

*Infocommunications and Radio Technologies*, vol. 6, no. 1, pp. 15–34, 2023.

*Инфокоммуникационные и радиоэлектронные технологии*. 2023. Т. 6, № 1. С. 15—34.

ISSN: 2587-9936

DOI: 10.29039/2587-9936.2023.06.1.02

УДК 004.89/65.011.56

## Модели нормального поведения каналов связи

Чикало О. В., Обухов И. А.

*Научно-производственное предприятие «Радиотехника»*

*г. Москва, 115419, 5-й Донской проезд, д. 15, стр. 11, Российская Федерация  
tchikalo@mail.ru, ia0001@mail.ru*

Получено: 3 апреля 2023 г.

Отрецензировано: 15 мая 2023 г.

Принято к публикации: 19 мая 2023 г.

**Аннотация:** Рассмотрены модели, описывающие штатную работу каналов связи. Использование таких моделей позволяет выявить аномалии в поведении телекоммуникационного оборудования и принять меры, необходимые для поддержания его работоспособности. С этой целью анализируются «большие данные» — телеметрия, генерируемая телекоммуникационными устройствами.

**Ключевые слова:** предиктивная аналитика, диагностическая система, нормальное поведение, модель, мониторинг качества, интернет вещей, телекоммуникации.

**Для цитирования (ГОСТ 7.0.5—2008):** Чикало О. В., Обухов И. А. Модели нормального поведения каналов связи // *Инфокоммуникационные и радиоэлектронные технологии*. 2023. Т. 6, № 1. С. 15—34.

**Для цитирования (ГОСТ 7.0.100—2018):** Чикало, О. В. Модели нормального поведения каналов связи / О. В. Чикало, И. А. Обухов // *Инфокоммуникационные и радиоэлектронные технологии*. — 2023. — Т. 6, № 1. — С. 15—34.

### 1. Введение

Одним из эффективных инструментов цифровизации экономики является «Интернет вещей» (*Internet of Things, IoT*). Развитие *IoT* провоцирует четвертую промышленную революцию, которая должна ознаменовать переходом на полностью автоматизированное цифровое производство, использованием киберфизических систем и облачных вычислений. Управлять процессами должны «умные» устройства в режиме онлайн. Примером таких умных устройств является современное телекоммуникационное оборудование, в ходе эксплуатации которого накапливается большое количество данных — различного рода телеметрия. Эти «большие данные» могут быть применены для прогнозирования возможных будущих отказов и других неисправностей (нештатных ситуаций) в самом оборудовании.

Данная статья посвящена вопросу создания моделей нормального поведения различных характеристик каналов связи, который является центральным при создании систем предиктивной диагностики.

В ходе работы канала связи обычно фиксируется большое количество статистической информации (телеметрии) о его работе. Каждая фиксируемая характеристика представляет собой временной ряд, например, последовательность измерений (подсчета) каждые  $n$  минут. Одной из проблем «больших данных», накапливаемых при эксплуатации современного связанного оборудования, является проблема рационального использования этих данных.

Одна из идей такого рационального использования состоит в том, что на основе этих данных можно оценить, работал ли канал штатно, или в его работе имели место отклонения от нормальной работы — аномалии. «Нормальность» или эталон нормального поведения должен быть сначала выражен в виде модели, которая потом и используется для оценки степени нормальности.

Термин «модель» используется условно, обычно под моделью понимается просто набор точек в многомерном пространстве. Одна точка — значения характеристики, например, за день. Таким образом, модель за месяц будет состоять из 31 точек максимум. Собирается некоторое количество характеристик за те дни, когда канал работал нормально. Данные предварительно оценивают эксперты. Затем происходит построение модели нормального поведения (МНП), т. е. среди полученных данных ищутся и отбрасываются аутлаеры (выбросы). Оставшиеся точки и формируют искомую модель. Ключевой вопрос — определить, в каком пространстве строить модель. Это пространство могут составлять исходные значения временного ряда или какие-то другие связанные с ними значения. Обычно критерием выступает плотность кластера точек, составляющих модель. Чем более плотным является кластер, тем лучше модель, тем она легче способна обнаруживать аутлаеры.

В ходе эксплуатации очередная порция телеметрии сравнивается с точками модели нормального поведения. Новая порция (точка) может находиться близко или среди имеющихся точек, что будет свидетельствовать о ее нормальности, или на некотором расстоянии от других точек. В последнем случае она может оказаться аутлаером. Существует большое количество алгоритмов для определения аутлаеров в многомерном пространстве [1]. Можно даже оценить и степень «аутлаерности» или нормальности новой точки.

Характеристики работы канала представляют собой многомерный временной ряд, если фиксируются синхронно и характеризуют разные

стороны работы канала. Поэтому следует оценивать также и нормальность всего такого временного ряда на основе своей модели нормального поведения, кроме оценки его отдельных составляющих. Отдельные характеристики могут находиться между собой в определенных соотношениях (линейных и нелинейных), например, быть коррелированными. Этот факт также следует использовать для построения соответствующих моделей, отражающих нормальное совместное поведение этих характеристик.

При получении новой порции подсчитанных (измеренных) характеристик с помощью моделей нормального поведения можно оценить, является ли вся совокупность характеристик нормальной или аномальной. Также оценивается каждая контролируемая характеристика и поведение контролируемых пар или групп характеристик. Оценку можно дать в виде трех вариантов: норма, слабый аутлаер, сильный аутлаер. Для обнаружения аутлаеров в статье используется метод *LAD\_med* [2], но можно использовать и другие методы. Может возникнуть ситуация, когда каждая характеристика ведет себя нормально, а вот поведение пары (группы) или всей совокупности может быть аномальным.

Отклонение от нормы свидетельствует о возможной нештатной ситуации, имевшей место за период времени, соответствующий поступившей порции телеметрии.

В настоящей работе рассматривается построение моделей нормального поведения для характеристик каналов связи. Приводятся примеры, подтверждающие работоспособность предлагаемых моделей.

## 2. Данные

В качестве примера анализируемых данных мы будем рассматривать типовые характеристики канала связи, собранные с помощью аппаратно-программного комплекса *IP Quality Monitor (IQM)* [3]. Например, *SDBytes* — количество байт переданных от *Source* к *Destination*, *DSBytes* — количество байт переданных от *Destination* к *Source*, *SDLostPercent* — процент потерянных пакетов при передаче от *Source* к *Destination*, *DSLostPercent* — то же, но в обратном направлении и т. д. Полный список измеряемых характеристик приведен в таблице 1.

Таблица 1. Измеряемые характеристики, используемые для анализа.

Table 1. Measured characteristics used for analysis

Наименование характеристики	Описание характеристики
SDLost, SDLostPercent, DSLost, DSLostPercent	Потери пакетов (для URL-сессий) в обоих направлениях в абсолютных цифрах и процентах от общего.

Наименование характеристики	Описание характеристики
SDBW, SDBWPercent, DSBW, DSBWPercent	Полученная пропускная способность сети в обоих направлениях в килобитах в секунду и процентах от ожидаемой. Ожидаемой является переданная в командной строке.
SDLossBW, SDLossBWPercent, DSLossBW, DSLossBWPercent	«Потерянная» пропускная способность в обоих направлениях. Представляет собой разницу между ожидаемой пропускной способностью и полученной по итогам тестирования.
SDRemarked, SDRemarkedPercent, DSRemarked, DSRemarkedPercent	Число пакетов, доставленных с изменением класса сервиса, в абсолютных цифрах и процентах от общих полученных.
SDOOS, SDOOSPercent, DSOOS, DSOOSPercent	Число пакетов, доставленных с изменением порядка следования, в абсолютных цифрах и процентах от общих полученных.
MinRTT, AvgRTT, RMSRTT, MaxRTT	Круговая задержка доставки пакетов от инициатора до инициатора же через сопряженный канал
SDMinDelay, SDAvgDelay, SDRMSDelay, SDMaxDelay, DSMinDelay, DSAvgDelay, DSRMSDelay, DSMaxDelay	Односторонняя задержка доставки пакетов (минимальное, среднее, квадратичное, максимальное)
SDJitter, DSJitter	Дрожание задержки доставки пакетов в обоих направлениях, рассчитанное по RFC 3550
SDMinIPDV, SDAvgIPDV, SDRMSIPDV, SDMaxIPDV, DSMinIPDV, DSAvgIPDV, DSRMSIPDV, DSMaxIPDV	Дрожание задержки доставки пакетов, рассчитанное по Y.1540 (базис — минимальная задержка) за время тестовой сессии (минимальное, среднее, квадратичное, максимальное)
SDMinMAPDV2, SDAvgMAPDV2, SDRMSMAPDV2, SDMaxMAPDV2, DSMinMAPDV2, DSAvgMAPDV2, DSRMSMAPDV2, DSMaxMAPDV2	Дрожание задержки доставки пакетов, рассчитанное по G.1020 за время тестовой сессии (минимальное, среднее, квадратичное, максимальное)
SDBytes, DSBytes	Число байт, переданных в тестовой сессии в обоих направлениях

Предположим, что у нас есть данные за каждые сутки работы канала с разбивкой по пять минут. То есть каждый временной ряд имеет 288 значений (12 значений за каждый час, всего 24 часа).

### 3. Модели нормального поведения

#### 3.1. Модели нормального поведения для отдельных характеристик

Моделей нормального поведения отдельной характеристики может быть множество, соответственно надо уметь выбирать лучшую. В качестве критерия предлагается выбрать количество обнаруживаемых с ее помощью аутлаеров. Модель, чувствительная к наличию аутлаеров, будет более высокого качества. Самая простая модель — использование в качестве координат в пространстве значения временного ряда характеристики. Получим 31 точку (считая в месяце 31 день) в 288-мерном пространстве.

Для наглядности будем многомерное пространство отображать на плоскость с помощью проекции Сэммона [4].

При работе с временными рядами известным приемом является использование вместо исходных значений ряда его характеристических значений — *features*. Их также существует большое множество — минимальное и максимальное значения, среднее, дисперсия и т. д. и т. п. Большой перечень таких *features* приводится, например, в работе [5]. Любое сочетание этих *features* также можно использовать в качестве МНП.

В ходе проведенных экспериментов оказалось, что желаемое качество обнаружения аутлаеров демонстрирует модель взаимной схожести, которую образуют точки в 4-мерном пространстве (координаты: три коэффициента корреляции — Кендалла, Пирсона, Спирмена, и евклидово расстояние между точками). Точка — временной ряд за день.

Определяется матрица схожести  $M$  точек друг на друга. Для этого вычисляются  $m_{ij}$  — коэффициенты корреляции между точками. Затем берется медиана по строкам. Первые три координаты отличаются только способом вычисления корреляции. Затем вычисляется четвертая координата — евклидово расстояние между исходными точками, после чего берется медиана по строкам.

#### 3.2. Модель на основе числового шаблона

Каждая характеристика канала связи принимает значения из определенного числового диапазона. Числовой шаблон характеристики можно представить гистограммой. Количество бинов гистограммы — количество координат. Высота каждого бина (столбца гистограммы) — значение координаты. Такая модель может быть полезной, когда происходит постепенная деградация оборудования, и нужно ее вовремя обнаружить.

### 3.3. Модель на основе паттернов строк

Одним из способов работы с временными рядами является трансформация их в символьные строки. Один из возможных приемов трансформации представлен в таблице 2, взятой из работы [6].

Таблица 2. Пример трансформации временного ряда в символьные строки.

Table 2. Example of Time Series Transformation to Character Strings

Symbol	Meaning	Definition
a	Highly increasing transition	$\frac{d}{dt} > 5$
b	Slightly increasing transition	$5 \geq \frac{d}{dt} > 2$
c	Stable transition	$2 \geq \frac{d}{dt} > -2$
d	Slightly decreasing transition	$-2 \geq \frac{d}{dt} > -5$
e	Highly decreasing transition	$\frac{d}{dt} < -5$

Если разница между соседними значениями ряда попадает в соответствующий диапазон, числовое значение заменяется символом. Такое представление временного ряда предоставляет дополнительные возможности по сравнению с просто числовым шаблоном. Для перехода к МНП можно подсчитать, например, количество разных пар символов или троек, четверок и т. д. Каждая комбинация символов может служить координатой, а количество встречающейся конкретной комбинации — значением координаты.

### 3.4. Модели нормального поведения для пар характеристик

*Модели на основе корреляции.* Корреляция — самая известная форма линейной зависимости характеристик. Корреляция между двумя характеристиками измеряет сходство по форме между этими характеристиками. Среди характеристик канала можно найти сильно коррелированные и некоррелированные (слабо коррелированные).

*Модель для сильно коррелированных характеристик.* Для получения МНП достаточно измерить корреляцию между точками, как это делается в модели взаимной похожести. МНП состоит из  $M$  значений выбранного коэффициента корреляции (медиан строк матрицы).

*Модели для некоррелированных характеристик (модель 2-х кластеров).* Исходные значения характеристик могут образовывать явные кла-

стеры, как например, показано на рис. 1 в случаях *DSOOSPercent* (синий цвет) и *DSRMSMAPDV2* (красный цвет).

У характеристик 288 значений, используется 288-мерное пространство. Слева на рис. 1 — временные ряды этих характеристик, справа — отображение 288-мерного пространства на плоскость. Видны четкие кластеры.

Наличие таких кластеров свидетельствует об имеющих место сложных нелинейных отношениях между значениями двух характеристик. Эти отношения должны сохраняться в течение эксплуатации канала.

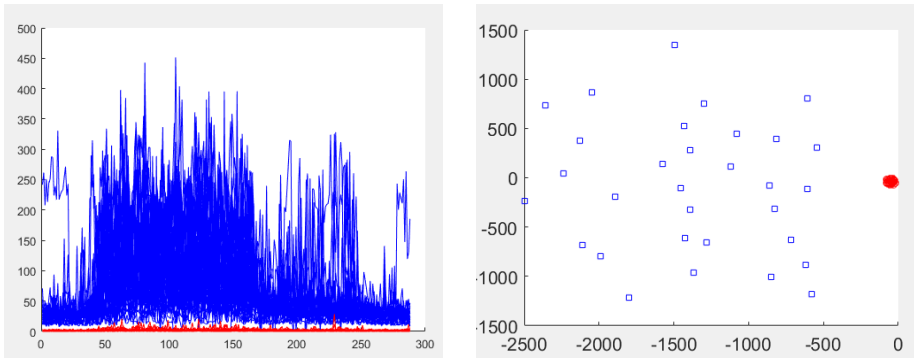


Рис. 1. *DSOOSPercent* (синий цвет) и *DSRMSMAPDV2* (красный цвет) характеристик — слева и их проекция на плоскость (проекция Сэммона) — справа.

Fig. 1. *DSOOSPercent* (blue) and *DSRMSMAPDV2* (red) characteristics (left) and their mapping to plane (Sammon projection)

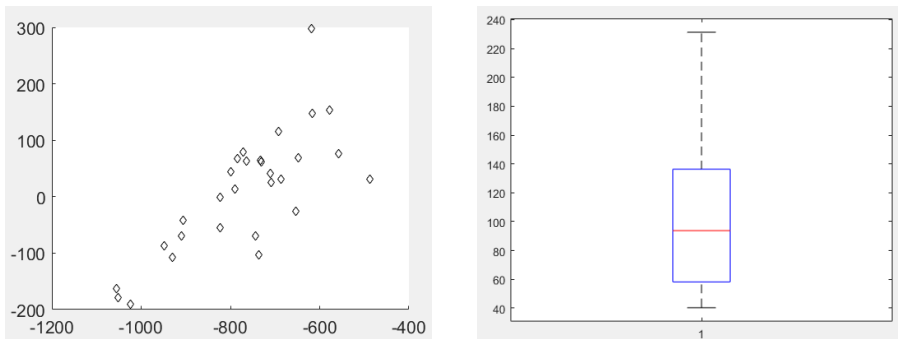


Рис. 2. Результирующая МНП и боксплот.

Fig. 2. Resulting MNB and boxplot

Для проверки сохранения этих отношений построим МНП: каждую пару точек (одна из первой характеристики за день  $i$ , вторая — из другой характеристики за этот же день) представим следующей четверкой координат:

- расстояние до медоида своего кластера, расстояние до медоида чужого кластера — для первой точки пары;
- расстояние до медоида своего кластера, расстояние до медоида чужого кластера — для второй точки пары.

На рис. 2 показана модель для пары *DSOOSPercent* и *DSRMSMAPDV2* в 4-мерном пространстве.

Естественно, точки проверяются на аутилерность. Если аутилеров нет, полученные точки сохраняем в качестве МНП.

*Модель на основе расстояний между парами.* Исходные значения не всех пар характеристик образуют кластеры. Например, на рис. 3 для *DSLossBW* (красный цвет) и *DSMaxMAPDV2* (синий цвет) показаны исходные значения временных рядов (слева) и отображение 288-мерного пространства на плоскость справа. Линейно разделимые кластеры отсутствуют. Характеристики не коррелированы. Для примера приведены значения трех коэффициентов корреляции для этой пары, 5 точек (дней):  $-0.107, 0.038, 0.056; 0.221, 0.057, 0.089; 0.236, 0.040, 0.057; 0.221, -0.013, -0.015; 0.234, 0.094, 0.140$ . Построим МНП: каждую пару представим точкой в 3-мерном пространстве коэффициентов корреляции между парами. Получим результат, показанный на рис. 4.

*Модели нормального поведения многомерного временного ряда характеристик.* Теоретически возможна ситуация, когда все характеристики будут демонстрировать нормальное поведение, а их совокупность — многомерный временной ряд — аномальное. Чтобы выявлять такую ситуацию, нужны специальные МНП для всего многомерного ряда.

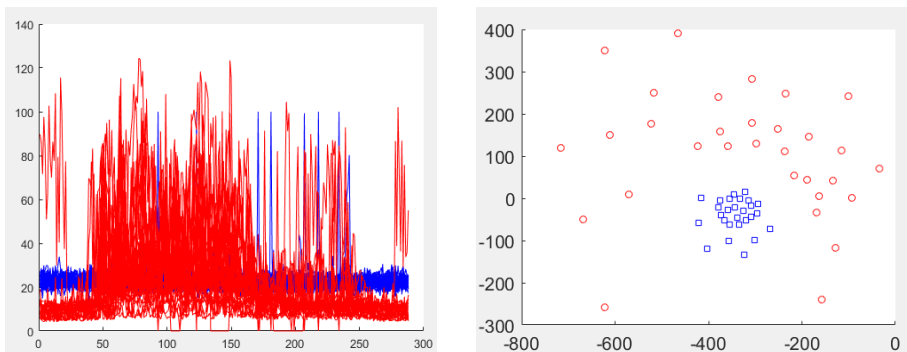


Рис. 3. *DSLossBW* (красные) и *DSMaxMAPDV2* (синие) — исходные значения временных рядов (слева) и отображение 288-мерного пространства на плоскость (справа).

Fig. 3. *DSLossBW* (red) and *DSMaxMAPDV2* (blue) – the original time series values are shown (left) and the 288-dimensional space mapping to the plane on the right



Возможно такое решение. Модель строится на основе моделей внутренней похожести отдельных характеристик. Предлагается использовать пространство:

- координата 1 — аутлаерность характеристики 1;
- координата 2 — аутлаерность характеристики 2;
- ...
- координата  $N$  — аутлаерность характеристики  $N$ .

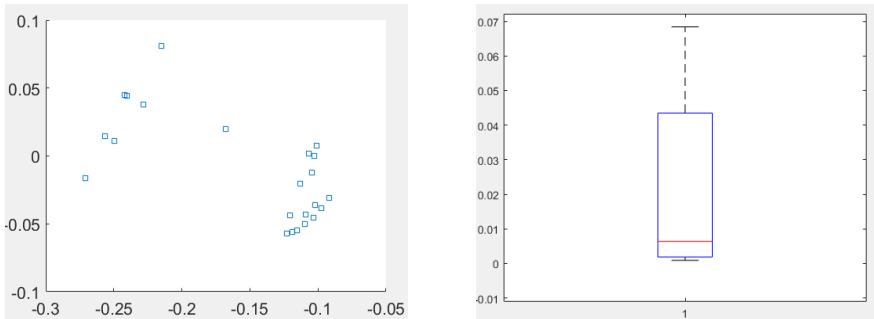


Рис. 4. Результирующая МНП и боксплот.

Fig. 4. Resulting MNB and boxplot

## 4. Результаты экспериментов

### 4.1. Модели нормального поведения для отдельных характеристик

Рассмотрим получение МНП для характеристики  $DSMinMAPDV2$  на основе модели взаимной похожести. Исходные значения на графике показаны на рис. 5.

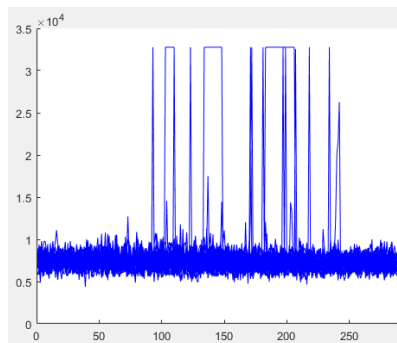


Рис. 5. График DSMinMAPDV2.

Fig. 5. DSMinMAPDV2 characteristic

Можно предположить, что все визуальные выбросы будут аутлаерами.

Для отображения многомерного пространства на плоскость используем проекцию Сэмона (рис. 6). Для обнаружения аутлаеров используем метод *LAD\_med*. Аутлаеры (синие квадратики) после обнаружения удаляются. Затем процесс повторяется для оставшихся точек. Заканчивается процесс, когда аутлаеры больше не обнаруживаются.

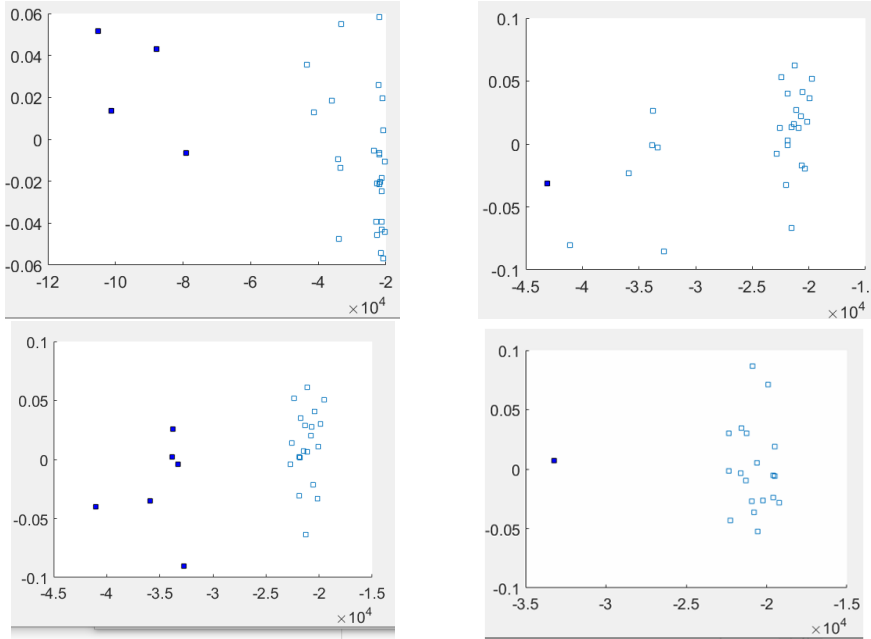


Рис. 6. Обнаружение и удаление аутлаеров.

Fig. 6. Outlier detection and removal

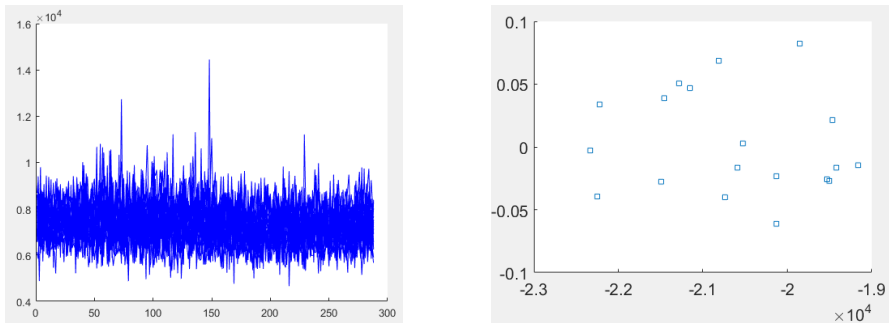


Рис. 7. *DMinMAPDV2* характеристика после удаления аутлаеров (слева) и результирующая МНП (справа).

Fig. 7. *DMinMAPDV2* characteristic after removing outliers (left) and resulting MNB (right)

На рис. 6 показано, как происходит поиск аутлаеров. Сначала найдено четыре аутлаера (отмечены как квадратики синего цвета), после их удаления найден один новый, после его удаления сразу шесть новых и, наконец, последним найден один аутлаер. Оставшиеся точки и представляют модель нормального поведения в 4-мерном пространстве, показанную на рис 7.

#### 4.2. Модель на основе числового шаблона

Рассмотрим характеристику  $DSavgIPDV$ , показанную на рис. 8. В качестве числового шаблона возьмем гистограмму из 100 бинов. Каждая точка имеет 100 координат, значение каждой — высота соответствующего бина.

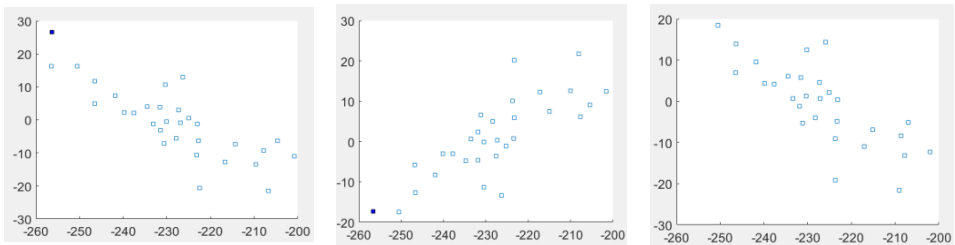


Рис. 8. Обнаружение и удаление аутлаеров.

Fig. 8. Outlier detection and removal

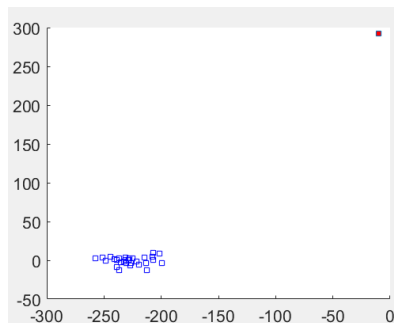


Рис. 9. Сильный аутлаер.

Fig. 9. Strong outlier

При построении МНП сначала удаляем один аутлаер, затем второй, остальные точки составляют модель нормального поведения в пространстве 100 бинов.

Если взять искусственно полученную характеристику из 288 единиц, то с помощью этой модели получим результат: красный квадрат на рис. 9. Введенная точка, сильный аутлаер, находится очень далеко от точек модели.



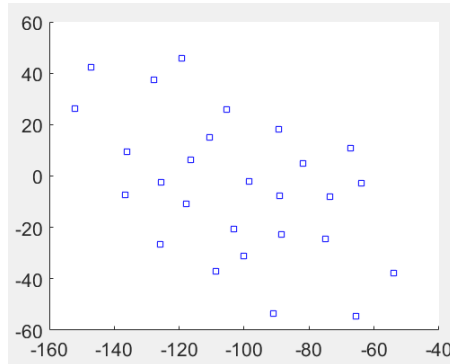


Рис. 11. Результирующая МНП.

Fig. 11. Resulting MNB

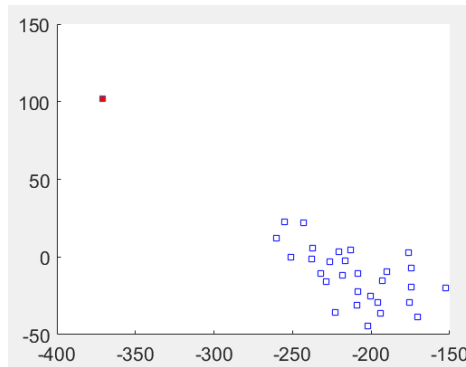


Рис. 12. Новая точка (красный квадратик) — сильный аутлаер.

Fig. 12. The new point (red square) is a strong outlier

Результат представлен на рис. 12. Видно, что выделен сильный аутлаер (красный квадратик), находящийся очень далеко от точек МНП.

#### 4.4. Модели совместного нормального поведения для пар характеристик (модель для сильно коррелированных характеристик)

Рассмотрим характеристики  $DSBW$  и  $DSBWPercent$ , показанные на рис. 13.

Значения коэффициентов корреляции этих характеристик близки к 1 (Кендалла, Пирсона, Спирмена) и равны соответственно:

$-0,975641458348255$      $-0,999783256671490$      $-0,997684955502735$ .

В качестве модели нормального поведения сохраняем значения любого из трех коэффициентов для каждой пары — всего  $M$  значений (пред-

почтительнее использовать коэффициенты Кендалла или Спирмена из-за их непараметричности). На рис. 13 (справа) показан боксплот для коэффициента Кендалла.

При получении новых значений пары характеристик вычисляем новое значение коэффициента корреляции и сравниваем с модельными.

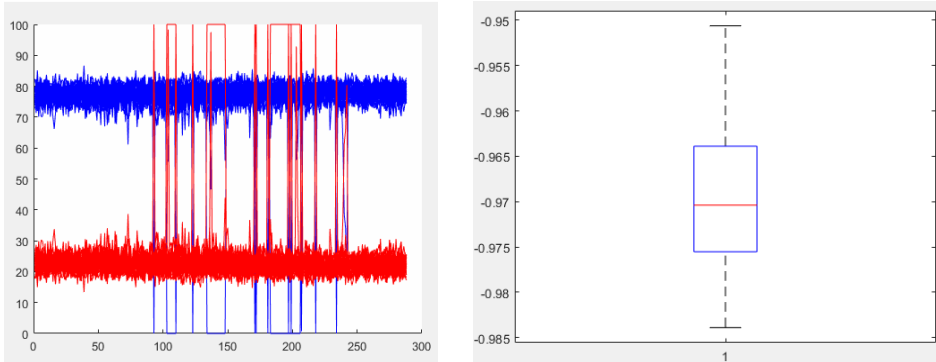


Рис. 13. *DSBW* и *DSBWPercent* характеристики (слева) и боксплот для коэффициента Кендалла (справа).

Fig. 13. *DSBW* and *DSBWPercent* characteristics (left) and boxplot for Kendall's coefficient (right)

#### 4.5. Модели для некоррелированных характеристик (модель двух кластеров)

Мы уже построили ранее такую МНП для пары *DSOOSPercent* и *DSRMSMAPDV2*. Введем искусственную точку, которая будет в исходных данных изображаться, как показано на рис. 14.

Применим модель и получим результат, представленный на рис. 15.

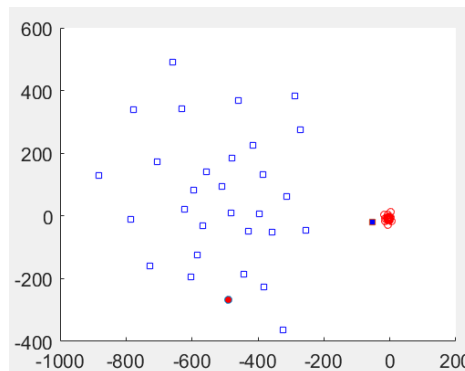


Рис. 14. Новая пара - синий квадрат и красный кружок.

Fig. 14. The new pair is a blue square and a red circle

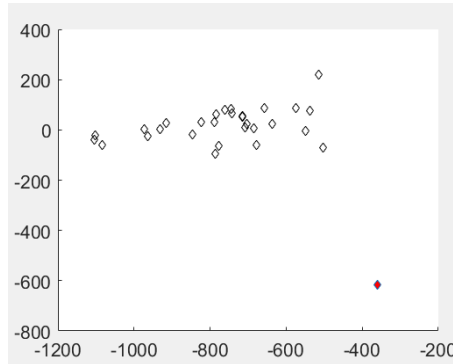


Рис. 15. Новая пара, красный ромбик — сильный аутлаер.

Fig. 15. The new pair, the red diamond is a strong outlier

#### 4.6. Модели для некоррелированных характеристик без кластеров (модель на основе расстояний между парами)

Ранее мы построили МНП для  $DSL_{LossBW}$  и  $DS_{MaxMAPDV2}$ . Теперь проверим модель, введя искусственную точку (коррелированные значения пары). Получим результат, представленный на рис. 16 — новую точку, сильный аутлаер.

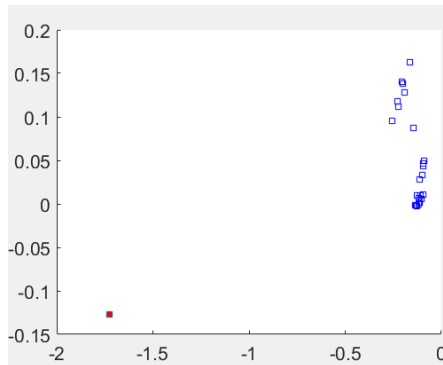


Рис. 16. Новая точка — сильный аутлаер.

Fig. 16. The new point is a strong outlier

#### 4.7. Модели нормального поведения многомерного временного ряда характеристик

Рассмотрим пример для пяти характеристик:  $DS_{MinIPDV}$ ,  $DS_{MinMAPDV2}$ ,  $DS_{OOSPercent}$ ,  $DS_{RemarkedPercent}$  и  $DS_{RMSMAPDV2}$ .

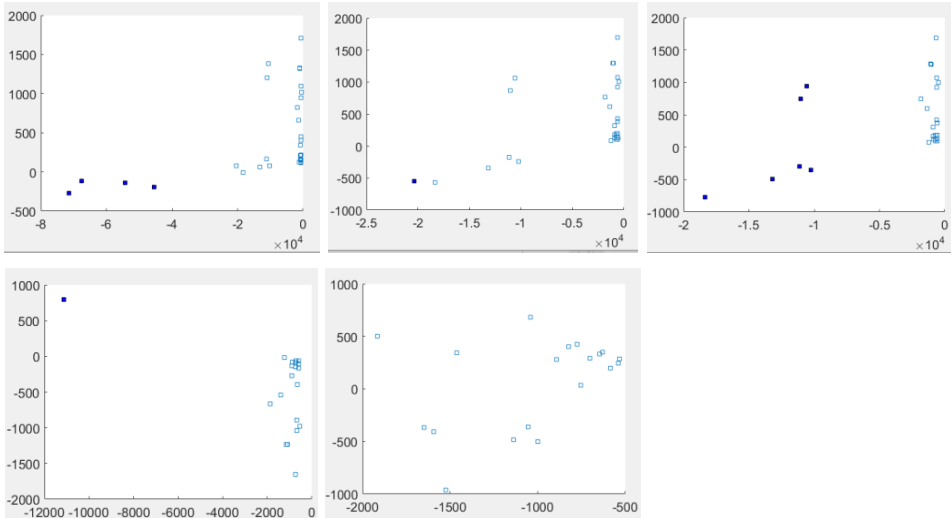


Рис. 17. Пример выделения и удаления аутлаеров в многомерном временном ряду.

Fig. 17. An example of outlier detection and removal for a multivariate time series

Удаление аутлаеров производится постепенно, как показано на рис. 17 (слева направо). В итоге были удалены 12 точек (данные за 12 дней). Остальные точки в выбранном пространстве формируют модель нормального поведения многомерного временного ряда характеристик, представленную на последнем рисунке.

## 5. Обсуждение

Выше были рассмотрены примеры построения моделей нормального поведения для оценки качества работы канала связи. Безусловно, их список далеко не полный, однако представленные МНП могут служить основой для построения автоматизированной системы предиктивной диагностики. Представим, что характеристики обрабатываются порциями, т. е. не в реальном времени, а после накопления определенного количества за устанавливаемый период времени, в рассмотренном примере этот период равнялся суткам.

После этого делается прогноз состояния контролируемого оборудования на следующий период сбора телеметрии. Если делается вывод об опасности дальнейшей эксплуатации, принимается решение о проведении обследования и, при необходимости, ремонта.

Предусматривается получение суммарной оценки аномальности очередной порции телеметрии для экземпляра устройства.



Это можно сделать, например, используя процедуру, представленную на рис. 18.

Каждая характеристика оценивается с помощью нескольких МНП. Если МНП показывает, что характеристика в норме, это соответствует, например, оценке в 0 баллов, слабый аутлаер — 1 балл, сильный — 2 балла. Сумма по всем МНП с учетом весовых коэффициентов моделей дает оценку нормальности характеристики, в идеале — 0 баллов.

Затем можно получить подобным же образом суммарную оценку всех характеристик, групп характеристик и всего многомерного ряда в целом.

Полученные оценки сохраняются и могут быть отображены графически для наглядности динамики их изменения. Решение о реальной опасности текущей ситуации принимает человек. Для помощи в принятии решений опытным путем устанавливаются численные пороги аномальности для каждого устройства.

Суммарная оценка аномальности работы устройства может служить индексом «здоровья системы».

Недостатком работы такой системы предиктивной диагностики является то, что она выявляет только аномалии, а не конкретные неисправности (нештатные ситуации). Но зато может предупредить о наличии проблем с оборудованием задолго до того, как оборудование выйдет из строя.

Описание выявленных после обнаружения аномалий неисправностей (сбоев) в работе устройств вместе с формальным описанием аномалий конкретных характеристик можно сохранить в базе знаний. В дальнейшем они используются как при ручном поиске аналогов, так и автоматически при обнаружении аномалий, соответствующих сохраненным ранее описаниям.

## 6. Заключение

Одной из проблем «больших данных», накапливаемых при эксплуатации современного связного оборудования, является проблема их рационального использования.

Современной тенденцией является внедрение в практику предприятия предиктивного техобслуживания, которое предусматривает своевременное обнаружение аномального поведения оборудования. Наиболее предпочтительным является применение подхода обнаружения аномалий в поведении оборудования, основанного на данных, “*data driven*”. В этом подходе для обнаружения аномалий и диагностики неисправностей строятся модели на базе имеющихся больших массивов разного рода телеметрии. Преимуществом таких моделей является их независимость от знаний экспертов предметной области.

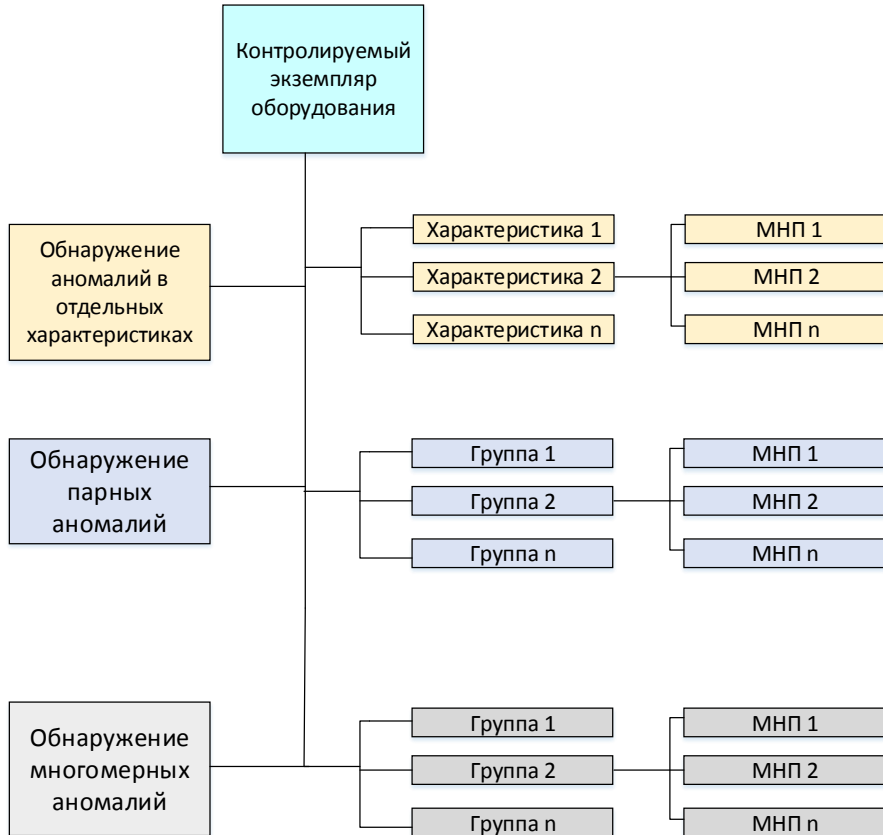


Рис. 18. Процедура выявления аномалий при пакетной обработке данных.

Fig. 18. Anomaly detection procedure for data batch processing

### Список литературы

1. Aggarwal C. C. Outlier Analysis. 2<sup>nd</sup> ed. Springer International Publishing, 2016. 465 p.
2. Angiulli F., Pizzuti C. Outlier mining in large high-dimensional data sets // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2005. Vol. 17, no. 2. P. 203—215.
3. IP Quality Monitor (IQM) // <http://www.net-probe.ru>. Viewed February 27, 2023.
4. Sammon J. W. A nonlinear mapping for data structure analysis // IEEE Transactions on Computers. 1969. Vol. 18, no. 5. P. 401—409.
5. Fulcher B. D. Feature-based time-series analysis. Preprint arXiv:1709.08055, 2017. 28 p.
6. Daw C. S., Finney C. E. A., Tracy E. R. A review of symbolic analysis of experimental data // Review of Scientific Instruments. 2003. Vol. 74, no. 2. P. 915—930.
7. Чикало О. В., Александров В. Р., Обухов И. А. Система раннего обнаружения проблемного телекоммуникационного оборудования // СВЧ техника и телекоммуникационные технологии. 2020. № 2. С. 128—129.

### **Информация об авторах**

**Чикало Олег Владимирович**, начальник лаборатории АО «НПП «Радиотехника», г. Москва, Российская Федерация.

**Обухов Илья Андреевич**, технический директор АО «НПП «Радиотехника», г. Москва, Российская Федерация.

# Models of Communication Channels Normal Behavior

O. V. Chikalo and I. A. Obukhov

*Scientific-Industrial Company “Radiotekhnika”*  
15, build. 11, 5<sup>th</sup> Donskoy proezd, Moscow, 115419, Russian Federation  
tchikalo@mail.ru, iao001@mail.ru

Received: April 3, 2023

Peer-reviewed: May 15, 2023

Accepted: May 19, 2023

**Abstract:** *Models describing the normal operation of communication channels are considered. By using of such models is possible to identify abnormal behavior of telecommunications equipment and take the efforts that necessary to maintain its performance. To this goal “big data” generated by telemetry of telecommunications devices are analyzed.*

**Keywords:** *predictive analytics, diagnostic system, normal behavior, model, quality monitor, Internet of things, telecommunications.*

**For citation (IEEE):** O. V. Chikalo and I. A. Obukhov, “Models of Communication Channels Normal Behavior,” *Infocommunications and Radio Technologies*, vol. 6, no. 1, pp. 15–34, 2023, doi: 10.29039/2587-9936.2023.06.1.02. (In Russ.).

## References

- [1] C. C. Aggarwal, *Outlier Analysis*. Springer Cham, 2016, doi: 10.1007/978-3-319-47578-3.
- [2] F. Angiulli and C. Pizzuti, “Outlier mining in large high-dimensional data sets,” *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 17, no. 2, pp. 203–215, Feb. 2005, doi: 10.1109/TKDE.2005.31.
- [3] IP Quality Monitor (IQM) // <http://www.net-probe.ru>. Viewed February 27, 2023.
- [4] J. W. Sammon, “A Nonlinear Mapping for Data Structure Analysis,” *IEEE Transactions on Computers*, vol. C-18, no. 5, pp. 401–409, May 1969, doi: 10.1109/T-C.1969.222678.
- [5] B. D. Fulcher, “Feature-based time-series analysis.” Preprint arXiv:1709.08055, 2017.
- [6] C. S. Daw, C. E. A. Finney, and E. R. Tracy, “A review of symbolic analysis of experimental data,” *Review of Scientific Instruments*, vol. 74, no. 2, pp. 915–930, Feb. 2003, doi: 10.1063/1.1531823.
- [7] O. V. Chikalo, V. R. Aleksandrov, I. A. Obukhov, “System for Early Detection of Problematic Telecommunication Equipment,” *Microwave and Telecommunication Technology*, no. 2, pp. 128–129, 2020. (In Russ.).

## Information about the authors

**Oleg V. Chikalo**, Head of Laboratory of JSC NPP “Radiotekhnika”, Moscow, Russian Federation.

**Ilya A. Obukhov**, Technical Director of JSC NPP “Radiotekhnika”, Moscow, Russian Federation.