максимальное — 50. Сами усы при этом принято тянуть до крайних точек, меньших ПКГ и больших ЛКГ, т. е. до значений 33 и 50 в нашем конкретном случае.

Теперь давайте построим ЯСУ для каждого из замеров, т. е. для каждого столбца из табл. 4.4.

Таким образом, первое и очень важное достоинство ЯСУ — это простой графический способ анализа данных на наличие выбросов. Это единственный известный нам инженерный метод, не требующий

ни специальных статистических таблиц, ни знания статистических критериев и умения ими пользоваться.

На рис. 5.6 показаны 4 ЯСУ, построенные для каждого замера из табл. 4.4.

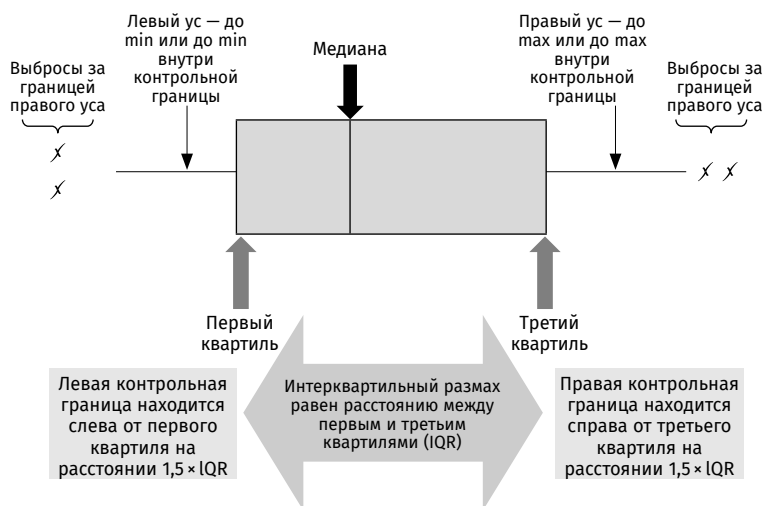


Рис. 5.5. Схема построения ящика-с-усами по методу Тьюки

Для первого замера получают следующие значения:

Медиана $\equiv med \equiv \check{x} = 42,0$

$Q_1 = 40,0$ (в первой половине данных 15 значений, т. е. мы ищем число, стоящее на 8-м месте)

$Q_3 = 43,0$ (значение, стоящее на 23-м месте)

$IQR = 3,0$

ЛКГ = 35,5

ПКГ = 47,5

Следовательно, левый ус должен был бы тянуться до значения 36 (точки 34 и 35 были бы показаны как выбросы), а правый — до значения 44. Но иногда, когда мы хотим сравнить несколько наборов данных и нас не интересует, есть ли в них выбросы, целесообразно упростить рисунок и строить усы просто до максимального и минимального значения в наших данных. Именно так мы построили рис. 5.6, и поэтому на нем нет выбросов (обратите внимание, что если бы мы строили ЯСУ по полному методу Тьюки, выбросы совпали бы с конечными

точками усов на рис. 5.6). На практике оба метода построения ЯСУ используются достаточно широко.

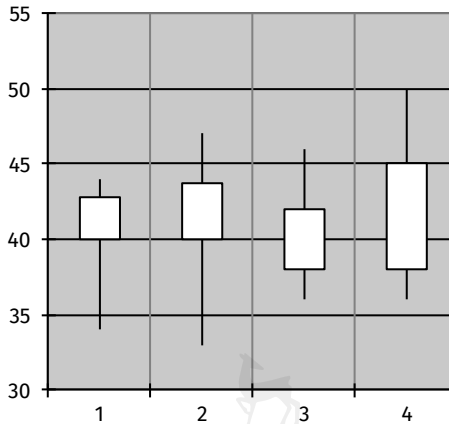


Рис. 5.6. ЯСУ для каждого из четырех замеров из табл. 4.4

Из рис. 5.6 видно, что замеры отличаются друг от друга. У первых двух более длинный ус идет вниз, тогда как у третьего и четвертого наоборот. Кроме того, собственно ящик, внутри которого находится половина данных, у четвертого замера явно больше, чем у всех остальных. Все это может иметь, а может и не иметь существенного значения, но в любом случае дает пищу для размышлений владельцу процесса.

Ниже рассказано, как строить ЯСУ в пакете Excel.

Внимание! Это важно!

Никакие картинки не дают ответов на вопрос «Почему?».

Они лишь направляют наше внимание на тонкие детали, которые без них мы бы, скорее всего, просто не заметили.

ПОСТРОЕНИЕ ЯЩИКА-С-УСАМИ В EXCEL

Чтобы построить ЯСУ в пакете Excel, нужно сначала рассчитать все реперные точки: медиану, квартили, кончики усов. Для этого удобнее всего воспользоваться функцией «КВАРТИЛЬ» или «QUARTILE», которая есть в стандартном наборе статистических функций. Кликнув по этой функции, вы увидите табличку с двумя строками для ввода данных. В верхнюю строку нужно ввести исходный набор данных, по которому идет расчет (выделив его стандартным способом). Во вторую

строку вводятся числа от 0 до 4, причем при вводе 0 вы получите минимальное значение в данном наборе, при вводе 1 — первый квартиль (Q_1), при вводе 2 — медиану, при вводе 3 — третий квартиль (Q_3), при вводе 4 — максимальное значение в данном наборе.

Рассчитав указанные значения, нужно расположить 4 значения в столбик в следующем порядке.

При построении по максимальным и минимальным значениям
Q_1
Max
Min
Q_3

Дело в том, что Excel не умеет строить ЯСУ, но он умеет строить так называемые биржевые диаграммы. Игроки на бирже, а также финансовые аналитики очень любят картинку, которую они называют японской свечой, которая и есть ящик-с-усами, только без медианы, и у которой границы ящика и усов строятся по финансовым показателям торгов на бирже. Поэтому в пояснениях к данной картинке в пакете Excel вы увидите такие слова: цена открытия, цена закрытия и т. п. Чтобы читатель не тратил время на перевод этих терминов на язык СПС, выше мы привели последовательность, в которой нужно расположить данные, чтобы получить искомую картинку. Саму картинку нужно искать в группе «Биржевые диаграммы (Stock)».

Важное примечание.

Excel рассчитывает квартили по формуле, поэтому результаты расчета квартилей в Excel могут слегка отличаться от результатов ручного расчета. Однако значения медиан обязаны совпадать.

Второе и тоже очень важное достоинство ЯСУ — это простой графический способ сравнительного анализа нескольких наборов данных. Дело в том, что, построив несколько гистограмм, человек не в состоянии их сравнить — картинка получается слишком сложной (глаза разбегаются). ЯСУ прекрасно справляется с этой задачей и в настоящее время очень широко используется именно для сопоставления данных работы бригад, смен, подразделений и т. д. и т. п.

Наконец, существует и

Третье важное достоинство ЯСУ — этот способ представления вариативности данных не имеет ограничения с точки зрения объема данных.

Дело в том, что гистограмму имеет смысл строить лишь тогда, когда у нас есть хотя бы 50 точек (лучше 100 и больше). При $n < 30$ гистограмму вообще не строят. ЯСУ можно строить, когда у нас есть более 3 значений (строго говоря, можно даже и при 3). В этом отношении ЯСУ незаменим.

В работе [Dawson 2011] было показано, что при определении выбросов по правилу $\pm 1.5 \cdot \text{IQR}$ может быть относительно много ложных сигналов. Поэтому последнее время принято выбросы, находимые по этому правилу, называть мягкими и считать их кандидатами на выбросы. Кроме них, рекомендуется рассчитать дополнительно границы по правилу $\pm 3 \cdot \text{IQR}$, и, если обнаруживаются точки за этими границами, их называют жесткими выбросами. Относительно их можно быть уверенными, что это действительно выбросы.

ЗАКОНЫ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ И ИХ ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ПРИ АНАЛИЗЕ ДАННЫХ

Нормальное распределение. Всякая гистограмма строится на основе некоторого числа данных. Но что произойдет с гистограммой, если наращивать число данных? Если интервал класса по мере роста числа данных будет все меньше и меньше, то сглаженная кривая распределения частот получится как предел распределения относительных частот. Она как раз и станет представлением для самой генеральной совокупности, поскольку получается из бесконечного числа данных.

Есть множество видов распределений, но одно из самых типичных — это **нормальное распределение**. Когда разброс характеристики качества обусловлен суммой большого числа независимых отклонений, вызванных различными факторами, то распределение такой характеристики во многих случаях получается приблизительно нормальным. Нормальное распределение можно легко узнать по колоколообразной форме, если (отметим, что приводимые ниже формулировки не операциональны):

- 1) его наибольшая частота приходится на середину интервала и плавно спадает к его концам (хвостам), т. е. большинство точек (данных) располагаются вблизи центральной линии или в середине;

- 2) центральная линия делит кривую на две симметричные половины;
- 3) лишь малое число точек разбросано далеко и относится к минимальным или максимальным значениям;
- 4) нет точек, лежащих за колоколообразной кривой.

Характеристики нормального распределения. Функция плотности нормального распределения описывается выражением (5.1). Как можно заметить из этого уравнения, нормальное распределение имеет два параметра μ и σ^2 .

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}. \quad (5.1)$$

Эти параметры однозначно определяют нормальное распределение, которое поэтому обозначается просто как $N(\mu, \sigma^2)$ или $gau(x|\mu, \sigma)$. Сами параметры имеют следующий смысл: μ — центр распределения (среднее арифметическое); σ — разброс распределения (стандартное отклонение). Нормальное распределение можно представить графически:

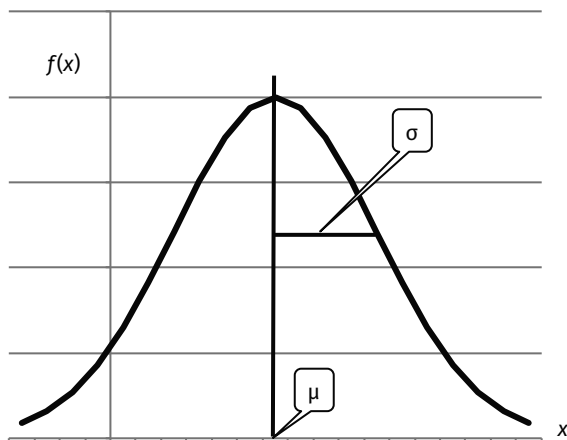


Рис. 5.7. Кривая $gau(x|\mu, \sigma)$

Для подсчета вероятностей в нормальном распределении его нормируют и пользуются таблицами нормированного нормального распределения. Для этого преобразуют случайную величину x в

$$u = \frac{x - \mu}{\sigma}. \quad (5.2)$$

Тогда получаем стандартную меру u , распределенную как стандартное (нормированное) нормальное распределение

$$gau(u|0,1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}}. \quad (5.3)$$

Таблицы нормального распределения содержат вероятности нормированного нормального распределения. С помощью таблиц или компьютера легко найти вероятность того, что случайная величина x из распределения $N(\mu, \sigma^2)$ окажется в пределах $\mu \pm u\sigma$. На рисунке показаны вероятности для различных значений u .

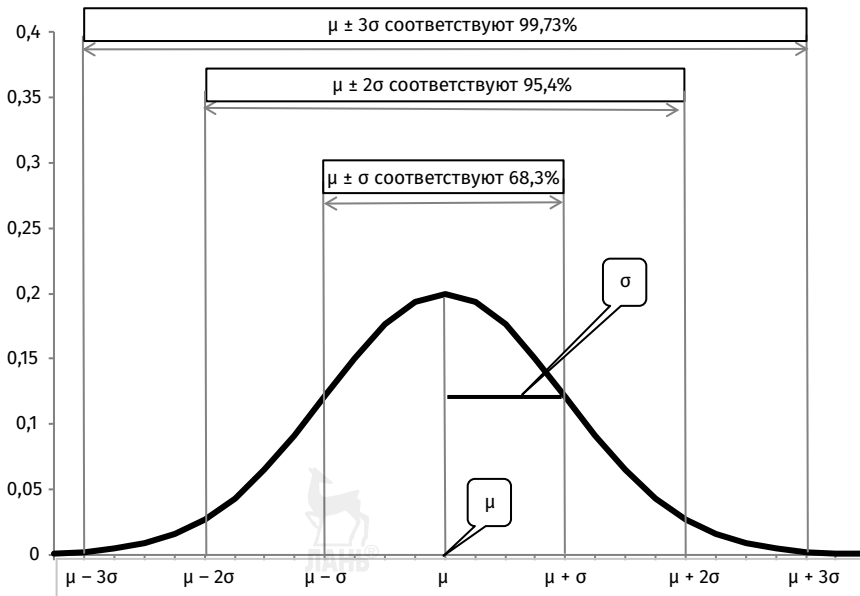


Рис. 5.8. Функция $gau(x|\mu, \sigma)$ и соответствующие значения площади

Теоретически нормальная переменная может принимать любое значение от $-\infty$ до $+\infty$. Но из рис. 5.8 видно, что уже для $u = 3$ вероятность находиться внутри интервала $\pm 3\sigma$ составит 99,73%. Это означает, что на практике мы можем пренебречь (не всегда!) шансами, что x окажется за пределами $\mu \pm 3\sigma$. Этот факт представляет собой важное правило нормального распределения, иногда называемое **правилем трех сигм**. Именно это правило используется для определения

контрольных пределов в контрольных картах Шухарта, рассмотренных нами ранее, хотя расчет вероятностей, строго говоря, никакого обоснования этого правила не дает.

В общем виде теоретическая функция распределения — это интеграл от функции плотности соответствующего распределения, т. е.

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(t)dt. \quad (5.4)$$

Эмпирическая функция распределения вычисляется по формуле

$$F_i = i/(n + 1), \quad (5.5)$$

где i — это номер соответствующего наблюдения в вариационном ряду.

Ниже будет описан метод проверки соответствия между теоретической и эмпирической функцией распределения, основанный на применении так называемой вероятностной бумаги.

Дело в том, что существует много различных функций распределения, с помощью которых мы можем описывать наши реальные данные [Хан, Шапиро 1969]. Чтобы упорядочить это рассмотрение, напомним прежде всего о том, что данные могут быть непрерывными и дискретными. На практике принято дискретные данные сопоставлять с так называемыми качественными признаками, а непрерывные данные — с количественными. Причина такого разделения вызвана тем, что количественные данные — это, как правило, результаты измерений тех или иных параметров, т. е. конкретные численные значения. Качественные данные — это обычно результат разбраковки некоторой совокупности на группы, в простейшем случае на две группы: хороших и плохих (годных — негодных, хороших — дефектных и т. д.). Отсюда пошли и термины «контроль по количественному и качественному признакам», «контрольные карты по количественному и качественному признакам» и т. п.

Одно из наиболее общих распределений, используемых для описания качественных данных, это так называемое биномиальное распределение [Хастингс 1980]:

$$p(x) = C_n^x \pi^x (1 - \pi)^{n-x}, \quad (5.6)$$

где $p(x)$ — это вероятность получить x успехов в n испытаниях, при условии что вероятность успеха в каждом испытании одинакова, равна π

и является независимой случайной переменной; коэффициент C_n^x — это число сочетаний из n по x .

Среднее значение для биномиального распределения равно $n\pi$, а стандартное отклонение — $\sqrt{n\pi(1-\pi)}$.

Довольно часто возникают ситуации, когда нам известна только вероятность успеха, но неизвестно, из выборки какого объема происходит результат. В этих случаях вместо биномиального распределения используется распределение Пуассона:

$$p(x) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}, \quad (5.7)$$

где λ — это параметр данного распределения. Среднее для распределения Пуассона равно λ , а стандартное отклонение — $\sqrt{\lambda}$.

Для непрерывных данных часто используют нормальное распределение (распределение Гаусса), распределение Вейбулла и логарифмически-нормальное распределение [Хан, Шапиро 1969]. Функция плотности для нормального распределения была приведена в (5.1). Для распределения Вейбулла она имеет вид:

$$f(x) = \frac{\beta}{\Theta} \left(\frac{x}{\Theta}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{x}{\Theta}\right)^\beta} \quad x \geq 0, \quad (5.8)$$

где β и Θ — это параметры распределения. Среднее значение для распределения Вейбулла равно $\Theta \Gamma\left(\frac{1}{\beta} + 1\right)$, где буквой Γ обозначена гамма-функция. Физически распределение Вейбулла принято связывать с моделью слабого звена, исторически оно возникло при исследовании усталостной долговечности металлов и сплавов при испытаниях на число выдерживаемых ими термоциклов. Впоследствии оказалось, что оно применимо для многих других практических ситуаций, например при испытаниях диэлектрической изоляции на пробой, при анализе долговечности электронных ламп и т. п.

Логарифмически-нормальное распределение — это распределение Гаусса для логарифмов, т. е.

$$\lg au(x|m, \sigma) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\log x - \log m)^2}{2\sigma^2}}, \quad (5.9)$$

причем среднее в этом случае равно

$$me^{\frac{\sigma^2}{2}}.$$

Эта модель возникает, когда различные воздействия оказывают мультипликативный эффект, т. е. не складываются, а перемножаются.

Если теперь вернуться к вопросу о том, какой закон распределения лучше всего аппроксимирует наши конкретные данные, то возникающая здесь проблема связана с тем, что вид гистограммы часто не позволяет сделать обоснованный выбор в пользу той или иной модели. Это хорошо видно из рис. 5.9, где представлены функции плотности для трех разных законов: нормального, weibullовского и логнормального, которые в своей средней части почти неотличимы друг от друга. В то же время хвосты этих функций распределения (ФР) — т. е. то, что представляет наибольший интерес, так как доля брака описывается именно хвостами распределений, — могут различаться на порядки... Кроме того, есть целые разделы современного анализа данных, связанные с так называемыми индексами воспроизводимости процессов (см. ниже). Эти индексы применимы только тогда, когда наши параметры распределены по нормальному закону.

В результате возникает важная задача — определение вида ФР, достаточно хорошо описывающей имеющиеся эмпирические данные. Мы рекомендуем использовать для этого инженерный метод

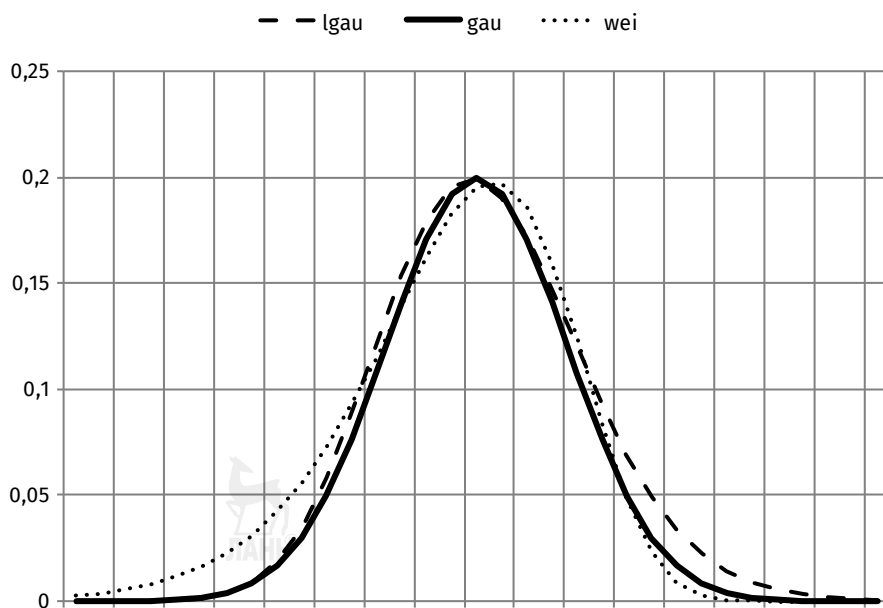


Рис. 5.9. Функции плотности для gau, wei и lgau

Gau — сплошная, wei — точечный пунктир, lgau — пунктир

построения ФР на вероятностных сетках. Идея метода такова. В соответствии с формулой (5.4) график функции плотности и ФР соотносятся друг с другом, как это показано на рис. 5.10 (иногда ФР для большей определенности называют кумулятивной ФР).

Иногда для некоторых законов распределения удается так трансформировать масштаб по оси ординат на рис. 5.10б, что кривая,

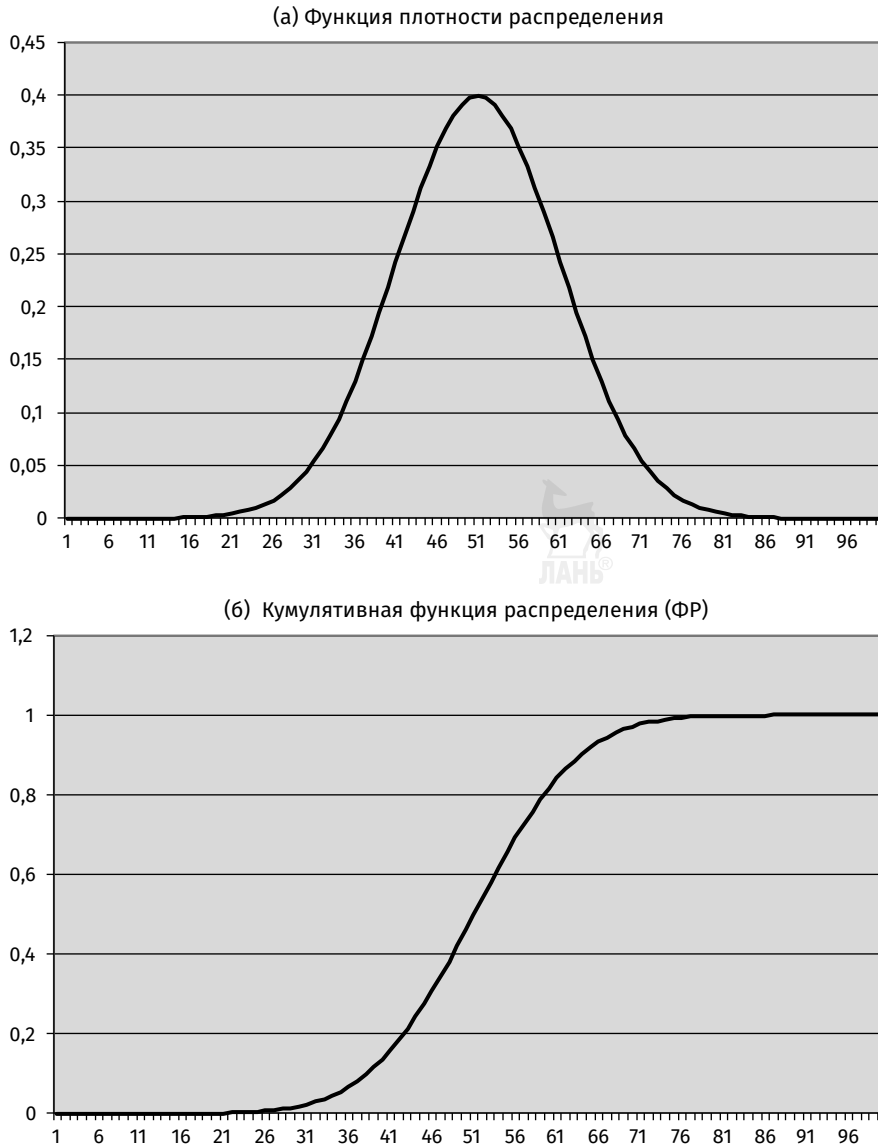


Рис. 5.10. Связь между функцией плотности (а) и ФР (б)

описывающая ход ФР, превращается в прямую линию. Если такое преобразование удастся найти, то соответствующий закон распределения будет наилучшим образом описывать эмпирические данные.

Из формулы (5.4) и рис. 5.10б видно, что ФР — однозначная возрастающая функция x . Поэтому, если нам будет известно численное значение ФР (например, b), то соответствующее значение аргумента ФР легко находится через обратную функцию:

$$u = \frac{x - \mu}{\sigma} = F^{-1}(b),$$

откуда

$$x = \mu + \sigma F^{-1}(b) = \mu + \sigma z_b. \quad (5.10)$$

Формула (5.10) — это уравнение прямой линии с наклоном, равным σ , и свободным членом, равным μ .

Значения b легко находятся по формуле (5.5). Совокупность этих значений дает нам так называемую эмпирическую ФР. В итоге получаем сетку нормального закона, показанную на рис. 5.11. По оси абсцисс на ней откладывают значения анализируемого параметра или характеристики, а по оси ординат — соответствующие значения обратной функции нормального закона. Для этого удобно сделать таблицу по приведенному ниже образцу. Чтобы понять, как все это работает, рассмотрим пример. Для примера мы воспользуемся теми же данными, какие были приведены в табл. 4.4, т. е. возьмем 120 значений из первых четырех столбцов табл. 4.4. Чтобы построить эмпирическую ФР, сначала нужно сделать из этих данных вариационный ряд, т. е. упорядочить данные, в нашем случае по возрастанию. В табл. 5.3 в столбце x приведены упорядоченные данные из табл. 4.4. В столбец F_i следует внести значения эмпирической ФР, вычисляемые по формуле (5.5), поэтому в первой строке мы должны написать $1/121 = 0,008264$, во второй — $2/121 = 0,016529$ и т. д. Сразу возникает вопрос: как быть с повторяющимися значениями? Например, для $x = 33$ у нас есть две строки, а для $x = 36$ — целых 11 строк.

Ответ: для повторяющихся значений эмпирическая ФР определяется по максимальному номеру, соответствующему данному значению¹. Следовательно, первой точкой для той ФР, которую нужно

¹ Иногда этого не делают, и тогда повторяющиеся значения создают группу вертикально расположенных точек.

будет наносить на вероятностную сетку и которая отвечает значению $x = 33$, будет значение 0,016529. Точки 34 и 35 проблем не вызывают, а вот для $x = 36$ значение эмпирической ФР будет равно $15/121 = 0,123967$. Но ФР для нормального закона очень сильно нелинейна, и потому на вероятностную сетку наносят не саму ФР, а соответствующие ей значения нормированной переменной (u или z), получаемые из обратной функции. Обратная функция стандартного нормального распределения в Excel обозначается как NORMSINV (НОРМСТОБР). Применяя ее, получаем для точки $x = 33$ NORMINV (0,016529) = -2,13, для точки 34 — НОРМСТОБР (3/121) = -1,96 и т. д. В итоге первые 20 строк нашей таблицы будут выглядеть так, как это показано в табл. 5.3. Там же написано, что нужно сделать дальше, чтобы получить рис. 5.12. Из рис. 5.11 видно, что наши данные хорошо ложатся на прямую линию. Если эту прямую провести, то точка ее пересечения с горизонталью $z = 0$ дает на оси x среднее значение для наших данных. Чтобы найти по графику стандартное отклонение, нужно построить прямоугольный треугольник с единичным катетом по оси ординат, тогда величина второго катета даст значение σ (рис. 5.13).

Таблица 5.3

№ п/п	X	$i/(n + 1)$	$F^{-1}(x) = z_i$		
1	33	0,008264		Вы можете считать значения z сразу только в нужных точках, а можно посчитать z во всех точках путем обычного протягивания, а затем удалить все лишнее. В любом случае потом нужно переписать данные столбца x и z без пробелов, как это показано ниже, после чего по этим двум столбцам строится диаграмма рассеяния	
2	33	0,016529	-2,13138		
3	34	0,024793	-1,96351		
4	35	0,033058	-1,83764		
5	36	0,041322			
6	36	0,049587			
7	36	0,057851			
8	36	0,066116			
9	36	0,07438			
10	36	0,082645			
11	36	0,090909		33	-2,13138
12	36	0,099174		34	-1,96351
13	36	0,107438		35	-1,83764
14	36	0,115702		36	-1,15538
15	36	0,123967	-1,15538	37	-1,00676
16	37	0,132231		38	-0,65511

№ п/п	X	$i/(n + 1)$	$F^{-1}(x) = z_i$		
17	37	0,140496		39	-0,53154
18	37	0,14876		40	-0,30505
19	37	0,157025	-1,00676	41	-0,03108
20	38	0,165289	-0,97295	42	0,393142

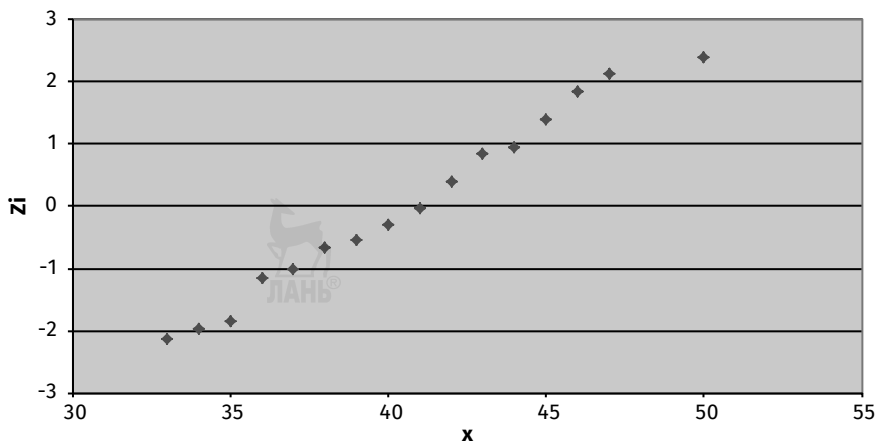


Рис. 5.11. Эмпирическая ФР данных табл. 4.4 на сетке нормального распределения

Таблица 5.4. Порядок расчета нормированной ФР и обратной функции

i	x_i	F_i	z_i		i	x_i	F_i	z_i		I	x_i	F_i	z_i
1	33				41	40				81	43		
2	33				42	40				82	43		
3	34				43	40				83	43		
4	35				44	40				84	43		
5	36				45	40				85	43		
6	36				46	40				86	43		
7	36				47	41				87	43		
8	36				48	41				88	43		
9	36				49	41				89	43		
10	36				50	41				90	43		

Окончание табл. 5.4

i	x_i	F_i	z_i		i	x_i	F_i	z_i		I	x_i	F_i	z_i
11	36				51	41				91	43		
12	36				52	41				92	43		
13	36				53	41				93	43		
14	36				54	41				94	43		
15	36				55	41				95	43		
16	37				56	41				96	43		
17	37				57	41				97	43		
18	37				58	41				98	44		
19	37				59	41				99	44		
20	38				60	42				100	44		
21	38				61	42				101	45		
22	38				62	42				102	45		
23	38				63	42				103	45		
24	38				64	42				104	45		
25	38				65	42				105	45		
26	38				66	42				106	45		
27	38				67	42				107	45		
28	38				68	42				108	45		
29	38				69	42				109	45		
30	38				70	42				110	45		
31	38				71	42				111	45		
32	39				72	42				112	46		
33	39				73	42				113	46		
34	39				74	42				114	46		
35	39				75	42				115	46		
36	39				76	42				116	46		
37	40				77	42				117	46		
38	40				78	42				118	47		
39	40				79	42				119	47		
40	40				80	43				120	50		

Практическое руководство по статистическому управлению процессами

0,977	Вероятностная сетка для нормального распределения	2
0,841		1
0,500		
		0
0,159		
		-1
0,023		
		-2
0,00135		
		-3

Рис. 5.12. Шаблон вероятностной сетки для нормального распределения

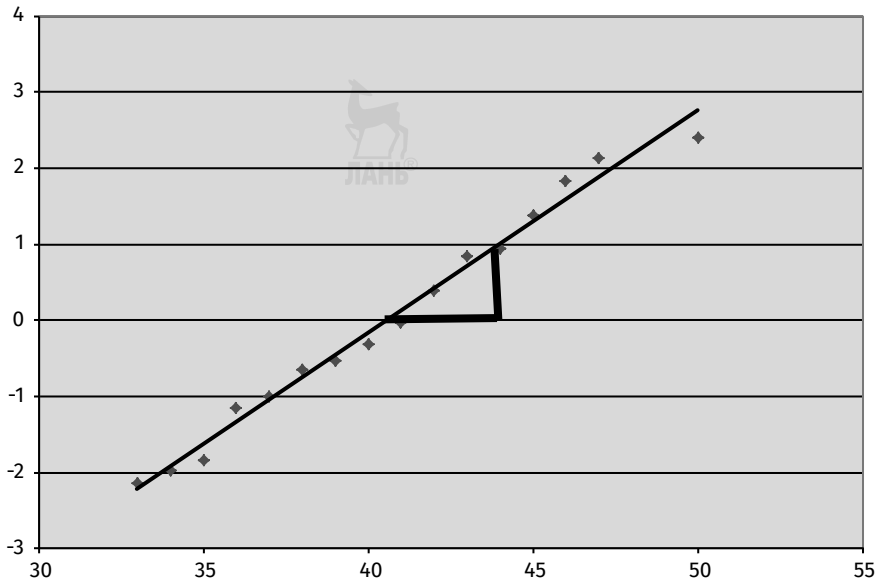


Рис. 5.13. Значения среднего и стандартного отклонения, рассчитанные по формулам для 120 точек табл. 4.4, равны: $\mu = 41,0$, $\sigma = 3,3$

В книге [Хан, Шапиро 1969] приведены шаблоны сеток для логнормального и вейбулловского законов распределения. Сетка для логнормального закона получается из сетки для нормального при замене значений x на $\log(x)$.



Глава 6

**ИНДЕКСЫ
ВОСПРОИЗВОДИМОСТИ
ПРОЦЕССОВ (ИВП)**



Если выясняется, что гистограмма может быть разумно аппроксимирована нормальным распределением, то можно предпринять исследование *воспроизводимости* процесса с помощью так называемых индексов воспроизводимости. Как и раньше, под воспроизводимостью процесса понимают соотношение между фактической шириной распределения и заданными границами поля допуска. Это соотношение важно при оценке того, какое количество объектов не соответствует установленным допускам, т. е. какова доля брака на выходе процесса. Если допустить, что нормальное распределение применимо, то долю дефектных изделий, оказавшихся за границами поля допуска при заданных значениях параметров μ и σ , можно определить сразу.

В самом деле, пусть гистограмма следует распределению (5.1), и пусть нижняя и верхняя границы поля допуска равны S_L и S_U соответственно (рис. 6.1).

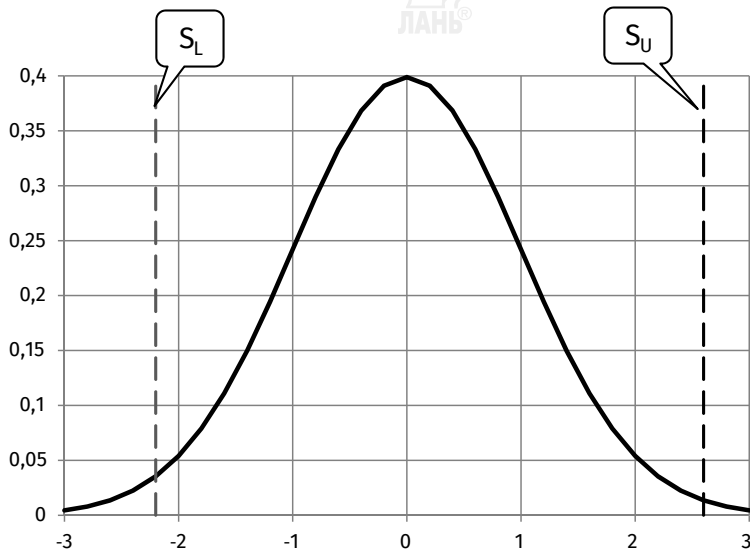


Рис. 6.1. Плотность нормального распределения и поле допуска

Тогда, чтобы найти долю дефектных изделий, генерируемых таким процессом, надо вычислить площадь, лежащую под кривой $f(x)$ слева от нижнего предела и справа от верхнего предела, т. е. следует взять определенный интеграл от функции плотности $f(x)$ от минус бесконечности до нижнего предела (S_L) и от верхнего предела (S_U) до плюс бесконечности. Имеем последовательно.

$$\begin{aligned} \text{Доля дефектных изделий} = \text{ДДИ} &= \int_{-\infty}^{S_L} f(x) dx + \int_{S_U}^{\infty} f(x) dx = \\ &= \int_{-\infty}^{S_L} \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\} dx + \int_{S_U}^{\infty} \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\} dx \end{aligned}$$

Делаем в интегралах замену переменных: $z = \frac{x-\mu}{\sigma}$ и принимаем во внимание, что интеграл от нормированной плотности нормального распределения $\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \exp(-\frac{z^2}{2})$ в пределах от $-\infty$ до t принято обозначать как $\Phi(t)$. Получаем:

$$\begin{aligned} \text{ДДИ} &= \int_{-\infty}^{\frac{S_L-\mu}{\sigma}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times \exp(-\frac{z^2}{2}) \times dz + \int_{\frac{S_U-\mu}{\sigma}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{z^2}{2}) = \\ &= \Phi\left(\frac{S_L-\mu}{\sigma}\right) + 1 - \Phi\left(\frac{S_U-\mu}{\sigma}\right) \end{aligned} \quad (6.1)$$

Из последней формулы видно, что ДДИ зависит только от значения нормированной переменной z . Это в свою очередь означает, что вместо ДДИ можно указывать соответствующее значение z . Если бы ситуация зависела только от статистиков, то, наверное, они бы именно так и поступили. Однако в инженерной практике XX века сложилась несколько иная традиция. Дело в том, что для количественного ответа на вопрос о соотношении разброса процесса и поля допуска нужно было сначала описать количественно реальный процесс, т. е. гистограмму. Хотя любую гистограмму можно строго описать с помощью ступенчатых функций Хевисайда, этот раздел высшей математики в подавляющем числе технических вузов просто не изучается (исключение составляет радиотехника и сопряженные области). Поэтому инженеры решили, что реальную гистограмму следует заменить гладкой кривой какой-либо подходящей (т. е. простой в описании) функции. Так как в течение XX века существовало предубеждение, что вариабельность мира хорошо описывается нормальным распределением (сегодня мы знаем, что это очень редкий случай), то естественным претендентом на модель замены гистограммы стала ее нормальная аппроксимация. Однако здесь возникла одна трудность. Дело в том, что гистограмма, отражающая реальность,

всегда ограничена справа и слева, тогда как нормальное распределение, представляющее собой математическую модель нашей реальности, простирается от минус бесконечности до плюс бесконечности. Поэтому, чтобы работать с этой моделью, ее надо было где-то ограничить. Инженеры условились ограничивать эту модель на уровне $+3\sigma$, т. е. они договорились считать, что фактическая ширина процесса, описываемого нормальной плотностью распределения, равна 6σ . Основанием для такого соглашения было неявное допущение о том, что долей изделий, лежащих вне пределов $\pm 3\sigma$, можно пренебречь. Из рис. 5.7 видно, что этому соответствует 0,27% изделий. Так появился первый индекс воспроизводимости процессов (ИВП), который получил название C_p (произносится в соответствии с написанными буквами Цэ-Пэ):

$$C_p = \frac{S_U - S_L}{6 \times \sigma}, \quad (6.2)$$

Очевидно, что при таком определении индекса воспроизводимости он равен единице, если ширина поля допуска равна фактической ширине процесса, т. е. $S_U - S_L = 6\sigma$. Отсюда в дальнейшем возникло часто цитируемое утверждение о том, что воспроизводимым считается процесс, для которого индекс C_p больше или равен 1. На самом деле никаких жестких требований к ИВП нет и, на наш взгляд, не может быть (о некоторых частных случаях таких требований см. ниже). Однако одного этого индекса оказалось мало для работы с процессами, так как он не отражает того, в какой точке внутри поля допуска находится вершина колокола. Другими словами, если вершина колокола начнет смещаться от середины поля допуска к его краю, индекс C_p будет оставаться неизменным, в то время как ДДИ будет с очевидностью расти. Поэтому кроме индекса C_p был предложен второй индекс, получивший название C_{pk} . Он рассчитывается так:

$$C_{pk} = \min\{CPL, CPU\}, \quad (6.3)$$

где

$$CPL = \frac{\mu - S_L}{3 \times \sigma},$$

$$CPU = \frac{S_U - \mu}{3 \times \sigma}.$$

Запись $\min \{.\}$ означает, что из двух чисел, стоящих внутри фигурных скобок, нужно выбрать наименьшее. Как обычно, греческие буквы используются, когда мы пишем теоретические формулы или когда знаем истинные значения параметров процесса (чего мы никогда не знаем). При работе с реальными выборками следует заменить греческие буквы на латинские или поставить над греческими буквами «крышечку» (^). Сопоставив (6.2) и (6.3), легко увидеть, что $CPL + CPU = 2C_p$. Индекс C_{pk} всегда меньше индекса C_p , за исключением случая, когда процесс настроен точно на середину поля допуска. В этом и только в этом случае $CPL = CPU = C_p = C_{pk}$.

Вернемся теперь к формуле (6.1). Очевидно, что, используя введенные выше ИВП, ее можно переписать в следующем виде:

$$\text{ДДИ} = \Phi(-3 \times CPL) + 1 - \Phi(3 \times CPU). \quad (6.4)$$

Так как $\Phi(-x) = 1 - \Phi(x)$ [Большев, Смирнов 1983], то приходим к выражению

$$\text{ДДИ} = 2 - \Phi(-3 \times CPL) - \Phi(3 \times CPU). \quad (6.5)$$

Для случая настройки на середину из (6.5) сразу получаем

$$\text{ДДИ} = 2 \left[1 - \Phi(3 \times C_p) \right]. \quad (6.6)$$

В англоязычной литературе величину, дополнительную к ДДИ, принято обозначать как PY (Process Yield = Выход процесса). Имеем, соответственно:

$$PY = 2\Phi(3C_p) - 1. \quad (6.7)$$

В табл. 6.1 приведены некоторые значения индекса воспроизводимости и соответствующие значения ДДИ.

C_p	0,7	0,8	0,9	1,0	1,1	1,2	1,3	1,33	1,4	1,5	1,67
ДДИ	3,6%	1,6%	0,69%	0,27%	0,097%	318 <i>ppm</i>	96 <i>ppm</i>	63 <i>ppm</i>	27 <i>ppm</i>	6,8 <i>ppm</i>	70 <i>ppb</i>
Сокращение <i>ppm</i> обозначает число частей (изделий) на миллион, <i>ppb</i> — на миллиард. Таким образом: 1 <i>ppm</i> = 0,0001%, 1 <i>ppb</i> = 0,0000001%.											

Здесь мы бы хотели обратить внимание читателя на то, что ИВП — очень опасные показатели. Помимо жестких условий

их применимости, что мы рассмотрим чуть позже, их опасность вызвана тем, что функция $\Phi(x)$ чрезвычайно быстро меняется при изменении ее аргумента. Например, из табл. 6.1 видно, что для C_p , равного единице, ДДИ равно 2700 ppm, а для C_p , равного 1,4, ДДИ равно уже всего лишь 27 ppm — т. е. изменение C_p от 1,0 до 1,4 ведет к стократному снижению уровня дефектности. Снижение брака в 100 раз на практике — это задача не на один год напряженной и настойчивой работы. Поэтому следует очень осторожно подходить к назначению целевых показателей через ИВП.

Передовые компании всего мира опытным путем пришли к тому, какими конкретными значениями C_p целесообразно руководствоваться в практической деятельности. Эти значения представлены ниже. Следует иметь в виду, что слово «нормы» здесь не стоит понимать буквально: это просто рекомендуемые значения для тех компаний, какие стремятся быть на конкурентоспособном уровне (указанный уровень был конкурентоспособным в конце прошлого века. Требуемый сегодня уровень близок к требованиям концепции «шесть сигм»).

Нормы для индекса C_p

- Существующие процессы — 1,33
- Новые процессы — 1,50
- Существующие процессы при наличии требований по безопасности, прочности, а также для критических параметров существующих процессов — 1,50
- Новые процессы при наличии требований по безопасности, прочности, а также для критических параметров новых процессов — 1,67

Одна из отраслей, установивших жесткие требования к процессам на основе ИВП, это автомобилисты. В отраслевом стандарте ТУ 16949 есть требование к поставщикам сборочных заводов, что индекс C_p для поставляемых частей должен быть больше, чем 1,33. Другими словами, уровень несоответствующей продукции должен быть не больше, чем 63 несоответствующие детали на миллион. Большинство российских поставщиков не в состоянии стабильно и долговременно удовлетворять этому требованию — в результате и поставщик, и потребитель вынуждены делать вид, что требования соблюдаются, тогда как в реальности они не выполняются. С другой стороны, при наличии

желания и упорства в достижении цели российские предприятия способны достигать мировых уровней дефектности — см., например, главу про компанию «Инструм-Рэнд» в книге [Лapidус 2000].

При односторонних границах допуска следует использовать только один из индексов *CPL* или *CPU* в зависимости от того, какая именно граница реально существует.

Достоинства и недостатки индексов воспроизводимости процессов
Достоинства

1. ИВП служат удобной количественной мерой оценки вариабельности процессов.
2. ИВП позволяют в целях сертификации охарактеризовать процессы количественно простым и дешевым способом.
3. ИВП оказываются удобным средством аудита процессов.
4. ИВП удобны для количественного описания показателей эксплуатируемого оборудования.
5. ИВП оказались весьма удобным инструментом для выбора и взаимодействия с поставщиками сырья и комплектующих.
6. ИВП — простое средство контроля состояния технологического процесса и удобная мера его совершенствования.
7. ИВП создают общий язык для обсуждения проблем качества для всех участников производственного процесса.

Недостатки

- (i) ИВП могут быть легко подогнаны под любые требования путем изменения границ поля допуска.
- (ii) ИВП применимы только для стабильных процессов, находящихся в пределах поля допуска, и нормального распределения параметров (характеристик) процесса.
- (iii) ИВП очень чувствительны к объемам выборки и при малых объемах имеют большой статистический разброс (например, при $n = 30$ нижняя 95%-ная доверительная граница при точечном значении $\hat{C}_p = 1,33$ будет равна 1,04, а при $n = 15$ — 0,91, см. [Адлер, Шпер 1994]).

Следует несколько подробнее пояснить, почему ИВП стали столь популярны и столь широко используются в самых разных отраслях

промышленности. Дело в том, что с ростом уровня качества процессов уровень дефектности во многих отраслях заметно снизился и стал измеряться не в процентах, как это было в XX веке, а в десятых, сотых и даже тысячных долях процента. Это резко изменило ситуацию с проблемой подтверждения достигнутого уровня дефектности. В самом деле, минимальная партия, нужная для подтверждения доли брака в 1%, имеет порядок 100 штук (минимальная партия соответствует случаю, когда откажет как минимум одно изделие. Если отказов нет, мы ничего не можем сказать об истинном уровне брака, кроме его верхней границы). Если истинный уровень дефектности имеет порядок 0,01%, то как минимум нужно испытать 10 000 изделий, что почти нигде и почти никогда не представляется реальным. А для расчета ИВП нам достаточно и 20–50 объектов, после чего мы просто считаем нужный индекс и получаем любую бездефектность¹. На самом деле, зачастую это страусиная политика, поскольку для разумного применения ИВП нужно всегда помнить о пункте (ii):

- ИВП применимы только для стабильных процессов, а это означает, что должна вестись ККШ и на ней не должно быть признаков особых причин вариаций;
- реальная гистограмма процесса должна хорошо аппроксимироваться² нормальным распределением.

Мы вернемся к ИВП в следующей главе, где будем обсуждать вопрос о различных способах расчета стандартного отклонения. Из формул для ИВП ясно, что если разные способы расчета будут давать разные значения этого параметра, то и значения индексов будут меняться и, следовательно, очень сильно будет меняться оценка уровня дефектности процессов. Эта ситуация привела к возникновению так называемых индексов пригодности процессов, которые мы и обсудим чуть ниже.

¹ Оба автора в своей практике не раз видели данные, где индекс C_p был равен, скажем 4 или 8 и т. д. Попробуйте рассчитать ДДИ, скажем, для $C_p=8...$

² Что такое «хорошо аппроксимироваться», должно быть определено операционально, особенно в области хвостов гистограммы.

Глава 7

**ПРОБЛЕМЫ
И ТРУДНОСТИ
ПРИ ПОСТРОЕНИИ
И ПРИМЕНЕНИИ
ККШ И ГИСТОГРАММ
НА ПРАКТИКЕ.
АЛГОРИТМ
ПРОЦЕССА АНАЛИЗА
СТАБИЛЬНОСТИ
И ВОСПРОИЗВОДИМОСТИ**



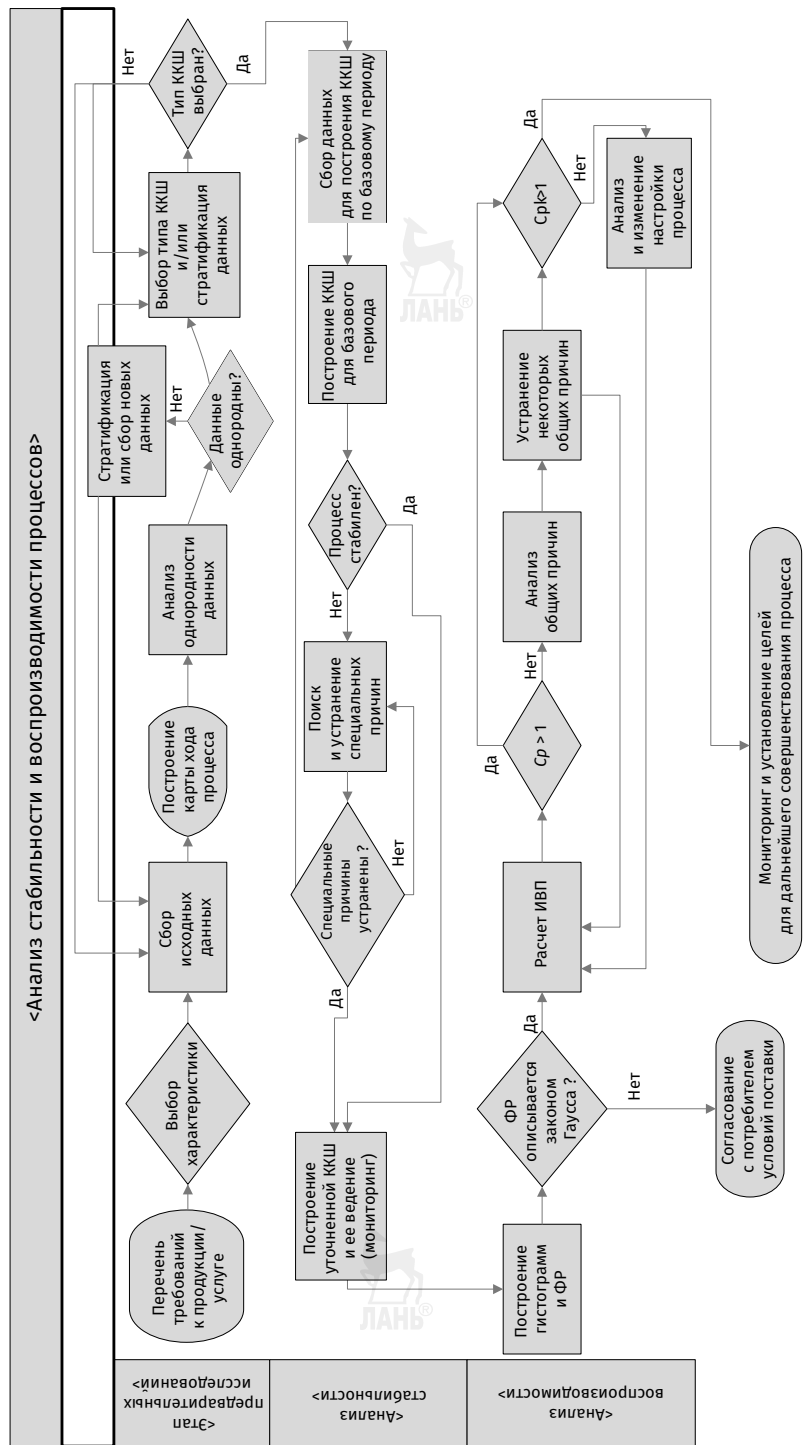


Рис. 7.1. Общий алгоритм анализа стабильности и воспроизводимости процессов

На рис. 7.1 показан алгоритм анализа любых процессов с точки зрения сначала их стабильности, а потом — воспроизводимости. Все начинается с верхней полосы рис. 7.1 — этапа предварительных исследований. Прежде всего мы выбираем ту характеристику, какую хотим исследовать, и, составив перечень требований к ней, приступаем к сбору данных. На этом этапе мы должны продумать, как, с какой частотой и точностью мы будем собирать информацию, кто, где, когда, что именно и сколько раз будет измерять — обратите внимание, что здесь работает правило 5W + 2H. Собрав некоторое число данных: сколько — зависит от процесса, поэтому никаких универсальных правил нет, нужно построить карту хода процесса (run chart). Если речь идет о процессе, который давно работает в организации, то нужно взять максимальное число доступных данных за все то время, когда система не испытывала заметных изменений. Построив эту карту, на нее нужно внимательно посмотреть — чем больше глаз будет задействовано в этом, тем лучше. Один из самых важных вопросов, которые следует задавать себе и другим на этом этапе: однородны ли собранные данные, т. е. можно ли считать их относящимися к одному и тому же процессу? На рис. 4.4 был приведен пример явно неоднородных данных.

Менее очевидный, но тоже неоднородный процесс показан на рис. 7.2. Внимательно присмотревшись можно заметить, что точки группируются по 6 подряд — при анализе выяснилось, что в цеху

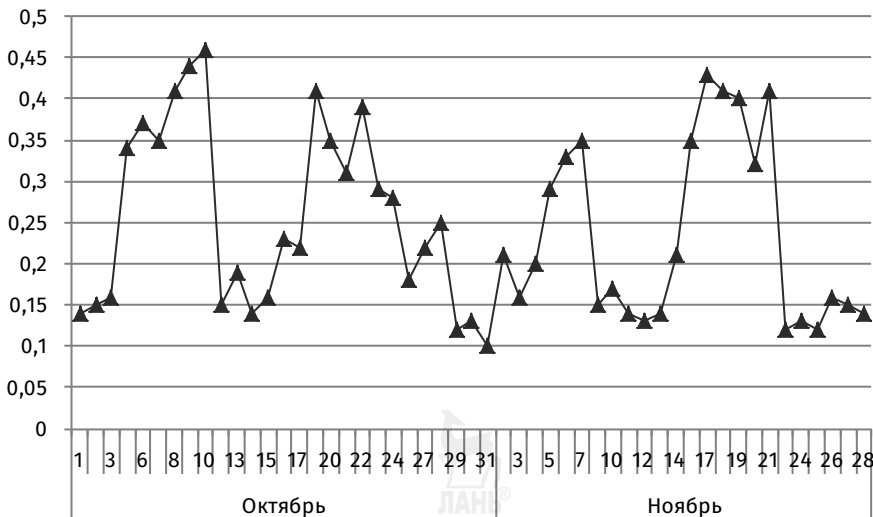


Рис. 7.2. Карта хода процесса для данных о несоответствующей продукции

работают две бригады и каждая по 6 дней подряд. Если данные неоднородны, то следует вернуться к сбору данных или принять решение о работе с неоднородными данными (со всеми вытекающими отсюда последствиями). Если мы переходим к следующему этапу работы, то нам нужно выбрать тип карты, какую мы планируем вести. Для этого мы обращаемся к рис. 4.24 или, что предпочтительнее, находим специалиста в области ККШ, сажаем его вместе с владельцем процесса, и они в ходе дружеской беседы принимают решение о выборе типа ККШ (часто это решение оказывается не окончательным, и тогда мы возвращаемся к данному этапу). После того как тип карты выбран, мы переходим в среднюю полосу рис. 7.1 — начинается этап анализа стабильности процесса. Он начинается со сбора данных или принятия решения о выделении базового периода для построения предварительной ККШ. Как мы уже подчеркивали, этот этап может выполнить только владелец процесса. Построив по этим данным ККШ, мы смотрим, стабилен ли процесс на этапе предварительного исследования. Если обнаружены особые/специальные причины, то нужно искать, что их вызвало, и, по возможности, устранить эти причины. Если мы выдвигали гипотезы о том, что вмешивалось в процесс, и пытались эти вмешательства устранить, то теперь нужно снова собрать данные и снова построить ККШ по новому базовому периоду. Этот цикл повторяется, пока мы не добьемся стабильности процесса, т. е. отсутствия особых причин вариаций. Когда мы этого добились, строится «окончательная» ККШ, и мы переходим к регулярному ее ведению, т. е. к мониторингу процесса (частота сбора данных на этом этапе может отличаться от того, что было на этапе предварительного исследования). Слово «окончательная» здесь имеет тот смысл, что далее, пока система не изменится, мы не меняем полученные нами значения ЦЛ и верхнего и нижнего контрольных пределов. Собственно работа с ККШ на этапе мониторинга состоит в том, чтобы наносить получаемые при контроле процесса точки на карту и смотреть, остается ли процесс стабильным. Так как реальная система производства меняется, как правило, не слишком часто, число специалистов, знающих, как вычисляются параметры ККШ, может быть очень небольшим — эта работа делается достаточно редко (если предприятие работает стабильно). Другое дело, что все сотрудники предприятия должны понимать смысл ККШ и смысл расположения точек на карте. Параллельно следует перейти к третьей полосе рис. 7.1 — анализу воспроизводимости процесса. С этой целью мы строим гистограммы и ЭФР на различных вероятностных сетках,

чтобы понять, какая модель наилучшим образом описывает имеющиеся данные. Если нормальное распределение оказывается подходящим, то можно далее использовать ИВП. Если при этом процесс стабилен, но не воспроизводим, т. е. нас не устраивает ширина зоны системной вариабельности (значение индекса C_p меньше требуемого), то нужно менять систему и устранять общие причины вариабельности. Если ширина зоны нас устраивает, но процесс неверно настроен (значение индекса C_{pk} меньше требуемого), то нужно снова менять систему в части настройки среднего. Если нормальное распределение нам не подходит, то нужно договариваться с потребителем о том, каким методом мы будем подтверждать требуемый им уровень дефектности продукции. Но в ходе нашего движения по схеме рис. 7.1 важно еще и правильно строить и ККШ, и гистограммы, а также все другие карты, диаграммы, графики и т. п. На некоторых наиболее распространенных ошибках в построении и интерпретации средств визуального анализа мы и остановимся в следующих разделах. Начнем с проблем построения и применения ККШ.

ПРОБЛЕМЫ И ТРУДНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ККШ

Многолетний опыт работы авторов с предприятиями в самых различных сферах человеческой деятельности, а также тщательный анализ литературы в области SPC позволили нам сформулировать семь основных проблем, чаще всего возникающих при попытках применения ККШ. Вот эти проблемы (некоторые из них уже упоминались в предшествующих главах, некоторые будут новыми для читателя).

1. Проблема однородности данных. Аналитические и перечислительные исследования.
2. Проблема выбора базы для расчета границ ККШ.
3. Проблема формул расчета стандартного отклонения.
4. Проблема с картой по качественным признакам типа p .
5. Проблемы с картой для средних значений.
6. Проблема использования дополнительных правил чтения ККШ.
7. Проблема с организацией работы и использованием ККШ.

Рассмотрим эти вопросы последовательно.

1. ПРОБЛЕМА ОДНОРОДНОСТИ ДАННЫХ. АНАЛИТИЧЕСКИЕ И ПЕРЕЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Мы уже затрагивали эту тему, когда рассматривали процедуру построения карты индивидуальных значений и скользящих размахов (с. 78), а также в предыдущем разделе этого параграфа. Сама идея очевидна: анализируемые данные должны генерироваться одним процессом, а не разными. Естественно, что в результате должны получаться похожие/подобные/близкие по характеристикам объекты. Все вышесказанное не операционально. К сожалению, операционального определения понятия однородности данных не существует. Однородность может рассматриваться на разных уровнях и в рамках совершенно разных подходов, например как общее понятие языка и как статистический термин и т. п. И даже внутри чисто математического подхода статистики говорят об однородности на разных уровнях, например, одинаковы ли дисперсии двух или нескольких выборок, получены ли выборки из одинаковых или разных ФР и т. п. При этом важно понимать, что все, что обсуждается в рамках сравнения двух или нескольких выборок, строго говоря, не имеет отношения к проблеме однородности данных некоторого процесса. Ведь процесс не генерирует отдельных выборок. Он генерирует непрерывную последовательность данных, для которой, строго говоря, не существует ФР, так как даже если некоторая часть данных процесса прекрасно описывается какой-то ФР, после того как появились новые данные, и у нас нет никакой уверенности в том, что они соответствуют той же ФР. Вся идея ККШ построена на предположении о том (см. рис. 3.3), что если предшествующие точки процесса лежат внутри определенной нами по некоторым правилам зоны, то разумно ожидать, что ближайшие будущие точки будут лежать внутри той же зоны (при условии, что в систему ничто не вмешивается). Это — операциональное правило, и для его применения не нужно знание никакой ФР и даже не нужно, чтобы она существовала. Кроме того, реальные процессы, строго говоря, не могут быть описаны с помощью ФР, так как ФР — это вероятностная характеристика *случайной* величины, а выход любого процесса не есть случайная величина, — мы ведь целенаправленно создаем процесс, сфокусированный на получении нужных нам значений. В целом проблема однородности данных тесно переплетается с проблемой их случайности. Подробнее этот вопрос мы рассмотрим в последней главе, здесь же заметим, что,

если не вдаваться в теоретические мудрствования, наличие неоднородных данных обычно легко выявляется при внимательном рассмотрении карты хода процесса, как это можно увидеть на рис. 4.4 и 7.2. Конечно, возможны и менее очевидные варианты, например карта, показанная на рис. 7.3. Из рис. 7.3 очевидно, что есть группы точек, лежащие на разных уровнях, но можем ли мы утверждать, что данные неоднородны, или мы должны сказать, что в процесс регулярно вмешивается нечто постороннее или, что тоже возможно, процесс так устроен. Формального ответа на этот вопрос нет и не может быть, а неформальный — прост и очевиден. Как бы мы ни называли происходящее, ясно, что:

- нас это не устраивает;
- нужно разбираться в причинах такого поведения процесса.

И только существенный анализ процесса ответит на вопрос, что это было: комбинация из разных процессов или вмешательство в один и тот же процесс.

Именно поэтому прямоугольник «Анализ однородности данных» идет самым первым после построения карты хода процесса на рис. 7.1.

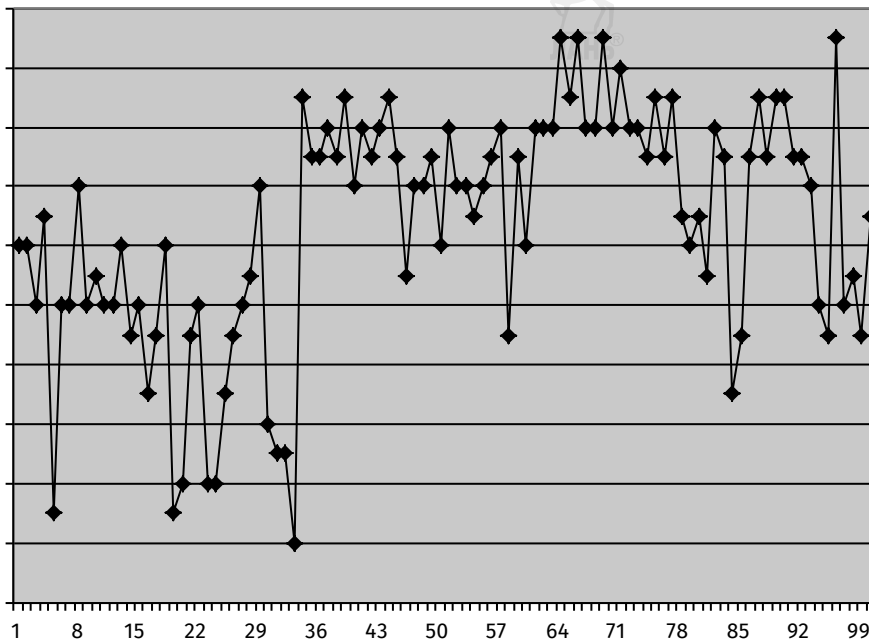


Рис. 7.3. Пример нестабильного процесса

Есть еще один важный аспект понимания ККШ, тесно связанный с проблемой однородности данных. Вернемся снова к различию между выборкой и процессом. Весьма значительная часть статистических методов посвящена исследованию выборок, и привыкшие к этому статистики многие методы и выводы применяют к ККШ. Принципиальную ошибку такого подхода подробно обсуждает д-р Деминг в своих последних книгах [Deming 1990, 1993; Деминг 2006, 2007]. Чтобы отличить анализ имеющейся и уже сформированной выборки (конечной или бесконечной) от анализа развивающегося во времени бесконечного процесса, Деминг предложил различать перечислительные¹ и аналитические исследования (Enumerative and Analytical Studies) [Deming 1993]. Перечислительные исследования изучают уже имеющийся к данному моменту времени набор данных, аналитические — пытаются предсказать будущее. Выборочные методы, критерии согласия, проверка гипотез — все эти методы заняты описанием прошлого и, пишет Деминг, «бесполезны для цели предсказания» [Deming 1993, p. 104]. ККШ — это инструмент аналитического исследования, так как она предсказывает границы, в которых, как мы ожидаем, должны лежать будущие точки процесса (при определенных условиях).

2. ПРОБЛЕМА ВЫБОРА БАЗЫ ДЛЯ РАСЧЕТА ГРАНИЦ ККШ

Мы уже обсуждали эту проблему в главе 3, когда учились строить ККШ по данным игры «Красные бусы». Там мы выяснили, что база для расчета границ ККШ должна выбираться из данных, относящихся к такому состоянию процесса, когда мы в него, по крайней мере, не вмешивались намеренно. Кроме того, мы выяснили, что длительность этого этапа должна быть такой, чтобы в него вошло все, что нормально происходит в рассматриваемой системе. Вышесказанное означает, что процесс выбора базового периода нельзя формализовать — все процессы индивидуальны, и их число бесконечно. Здесь мы снова

¹ Установившегося в литературе перевода термина «enumerative», насколько нам известно, пока что нет. Приходящие первыми в голову варианты, например «численные» или «описательные» мы решили не использовать, так как они уже заняты. Скажем, в русскоязычной литературе уже давно существуют термины «численные исследования» или «описательная статистика», и эти термины соответствуют совсем другим англоязычным словам. Поэтому здесь предлагается приведенный выше вариант перевода.

сталкиваемся с требованием о важности участия знатока процесса в применении ККШ. Но есть, как всегда, два крайних случая. Данных очень мало (мы договорились, что операционально мало означает меньше 20) — и тогда мы используем все имеющиеся данные. Данных очень много, и процесс явно длительно стабилен — и тогда можно взять столько данных, сколько удобно, и потом уточнить границы по накопленному объему данных.

3. ПРОБЛЕМА ФОРМУЛ РАСЧЕТА СТАНДАРТНОГО ОТКЛОНЕНИЯ.

В главе 4 мы уже отмечали, что границы на *всех* ККШ рассчитываются всегда по правилу

ЦЛ ± 3 стандартных отклонения,

но само стандартное отклонение можно рассчитывать различными способами. И дело даже не в том, что для карт различных типов математической основой расчета будут разные законы распределения, скажем, нормальный — для непрерывных данных, биномиальный или пуассоновский для дискретных. Проблема в том, что для одной и той же карты пресловутую сигму можно считать по-разному. Во всех курсах статистики широко известна и подробно обсуждается стандартная формула для расчета сигмы:

$$S_{n-1} = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{X})^2}{n-1}} \quad (7.1)$$

где использованы обычные обозначения, x_i — собственно данные, n — объем выборки, \bar{x} — среднее по этим данным. Эта сигма называется стандартным отклонением и обычно обозначается латинской буквой S с индексом $(n-1)$, так как в знаменателе под корнем стоит именно это выражение. Но, как известно, Шухарт предложил рассчитывать границы ККШ, используя для стандартного отклонения другую оценку, а именно среднее значение размаха (или скользящего размаха):

$$S_{\bar{R}/d_2} = \frac{\bar{R}}{d_2} \quad (7.2)$$

где d_2 — коэффициент, зависящий от объема подгруппы, по которой вычислен размах. Начиная с конца 1920-х и вплоть до 1950-х гг. статистики всего мира среди прочих проблем изучали статистические свойства оценки стандартного отклонения через размах (см., например,

[Дэйвид 1979]). Было обнаружено, что формула (7.2) довольно хорошо согласуется с (7.1), если исходное распределение было нормальным и даже когда оно не слишком сильно отличалось от нормального [ibid.]. Именно поэтому константы из табл. 4.1 вычисляются с помощью соответствующих значений коэффициента d_2 , который также приводится во всех стандартах и справочниках по ККШ (см. табл. 4.2). Однако практика применения ККШ довольно быстро выявила проблемы. Одна из них известна давно и многократно описана в литературе. Мы уже столкнулись с ней, когда обсуждали в главе 4 построение карты $\bar{X} - R$ на примере данных о толщинах фильтров. При разборе этого примера выяснилось, что если мы включаем в подгруппу данные о толщине каждого из фильтров, то вариабельность между подгруппами из нашего анализа исчезает. На языке статистики это выглядит так. Полная вариабельность процесса состоит из вариации внутри и между подгруппами:

$$\sigma_{\text{полная}}^2 = \sigma_{\text{внутри}}^2 + \sigma_{\text{между}}^2. \quad (7.3)$$

Если мы вычислили размахи по подгруппам и, взяв средний размах, оценили сигму процесса, мы потеряем второе слагаемое в (7.3). Если же мы вычислим сигму по всем данным без учета их разбиения на подгруппы, то мы получим оценку полной сигмы, которая может оказаться в разы больше, чем внутригрупповая сигма. Другими словами, как правило (но не обязательно), стандартное отклонение, вычисляемое по обычной формуле (7.1), оказывается заметно больше того, что получается по формуле (7.2), т. е. у нас будет гораздо меньше шансов обнаружить особые причины вариаций (т. е. вмешательство в процесс). Реальная проблема в практике ККШ возникает из-за того, что для подавляющего большинства ситуаций мы не знаем, есть ли у наших данных какая-то внутренняя структура, которая может привести к заметному различию между оценкой (7.1) и (7.2). Отсюда возникло правило, которое мы выделили врезкой на с. 122, о требовании считать границы на ККШ не по общему правилу ± 3 сигмы, а по формулам, «привязанным» к соответствующей карте [Уилер, Чамберс 2009].

Другая проблема была обнаружена совсем недавно, хотя Шухарт много писал о ней. Это проблема случайности или, точнее, неслучайности данных реальных процессов. В работе [Shper, Adler 2017] эта проблема обсуждается достаточно подробно применительно к картам индивидуальных значений и скользящих размахов. Там же показано, что в случае, когда порядок следования данных не случаен, отношение

среднего скользящего размаха к стандартному отклонению может заметно отличаться от величины d_2 (см. главу 8).

Здесь следует предупредить читателя о том, что для расчета ИВП многие руководства предлагают использовать и стандартное отклонение (СО), вычисленное через размах, и СО, вычисленное традиционным образом, т. е. через σ_{n-1} . Чтобы различать индексы, в которых знаменатель вычислен разными способами, договорились оставить «имя индексы» воспроизводимости для тех случаев, когда в формулы (6.2) и (6.3) подставляют СО, рассчитанное с помощью величины σ_{R/d_2} , а в тех случаях, когда в знаменателе формул (6.2) и (6.3) используется величина σ_{n-1} , соответствующие величины стали называть индексами пригодности. Некоторые руководства интерпретируют индексы воспроизводимости как показатели кратковременных возможностей процесса, а индексы пригодности — как показатели долговременных возможностей. Мы считаем, что такая интерпретация малообоснованна, так как дело не в объеме данных и не в различии формул, а в том, будет ли процесс стабилен и однородны ли данные, использованные при расчете σ_{n-1} . Тем не менее в силу очень сильной зависимости уровня дефектности от численных значений ИВП следует очень внимательно изучать, какое именно СО подставляется в расчеты и почему.

4. ПРОБЛЕМА С КАРТОЙ ПО КАЧЕСТВЕННЫМ ПРИЗНАКАМ ТИПА P

Карта p -типа кажется весьма простой и, казалось бы, не должна вызывать никаких проблем. Но на практике стандартный способ ее построения часто приводит к очень узким пределам, если объемы рассматриваемых выборок оказываются большими. На рис. 7.4 показана такая карта из работы [Натальченко 2009]. Точек внутри границ практически нет — это сразу вызывает вопрос о правильности границ — ККШ по своей природе исключительно робастна, т. е. правило ее построения, предложенное Шухартом, практически для любых процессов приводит к границам, внутри которых располагается подавляющее большинство точек процесса (если только эти границы правильно посчитаны). Причина проблемы с границами на рис. 7.4 — карта данного типа здесь не применима, так как нарушено неявное условие, лежащее в основе p -карты: присущее процессу значение средней доли падежа должно быть одно и то же для всех партий. Но эти бройлеры поставлялись от разных поставщиков в разные периоды времени — нет никаких

оснований считать, что доля падежа у этих партий одна и та же. Что делать в этом случае? Один из ответов, рекомендуемый в [Уилер, Чамберс 2009] и описанный в [Адлер, Жулинский, Шпер 2009], — строить карту $x - mR$. Результат показан на рис. 7.5 — полученная карта выглядит вполне разумной. Другой выход описан в работе [Laneу 2002]. Там предлагается строить карту индивидуальных значений по нормированным обычным образом значениям долей, а затем рассчитывать скорректированные переменные границы на этой карте, причем корректирующий множитель как раз и учитывает вариабельность процесса, не объясняемую биномиальной моделью.

Еще одна проблема с картой p -типа возникает в тех случаях, когда реальный процесс, генерирующий данные, имеет столь большой разброс, что границы ККШ, вычисляемые по любым формулам, оказываются больше единицы и меньше нуля, чего быть не может по определению. Но тогда для такой карты основное правило Шухарта — выход точки за верхний или нижний пределы — работать не может в принципе. По-видимому, в этом случае у нас нет иного выбора, кроме использования дополнительных правил чтения ККШ. Авторы пока что не встречали работ, обсуждавших эту проблему.

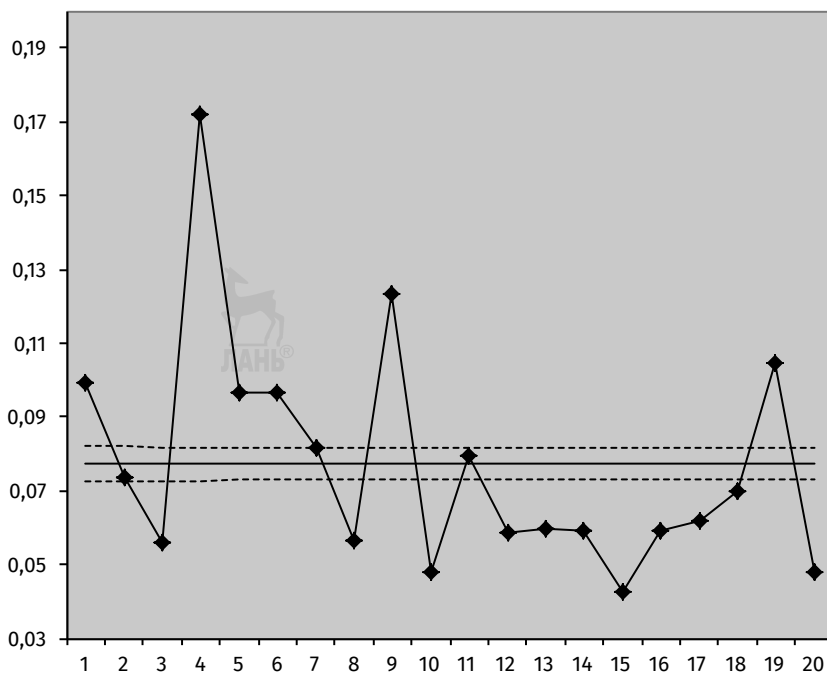


Рис. 7.4. Доля падежа бройлеров от числа посаженных голов — карта p -типа

№ п/п	Дата	Посажено, гол.	Падеж, гол.
1	10.05.2005	30 218	2996
2	12.07.2005	29 822	2199
3	23.09.2005	31 211	1749
4	10.11.2005	30 865	5306
5	23.12.2005	36 946	3570
6	26.02.2006	38 786	3758

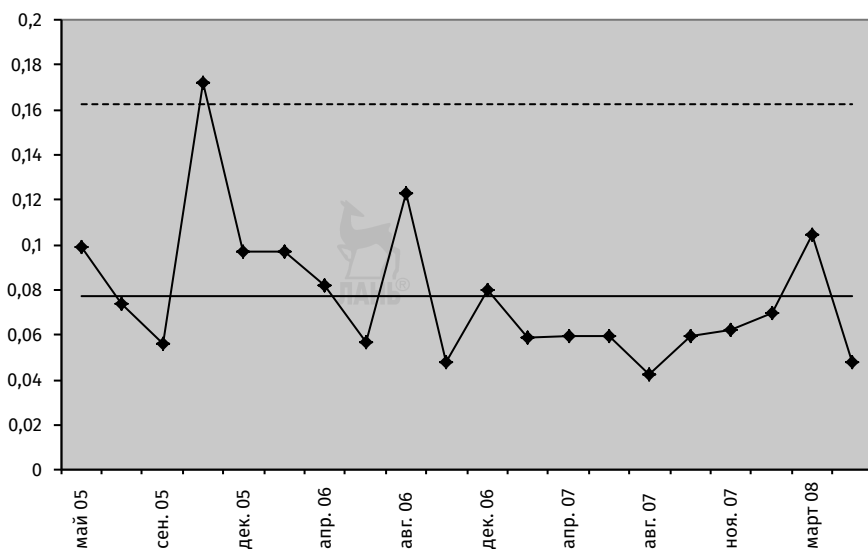
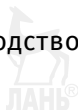


Рис. 7.5. Внизу: те же данные на карте $x - mR$.
Вверху: часть таблицы с исходными данными

5. ПРОБЛЕМЫ С КАРТОЙ ДЛЯ СРЕДНИХ ЗНАЧЕНИЙ

Строго говоря, мы этот вопрос уже рассмотрели, и не один раз. Поэтому здесь мы лишь сформулируем эту проблему в иной форме, а именно: результаты анализа карты средних и размахов (то же относится к карте средних и стандартных отклонений) *иногда* могут сильно зависеть от способа разбиения данных на подгруппы. Поэтому можно дать полезный общий совет: если вас что-то смущает в построенной вами ККШ, постройте по тем же самым данным еще несколько карт, изменив тип карты и/или объем подгрупп, и сравните полученные результаты. Если общий вывод о стабильности останется таким же — у вас будет бóльшая уверенность в правильности своих выводов, если выводы противоположны — нужно искать причину несоответствия.



Вообще совет анализировать одни и те же данные разными методами следует иметь в виду при использовании любых методик и инструментов анализа данных.

Еще одна хорошо известная, но все равно часто встречающаяся проблема карты средних — нанесение на нее допусков. Иногда допуски наносят на карту хода процесса и рассматривают их как контрольные пределы. В других случаях допуски наносят на карту средних для сравнения с контрольными пределами. И то и другое неверно: допуски никогда не следует наносить на карту средних. Во-первых, границы ККШ — это голос процесса, это информация о том, какую систему мы на самом деле создали, стремясь получить на выходе процесса продукцию внутри допусков. Допуски — это голос потребителя, это наша «хотелка», и ниоткуда не следует, что реальный процесс будет соответствовать допускам. Во-вторых, не существует никаких допусков для средних значений. Допуск — это всегда граница для индивидуальных значений характеристик процесса. Поэтому допуск имеет смысл наносить только на карту \bar{x} — mR и только для сравнения с рассчитанными по данным о процессе границами.

6. ПРОБЛЕМА ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ДОПОЛНИТЕЛЬНЫХ ПРАВИЛ ЧТЕНИЯ ККШ

Эту проблему мы уже также обсуждали на с. 104. Это — проблема неопределенности момента времени при использовании правил, в которых рассматриваются структуры, состоящие из более чем одной точки. Единственный совет, который, как мы видим, имеет смысл дать, — считайте, что момент вмешательства в систему совпадает с первой точкой той группы, которая применяется для обнаружения особой причины вариации. Смысл такого подхода очевиден — он гарантирует нам, что мы не пропустим момент вмешательства. Если мы при этом не нашли никаких признаков особых причин, то можно перейти к поиску в момент, соответствующий второй точке из той же группы, и т.д. Еще одна проблема дополнительных — их количество. Чем больше правил мы используем, тем сложнее анализ ККШ и тем больше возможное число ложных сигналов. Отсюда вытекает наша рекомендация: используйте как можно меньше дополнительных правил чтения ККШ, особенно на начальном этапе их внедрения.



7. ПРОБЛЕМА С ОРГАНИЗАЦИЕЙ РАБОТЫ И ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ККШ

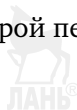


Эту проблему мы слегка затронули во введении. Это проблема культуры организации, проблема того, как в ней организована работа и взаимоотношения между сотрудниками. Здесь есть два наиболее важных аспекта:

- с методологией ККШ должно быть знакомо все руководство организации, и, более того, *оно должно его активно применять в своей повседневной деятельности*;
- ККШ — это инструмент общения с процессом. Общаться должен специалист по *процессу* в режиме *онлайн*. Однако **все** сотрудники организации должны знать смысл картинки под названием ККШ и понимать, зачем она нужна.

ПРОБЛЕМЫ И ТРУДНОСТИ ПОСТРОЕНИЯ И ПРИМЕНЕНИЯ ГИСТОГРАММ

Мы привели на с. 17 вставку, в которой перечислили девять инструментов РАД.



1. Визуализация
2. Диаграммы потока процесса
3. Контрольные листки
4. Контрольные карты Шухарта
5. Гистограммы
6. Стратификация данных
7. Диаграмма Парето (80/20)
8. Схема Исикава
9. Диаграмма рассеяния

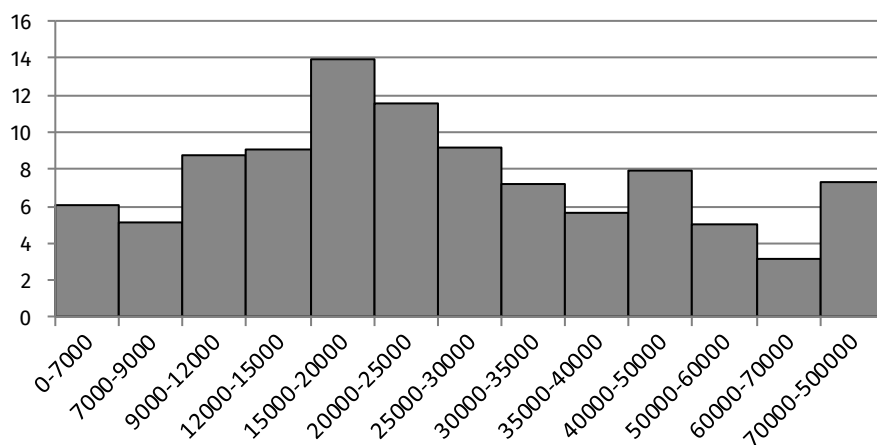
Вот уже много лет, как авторы регулярно проводят семинары и тренинги по SPC на специально организованных курсах и/или на предприятиях, которые хотели бы овладеть этими инструментами. Каждый раз перед началом обучения мы даем слушателям маленькую анкету, где спрашиваем, умеют ли они строить диаграмму потока процесса,

ККШ, гистограмму, диаграмму Парето и диаграмму рассеяния. Гистограмма неизменно лидирует в таком опросе — как правило, больше половины участников ставят галочку, что они умеют строить гистограммы. Аналогичный вопрос мы задаем студентам, которые приходят на курс по SPC (в МИСиСе — это бакалавры 4-го года обучения). Их ответы дают тот же результат. Два постоянных аутсайдера наших опросов — это ККШ и — только для сотрудников различных компаний — диаграмма Парето (студенты изучают этот инструмент, поэтому некоторые его знают¹). И действительно, что может быть проще простой столбиковой диаграммы, которая по сути и есть гистограмма? Тем не менее опыт работы как со студентами, так и с инженерами показывает, что есть несколько нюансов, с которыми подавляющее большинство лиц с высшим образованием не знакомо. Первый нюанс — это гистограмма для дискретных данных. Как правило, ее пытаются строить так же, как и гистограмму для непрерывных данных, забывая, что дискретные данные существуют только в точках своих целочисленных значений. Второй нюанс относится к проблеме нормирования гистограмм. Дело в том, что во многих источниках значения высот столбиков гистограммы проставляют в абсолютных значениях и там же рисуют теоретическую кривую, аппроксимирующую эти же данные. Но и статистические пакеты, и многие авторы забывают сказать читателю, что теоретическая кривая построена совсем в ином масштабе, нежели гистограмма, поскольку столбиковая диаграмма с абсолютными значениями высот столбиков — не нормирована, а теоретическая кривая всегда нормирована на единичную площадь под всей кривой. Поэтому задание построить на гистограмме аппроксимирующую модель ФР приводит многих в тупик, даже если человек помнит, что такое гистограмма, и не нормированную картинку способен построить. И, наконец, третий нюанс заключается в том, что очень многие не умеют распознавать неверно построенные гистограммы. Табл. 7.1 взята авторами с сайта Росстата летом 2017 г. В столбцах приводится процент населения РФ, имеющего среднедушевые денежные доходы, указанные в левом столбце (руб./месяц). Берем, например, правую колонку и строим столбиковую диаграмму. Получаем рис. 7.6.

¹ Строго говоря, это относится только к студентам, обучающимся по специальностям управление качеством, сертификация и т. п. Студенты других специальностей и других вузов отвечают так же, как и работающие инженеры и прочие специалисты.

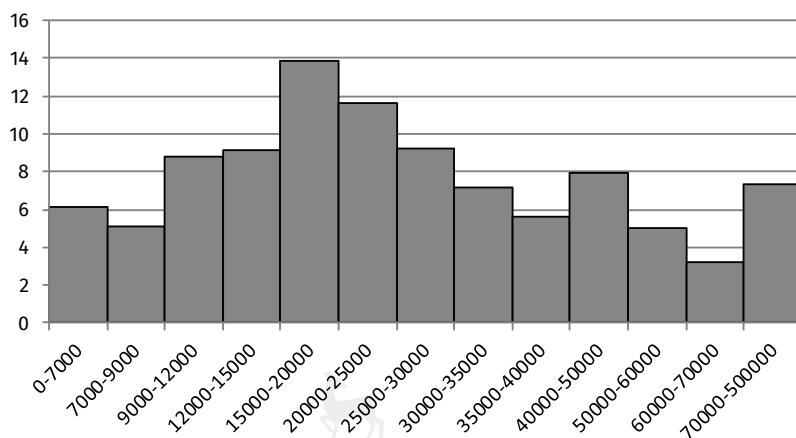
Таблица 7.1. Распределение денежных доходов населения РФ, по данным Росстата

	2012	2013	2014	2015	2016 ¹⁾
Все население	100	100	100	100	100
в том числе со среднедушевыми денежными доходами в месяц, руб.:					
до 7000,0	12,6	9,8	8,1	6,2	6,1
от 7000,1 до 9000,0	7,9	6,8	6,1	5,1	5,1
от 9000,1 до 12 000,0	12	10,8	10	8,9	8,8
от 12 000,1 до 15 000,0	10,8	10,3	9,8	9,2	9,1
от 15 000,1 до 20 000,0	14,6	14,5	14,4	14	13,9
от 20 000,1 до 25 000,0	10,7	11,2	11,4	11,6	11,6
от 25 000,1 до 30 000,0	7,8	8,4	8,8	9,2	9,2
от 30 000,1 до 35 000,0	5,6	6,3	6,7	7,2	7,2
от 35 000,1 до 40 000,0	4,1	4,7	5,1	5,6	5,6
от 40 000,1 до 50 000,0	5,4	6,3	7	7,9	7,9
от 50 000,1 до 60 000,0	8,5	3,8	4,2	4,9	5
от 60 000,1 до 70 000,0	...	7,1	2,7	3,1	3,2
свыше 70 000,0	5,7	7,1	7,3

**Рис. 7.6**

Большинство опрошиваемых на вопрос «Гистограмма ли это?» отвечает утвердительно (если отбросить в сторону их сомнения по принципу, раз спрашивает, значит что-то не так...). Между тем это — не гистограмма, точнее, неверно построенная гистограмма, так как у столбиков на рис. 7.6 разный шаг по оси абсцисс. Если взять постоянный интервал и пересчитать высоты столбиков, то получится

картинка, приведенная на рис. 7.7, где вверху повторен рис. 7.6, а внизу показано, как должна выглядеть правильно построенная гистограмма¹.



Правильная гистограмма с равными интервалами

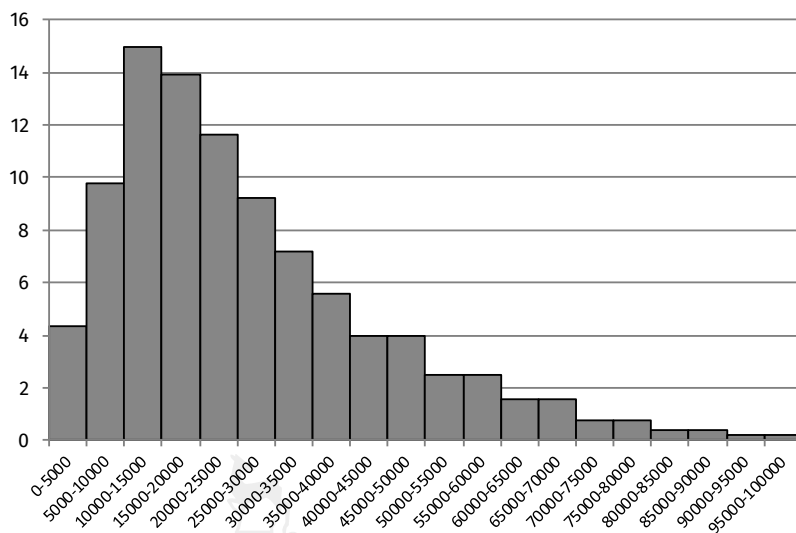


Рис. 7.7. Распределение ежемесячного денежного дохода населения РФ в 2016 г., по данным Росстата

¹ Так как в таблице Росстата нет данных по распределению доходов, больших 70 000 руб./месяц, то правый хвост гистограммы на рис. 7.7 мы построили при определенных допущениях, и, строго говоря, точные высоты столбиков могут оказаться не совсем такими, но, учитывая высоту столбиков в этой части гистограммы, этим эффектом можно пренебречь.

Очевидно, что рис. 7.6 и 7.7 вызывают совершенно разные эмоции у жителя страны. Заметим, что есть авторы, считающие, что гистограмму можно строить и по неравным интервалам, уменьшив пропорционально высоты столбиков. Хотя теоретически это возможно, с точки зрения практики это нецелесообразно. Дело в том, что человек по-разному воспринимает текст и геометрические фигуры. И если столбики будут одинаковой ширины, но подписи будут указывать на разную ширину — что как раз и реализовано на рис. 7.6, — то все равно общая картина ситуации будет визуальнo отражена не совсем адекватно.



Глава 8

**SPC, ИСКУССТВЕННЫЙ
ИНТЕЛЛЕКТ, BIG DATA
И НОВЫЕ ИДЕИ
В ОБЛАСТИ ККШ**





Контрольные карты Шухарта, как и другие методы SPC, возникли в мире, в котором еще не было современных компьютеров, интернета и многого другого. Их применение и развитие в первые 95 лет существования привели к мысли о том, что они принадлежат к классу алгоритмически неразрешимых задач. Это означает, что мы не умеем их автоматизировать. Попытки, предпринятые Дж. Боксом и его учениками в самом конце прошлого века [Box, Luceno 1994], не были признаны полностью успешными.

Рекомендация, вытекающая из всего, что мы сегодня знаем, звучит так: для построения обычной контрольной карты сначала надо упорядочить во времени прошлые данные и по некоторой их части, ближайшей к текущему моменту, построить стартовую карту (фаза 1). Сама по себе эта операция вполне поддается автоматизации, но только после того, как выбраны тип карты и правила образования подгрупп. Затем надо проанализировать полученную карту, то есть проверить наличие в ней хотя бы одного признака, говорящего о нестабильности системы. Если точно сформулировать все критерии нестабильности, о которых мы не раз говорили выше, то саму проверку тоже можно поручить машине. Но сам выбор критериев пока остается за человеком. Здесь могут возникнуть две ситуации: признаки разладки не обнаружены или обнаружены. Если ничего не обнаружено, что мало вероятно: Д. Чамберс частенько говаривал, что никакой набор данных не сможет пройти тщательный анализ по всем дополнительным правилам [Wheeler 1995, p. 139], то можно приступить к фазе 2, т. е. к запуску самого процесса мониторинга. Здесь важно избежать ошибки, которая встречается во многих пакетах программ для контрольных карт и заключается в пересчете границ карты при появлении каждой следующей точки. Для стабильного процесса это бессмысленно¹, а для нестабильного — не нужно. Саму фазу 2 тоже можно автоматизировать, включая и проверку появления особых причин. Но в случае обнаружения особой причины в классическом случае предполагается создание команды для сбора дополнительной информации с помощью «семи простых инструментов статистического контроля качества» [Куме 1990] и выдвижения гипотезы о возможной причине или

¹ Стоит еще раз обратить внимание читателя на очень существенный факт: все точки внутри стабильного процесса равноправны и несут лишь информацию о среднем и разбросе среднего. Добавление каждой следующей точки при наличии хотя бы нескольких десятков предшествующих практически ничего к этой информации не добавляет.

причинах нарушения стабильности. Затем эту гипотезу предстоит реализовать в рамках цикла Шухарта–Деминга (PDSA). Пока трудно себе представить, как автоматизировать эти шаги.

Если же возникает второй вариант — система не стабильна, то предлагается исключить все точки, порождающие нестабильность, пересчитать границы карты и начать мониторинг. Все это допускает автоматизацию. Все вместе создает некий «коктейль» из формализованных и неформализованных ингредиентов, что приводит к мысли, высказанной недавно Г. Каспаровым [Каспаров 2017], о совместной работе человека (или команды) и компьютера.

Видимо, важно различать мониторинг статистической стабильности системы и мониторинг, направленный на корректировку ее текущих настроек. Последнее в случае концепции Шухарта–Деминга не представляется целесообразным и должно быть заменено на непрерывное совершенствование, направленное на систематическое снижение вариации. Что же касается первого, то возникает важный вопрос о том, что значат профессиональные знания владельцев процесса для построения карты и принятия решений? Что в них есть такого, что не удастся формализовать? Пока мы не знаем точных ответов.

Между тем появились первые признаки того, что «лед тронулся». Убедительными аргументами служат транспортные средства, перемещающиеся без водителя-человека, или роботы-сиделки в японских больницах. Говорят, что все эти чудеса возникли благодаря научному направлению, которое называется искусственным интеллектом (ИИ). Давайте посмотрим, что лежит в основе этого подхода.

Сам термин «искусственный интеллект», видимо, принадлежит Алану Тьюрингу, которого очень интересовал вопрос о том, может ли машина мыслить [Тьюринг 1960]. Пока ясно, что если машина и будет мыслить, то, скорее всего, не так, как человек. То, что сейчас понимается под искусственным интеллектом, — это смесь сбора, обработки и анализа данных с машинным обучением, в основе которого лежат все те же статистические методы кластер-анализа, а также механизмы принятия решений. Мы хотим проследить становление и развитие всех этих направлений. После Второй мировой войны в США начались работы, казалось бы, в совершенно другом направлении. Специалисты начали понимать, что нас окружает океан информации, который непрерывно расширяется. Так, в 1962 г. была издана книга американского экономиста Фрица Махлупа «Производство

и распространение знаний в США», которая в 1966 г. была переведена на русский язык [Махлуп 1966]. В ней производство и распространение знаний, видимо, впервые рассматривались как отрасль народного хозяйства. Дирек де Солла Прайс был первым, кто начал исследовать динамику роста информационных потоков в науке с помощью математических методов [Прайс 1960]. Он обнаружил, что в течение примерно 300 лет рост числа научных публикаций во времени с высокой точностью описывался экспонентой с удвоением примерно каждые 10–15 лет. Во время больших войн и революций рост слегка замедлялся, однако уже через несколько лет отставание компенсировалось. При таком росте не удивительно, что стали стремительно нарастать проблемы поиска нужных публикаций. Прорыв в этом направлении осуществил Юджин Гарфильд, который в 1963 г. начал публиковать свой «Индекс научных цитат» [Garfield 1955], который позволял по ссылкам в публикациях отыскивать работы, интересующие исследователя. Теперь это огромное коммерческое предприятие компании Thomson Reuter, снабжающее весь мир библиографической информацией. Развивая идеи Прайса, В. В. Налимов предложил рассматривать науку как самоорганизующийся информационный поток. В книге, совместной с З. М. Мульченко [Налимов, Мульченко 1969], он ввел термин «Наукометрия», который стал названием и книги, и нового научного направления. Налимов обнаружил, что экстраполяция кривых роста приводит к абсурду. Получается, например, что к 2050 г. все население Земли должно публиковать научные работы, а для их публикации на бумажных носителях пришлось бы извести все леса на земном шаре. Поэтому он предложил рассматривать абсурдность экстраполяции как критерий, говорящий о смене закона развития, о появлении новой парадигмы [Налимов 1972]. Можно считать, что такой подход содержал в себе прогноз компьютерной революции, которая в тот момент уже начиналась. Хотя наука — один из самых важных источников информации, было ясно, что это не единственный источник, но не было ясности с тем, как собирать и фиксировать информацию из других источников. На выручку пришел штрихкод, запатентованный Джозефом Виландом и Бернардом Сильвером в США в октябре 1952 г. Он возник в связи с потребностями учета товаров в торговых сетях, но затем получил более широкое применение. Были разработаны и двумерные коды, вмещающие больше информации. Общий информационный поток резко увеличился. Теперь ни одно движение товара

от поставщика в торговую сеть, а затем к покупателю не ускользает от внимания аналитика.

Обработка столь мощных информационных потоков, к тому же неоднородных и динамичных, оказалась недоступной для классической математической статистики, которая активно совершенствовалась весь XX век и существенно влияла на революции во многих областях человеческой деятельности [Salsburg 2001]. Теперь требовались другие инструменты. Интересно, что движение, направленное на их поиск, зародилось, видимо, в середине прошлого века и начало ему положила статья американского статистика Джона Тьюки [Tukey 1962]. Примечательно, что она называется «Будущее анализа данных». Автор почувствовал, что складывается структура, в которую классическая статистика входит как часть. В 1977 г. вышла большая монография Тьюки, в которой предложен термин «Разведочный анализ данных» (РАД). В 1981 г. был опубликован ее русский перевод [Тьюки 1981]. В том же 1977 г. Ф. Мостеллер и Дж. Тьюки опубликовали книгу «Анализ данных и регрессия», которая вышла в русском переводе в двух книгах [Мостеллер, Тьюки 1982]. Вот какие задачи видел для разведочного анализа данных Дж. Тьюки:

- максимальное «проникновение» в данные;
- выявление основных структур данных;
- выбор наиболее важных переменных;
- обнаружение отклонений и аномалий;
- проверка основных гипотез;
- разработка начальных моделей.

Для решения этих задач потребовались многочисленные новые инструменты, которые Тьюки либо придумывал сам, либо заимствовал там, «где плохо лежит». Главным движущим мотивом была визуализация данных. Интересно, что практически в то же время ту же задачу пытался решить в Японии Исикава Каору со своими учениками. Они, как известно, создали «семь простых инструментов статистического контроля качества», которые тоже вовсе не все были «статистическими» [Куме 1990]. В книге, которую вы сейчас читаете, мы широко использовали некоторую смесь из того, что сделал Исикава, и того, что сделал Тьюки.

Таким образом, РАД стал обязательным начальным шагом во всяком серьезном исследовании. При этом предполагается, что после

«разведки боем» наступит следующий шаг в исследовании, использующий более серьезную статистическую (и не только) «артиллерию» для построения фундаментальной теории изучаемого объекта и выработки практических рекомендаций.

Прошло всего каких-то десять лет, и стало ясно, что РАД интегрируется в гораздо более мощную систему, существенно использующую вычислительную мощность. Это новое направление получило название Data Mining [Data Mining, SPSS 1999; Дюк, Самойленко 2001]. Как обычно, с переводом этого термина на русский язык есть известные трудности. Мы придерживаемся варианта «Раскопки в данных», хотя знаем, что есть возражения. Появление «Раскопок в данных» стало возможно благодаря резкому рывку в развитии вычислительных систем. Без компьютерной революции любые раскопки были бы невозможны. Вехами на этом пути были работы Джона фон Неймана, в том числе и его классическая книга с Оскаром Моргенштерном [Нейман, Моргенштерн 1970], Норберта Винера [Винер 1983], Клода Шеннона [Шеннон 1963], Алана Тьюринга, который уже упоминался выше, и многих других. На фоне этих работ началось бурное развитие вычислительной техники. Откуда бы ни появились данные, рано или поздно их приходится обрабатывать. А это, как известно, традиционно задача статистики. А теперь — задача раскопок в данных. Надо сказать, что в самой прикладной статистике тоже с конца прошлого века разыгралась революция [Adler 2013]. XX век начался под влиянием работ Карла Пирсона [Pearson 1892]. Именно Пирсон предложил рассматривать статистику как грамматику языка любой науки, он полагал, что без статистики никакое исследование не вправе считать себя научным. В 1901 г. Пирсон вместе с Френсисом Гальтоном и морским биологом Р. Уэлдоном, пионером прикладной биометрии, основал первый в мире журнал *Biometrika*, от начала которого вполне можно отсчитывать время современного периода развития прикладной статистики, того самого, что грозит разрушить очередная революция. Будучи под сильным впечатлением от работ Чарльза Дарвина, Пирсон полагал, что журнал будет способствовать экспериментальной проверке теории о происхождении видов с помощью построения кривых распределения (названных позднее «кривыми Пирсона») и проверки гипотезы о том, что они не противоречат результатам наблюдений в соответствии с критерием «хи-квадрат» (названным позднее критерием Пирсона). Для этого предлагалось по экспериментальным данным вычислять первые четыре момента кривых распределения,

а именно: среднее, дисперсию, асимметрию и эксцесс. Под знаком этой парадигмы и развивалась статистика в XX в. Было сделано многое для понимания природы законов распределения случайных величин, для проверки статистических гипотез и для многих других ситуаций. Однако целый ряд важных достижений лежал вне этого общего тренда. Прежде всего, это планирование экспериментов, предложенное сэром Рональдом Фишером в 1919 г. [Fisher 1925], и контрольные карты Шухарта. За век произошло так много всего, что к началу нынешнего века Хироэ Цубаки [Tsubaki, Nishina, Yamada 2008] начал говорить о смене парадигм в статистике, имея в виду отказ от концепции Пирсона в пользу концепции Тагути. Нам новая парадигма видится в следующей форме [Adler 2013].

ВЕРОЯТНОСТНЫЙ ПО СВОЕЙ ВНУТРЕННЕЙ СТРУКТУРЕ МИР ВМЕСТО ДЕТЕРМИНИРОВАННОГО ИЛИ ВЕРОЯТНОСТНОГО ВСЛЕДСТВИЕ НАШЕГО НЕЗНАНИЯ МИРА

Конечно, статистика всегда «жила» в вероятностном мире, но работала с детерминированными моделями лапласовского типа, занималась их неопределенностями. Теперь ей предстоит существенно расширить поле деятельности. Для унификации моделей объектов исследования мы, следуя за Н. Винером, рассматриваем «черный ящик» и его обобщения — «серые ящики» и «белый ящик». Взаимодействие таких «ящичков» с конкретными науками для построения априорных моделей требует, чтобы сами науки были переосмыслены и преобразованы в структуры, описывающие входы и выходы ящичков. При этом они неизбежно будут взаимодействовать с другими традиционными науками, превращаясь в междисциплинарные структуры. Это, в свою очередь, откроет дорогу для создания междисциплинарных исследовательских команд, а это потребует командных форм обучения. В конечном счете это должно изменить облик науки и структуру ее взаимодействия с практикой.

1. Вместо отдельных наук — междисциплинарные конгломераты. (Новый облик науки). Сами традиционные науки, конечно, останутся, но центр тяжести переместится в междисциплинарную область.

2. Вместо специализированных теоретических моделей модели типа «черного ящика» с большим числом факторов и откликов и со сверткой многомерных откликов, например с помощью функции потерь по Г. Тагути.
3. Вместо аксиом операциональные определения по Э. Демингу.
4. Вместо формализации визуализация по К. Исикава и Дж. Тьюки.
5. Вместо жестких статистических моделей данных моделирование в широком диапазоне, машинная имитация.
6. Вместо традиционного управления системами изучение статистической устойчивости систем и действия в соответствии с диагнозом (ККШ).
7. Вместо традиционного экспериментирования по вдохновению использование планирования экспериментов как обязательного элемента научного исследования. (В тех случаях, когда физический эксперимент невозможен или нежелателен, надо планировать машинные имитационные эксперименты.)
8. Вместо традиционной обработки данных систематическое использование раскопок в данных как основного способа обработки результатов и извлечения информации. Это путь компьютеризации. А за раскопками в данных идут большие данные.
9. Вместо индивидуальных прорывов — работа в смешанных командах над реальными проектами. Форма работы — непрерывный диалог.
10. Вместо случайного обучения — непрерывное обучение всех членов команды для обеспечения эффективного диалога. И для выработки общей терминологии.
11. Вместо детерминированного представления результатов и принятия решений учет элементов неопределенности.
12. Статистика — язык науки. И основа практики.

Это еще не само будущее, а только наше видение. Мы думаем, что оно создает достаточно реалистичный фон для описания того, как это все будет сочетаться с искусственным интеллектом и с большими данными, лежащими в его основе. И так, понадобилось немного лет стремительного роста и одновременного удешевления вычислительных

возможностей, плюс создание программных продуктов с открытым кодом в распределенной системе, чтобы все инструменты обработки данных погрузились в одну бездонную систему, получившую название большие данные. Интересно, что на этой же технической основе возник еще один гигантский проект, получивший название блокчейн [Генкин, Михеев 2018], породивший криптовалюты, но пригодный для гораздо большего. Мы уже отмечали, что научные поисковые системы и штрихкоды породили мощные информационные потоки, которые усугубились с развитием многих видов датчиков и других средств получения информации. Теперь все это доступно нам в виде потока в реальном времени. Этот поток стремителен, неоднороден и весьма мощен. Он возродил старые и поставил новые вопросы. Поэтому мы приведем ниже их краткое описание.

«СТАТИСТИЧЕСКОЕ МЫШЛЕНИЕ» И БОЛЬШИЕ ДАННЫЕ

*Все модели ошибочны,
но некоторые из них полезны.*

Дж. Бокс

Цель расчетов — не числа, а понимание.

Р. В. Хемминг

Для человеческого ума недоступна совокупность причин явлений.

Но потребность в отыскании причин вложена в душу человека.

Л. Толстой

С ростом технических возможностей у людей растут и потребности в наилучшем использовании этих возможностей. Это хорошо видно на примере больших данных (Big Data). Как только сбор данных резко подешевел благодаря многочисленным датчикам, штрихкодам и встроенным компьютерам, появилась идея таких программных продуктов, которые позволяют объединить в единую сеть большое число обычных компьютеров, а такая сеть способна обрабатывать огромные объемы данных, что немыслимо для обычных компьютеров. Больше того, удалось резко ослабить требования к однородности и упорядоченности собираемых данных, что, в свою очередь, существенно снижает затраты. И дело не только в затратах: открываются новые

возможности, которые действительно меняют практически все, что нас окружает.

Адептам этого нового подхода кажется, что можно забыть многие классические методы сбора и анализа данных вместе с многочисленными проблемами их сбора и анализа, накопившимися за многие десятилетия. Смотрите, что, например, говорил главный редактор журнала *Wired Magazine* Крис Андерсон летом 2008 г. (цитируем название его работы) [Anderson 2008]: «Конец теории: потоп данных делает научный метод излишним». Дальше Крис писал: «Шестьдесят лет назад компьютер сделал информацию читабельной. Двадцать лет назад интернет сделал информацию ценной. Десять лет назад сделали машину-поисковик для одной базы данных. Сегодня Google и подобные ему компании ворочают петабайтами данных. Мы дети эпохи петабайтов». В этой эпохе многое иначе, чем прежде. Килобайты хранились на флоппи-дисках, для мегабайтов нужен жесткий диск, терабайты нуждаются уже в дисковом массиве, в матричной дисковой подсистеме с двумя или более дисковыми накопителями, ну а петабайты хранятся в «облаках». Для хранения массивов такого размера пришлось разработать в 2005–2010 гг. специальные «облачные» хранилища (см., например, [Черняк 2011]).

Питер Норвиг, директор по исследованиям в Google, открывая одну из конференций, сослался на наш первый эпиграф и сказал: «Все модели ошибочны, и мы все чаще можем преуспеть без них». Перечисляя такие достижения науки, как механика Ньютона, квантовая физика, теория Дарвина, генетика, Крис [Anderson 2008] говорит, что во всех таких науках создаются лишь частные модели, которые все время пересматриваются и со временем становятся такими сложными, что работать с ними становится все дороже, а ответы получаются все менее интересными. Что же касается наук о человеке и об обществе, то они, по его мнению, совсем не продвинулись в понимании своих объектов. «Что мы знаем о том, почему человек поступает так, как он поступает?» — спрашивает он. Его статья заканчивается риторическим вопросом «Что наука может дать Google?». Это важный вопрос, к которому мы еще вернемся. Пока же выясним, каким таким магическим оружием обладает Google, что оно служит ему вместо «сезама», открывающего любую дверь? Оказывается, это не новость, это самая обычная корреляция, только прилагаемая к большим массивам данных. «Корреляции вполне достаточно» [Anderson 2008]. Хотя Крис позже несколько смягчил свою позицию, все же главные

вопросы остались. И мы обсудим их после обращения к книге [Майер-Шенбергер, Кукьер 2014] — первой переведенной на русский язык книге про большие данные. Ее авторы занимают сходную с Крисом позицию, но, поскольку это книга, они аргументируют свою позицию более обстоятельно. Вот краткий пересказ основных моментов главы «Корреляции».

Есть главный вопрос, ради ответа на который в прошлом велись научные исследования. Это вопрос «Почему?» — такой вопрос требует предположения о существовании причинной связи между изучаемыми явлениями. Если мы верим в причинность, тогда естественно реализовать процесс: выдвижение гипотезы — проверка гипотезы всеми доступными способами — выдвижение новой гипотезы, поскольку предыдущая редко оказывается приемлемой. Это долго, дорого и неэффективно. Главная трудность заключается в том, что сам исходный вопрос поставлен неверно. Вместо «Почему?» надо задавать вопрос «Что?». Тогда мы сразу отказываемся заниматься поисками причинности, а вместо этого бесполезного занятия начинаем исследовать корреляции между многими миллионами переменных в массивах не только большой размерности, но и с огромным числом реализаций (наблюдений, опытов, событий). И тогда, как по мановению волшебной палочки, появляются нужные нам ответы. Совокупность полученных корреляций позволяет делать прогнозы с высокой вероятностью успеха, и это есть основа успеха в использовании больших данных. Конечно, иногда полезны нелинейные корреляции, но это — дело будущего.

Далее авторы [Майер-Шенбергер, Кукьер 2014] со ссылкой на работы лауреата Нобелевской премии американского психолога и экономиста Даниэля Канемана обсуждают проблему причинности. Есть, — говорят они, — два способа постижения мира:

- с помощью быстрых иллюзорных причинно-следственных связей и
- медленным методичным казуальным экспериментом.

По Д. Канеману это соответствует двум формам мышления — быстрой и медленной. Причем, как думают авторы [Майер-Шенбергер, Кукьер 2014], внутреннее ощущение причинности не углубляет нашего понимания мира. Это — лишь иллюзия понимания. Но иногда ведь причины действительно существуют и углубляют понимание мира, как продолжают думать многие.

Давайте теперь обратимся к нашему второму эпитафю. Из того, что мы что-то измерили или вычислили, практически ничего не следует. Результат вычислений надо ввести в некоторый контекст, только тогда его можно будет как-то использовать. Если, например, мы определили, что рост некоего человека равен двум метрам пятидесяти сантиметрам, то, само собой, это лишь констатация. Но если мы узнаем, что люди выше двух метров встречаются довольно редко, а такого роста вообще не встречаются в настоящее время, тогда мы понимаем, что либо в результат вкралась ошибка, либо обнаружен уникальный человек. На обыденном языке это и называется пониманием. Оно далеко от проблем причинности и связанных с ними философских рассуждений. Понимать — значит вписать в контекст и получить возможность принимать решения. И контекст может оказаться неадекватным, и решения могут оказаться ошибочными. Но люди иначе действовать пока не умеют. Они будут воспринимать обнаруженные ошибки как источник информации, которая должна способствовать переходу на новый, более глубокий уровень понимания. В быту это называется жизненным опытом. (Мы уже писали об этом, но другими словами — см. модель DIKW в главе 2.)

Источниками данных служат системы, которые их порождают. Было бы странно, если бы состояние этих систем не оказывало влияния на получаемые данные. В 1958 г. была издана книга Я. П. Лумельского [Лумельский 1958], ставшая популярной и переизданная уже через три года (ее цитируют и используют до сих пор). Автор приводит примеры важных практических задач из разных отраслей народного хозяйства. Методически они построены по одной схеме. Берется некоторый производственный процесс и тщательно стабилизируется, насколько это возможно, конечно. Затем собираются данные — результаты измерений ключевых характеристик этого процесса, причем объем выборки максимизируется, опять-таки, насколько возможно. По данным этой выборки строится уравнение регрессии, обычно линейное или квадратное. Данных много, уравнение прекрасно описывает их результаты, причем разница между линейными и квадратными уравнениями получается не очень существенной. Можно было бы радоваться такой удаче, если бы не одно смущающее обстоятельство: для предсказания результатов будущих опытов эти уравнения оказались совершенно непригодными. Почему? Ответ на этот вопрос я (ЮА) узнал в конце 1961 г. от моего учителя В. В. Налимова. Оказалось, что, сколько бы данных мы ни накапливали в хорошо работающем

стабильном процессе, они все равно будут нести информацию только об одной многомерной точке — номинале исследуемого процесса (см. примечание на с. 192). Оценка процесса в этой точке, конечно, улучшается с ростом числа наблюдений, но информации о других возможных режимах работы системы это не добавляет. Понятно, что через одну точку всегда можно провести сколько угодно каких угодно уравнений. Все они в этой точке будут адекватны, а про другие точки они просто ничего не знают. Выходит, что объем информации сам по себе не ведет к росту знаний. Много — не всегда значит хорошо. Кажущееся разнообразие не всегда ведет к реальному разнообразию [Ланцош 1961]. Отсюда вытекает, что накопление петабайтов информации может оказаться бессмысленным, если по данному набору параметров массив стабилен...

Раз так, можно предложить работать с «разболтанным» процессом, в котором плохо соблюдается технологический регламент. Здесь-то мы получим информацию о других точках и, может быть, сможем ею воспользоваться. Увы — в таком случае информация окажется ненадежной. Поведение нестабильной, статистически неустойчивой системы непредсказуемо. Поэтому полученные таким образом результаты вряд ли будут воспроизводимыми. Работая с данными, мы вынуждены считаться со статистическими свойствами порождающих их систем. Это хорошо понимали У. Шухарт [Шухарт 1931] и Э. Деминг [Деминг 2007].

Случилось так, что для решения задач, связанных с «большими данными», на первых порах пригодился анализ корреляций. Это один из самых распространенных инструментов прикладной статистики. В европейскую науку его, видимо, ввел Жорж Кювье в 1806 г. Он интересовался тем, как по отдельным элементам можно восстановить, например, скелет животного в археологии и в палеонтологии. Впрочем, у него было много предшественников. Достаточно вспомнить Гулливера, которому для того, чтобы пошить рубашку, измерили практически только диаметр большого пальца правой руки у основания, поскольку в Лапутии корреляция а-ля Кювье была уже известна в 1720 г. (когда вышел из печати роман Джонатана Свифта). В статистическую практику его ввел Френсис Гальтон в 1888 г., а аккуратно описал математически в последние годы XIX в. Карл Пирсон. С тех пор утекло много воды. Была обнаружена зависимость способа оценки корреляции от видов шкал, в которых описываются переменные задачи. В работе [Гласс, Стэнли 1976] рассматриваются многие

коэффициенты корреляции и статистические критерии проверки гипотез об их значимости. Опыт работы с корреляциями показал, что центральная проблема — это «ложные» корреляции. Эту проблему прекрасно иллюстрирует такая статистическая байка. Когда статистики добрались до книг регистрации жителей города Стокгольма, они обнаружили там массу самых разнообразных записей за сто лет. Их заинтересовали данные по числу новорожденных в семьях этого города и по числу аистов, которые, согласно правилам, регистрировались. Корреляция между этими двумя показателями оказалась практически неотличимой от единицы! Наконец-то удалось научно «доказать», что аисты приносят детей. Сторонники точки зрения, что детей находят в капусте, были посрамлены. Такова сила корреляции. Понятно, что в данном случае секрет прост: и дети, и аисты зависят от уровня материального благосостояния жителей.

Нас применительно к большим данным, интересуют многомерные корреляции. Ими статистика тоже занималась. В начале XX в. британские психологи задумались над тем, зависит ли успеваемость учеников по одному предмету от успехов по другим предметам. Все началось с работ Ч. Спирмена в 1906 г. Постепенно это переросло в огромную область прикладной многомерной статистики, получившей название факторного анализа [Лоули, Максвелл 1967]. Для факторного анализа характерна неоднозначность результатов и трудность их интерпретации. Похоже, что большие данные рано или поздно столкнутся с аналогичными проблемами. Недавно появилась книга о корреляции для неспециалистов в статистике [Благовещенский 2009]. Мораль проста: корреляция — это сложный и коварный инструмент, выдающий неоднозначный результат. Соблазнительно интерпретировать его как причинный, хотя ясно, что это опасно. То, что в больших данных называют корреляциями и вычисляют по формуле коэффициента корреляции, есть, в сущности, некоторая мера, пропорциональная косинусу угла между многомерными векторами, т. е. мера коллинеарности векторов. Она становится мерой корреляции только в рамках определенной статистической модели. Таким образом, мы получаем пучки векторов, которые находятся под малыми углами между собой, и, соответственно, близкие к ортогональным к ним. И все промежуточные варианты, конечно. Вполне возможно, что информация такого рода полезна.

Теперь мы вынуждены вернуться к детерминизму и к моделям, которые ему противопоставляются. Обратимся для начала к нашему

третьему эпиграфу. Лев Толстой, как обычно, удачно обобщает ситуацию с причинностью. Вечный спор между лапласовским детерминизмом («дайте мне координаты и скорости всех частиц во Вселенной, и я предскажу безошибочно их прошлое, настоящее и будущее») и стохастическими моделями мира (например: «мир — это сеть, в узлах которой расположены драгоценные камни, и каждый камень отражает все остальные и отражается во всех остальных»), конечно, никогда не кончится. Правда, есть убедительные свидетельства того, что в микромире господствуют стохастические представления. Вот что писал Нильс Бор в 1949 г.: «На обсуждении стоял вопрос, следует ли рассматривать отказ от причинного описания атомных процессов, фактически содержащийся в попытках овладения новым положением вещей, как временное пренебрежение идеалами, которые в конечном счете снова вернут свои права, или же дело идет о необратимом шаге на пути к настоящей гармонии между анализом и синтезом физических явлений» [Бор 1961].

Лаплас полагал, что мир детерминирован, а отдельные ошибки, сбои, неточности — просто естественные следствия сложности мира и нашей неспособности к абсолютному познанию. После рождения квантового мира такая позиция становится трудно защитимой. Поэтому в конце прошлого века В. В. Налимов [Налимов, Драгалина 1995] разработал концепцию вероятностного видения мира. Вот что он пишет (с. 17): «Речь идет не только о вероятностном *видении* Мира, связанном с его бесконечной сложностью, но “на самом деле” внутренне детерминистичном, а именно о вероятностном Мире, где вероятность в самой сути. Это — вероятностная онтология вероятностного Мира, а не вероятностная гносеология детерминистического Мира».

Таким образом, можно полагать, что чаша весов склоняется в сторону вероятностных представлений, чему способствуют и большие данные, прежде всего благодаря своим размерам. Похоже, что никак большие данные не изменили ситуацию с причинностью, она и раньше была не ахти. Кажется, что теперь невозможно содержательно интерпретировать полученные результаты. Мы думаем, что дело просто в том, что пока еще не накоплен опыт выдвижения объяснений. Видимо, он скоро накопится. Как известно, постфактум объяснить при желании можно всё. Насчет моделей, похоже, мы тоже имеем дело с заблуждением. Теоретические модели и раньше были большой редкостью. Ведь недаром Норберт Винер предложил модель «черного ящика», которая предполагает, что у нас нет никаких теоретических

соображений. Именно такая модель и используется в больших данных, только без названия. Нет оснований говорить о «конце теории» только потому, что используется модель «черного ящика». Есть ведь и другие научные основания. Достаточно обратиться, например, к Филиппу Франку [Франк 2010], чтобы выяснить, что существуют так называемые интеллигибельные принципы, не выводимые из опыта, но подчиняющие себе результаты опыта. К ним, например, относятся законы сохранения, второй закон термодинамики и другие концепции. Приступая к анализу больших данных, вы же не отменяете теорему Пифагора или законы преломления света. Поэтому мы уверены, что у науки всегда будет, что сказать Google.

Теперь мы готовы к обсуждению роли статистического мышления [Адлер, Смелов 2017]. При этом мы будем опираться на работу [Hoerl, Snee, De Veaux 2014]. Вопреки распространенной точке зрения, мы думаем, что в интересах больших данных максимально сблизиться со статистическим мышлением. Действительно, тогда возникнет столь недостающий фундамент. И все выиграют. Чем же может помочь статистическое мышление? Возможно, отчасти из-за рекламного характера многих публикаций об анализе больших данных до сих пор не все ясно с точки зрения методики сбора и анализа информации. Здесь статистическое мышление с его дисциплиной должно помочь систематическому подходу. Сколько переменных стоит включить в рассмотрение? Каких? В каких шкалах их представлять? Мысль о том, что все это можно сделать как попало, вряд ли выдерживает критику. Одно из ключевых понятий статистического мышления — это вариабельность. Ей по сути посвящена вся эта книга. Как мы уже писали, сколь угодно долгое наблюдение некоторого процесса, который меняется только в пределах своей естественной вариации, т. е. практически не меняется, не создает существенной информации об этом объекте. Все, что можно узнать из такого наблюдения, — это оценка его среднего значения (для больших данных очень надежная оценка среднего, или, как говорят, меры центральной тенденции) и оценка некоторой меры вариабельности (например, квадратичной ошибки). Причем весьма вероятно, что выявятся некоторые значимые корреляции, однако, к сожалению, скорее всего они будут ложными. Понимание этого и есть непосредственная польза от статистического мышления.

Другое важное понятие статистического мышления — это процесс, порождающий данные. Можно себе представить и данные,

порождаемые несколькими разными процессами. Во всех случаях нам важно выяснить, как функционируют эти процессы, находятся ли они в статистически управляемых состояниях? Для ответов на такие вопросы обычно используются контрольные карты Шухарта или иные аналогичные инструменты. Если гипотеза о статистической управляемости изучаемого процесса (объекта) не будет отвергнута в результате длительного наблюдения, то для получения информации о предмете нашего интереса стоит вводить в соответствующие процессы дополнительную искусственную вариацию. А это означает, что мы должны прибегнуть к методам планирования экспериментов. И мы думаем, что именно так и стоит действовать.

Говоря о том, сколько и каких переменных (факторов) следует включить в рассмотрение, важно помнить, что мы обычно не подозреваем, какие именно факторы надо рассматривать. Много лет назад один из авторов (ЮА) сотрудничал с большим предприятием по производству искусственного волокна. Одним из важных для потребителей параметров (характеристик) этого волокна была прочность нитей на разрыв. Процесс формования волокон шел при температурах, превышающих 1500 °С, однако их прочность, как мы случайно обнаружили, жестко коррелирует с климатическими условиями местности, в которой располагался завод, прежде всего с температурой и влажностью. Это было трудно объяснить, и нам это так и не удалось, но сами закономерности прослеживались с высокой точностью на протяжении нескольких лет (назад). Насколько нам хватило данных цеховой лаборатории и местной метеостанции. Так что вопрос о выборе факторов остается открытым, несмотря на упрощение и удешевление процедур получения данных. Заметим еще, что требует обсуждения одна специфическая проблема. В некоторых задачах выявление и оценивание отклика или откликов возникает само собой. Но есть и другие задачи, когда целевые функции не требуются. Такое различие может вести к далеко идущим последствиям.

Далее вступает в свои права метрология. В каких шкалах измеряются значения факторов? Какими приборами? С какими ошибками измерения? С помощью стабильной ли измерительной системы? Корреляции особенно чувствительны к выбору шкал. Один и тот же фактор может измеряться сотнями вариантов шкал. Корреляциям небезразличен выбор варианта. Для больших данных не проблема — учесть роль «человеческого фактора» в процессе измерений. Например, нет сомнений, что оператор, проводящий химический анализ, вносит свой

вклад в точность результата и другие метрологические характеристики. До последнего времени учет факторов такого рода был затруднителен, причем не по «идейным», а по чисто техническим причинам. Теперь, можно надеяться, подобные проблемы исчезнут.

Вот какую последовательность действий при работе с большими данными предлагают авторы труда [Hoerl, Snee, De Veaux 2014].

1. Четкая постановка задачи.
2. Понимание процесса.
3. Разработка стратегии анализа.
4. Поиск источников вариации.
5. Оценка качества данных.
6. Глубокое знание предметной области.
7. Последовательный подход.
8. Моделирование процесса.

Следуя [Hoerl, Snee, De Veaux 2014], рассмотрим для примера проблему оценки качества данных. Ясно, что анализ происхождения данных — начало всякого анализа. Когда данных очень много, их изучение существенно усложняется. Действительно, теперь нет возможности визуального контроля, часто смешиваются данные из разных источников, так что получается смесь «яблок с апельсинами», почти неизбежно возникают пропущенные данные, с которыми непонятно что делать, данные систематически подвергаются автоматической очистке, что очень опасно, поскольку легко «выплеснуть ребенка вместе с водой», и это перечисление можно продолжить.

Особого рассмотрения заслуживает привлечение к решению задачи всех субъективных данных, связанных с опытом работы специалистов в области, к которой принадлежит изучаемый нами объект, с мнениями экспертов в смежных областях, поскольку ясно, что большие данные редко целиком укладываются в какую-нибудь узкую область знаний. Значит, речь идет о командной работе над каждым проектом. А это, в свою очередь, ставит по-новому задачи обучения членов команды, выработки общей терминологии и организации непрерывного диалога.

Опыт показывает, что успех проектов такой сложности проходит через последовательный подход к исследованию. Здесь вполне уместен цикл Шухарта–Деминга.



В наши планы не входит более подробный анализ, нам было достаточно показать, что статистическому мышлению есть чем поделиться с большими данными. Вместе они готовы на большее, чем порознь. Обзор ранних работ в области больших данных опубликован в [Адлер, Черных 2016]. При написании этого раздела также использовались работы [Адлер 2016а, Адлер 2016б].

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

Я надеюсь показать, что существенное различие между мозгом и любой до сих пор созданной машиной состоит в том, что мозг широко использует метод, пока еще мало применявшийся в машинах.

У. Росс Эшби (1960 г.)

Теперь, следуя нашему плану, предстоит окунуться в проблему машинного обучения, точнее, в проблему обучения машин чему-то такому, что напоминает обучение и принятие решений человеком. Самое время напомнить, как всё это зарождалось и к чему пришло.

Толчком к обращению к этой теме стало естественное стремление к тому, чтобы научить машину делать то, что умеют делать люди, причем именно так, как делают люди. Считается, что первой была работа «Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности» [Мак Каллох, Питтс 1943], которая была опубликована в годы Второй мировой войны и только в 1956 г. переведена на русский язык. А в 1952 г. Уильям Росс Эшби, известный британский психиатр, выпустил первое издание книги «Конструкция мозга». Это он впервые ввел термин «самоорганизация», разработал концепцию «гомеостазиса» — зоны устойчивых состояний, в которых организм или машина «выживают» и к которой «стремятся». Эшби, видимо, был первым, кто попытался описать мозг и машину в жестких логико-математических терминах. Понимая, что такое описание будет недоступно ни биологу, ни инженеру, он написал в 1956 г. книгу «Введение в кибернетику», которая была переведена на русский язык [Эшби 1959]. Опираясь на эту книгу, он в 1960 г. издал переработанную «Конструкцию мозга», быстро переведенную на русский язык [Эшби 1962]. Работы Эшби были пионерскими и существенно повлияли на компьютерное моделирование человеческого мозга и человеческого поведения. Попутно Эшби сформулировал закон необходимого разнообразия, носящий

его имя. Этот важный для любого управления закон гласит, что для успеха управления управляющая система должна обладать бóльшим разнообразием, чем управляемая.

Практически в то же время (1957) появилась книга Френка Розенблатта «Принципы нейродинамики. Перцептрон и теория механизмов мозга» [Розенблатт 1992]. Сначала перцептрон рассматривался как специальный компьютер, и автор даже его построил. Но потом стало ясно, что его можно реализовать практически на любом универсальном компьютере. Постепенно он стал одним из инструментов машинного обучения. Правда, уже в 1969 г. Марвин Мирский и Сеймур Пайперт [Мирский, Пайперт 1971] опубликовали книгу «Перцептроны» с жесткой критикой работы Розенблатта, что на несколько лет остановило работы в этом направлении. Тем временем появились более мощные компьютеры, и работа возобновилась.

Примерно в это же время начались разговоры об «экспертных системах». Первоначальная идея была очень проста. Человек-эксперт обладает уникальными знаниями в своей области. Надо «просто» извлечь из него эти знания и ввести их в компьютер. И если сделать это для критической массы экспертов, то такой системе не будет цены. Оказалось, что для передачи этих уникальных данных нужны посредники. И не потому, что эксперты что-то скрывают, а потому, что не могут ясно выразить свои мысли, да и недостаточно знакомы с компьютерами. Так возникла новая область, быстро завоевавшая популярность: «инженерия знаний». Теперь инженер по знаниям помогает эксперту перенести то, что он знает, в компьютерную «базу данных». Дальше остается «самое простое» — превратить «базу данных» в «базу знаний», ну а с ее помощью можно находить решения широкого спектра задач в соответствующей области. Трудно назвать каких-то конкретных людей, которые были первыми, видимо потому, что с самого начала задача решалась коллективами. Поэтому ограничимся только одной ссылкой на руководство Д. Уотермена [Уотермен 1985]. Случилось так, что, хотя на этом пути не были получены выдающиеся результаты, отдельное влияние экспертных систем на становление и развитие искусственного интеллекта не вызывает сомнений. Прежде всего приходит в голову задача создания экспертной системы по ККШ, поскольку это плохо формализуемая область. Но похоже, что время таких подходов уже прошло. Если, однако, кому-то из читателей захочется реализовать эту идею, то авторы этой книги охотно предложат себя в качестве экспертов.

Следующий важный компонент ИИ — это «распознавание образов». Это «дитя холодной войны» возникло в ходе соревнования между США и СССР, обострившегося вскоре после окончания Второй мировой войны. Обе страны считали, что прорыв в этой области создаст устойчивое конкурентное преимущество, поэтому денег не жалели. Действительно, в короткие сроки была создана теория и построены некоторые технические системы. Литература в этой области необозрима, поэтому ограничимся двумя-тремя примерами [Бомгарт 1967, Вапник, Червоненкис 1974, Дуда, Харт 1976]. Интересно, что не сразу заметили, что математические модели распознавания образов часто родственны давно известным статистическим моделям, например дискриминантному анализу, опубликованному сэром Рональдом Фишером еще в 1936 г. [Fisher 1936]. Вообще, математический аппарат распознавания, как и многих других методов ИИ, не блещет новизной, и его можно свести к тем или иным вариантам регрессионного анализа, понимаемого в широком смысле. Сюда входят и кластер-анализ [Мандель 1988], и дискриминантный анализ, и многие варианты факторного анализа. Только большие данные вносят элементы новизны. Характерной особенностью всей совокупности подходов к ИИ, пожалуй, служит их стремление к взаимодействию друг с другом, что, конечно, способствует их взаимному обогащению. Так, перцептрон охотно работает в задачах распознавания, или в экспертных системах.

В 1960 г. У. Эшби говорил, что искусственные системы, в отличие от естественных, и прежде всего от человека, редко обладают способностью к адаптации. Теперь можно констатировать, что, по крайней мере в этом отношении, существовавший разрыв преодолен. Люди научились делать искусственные системы, способные к адаптации. Да и контрольную карту Шухарта тоже можно рассматривать как один из инструментов адаптации систем, поддержания статистически управляемых состояний. Но есть еще, по крайней мере, одна функция, свойственная человеку, которая пока что не реализована в машинах, это рефлексия, способность к самопознанию. Но это — впереди. А пока, видимо, нас ждет соединение мониторинга с помощью ККШ и ИИ.

НОВЫЕ ИДЕИ В ОБЛАСТИ ККШ

В этом разделе изложены результаты последних публикаций авторов в области ККШ. Речь идет о двух статьях в журнале *Quality and*

Reliability Engineering International (QREI): [Adler, Shper, Maksimova 2011] и [Shper, Adler 2017].

В первой публикации 2011 г. речь идет о том, что во всей многочисленной литературе о ККШ обсуждение особых причин вариаций сводится к анализу ситуаций, когда в результате вмешательства в систему изменяется либо среднее значение процесса, либо CO , т. е. вариабельность процесса, либо оба этих параметра претерпевают изменение. В работе [Adler, Shper, Maksimova 2011] авторы попытались обратить внимание научной общественности на то, что такой подход слишком узок и в реальной жизни возможна гораздо более общая ситуация, а именно изменение типа закона распределения. Ниоткуда ведь не следует, что после вмешательства чего-то постороннего параметры/характеристики должны по-прежнему следовать тому же закону распределения, что существовал до вмешательства. С другой стороны, традиционно рассматриваемое вмешательство тоже имеет право на существование. Поэтому в рассматриваемой работе предложено различать два типа особых причин вариаций: внутренние особые причины (тип I — Intrinsic) и внешние особые причины (тип X — eXtrinsic).

Особые причины типа I — это те особые причины, какие не меняют вид закона распределения параметров/характеристик процесса. Естественно предположить, что они могут (хотя и необязательно) принадлежать системе, в которой протекает процесс (хотя и выступает для обычного течения процесса чем-то посторонним).

Особые причины типа X — это те особые причины, какие изменяют вид закона распределения параметров/характеристик процесса. Естественно предположить, что они не принадлежат системе (хотя это тоже необязательно), в которой протекает процесс.

Другими словами, наше предложение состоит в том, чтобы от анализа особых причин, схематично показанных в верхней части рис. 8.1, — изменение среднего при том же значении CO , изменение CO при том же среднем, изменение и среднего, и CO , — перейти к рассмотрению ситуаций, схематично показанных в нижней части рис. 8.1, — изменение вида ФР. Ясно, что такой подход может радикально изменить многие выводы относительно влияния особых причин на характеристики ККШ. Чтобы продемонстрировать это, в работе было проделано моделирование, в котором ФР после вмешательства описывалась тремя законами: нормальным, равномерным и логнормальным. Нормальное распределение было нужно для сравнения с результатами предыдущих работ, равномерное представляло один

из возможных крайних случаев — ограниченное распределение без какой-либо группировки вокруг некоторого значения, логнормальное представляло скошенное распределение с «тяжелым хвостом». Как и ожидалось, полученные зависимости сильно отличаются от всех тех кривых, которые можно посмотреть в многочисленной литературе по ККШ.

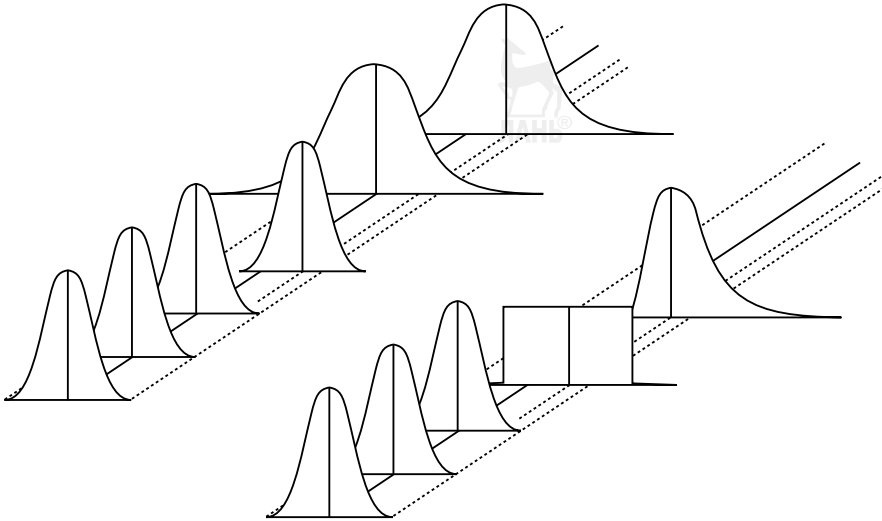


Рис. 8.1. Схема, иллюстрирующая предлагаемое изменение парадигмы

Главный вывод, сделанный авторами в работе [Adler, Shper, Maksimova 2011], — реальная жизнь намного более разнообразна, нежели математические модели статистиков, и поэтому на практике возможно появление особых причин разных типов, какие могут менять, равно как могут и не менять, вид ФР после вмешательства в процесс.

Во второй публикации 2017 г. [Shper, Adler 2017] сформулирована гораздо более общая и фундаментальная проблема, которая по каким-то причинам вообще не обсуждалась в литературе по ККШ, хотя сам Шухарт уделял ей очень большое внимание. Речь идет о том, насколько важен или не важен порядок, в котором точки идут друг за другом в реальном процессе. Другими словами эту проблему можно сформулировать как вопрос о том, насколько случайны данные любого процесса. Уолтер Шухарт в своей выдающейся книге 1939 г. [Shewhart 1939/1986] много раз возвращается к той роли, которую порядок следования данных процесса играет для понимания проблем его стабильности. На с. 12 он пишет: «Некоторые более ранние попытки описания

состояния статистического контроля направлялись верой в то, что существует некоторая специальная функция частот f , и уже давно пытались доказать, что нормальное распределение характеризует именно это состояние. Когда нормальный закон оказался неадекватным, начали пробовать другие обобщенные функции. Сегодня, однако, все надежды найти единственную функциональную форму для f провалились...» И далее на с. 27 Шухарт продолжает: «...значимость наблюдаемого порядка (данных) не зависит от распределения частот...» и «...определенные требования к порядку появления (данных) — первичны». Рассмотрим простейший пример правильности утверждений Шухарта. На рис. 8.2 (рис. 2 из [Shper, Adler 2017]) показаны 35 точек из стандартного нормального распределения. Очевидно, что на карте нет никаких структур, и проверка этих данных на случайность по критерию числа серий дает значение числа серий nr (number of runs), равное 15 (мы обсуждали критерий числа серий на с. 99–100)¹.

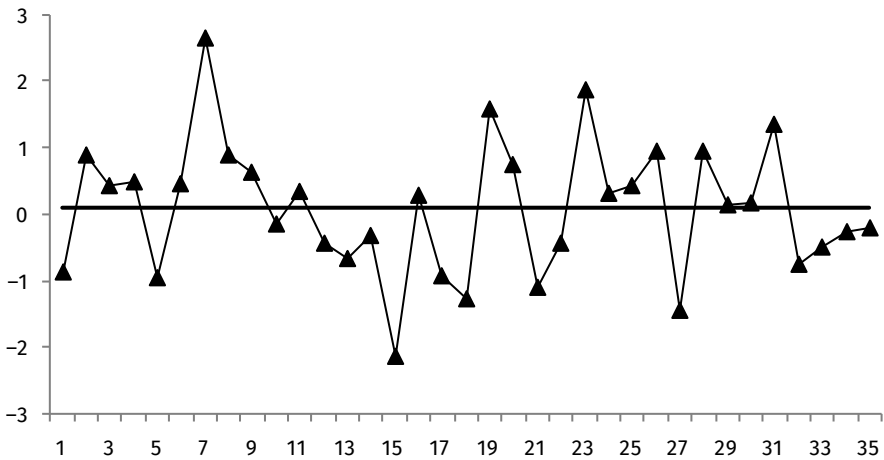


Рис. 8.2. Карта хода процесса для 35 точек из стандартного нормального распределения

Проверка значения nr по табл. 6.7 из [Большев, Смирнов 1983] дает для 19 точек выше ЦЛ и 16 точек ниже — интервал для числа серий от 12 до 25 при 5%-ном уровне значимости. То есть данные случайны по крайней мере в части отклонения от среднего. Теперь мы поменяем местами 4 точки: 1-ю с 31-й и 11-ю с 17-й. Тогда вместо рис. 8.2 мы получим рис. 8.3 (рис. 3 в [Shper, Adler 2017]).

¹ Точка 29 лежит выше ЦЛ.

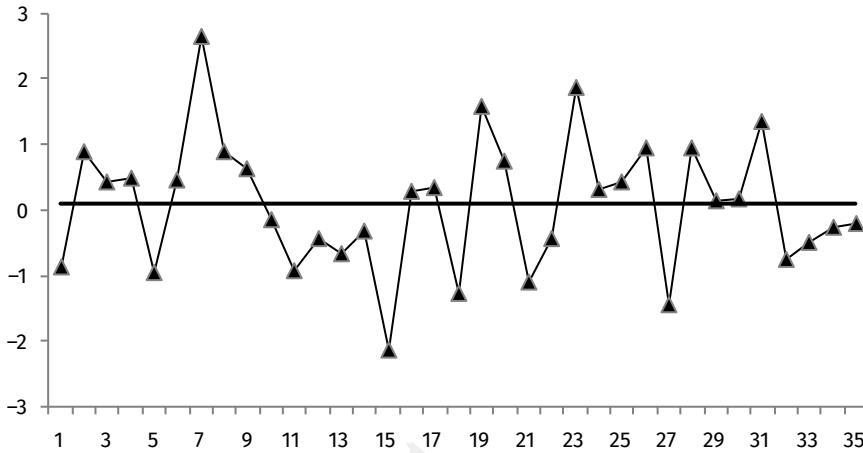


Рис. 8.3. Те же данные, но четыре точки переставлены: 1 и 31, 11 и 17

Теперь мы имеем $nr = 12$, и для тех же данных случайность оказывается под вопросом, так как совпадает с концом интервала. Более аккуратный анализ через p -значение показывает, что $Pr \{nr \leq 12\} = 0,021$, т. е. гипотеза о случайности должна быть отвергнута. Это упражнение с перестановками можно продолжить, но проще сразу перейти к экстремальным вариантам, что с очевидностью может показать простой факт: существуют перестановки, которые делают наш процесс совершенно неузнаваемым. Это показано на рис. 8.4 и 8.5.

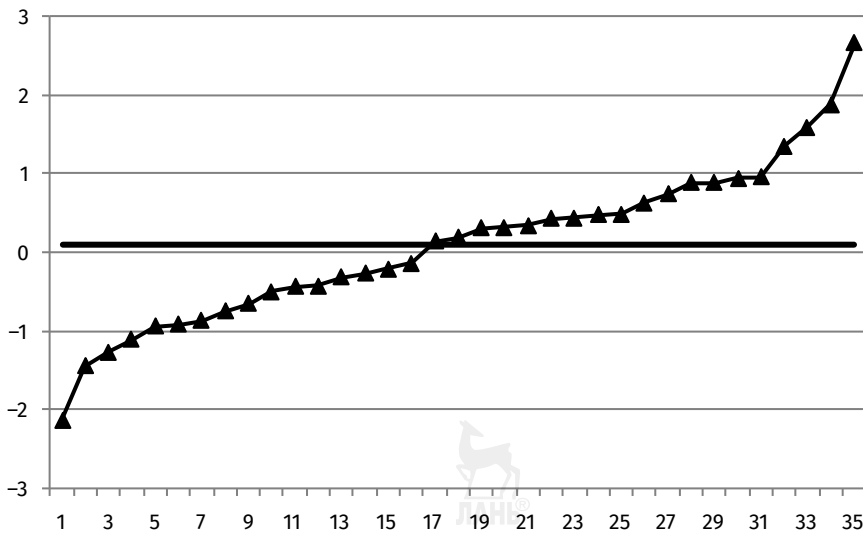


Рис. 8.4. Те же данные, но точки упорядочены в вариационный ряд

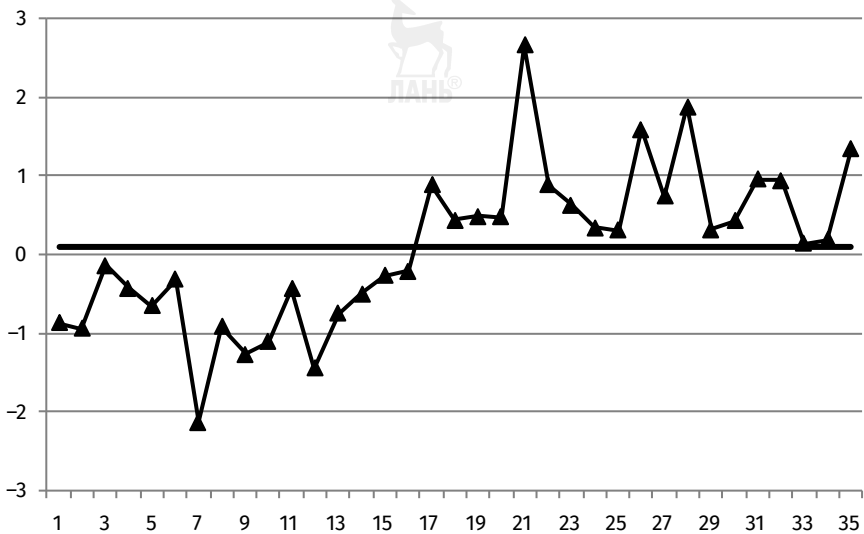


Рис. 8.5. Те же данные, но точки упорядочены по знаку: сначала все отрицательные, потом — все положительные

Очевидно, что рис. 8.4 и 8.5 представляют собой явно неслучайные структуры, присутствие которых выявляется при первом взгляде на карту. Проблема, которую мы видим, заключается в том, что для многих реальных процессов просто по карте хода процесса мы не можем сделать вывод, присутствуют ли в процессе какие-то неслучайные паттерны. Они могут присутствовать, так же как могут и отсутствовать. Но если они присутствуют, тогда точки процесса нельзя случайно переставлять. Но это автоматически означает, что практически все выводы теории ККШ не применимы к таким процессам, так как практически все выводы теории получены путем моделирования выборок из некоторой ФР и такое моделирование по определению связано со случайным выбором точек из данной ФР. Другими словами, все выводы из существующей теории ККШ применимы для процессов, порядок следования точек в которых не имеет значения, и не применимы для процессов, где точки нельзя переставлять, так как тогда получится совсем другой процесс. Осталось ответить на очень простые вопросы: с какими процессами мы чаще встречаемся на практике? И важно ли все это?

Ответа на первый вопрос у нас нет — такую статистику предстоит собрать, если научная общественность согласится с нашими выводами и предложениями.

Ответ на второй вопрос для нас очевиден: важно. В работе [Shper, Adler 2017] это обсуждается на примере вопроса о целесообразности построения карт размахов, и скользящих размахов в частности. О нецелесообразности этого неоднократно писал Б. Вудал (см. [Woodall 2000, 2017]). Он сделал такой вывод на основе многочисленных моделирований различных ситуаций с ККШ, но, как теперь должно быть ясно читателю, все эти выводы не работают, если порядок следования точек в процессе существенен. Заметим сразу, что размахи, и особенно скользящий размах, по способу своего вычисления должны отражать порядок следования точек. Это привело нас к мысли о том, что при наличии в процессе структур значение среднего скользящего размаха будет отличаться от величины CO заметно сильнее, чем этого следует ожидать в рамках нормальной теории. С целью проверки этой гипотезы мы провели моделирование данных из стандартного нормального распределения, вычислили отношение среднего скользящего размаха к CO (ниже обозначено как $AMR/SD = \text{Average Moving Range/Standard Deviation}$) и на основе такого моделирования построили доверительные границы для величины AMR/SD . Результат показан на рис. 8.6 и в табл. 8.1 (детали моделирования см. в [Shper, Adler 2017]). Из литературы [Дэйвид 1979] давно известно, что для случайных процессов значение отношения AMR/SD равно коэффициенту d_2 и численно равно 1,128 (для скользящих размахов $n = 2$).

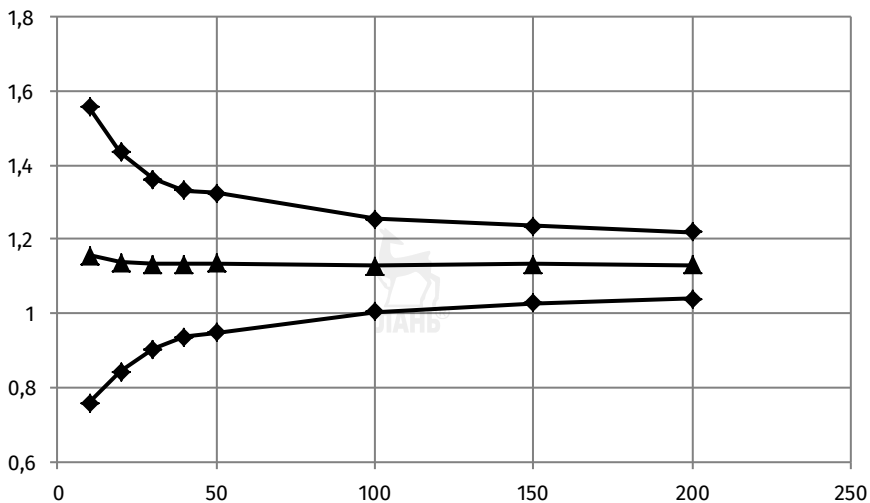


Рис. 8.6. 95%-ный доверительный интервал для значений AMR/SD при условии случайности выборки и нормального закона исходного распределения

Таблица 8.1. Точные доверительные границы для отношения AMR/SD (k – объем выборки)

$k =$	10	20	30	40	50	100	150	200
$AMR/SD =$	1,157	1,138	1,133	1,133	1,136	1,128	1,132	1,130
$SD (AMR/SD) = SD (.)$	0,199	0,148	0,115	0,099	0,094	0,063	0,052	0,045
$AMR/SD + 2 * SD (.)$	1,555	1,434	1,3626	1,331	1,3242	1,2532	1,236	1,22
$AMR/SD - 2 * SD (.)$	0,759	0,842	0,9034	0,935	0,9478	1,0028	1,028	1,04

Из рис. 8.6 видно, что ЦЛ на графике неотличима от значения 1,128 уже при $k > 30$. Из табл. 8.1 следует, что среднее значение отношения AMR/SD отличается от своего предела меньше, чем на процент, уже при $k > 20$. Если вычислить отношение AMR/SD для рис. 8.2, 8.3 и 8.5, то получим соответственно 1,116; 1,018 и 0,642. Первое лежит вблизи ЦЛ, второе приблизилось к границе, но еще не вышло за двухсигмовые пределы, третье лежит далеко за ними. На рис. 8.7 воспроизведен

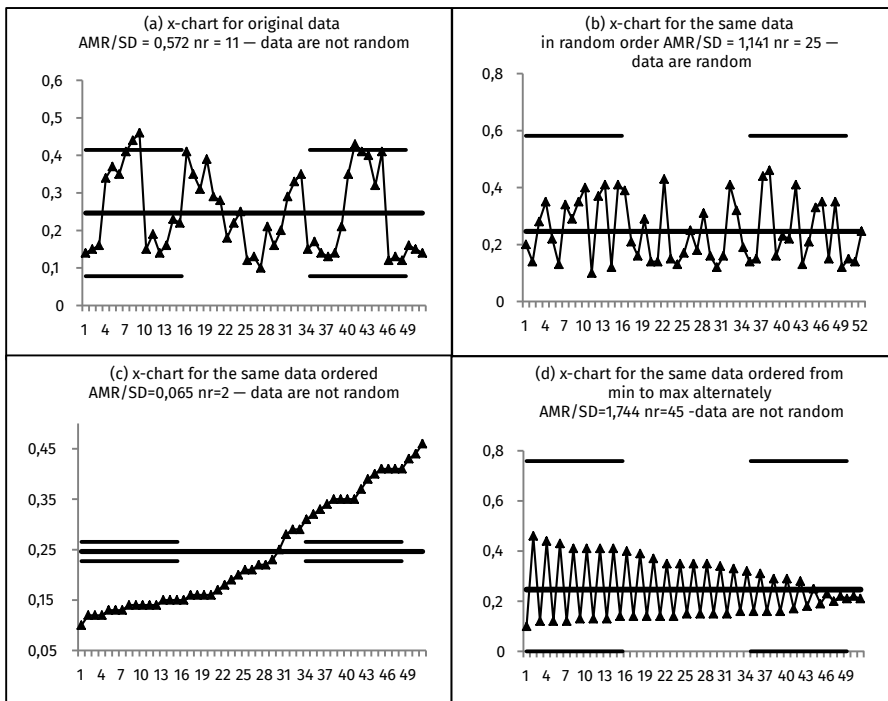


Рис. 8.7

- a) Исходные данные (это те же данные, что и на рис. 7.2)
- b) Те же данные, но в случайном порядке
- c) Те же данные, но упорядоченные по возрастанию
- d) Те же данные, но переставлены попеременно от самого большого к самому маленькому

рис. 6 из работы [Shper, Adler 2017]. На нем показано, как изменяется отношение AMR/SD при перестановке данных в реальном процессе.

Для исходных данных и критерий числа серий, и предложенный нами критерий отношения AMR/SD говорят о неслучайности точек в этом процессе. Если точки переставлены полностью случайно, оба критерия не обнаруживают отклонения от случайности. Два крайних случая (c) и (d) показывают, что отношение AMR/SD может становиться как аномально большим, так и аномально малым.

Почему большинство исследований в области ККШ не обращает внимания на порядок следования данных в процессе? Мы полагаем, что это происходит из-за недостаточного понимания различия между аналитическими и перечислительными процессами. ККШ — это инструмент предсказания поведения процесса в будущем, и это совсем не инструмент описания статистических характеристик некоторой выборки.

В конце работы [Shper, Adler 2017] сформулированы наши выводы.

1. Наиболее важным шагом мы считаем потребность в развитии статистической теории аналитических проблем.
2. Помимо этого нужно разрабатывать новые критерии случайности данных и расширять области их применения. Предложенный нами критерий отношения AMR/SD должен быть изучен более тщательно.
3. Очень важно более настойчиво и постоянно объяснять практикам, что ККШ — это операциональное правило принятия решений, а не статистический метод формулирования вероятностных выводов.

Наша книга заканчивается цитатой из предисловия Деминга к книге Шухарта:

Возможно, еще полстолетия пройдут, прежде чем весь спектр идей д-ра Шухарта будет усвоен наукой, промышленностью и системой либерального образования.

У.Э. Деминг, 1986 г., предисловие к книге У. Шухарта «Статистические методы с точки зрения контроля качества»

Нам бы очень хотелось, чтобы это пожелание Деминга сбылось во всем цивилизованном мире, включая нашу страну.

Заключение

Итак, мы попытались описать, как мы сегодня видим, состояние теории, методологии и практики применения контрольных карт Шухарта. И теперь встает вопрос, как обычно: «Что дальше?» В нестабильный переходный момент, который мы все сейчас переживаем, на него трудно ответить, тем более ответить однозначно. Прежде всего нас интересует возможность широкого внедрения в практику разработанной Шухартом и Демингом методологии. От чего может зависеть успех этого дела? На первый взгляд кажется, что для этого нужны хорошие стандарты. Но мы так не думаем. Те титанические усилия, которые были предприняты в этой области Международной организацией по стандартизации (ИСО), а также Госстандартом, а затем и Росстандартом, на наш взгляд, не оправдались. Причины очевидны: во-первых, мы имеем дело с алгоритмически неразрешимой проблемой. Действительно, никто не знает, какой тип карты надо использовать в некотором конкретном случае? Никто не знает, как надо выбирать размер подгрупп? Никто не знает, сколько времени надо накапливать информацию в первой фазе построения карты? А если на эти вопросы есть ответы, то инструкция по построению и ведению карт, причем практически всех, становится тривиальной. Но здесь нас подстерегает во-вторых: анализ карты должен проводить эксперт по данному процессу, и никто другой. Это, между прочим, означает, что для успеха внедрения методологии ККШ в практику нужно, чтобы все специалисты любой сферы деятельности были обучены основам статистического мышления в объеме, примерно соответствующем изложенному в данной книге.

Стоит отметить, что те, кто приходит в исследование карт не из практики, а из теории, обычно предпочитают заниматься любыми картами, только не шухартовскими. Причина кажется нам понятной: там гораздо меньше неопределенность. Кроме того, теоретики предпочитают заниматься мониторингом процессов, но при этом как-то не находится времени и места для создания команд и изучения

возможных обстоятельств, приводящих к разладке. Остается уповать на автоматическую корректировку процесса. А мы думаем, что как раз именно это и не эффективно, так как гораздо важнее находить особые причины и устранять их, а не корректировать процесс искусственно. Есть препятствия и со стороны практиков, которые часто думают, что их профессиональная подготовка достаточна для единоличного систематического принятия оптимальных решений во всех практически важных обстоятельствах. Опыт показывает, что это далеко не так. Даже у экспертов высочайшего уровня: жизнь слишком сложна.

Благодаря стремительному развитию компьютеров, программных систем и методов анализа данных появилась надежда, что большие данные помогут справиться с проблемами обработки данных при построении контрольных карт Шухарта, а искусственный интеллект наладит процесс мониторинга и устранил наши недоумения и сомнения, связанные с логикой принятия управленческих решений [Адлер 2017]. Осуществится ли эта надежда, мы не знаем — в наших рассуждениях мы пока что не заходим так далеко, чтобы обсуждать полностью роботизированное производство. Скорее всего, там предстоит многое переосмыслить.

И уже совсем в заключение хотелось бы затронуть еще одну интересную область. В 2010 г. эстонский режиссер Элла Аграновская сняла 50-минутный документальный фильм «Шекспир против Шекспира», в котором принимал участие выпускник кафедры теории вероятностей А. Н. Колмогорова, известный статистик профессор М. Б. Малютов, который сейчас работает в США. Он рассказал, как ему удалось выяснить, что фактическим «автором» произведений Шекспира был английский поэт и драматург Кристофер Марло. А 25 апреля 2012 г. Малютов выступил на семинаре С. А. Айвазяна и Ю. Н. Благовещенского в Центральном экономико-математическом институте (ЦЭМИ) в Москве [Малютов 2012]. Оказалось, что он решал очень близкую нам задачу с помощью другой технологии, основанной на разработанной А. Н. Колмогоровым и его учениками теории сложности [Ming Li, Vitanyi 1997]. Речь идет о том, что, если некоторый объект, например набор данных, можно описать без потери информации меньшим объемом данных, значит, он допускает сжатие. Тогда не надо иметь дело со всеми данными, можно ограничиться только сжатой частью. Так, с помощью сжатых текстов Шекспира и Марло Малютову удалось показать их идентичность. Может быть, стоит подумать о применении аналогичных подходов теории сложности в задачах, связанных с контрольными картами Шухарта?

Литература

- Adler Yu.** The Statistics: Past, Present, and Future. (A New Paradigm in Statistics.) — 13th Annual ENBIS Conference. — Ankara, Turkey, 15–17 September 2013. — 24 p.
- Adler Yu., Shper V.** (2000). SPC at the 21st century. — Proceedings of 44th European Quality Congress. — Vol. S. — Budapest. — P. 106–111.
- Adler Y., Shper V. and Maksimova O.** (2011). Assignable Causes of Variation and Statistical Models: Another Approach to an Old Topic. — Vol. 27. — № 5. — Pp. 623–628. DOI: 10.1002/qre.1207.
- Adler Yu., Stasova G.** Comparison between the Desirability Function by E. C. Harrington and the Loss Function by Gen'ichi Taguchi (2012). — 10th ANQ Congress. — Proceedings. — 31 July — 3 August 2012. — Hong Kong. — P. 989–994.
- Anderson C.** The End of Theory: The Data Deluge Makes the Scientific Method Obsolete//Wired Magazine. — 2008. — June 23.
- Another** Look at “A Graphical Exploration of SPC”. — Quality Progress, 1996. — Vol. 29. — № 11. — Pp. 85–93.
- Balestracci D.** Data “Sanity”: a Quantum Leap to Unprecedented Results. (2009). — USA, Medical Group Management Association. — 304 p.
- Blair G., McConnell J.** Letters to DEN. — 01.08.2001. (В настоящее время ресурс недоступен.)
- Box G., Luceno A.** (1994) Selection of Sampling Intervals and Action Limit for Discrete Feedback Adjustment. — New York. — John Wiley & Sons.
- Bridgman P. W.** (1927). The logic of modern physics. — New York: Macmillan.
- Britz G., Emerling D., Hare L. et al.** (1996). Statistical Thinking. — Special Publication of the ASQC Statistics Division. Spring. — Nabisco, Inc., East Hanover, NJ.

- Britz G., Emerling D., Hare L. et al.** (1996). How to Teach Others to Apply Statistical Thinking. — Quality Progress, . — Vol. 30. — June. — Pp. 67–79.
- Britz G.** (contributor) (2000). Improving Performance through Statistical Thinking. — Milwaukee, Wisconsin, ASQ Quality Press. — 171 p.
- Data Mining with Confidence.** — Chicago: SPSS, 1999. — 234 p.
- Dawson R.** (2011). How Significant is A Box Plot Outlier? — Journal of Statistics Education, vol.19, No.2. — pp. 1–12.
- Deming W. E.** (1967). Tributes to Walter A. Shewhart. — Industrial Quality Control, Vol.24, #2 (August).
- Deming W. E.** (1990). Out of Crisis. — Cambridge, Ma: Massachusetts Institute of Technology. — 507 P.
- Deming W. E.** (1993). The New Economics. For Industry, Government, Education. — Cambridge, Ma: Massachusetts Institute of Technology. — 240 P.
- Fisher R. A.** (1925) Statistical Methods for Research Workers. — London, Olive and Boyd.
- Fisher R. A.** The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems// Annual Eugenics, 1936. — Vol. 7. — Part 2. — P. 179–188.
- Fisher R. A.** The Design of Experiments. — 2nd ed. — Edinburgh: Oliver and Boyd, 1937. — 260 p.
- Garfield E.** Science Citation Index. A New Paradigm in Indexing& — Science, 1955. — # 122 (3159). — P. 108–111.
- Golomski W. A.** (1967). Walter A. Shewhart — a Man of Quality — His Work, Our Challenge. — Industrial Quality Control, Vol. 24, #2 (August).
- Godfrey B. A.** (1986). The History and Evolution of Quality in AT&T // AT&T Technical Journal, Vol. 65, #2, p. 9–20.
- The Grammar of Technological Development** /Ed. H. Tsubaki, K. Nishina, S. Yamada. — Tokyo: Springer, 2008. — 221 p.
- Hahn G., Doganaksoy N.** (2008) The role of statistics in business and industry. — John Wiley & Sons, Inc. — 344 P.
- Harrington E. C.** (1965). The Desirability Function // Industrial Quality Control. — Vol. 21, # 10, p. 494–498.

- Hoerl R., Snee R.** (2002). *Statistical thinking: improving business performance*. — Australia, Duxbury (Thomson Learning Inc.). — 528 p.
- Hoerl R. W., Snee R. D. and De Veaux R. D.** //Applying statistical thinking to 'Big Data' problems. *WIREs Computational Statistics*. — Volume 6. — July/August 2014. — P. 222–232.
- Hoyer R. W., Ellis W. C.** (1996a) A Graphical Exploration of SPC. Part 1: SPC's definitions and procedures. — *Quality Progress*, vol.29, #5, pp.65–73.
- Hoyer R. W., Ellis W. C.** (1996b) A Graphical Exploration of SPC. Part 2: The Probability Structure of Rules for Interpreting Control Charts. — *Quality Progress*, vol.29, #6, pp.57–64.
- Huff D.** (1954). *How to Lie with Statistics*. — N. Y., W. W. Norton & Company (reprint 1982). — 142 p.
- Juran J. M.** (1997). *Early SQC: A Historical Supplement // Quality Progress*, **September**, P. 73–81.
- Juran J. M., Godfrey A. B.** (1979). *Juran's Quality Control Handbook*. — 5th ed. — N. Y.: McGraw-Hill. — 1730 p.
- Kohe, J. M.** (1953/2004). *Your Greatest Power*. — The Napoleon Hill Foundation, Wise, Virginia.
- Leitnaker M. G.** (2000). *Using the Power of Statistical Thinking*. — Special Publication of the ASQC Statistics Division. Summer.
- McCalloch W. S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity// *Bulletin of Math. Bio.*, 1943. — vol. 5. — P. 115–133.
- Ming Li, P. Vitanyi.** (1997). *An Introduction to Kolmogorov Complexity and its Applications*. — 2nd edition. — New York: Springer Verlag, Inc. — 654 p.
- Montgomery D. C.** (2009) *Introduction to Statistical Quality Control*, 6th Ed. — John Wiley & Sons. — 734 P.
- Neave H.** (2002). *A Study of Statistical Process Control*. — www.spcpress.com/ink_pdfs/study%20of%20SPC.pdf
- Pearson K.** *The Grammar of Science*. — L.: Dover Publication, 1892. — 394 p.
- A Pocket Guide of Tools for Continuous Improvement. The Memory Jogger.** 2nd edition (1988). — Methuen, MA: GOAL/QPC. — 89 p.

- Provost L. P., Norman C. L.** (1990). Variation through the Ages // Quality Progress. — December. — P. 39–44.
- Salsburg D.** (2001). The lady tasting tea: how statistics revolutionized science in the twentieth century. — N. Y., W. H. Freeman and Co. — 340 p.
- Shewhart W.** (1925). The Applications Statistics as an Aid in Maintaining Quality of a Manufactured Product // Journal of the American Statistical Association, 1925, Vol. 20, Dec., p. 546–548.
- Shewhart W.** (1931, reprint 1980) Economic Control of Quality of Manufactured Product. — Milwaukee, WI: ASQ Quality Press. — 501 p.
- Shewhart W. A.** (1939, reprint 1986). Statistical Method from the Viewpoint of Quality Control. — N. Y., Dover Publications, Inc. — 163 p.
- Shper V., Adler Y.** (2017). The importance of time order with Shewhart control charts. — Quality and Reliability Engineering International, 33, pp. 1169–1177.
- Snee R. D.** (1986). In Pursuit of Total Quality // Quality Progress, August, pp. 25–31.
- Sobek D. K. II and Smalley A.** Understanding A3 thinking: a critical component of Toyota's PDCA management. — Productivity Press Taylor & Francis Group Boca Raton, 2008. — 166 P.
- Statistical Process Control (SPC).** Reference Manual. (1992, 1995, 2005). Chrysler Corporation, Ford Motor Company, and General Motors Corporation.
- Taguchi G.** (1986). Introduction to Quality Engineering. Asian Productivity Organization. — Dearborn, MI: Distributed by American Supplier Institute. — 106 p.
- The Memory Jogger (1988) A Pocket Guide of Tools for Continuous Improvement.** — GOAL/QPC, 1985, 1988. — 90 P.
- Total Quality Management.** QI Story: Tools and Techniques. A Guidebook for Teams (1991). — AT&T. — Palm Beach Gardens, FL: Qualitec Quality Services, Inc. — 1991. — 147 p.
- Tukey J. W.** The Future of Data Analysis // Annals of Mathematical Statistics, 1962. — # 1. — P. 1–67.
- Western Electric** (1956) Statistical Quality Control Handbook. — Western Electric Corp., Indianapolis, Indiana.

- Wheeler D. J.** (1993). *Understanding Variation. The Key to Managing Chaos.* — Knoxville, SPC Press. — 137 p.
- Wheeler, D.** (1995). *Advanced Topics in Statistical Process Control. The power of Shewhart's Charts.* — Knoxville, SPC Press, Inc. — 470 P.
- Wheeler D. J.** (1996). *Two Plus Two is Only Equal to Four on the Average.* — *Quality Digest*, v.16, #3, p.64.
- Wheeler D. J.** (1998). *A Modest Proposal.* — www.spcpress.com/read.html.
- Wierda S.** (1994). *Multivariate Statistical Process Control.* — Thesis, Wolters-Noordhof, Groningen, Netherlands.
- Woodall W. H.** (2000) *Controversies and Contradictions in Statistical Process Control.* — *Journal of Quality Technology*, vol.32, No.4 (October), pp. 341–350.
- Woodall W. H.** Bridging the gap between theory and practice in basic statistical process monitoring. (2017). — *Quality Engineering*; 29 (1): 2–15. — <https://doi.org/10.1080/08982112.2016.1210449>.
- Адлер Ю. П.** (1988). *Новое направление в статистическом контроле качества — методы Тагути.* — М.: Знание.
- Адлер Ю. П.** *Волны вариабельности // Стандарты и качество*, 1997. — №6. — С. 50–51.
- Адлер Ю. П.** (2000). *Качество и рынок, или как организации настраиваются на обеспечение требований потребителей/В сб. «Поставщик и потребитель».* — М.: РИА «Стандарты и качества». — С. 35–81.
- Адлер Ю. П.** (2008). *Новый Расемон, или Четыре рассказа про одно и то же // Менеджмент качества.* — №2. — С. 102–112.
- Адлер Ю. П.** (2012). *Судьба одной великой идеи // Методы менеджмента качества.* — №7. — С. 4–7.
- Адлер Ю. П.** (2016). *Статистическое мышление и большие данные.* — 3 Круглый стол «Системная экономика, экономическая кибернетика, мягкие измерения в экономических системах — 2016». — М.: Финансовый университет.
- Адлер Ю. П.** (2016). *Происхождение больших данных.* — Системный анализ в экономике. — Сб. трудов 4 Международной научно-практической конференции. Биеннале, 9–11 ноября 2016. — М.: Финансовый университет, 2016. — Т. 1. — 460 с. — С. 49–52.

- Адлер Ю. П.** (2017). Анатомия управленческого прогноза // Методы менеджмента качества. — № 3. — С. 12–17.
- Адлер Ю., Кюенци (Стасова) Г.** (2014). Как совместить противоречивые требования, желания, надежды? // Стандарты и качество. — № 7. — С. 48–51.
- Адлер Ю. П., Смелов В. Ю.** (2017). Системное статистическое мышление: сложные системы и статистическое мышление: Учебное пособие. — М.: Изд. Дом НИТУ «МИСИС». — 88 с.
- Адлер Ю. П., Черных Е. А.** (2016). Статистическое управление процессами. «Большие данные». — М.: МИСИС. — 52 с.
- Адлер Ю. П., Шпер В. Л.** (1994). Современные передовые методы обеспечения качества продукции. // Вестник машиностроения. — № 5. — С. 34–38.
- Акофф Р.** Почему лишь немногие организации воспринимают системное мышление. — http://journals.tsu.ru/pg/&journal_page=archive&id=954&article_id=21910.
- Благовещенский Ю. Н.** (2008). Тайны корреляционных связей в статистике. — М.: Научная книга. — 158 с.
- Бокс Дж., Дженкинс Г.** (1974). Анализ временных рядов. Прогноз и управление. — М.: Мир. — 408 с.
- Большев Л. Н., Смирнов Н. В.** (1983) Таблицы математической статистики. — М.: Наука, Главная редакция физико-математической литературы. — 416 с.
- Бор Н.** (1961). Атомная физика и человеческое познание. — М.: Издательство иностранной литературы. — 151 с.
- Бор Н.** Дискуссии с Эйнштейном о проблемах познания в атомной физике/В сб. Атомная физика и человеческое познание. — М.: Наука, 1961. — 151 с.
- Борель Э.** (1923). Случай. — Москва-Петроград: Гос. Изд-во, 1923. — 216 с.
- Бомгарт М. М.** Проблема узнавания. — М.: Наука; Физматлит, 1967. — 320 с.
- Брассард М., Финн Л., Джинн Д., Риттер Д.** (2003). Карманный справочник по инструментам и методам для команд совершенствования «Шести Сигм». (The Six Sigma Memory Jogger)/Пер. с англ.; под ред. Ю. П. Адлера. — Киев: Украинская ассоциация качества. — 266 с.

- Вапник В. Н., Червоненкис А. Я.** Теория распознавания образов. — М.: Наука, 1974. — 416 с.
- Винер Н.** Кибернетика, или управление и связь в животном и машине/Пер. с англ. И. В. Соловьёва и Г. Н. Поварова; под ред. Г. Н. Поварова. — 2-е изд. — М.: Наука, 1983. — 340 с.
- Гараедаги Дж.** (2010). Системное мышление: Как управлять хаосом и сложными процессами: Платформа для моделирования архитектуры бизнеса/Пер. с англ. — Минск, Гревцов Букс. — 480 с.
- Генкин А., Михеев А.** Blockchain: Как это работает и что нас ждет завтра. — М.: Альпина Паблишер, 2018. — 692 с.
- Гласс Д., Стэнли Д.** Статистические методы в педагогике и психологии/Пер. с англ. Л. И. Хайрусовой; под общ. ред. Ю. П. Адлера. — М.: Прогресс, 1976. — 495 с.
- Говард Д.** (1995). Подход к улучшению управленческой деятельности // Информационный бюллетень Ассоциации Деминга. — 1995. — №3. — С. 54–98.
- Годфри Б. А.** (1992). История и эволюция качества на ЭйТиТи // Курс на качество. — 1992. — №2. — С. 58–75. (Это перевод работы [Godfrey (1986)].)
- ГОСТ Р ИСО 7870–2–2015** Статистические методы. Контрольные карты. Часть 2. Контрольные карты Шухарта.
- Деминг Э.** (2000/1950). Лекция перед японскими менеджерами // Методы менеджмента качества. — 2000. — №10. — С. 24–29.
- Деминг Э.** (2006). Новая экономика. — М.: Эксмо. — 208 с.
- Деминг Э.** (2007). Выход из кризиса: Новая парадигма управления людьми, системами и процессами. — М.: Альпина Бизнес Букс. — 370 с.
- Дерффель К.** (1994). Статистика в аналитической химии/Пер. с нем. — М.: Мир, 1994. — 268 с.
- Джуран Дж.** (1998). У истоков статистического контроля качества // Надежность и контроль качества. — №7. — С. 50–54; №8. — С. 13–21.
- Дуда Р., Харт П.** Распознавание образов и анализ сцен/Пер. с англ.; под ред. в. Л. Стефанюка. — М.: Мир, 1976. — 511 с.
- Дэйвид Г.** (1979). Порядковые статистики. — М.: Наука. — 336 с. (David H. A. Order Statistics. — 1970).

- Дюк В., Самойленко А.** Data Mining: Учебный курс. — СПб: Питер, 2001. — 368 с.
- Закс Л.** (1976). Статистическое оценивание. — М.: Статистика. — 598 с.; (С. 64 и сл.).
- Зиберт Х.** (2005). Эффект кобры: Как избежать заблуждений в экономической политике/Пер. с нем. — М.: Новое издательство. — 270 с.
- Исикава К.** Японские методы управления качеством. (1988) — М.: Экономика. — 215 с.
- Кане М. М., Иванов Б. В., Корешков В. Н., Схиртладзе А. Г.** (2008). Системы, методы и инструменты менеджмента качества: Учебное пособие. — СПб.: Питер. — 580 с.
- Карнап Р.** (1971). Философские основания физики. Введение в философию науки. — М.: Прогресс. — 390 с.
- Каспаров Г.** Человек и компьютер. Взгляд в будущее/Пер. с англ. — М.: Альпина Паблишер, 2017. — 460 с.
- Конорева Л. А.** (2008). Партисипативное управление и мотивация персонала. — Журнал «США: ЭПК». — № 9. — С. 95–106.
- Кох Р.** (2012). Принцип 80/20/Пер. с англ. — М.: Эксмо. — 448 с.
- Кратчфилд Дж. П., Фармер Дж., Паккард Н. и др.** (1987). Хаос // В мире науки. — № 2. — С. 16–28.
- Куме Х.** (1990). Статистические методы повышения качества. — М.: Финансы и статистика. — 304 с.
- Ланцош К.** Практические методы прикладного анализа: Справочное руководство/Пер. с англ.; под ред. А. М. Лопшица. — М.: Физматгиз, 1961. — 524 с.
- Лapidус В. А.** (1999) Система статистического управления процессами. Система Шухарта // Надежность и контроль качества. — 1999. — № 5. — С. 11–19; № 6. — С. 3–13; № 7. — С. 13–21.
- Лapidус В. А.** (2002). Всеобщее качество в российских компаниях. — М.: Новости. — 432 с.
- Левит С. Д., Дабнер С. Дж.** (2007). Фрикономика. — М.: Вильямс. — 288 с.
- Лоули Д., Максвелл А.** Факторный анализ как статистический метод/Пер. с англ. Ю. Н. Благовещенского. — М.: Мир, 1967. — 144 с.

- Лумельский Я. П.** Теория корреляции и ее применение к анализу производства. — М.: Госстатиздат, 1958. — 387 с.
- Майер-Шенбергер В., Кукьер К.** Большие данные. Революция, которая изменит то, как мы живем, работаем и мыслим/Пер. с англ. И. Гайдюк. — М.: Манн, Иванов и Фарбер, 2014. — 240 с.
- Макино Т., Охаси М., Докэ Х., Макино К.** (1991). Контроль качества с помощью персональных компьютеров/Пер. с японск. А. Б. Орфёнова; под ред. Ю. П. Адлера. — М.: Машиностроение. — 224 с.; С. 166–174
- Малютов М. Б.** (2012). Проверка однородности процесса через универсальное сжатие. — М. ЦЭМИ.
- Мандель И. Д.** Кластерный анализ. — М.: Финансы и статистика, 1988. — 176 с.
- Махлуп Ф.** Производство и распространение знаний в США/Пер. с англ.; под ред. Е. И. Розенталь. — М.: Прогресс, 1966. — 462 с.
- Мирский М., Пайперт С.** Перцептроны/Пер. с англ. — М.: Мир, 1971. — 261 с.
- Млодинов Л.** (He) совершенная случайность. Как случай управляет нашей жизнью. — М.: Livebook/Гаятри, 2011. — 352 с.
- Мостеллер Ф., Тьюки Дж.** Анализ данных и регрессия./Пер. с англ.; под ред. Ю. П. Адлера. — М.: Финансы и статистика, 1982 — Вып. 1, 317 с.; Вып. 2, 239 с.
- Науман Э.** (1987). Принять решение, но как?/Пер. с немецк.; под ред. Ю. П. Адлера. — М.: Мир. — 198 с.
- Налимов В. В., Мульченко З. М.** (1969). Наукометрия. — М.: Наука. — 192 с.
- Налимов В. В.** (1972). Диагноз прогнозу // Знание — сила. — № 11. — С. 26–27.
- Налимов В. В., Драгалина Ж. А.** Реальность нереального. Вероятностная модель бессознательного. — М.: Мир идей, АО АКРОН, 1995. — 432 с.
- Натальченко Н. В.** (2009). Применение статистических методов при оценке результативности процесса производства мяса бройлеров. — Все о качестве (Отечественный опыт). Вып. 58. — С. 79–86. — М.: НТК Трек.

- Нейман Дж. фон, Моргенштерн О.** Теория игр и экономическое поведение/Под ред. Н. Н. Воробьёва; пер. с англ. — М.: Наука, 1970. — 708 с.
- Нив Г.** (2005). Пространство доктора Деминга. Принципы построения устойчивого бизнеса. — М.: Альпина Бизнес Букс. — 370 с.
- О’Коннор Дж., Макдермотт И.** (2005). Искусство системного мышления: Необходимые знания о системах и творческом подходе к решению проблем/Пер. с англ. — М.: Альпина Бизнес Букс. — 256 с.
- Прайс Д.** Малая наука, большая наука/В сб. Наука о науке; пер. с англ. — М.: Прогресс, 1966. — С. 281–384. (Сокр. пер. с оригинала 1963 г.)
- Пфедфер Дж., Саттон Р.** (2008). Доказательный менеджмент: новейшая концепция управления от Гарвардской школы бизнеса. — М.: Эксмо. — 384 с.
- Розенблатт Ф.** Принципы нейродинамики: Перцептроны и теория механизмов мозга/Пер. с англ. — М.: Мир, 1965. — 480 с.
- Розенцвейг Ф.** (2008). Эффект ореола... и другие восемь иллюзий, вводящие менеджеров в заблуждение. — BestBusinessBooks. — 252 с.
- Ротер М.** (2014). Тойота Ката/Под ред. Ю. Адлера, Э. Башкордина; пер. с англ. — СПб.: Питер Пресс. — 304 с.; С. 328–330.
- Роэм Д.** (2009). Визуальное мышление. Решение проблем и продажа идей при помощи картинок на салфетке. — М.: Эксмо. — 296 с.
- Седдон Дж.** (2009). Свобода от приказов и контроля. Путь к эффективному сервису. — М.: РИА «Стандарты и качество». — 232 с.
- Сенге П. М.** (2009). Пятая дисциплина: искусство и практика самообучающейся организации/Пер. с англ., 2-е изд. — М.: ЗАО «Олимп-Бизнес». — 448 с.
- Статистическое управление процессами.** (2006). SPC. Ссылочное руководство. — Н. Новгород, ООО СМЦ «Приоритет». — 224 с.
- Стройк Д. Я.** (1984). Краткий очерк истории математики. — М.: Наука. — 287 с.
- Талейб Н.** (2010). Черный лебедь. Под знаком непредсказуемости. — М.: Колибри. — 528 с.

- Трайбус М.** (1997). Вирусная теория менеджмента. — М.: ГП; Редакция журнала «Стандарты и качество». — 32 с.
- Тьюки Дж.** (1981). Анализ результатов наблюдений. Разведочный анализ/Пер. с англ. — М.: Мир. — 696 с.
- Тьюринг А.** Может ли машина мыслить? С приложением статьи Дж. фон Неймана «Общая и логическая теория автоматов»/Пер. с англ. Ю. А. Данилова; под ред. и с предисл. С. А. Яновской. — М.: Физматгиз, 1960. — 102 с.
- Уилер Д., Чамберс Д.** (2009). Статистическое управление процессами. Оптимизация бизнеса с использованием контрольных карт Шухарта. — М.: Альпина Бизнес Букс. — 409 с.
- Уотермен Д.** Руководство по Экспертным Системам/Пер. с англ. — М.: Мир, 1989.
- Франк Ф.** (1960). Философия науки. Связь между наукой и философией. — М.: Иностранная литература.
- Хан Г., Шапиро С.** (1969). Статистические модели в инженерных задачах/Пер. с англ. — М.: Мир. — 398 с.
- Хастингс Н., Пикок Дж.** (1980). Справочник по статистическим распределениям. — М.: Статистика. — 95 с.
- Хафф Д.** (2015). Как лгать при помощи статистики. — М.: Альпина Паблишер. — 163 с.
- Черняк Л.** Интеграция — основа облака // Открытые системы. — 2011. — №7. — 16 сент.
- Шеннон К.** Работы по теории информации и кибернетике/Пер. с англ. — М.: Изд-во иностр. лит., 1963. — 830 с.
- Шпер В. Л.** Еще раз о контрольных картах и вокруг них. Размышления по поводу одной заокеанской дискуссии // Надежность и контроль качества. — № 10. — 1998. — С. 3–13.
- Эшби У. Р.** Введение в кибернетику/Пер. с англ.; под ред. В. А. Успенского; предисл. А. Н. Колмогорова. — 4-е изд. — М.: ЛИБРИКОМ, 2009. — 432 с.
- Эшби У. Р.** Конструкция мозга/Пер. с англ. — М.: Изд. иностранной лит., 1962. — 397 с.

Адлер Юрий
Шпер Владимир

Практическое руководство по статистическому управлению процессами



Главный редактор *С. Турко*
Руководитель проекта *М. Шалунова*
Дизайн обложки *Ю. Буга*
Корректоры *Е. Чудинова, Н. Витько*
Компьютерная верстка *М. Поташкин*

Использованы иллюстрации
из фотобанка *shutterstock.com*

Подписано в печать 22.11.2018. Формат 70×100/16.
Бумага офсетная № 1. Печать ролевая струйная.
Объем 15 печ.л.

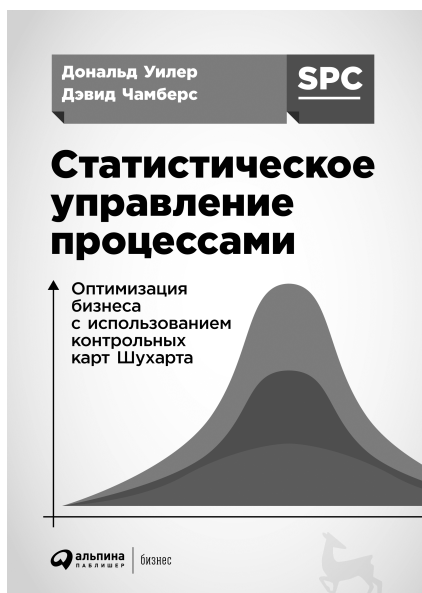
ООО «Альпина Паблицер»
123060, Москва, а/я 28
Тел. +7 (495) 980-53-54
www.alpina.ru
e-mail: info@alpina.ru



Знак информационной продукции
(Федеральный закон № 436-ФЗ от 29.12.2010 г.)



Отпечатано в АО «Т8 Издательские Технологии»
109316, г. Москва, Волгоградский пр-т, д. 42, корп. 5
Тел.: 8(499)322-38-30



Статистическое управление процессами

Оптимизация бизнеса с использованием контрольных карт Шухарта

Дональд Уилер, Дэвид Чамберс,
пер. с англ., 2018, 409 с.

О чем книга

Статистическое управление процессами (SPC) — мощное орудие менеджмента, предназначенное для непрерывного мониторинга и диагностики любых бизнес-процессов. Если диагностика показывает, что процесс находится в статистически управляемом состоянии, то его улучшением должен заниматься менеджмент. Напротив, если процесс не стабилен, только сотрудники имеют шанс отыскать причину

нестабильности и устранить ее. Успех многих компаний, в первую очередь Toyota, основан на эффективном использовании статистического управления процессами для повышения качества продукции.

Это первая книга на русском языке, в которой ясно, наглядно и профессионально изложены принципы и методы статистического управления процессами на основе контрольных карт, разработанных Уолтером Шухартом в Bell Laboratories, и показаны недостатки традиционного подхода к контролю качества, основанного только на соблюдении допусков.

Кто авторы

Дональд Уилер — специалист по статистике, консультант. Преподаватель статистического управления процессами Университета штата Теннесси. Ведет тренинги для менеджеров промышленных предприятий как в США, так и за их пределами.

Дэвид Чамберс — всемирно известный консультант и преподаватель статистического управления. Президент и председатель правления Американского общества контроля качества (ASQC), лауреат премии Юджина Гранта, академик Международной академии качества.



Выход из кризиса

Новая парадигма управления людьми, системами и процессами

Эдвардс Деминг, пер. с англ., 2017, 417 с.

Главная книга по менеджменту XX века

О чем книга

Знаете ли вы, насколько опасно пренебрегать советами доктора Деминга? Он попытался «вылечить» американские компании, предложив им новаторские принципы менеджмента, но «больные» раскритиковали его рекомендации и от лечения отказались. А зря! Когда японские производители автомобилей совершили прорыв на американском рынке, «больного» всерьез «прихватило». Американцы стали искать причины возникновения «японского эконо-

мического чуда» и с удивлением обнаружили, что его отцом является их соотечественник, тот самый Эдвардс Деминг, рецепт которого они столь легкомысленно отправили в корзину. Для японских бизнесменов он стал Великим Учителем, показавшим, как построить эффективный и устойчивый бизнес в условиях постоянных изменений. Он прописал японцам непрерывное совершенствование, постоянное обучение и баланс интересов, и его советы помогли им победить. Чтобы помочь американцам, доктор Деминг написал книгу «Выход из кризиса», которая и по сей день является лучшим средством профилактики и лечения плохого менеджмента. Читайте и выздоравливайте!

Кто автор

Д-р Эдвардс Деминг (14 октября 1900 – 20 декабря 1993 г.), также известен как Эдвард Деминг, — американский ученый, статистик и консультант по теории управления качеством. Наибольшую известность Деминг приобрел за свои инновационные предложения о реорганизации предприятий, широко используемые в Японии и других странах под названием «бережливое производство».

