Министерство образования и науки Российской Федерации
Ульяновский государственный университет

РЕФЕРАТ

ПО ИСТОРИИ технических наук НА ТЕМУ
Наименование наук, по которым проходит подготовку аспирант

История создания автоматизированной обработки стохастических характеристик сигнала и полей.

Реферат выполнил:

Звягина Оксана Дмитриевна
Ф.И.О. аспиранта или соискателя

Реферат проверил:

Дубровский П. В
к.т.н. доцент
Ф.И.О., ученая степень и ученое звание преподавателя по истории науки

Зачтено с оценкой «Отлично»

17.03.17

Ульяновск, 2017 г.

Содержание

Введение

На современном этапе развития общества и цивилизации в целом весьма остро стоит вопрос информатизации общества. Под информатизацией общества понимается научно-технический процесс создания оптимальных условий для удовлетворения информационных потребностей пользователей на основе формирования и использования информационных ресурсов. Данный этап предполагает создание новых форм, как социального, так и экономического взаимодействия с целью приобретения новых знаний. Как следствие, это предполагает наличие соответствующей инфраструктуры, в качестве которой выступает информационно-телекоммуникационная сеть, в которую входят системы спутниковой, радиорелейной и оптоволоконной связи. [1,2,3]

Основным показателем качества в современных линиях связи выступает вероятность ошибки приема сигнала. Основным фактором, влияющим на данный показатель, являются условия, в которых распространяются радиоволны. Статистические характеристики сигналов на входе радиоприемного устройства зависят непосредственно от среды распространения радиоволн. В частности, изучению плотностей распределения вероятностей посвящено множество трудов, которые касаются как оценки мгновенных значений отраженных сигналов, их фаз для распределений разного характера, амплитуд. [4]

1. История развития автоматизированной обработки стохастических характеристик сигнала

В настоящее время радиосвязь совершила существенный толчок в развитии, и функциональных возможностях в частности, благодаря использованию вычислительной техники. Это позволило предположить и разработать новые методы адаптивного управления на основании частичной или полной разработки автоматизированных систем. В частности, на основе статистических характеристиках сигнала и мешающих воздействиях возможно построение математического модели сигнала, который несет в себе информацию о конкретных параметрах движения объекта и воздействия на него помех. В связи с этим необходимо не только четкое понимание функционирования линий связи в частности, но и мешающих воздействий как внутри самой линии связи, так и исходящих извне. Это необходимо для выдвижения и проектирования (разработки) эффективной системы по адаптивному управлению. В качестве показательных примеров будут рассмотрены различные типы сигналов, их математические модели и статистические параметры, типы мешающих воздействий и некоторые виды борьбы с ними. [5,6]

Изначально под сигналом понимается некий физический процесс по осуществлению переноса информации в пространстве и времени. В частности, сигналы определяются математическими моделями, которые отражают их свойства.

Условно сигналы по соответствующей математической модели можно разделить по следующим признакам, указанным на рисунке 1.

Рис.1 Сигналы и их признаки

Изначально сигналы разделяют на две основные группы :

- Детерминированные и случайные.

В частности **детерминированные** сигналы подразделяются на:

- Периодические и непериодические.

В частности, к **периодическим** сигналам определяют **гармоничные** и **полигармонические** сигналы. Для сигналов периодического характера выполняется условие [5]:

$$s(t) = S(t + KT)\,, \tag{1.1}$$

где $K = 1,2,3....$ - целое число, а T - период, который еще и является отрезком независимой переменной.

Гармоничные (синусоидальные) сигналы описываются по следующему типу (рисунок 2):

$$s(t) = A\sin(2\pi f_o t + \phi) = A\sin(\omega_o t + \phi)\,, \tag{1.1.1}$$

где $A, f_o, \omega_o, \phi, \varphi$ - постоянные величины, которые выполняют роль информационных параметров сигнала. A - амплитуда сигнала, f_o - циклическая частота в герцах, $\omega_o = 2\pi f_o$ - угловая частота в радианах, ϕ, φ - начальные фазовые углы в радианах.

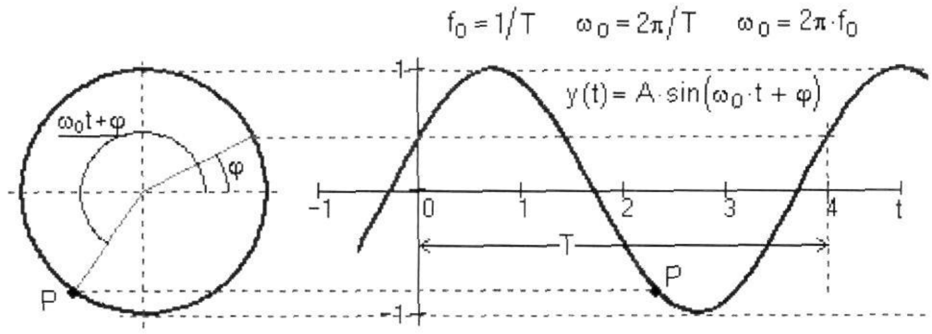

Рисунок 2. Гармоничный сигнал.

Стоит отметить, что период колебания описывается как отношение $T = 1/f_o = 2\pi/\omega_o$, а при значении $\varphi = \phi - \pi/2$ косинусные и синусные функции будут описывать один и тот же сигнал. Частотный спектр сигнала таким образом представлен амплитудным и начальным фазовым значением частоты f_o (рисунок 3):

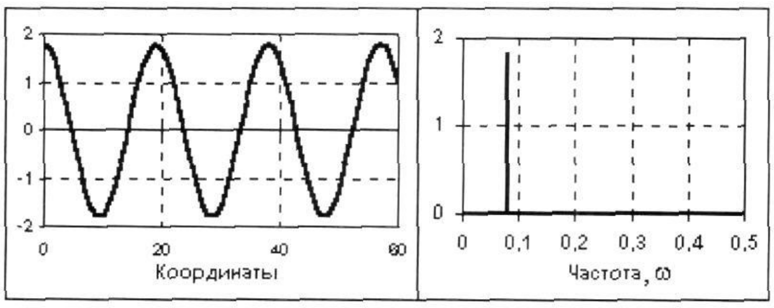

Рисунок 3. Частотный спектр гармоничного сигнала.

Полигармонические сигналы представляют собой большую группу, описываемых суммой гармонических колебаний, периодических сигналов [5]:

$$s(t) = \sum_{n=0}^{N} A_n \sin(2\pi f_n t + \varphi_n) \tag{1.2}$$

Таким образом, на периоде начальной чистоты, равной или кратно меньшей минимальной частоты гармоник, укладывается кратное число периодов гармоник, что приводит к периодичному повторению сигнала (рисунок 4):

Рисунок 4. Полигармонический сигнал.

Примером полигармонического сигнала может служить часть периодической сигнальной функции, полученной в результате суммирования составляющей, равной 0, и нескольких (трех) гармонических колебаний с разницей в частоте и фазе колебаний и имеющей следующее математические описание [5]:

$$s(t) = \sum_{k=0}^{3} A_k \cos(2\pi f_k t + \varphi_k), \tag{1.2.1}$$

где A_k - амплитуда гармоник, f_k - частота, φ_k - угол колебаний в начале, k - частота сигнала. [7]

Частотное же представление полигармонического сигнала имеет ограничение по количеству гармоник спектра, составляя при этом восемь отсчетов (рисунок 5):

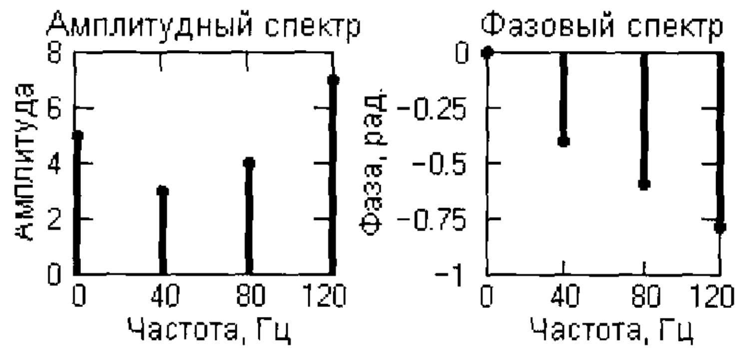

Рисунок 5. Спектр полигармонического сигнала.

В качестве информационных параметров полигармонического сигнала выступают как частные особенности сигнала, в частности размах (от минимума до максимума, отклонение по среднему значению), так и параметры каждой по отдельности гармоники сигнала. В частности, в качестве информационных параметров, например, прямоугольных импульсов, могут выступать повторения этих самых импульсов, их продолжительность, и отношение их периода к их же длительности. Так же стоит сказать, что при использовании в анализе сложных по структуре периодических сигналов в качестве их информационных параметров могут выступать [4]:

- Среднее значение за единицу времени:

$$(1/T)\int_{t}^{t+T} s(t)dt \tag{1.2.2}$$

- Составляющая конкретного периода:

$$(1/T)\int_{0}^{T} s(t)dt \tag{1.2.3}$$

- Среднее значение по выпрямлению:

$$(1/T)\int_{0}^{t} |\, s(t) \,|\, dt \tag{1.2.4}$$

- Квадратичное значение (среднее):

$$\sqrt{\frac{1}{T}\int_{0}^{T} x(t)^2\, dt} \tag{1.2.5}$$

К сигналам **непериодического** типа относят так называемые почти апериодические и апериодические сигналы.

Почти периодические сигналы схожи по своему виду с полигармоническими сигналами ввиду того, что они тоже являются совокупностью n-ого числа сигналов гармонического типа, но с одним существенным различием, они имеют произвольные частоты, отношения которых не имеют ничего общего с рациональными числами, отчего период общих колебаний может быть бесконечен. Пример почти периодического сигнала представлен на рисунке 6:

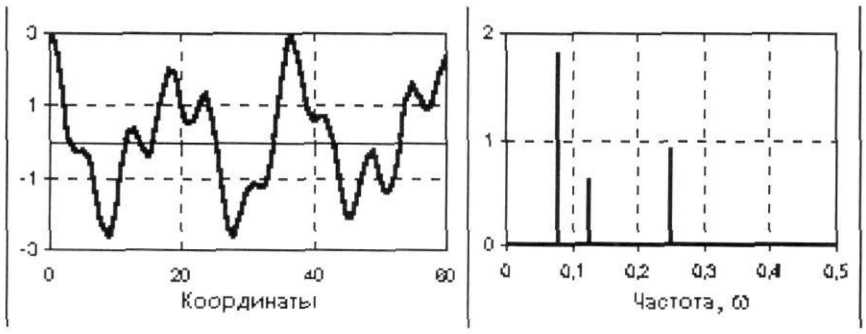

Рисунок 6. Почти периодический сигнал

Обычно периодические сигналы исходят, по сути своей, от физических процессов, которые не связанны между собой. Математическое описание почти периодических сигналов имеет такой же вид, как и у полигармонического сигнала, а именно по сумме гармоник, а частотный спектр имеет дискретный вид.

Ведущую часть непериодических сигналов представляют **апериодические** сигналы, которые представляются произвольными по времени функциями. Примером вида апериодического сигнала может служить сигнал, задающийся видом (рисунок 7):

$$s(t) = \exp(-at) - \exp(-bt), \qquad (1.2.6)$$

Где a и b произвольные константы, на конкретном примере a равна 0,15, в b равна 0,17.

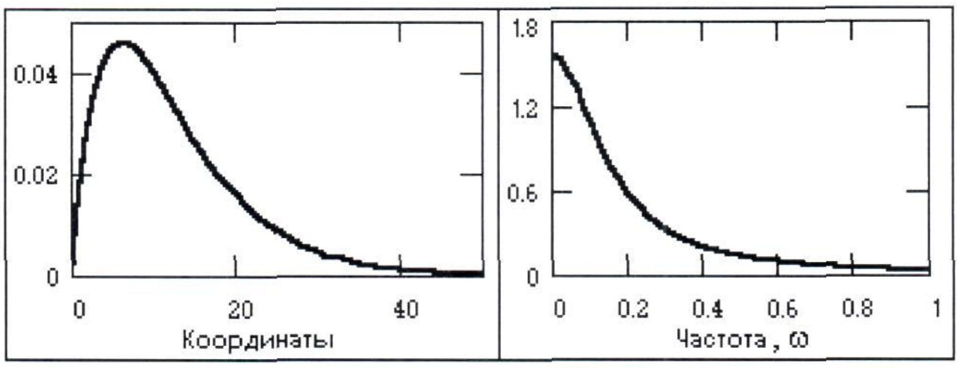

Рисунок 7.Апериодический сигнал.

Импульсные сигналы так же можно отнести к апериодическим сигналам, вопреки тому, что их часто классифицируют как отдельный класс сигналов. Частотный спектр же данного вида сигналов имеет непрерывный характер, может иметь в себе гармоники различного вида, ввиду чего для его вычисления применяется преобразование Фурье интегрального вида [7]:

$$s(t) = \int_0^T (a(f)\cos 2\pi ft + b(f)\sin 2\pi ft)df \qquad (1.2.7)$$

$$a(f) = \int_0^T s(t)\cos 2\pi ftdt \qquad (1.2.8)$$

$$b(f) = \int_0^T s(t)\sin 2\pi ftdt \qquad (1.2.9)$$

$$S(f) = \sqrt{a(f)^2 + b(f)^2} \qquad (1.3)$$

$$\varphi(f) = \arg tg(b(f)/f(f)), \qquad (1.3.1)$$

где $a(f), b(f), S(f)$ - являются значениями амплитуды определенных гармоник на конкретных частотах.

Если речь идет о сигнале, который не интересен за пределами зоны его задания, то подобную зону можно свести к одному периоду сигнала периодического вида. [8]

Стоит сказать так же о том, что среди импульсных помех так же выделяют подвид радиоимпульсов, которые имеют следующий вид (рисунок 8):

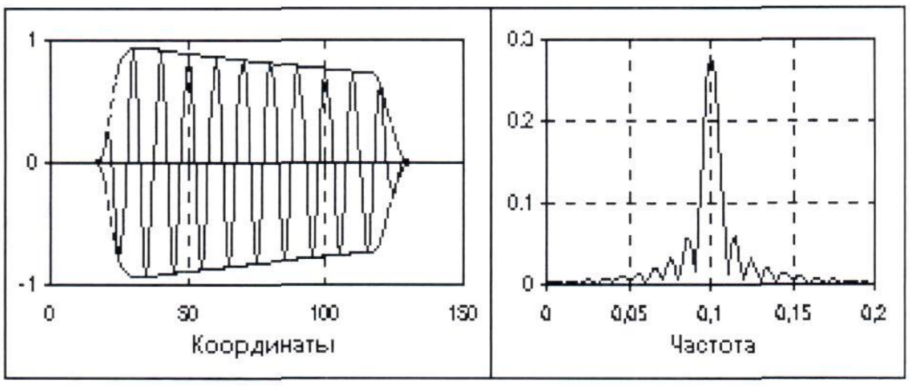

Рисунок 8. Подвид радиоимпульсов.

$$s(t) = u(t)\cos(2\pi f_o t + \varphi_o), \qquad (1.3.2)$$

Где $\cos(2\pi f_o t + \varphi_o)$ - есть колебание гармонического вида вмещения радиоимпульса. $u(t)$ - его огибающая.

Так же можно классифицировать сигналы с позиции энергии, где можно их условно поделить на 2 основных класса: сигналы с ограниченной энергией и сигналы бесконечного типа.

Для сигналов типа конечной энергии основным является выполнение соотношения [7]:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |s(t)|^2 \, dt < \infty \qquad (1.3.4)$$

В основе своей к подобному типу сигналов можно отнести именно апериодические и импульсные сигналы, а сигналы периодического, полигармонического и почти периодического вида чаще относят к сигналам с бесконечной энергией, для анализа которых требуется применение особых методов.

Под сигналами **случайного** вида часто подразумевается функция времени, о значения которой не известно заранее, предположить которые можно лишь с некоторой вероятностью. Данного рода сигналы являются отображением произвольного физического явления или процесса, который наблюдался в единственном случае и описание которого не возможно с помощью математической зависимости. Достаточность и точность описания подобного процесса достигается путем разностороннего наблюдения и выявления необходимых статистических характеристик сигнала.

Среди ведущих статистических характеристик сигнала случайного вида обычно выделают:

- Закон распределения, которому подчиняется интервалы значений
- Распределение мощности сигнала по спектру

Так сигналы случайного вида можно разделить на нестационарные и стационарные. Отличие сигналов стационарного вида заключается в том, что они сохраняют свои статистические характеристики в последовательном исполнении случайного процесса.

Существующие же системы связи тяжело описать с помощью математических функций времени с достаточной полнотой и определенностью. В общем же, передача сообщения является случайным процессом, который подчиняется некоторым законам теории вероятности. При подобной постановке вопроса необходимо рассматривать не конкретные характеристики сигнала, а вероятностные статистические характеристики совокупности сигналов конкретного вида связи, в частности можно выделить следующие параметры:

1. Усредненное значение сигналов (постоянная составляющая) с неким временным интервалом, в котором наблюдается случайный сигнал.
2. Средняя мощность сигнала, то есть мощность, которую случайный сигнал способен излучать в определенный промежуток времени.
3. Средняя спектральная плотность сигнала.
4. Пик фактор сигнала и его динамический диапазон.

Данные параметры относятся к классической теории, которая основывается на байесовском подходе, то есть на известном законе распределения случайных величин, каковыми являются параметры сигнала, при неизвестных значения самих параметров.

Стоит отметить, что до непосредственного приема сообщения сигнал стоит рассматривать, как случайный процесс, который представляет собой совокупность функций времени, который в свою очередь подчиняется определенной статистической закономерности. Функция, которая стала всецело известной после приема, именуется реализацией случайного процесса, которая представляет собой детерминированную функцию.

На рисунке 9 продемонстрирован набор функций $x_1(t), x_2(t)....$, которые представляют собой случайный процесс $X(t)$.

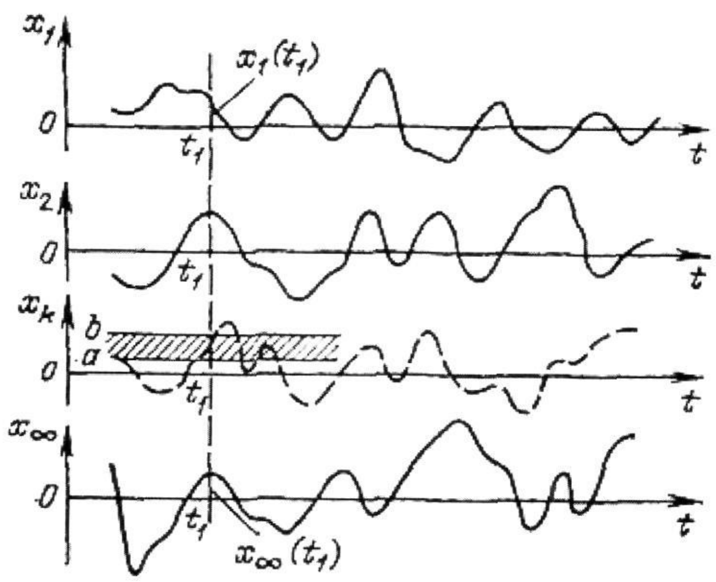

Рисунок 9. Набор функций, образующих случайный процесс.

Случайный процесс описывается с помощью N -мерной плотности распределения вероятности [7]:

$$W_\xi(x_0, x_1 ... x_{N-1}; t_0, t_1 .... t_{N-1}) \tag{1.4}$$

В свою очередь, плотность распределения вероятности имеет следующие свойства:

1. Положительная определенность.

$$W_{\xi}(x_0 \ldots x_{N-1}) \geq 0 \tag{1.4.1}$$

2. Нормировка

$$\int_{x_0}^{+\infty} = W_{\xi}(x_0 \ldots x_{N-1}) dx_0 \ldots dx_{N-1} = 1 \tag{1.4.2}$$

3. Симметрия

$$W_{\xi}(x_0 \ldots x_i \ldots x_k \ldots x_{N-1}) = W_{\xi}(x_0 \ldots x_i \ldots x_k \ldots x_{N-1}) \tag{1.4.3}$$

4. Согласованность

$$W_{\xi}(x_0 \ldots x_{N-2}) = \int_{-\infty}^{+\infty} W_{\xi}(x_0 \ldots x_{N-1}) dx_{N-1} \tag{1.4.4}$$

Одной из основных характеристик случайного процесса является, в частности, закон распределения вероятностей. На практике же важнейшими показателями случайного процесса являются:

1. Математическое ожидание, которое является детерминированной функцией и, график которой демонстрирует наиболее вероятную тенденцию протекания процесса. Данный параметр характерен для симметричного закона. [7]

$$m_x(t) = M[x(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} xp(x;t)dx \tag{1.5}$$

2. Дисперсия, которая демонстрирует разброс значений случайного процесса в соотношении с математическим ожиданием.[7]

$$D_x(t) = M\{[x(t) - m_x(t)]^2\} \tag{1.6}$$

3. Или же мода. Мода есть наиболее вероятностное значение. О правильности применения термина «наиболее вероятностное значение», стоит говорить только в том случае, если речь идет о прерывных величинах,

для непрерывной же величины модой будет являться то значение, в котором плотность вероятности максимальна. Мода инвариантна к закону распределения, ввиду того, что используется, как для симметричных, так и не симметричных распределений. [9]

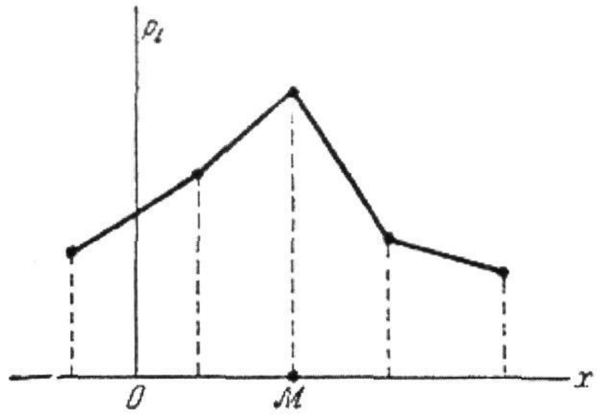

Рисунок 10. Мода для прерывной случайно величины

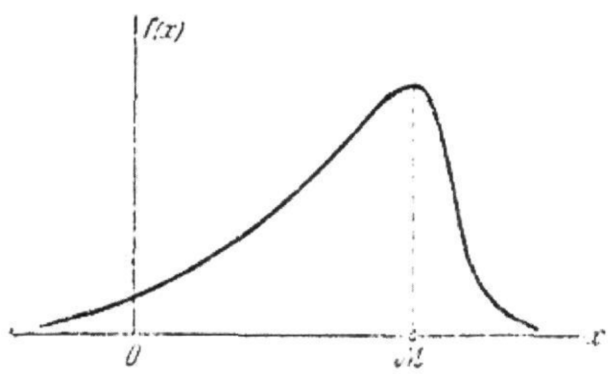

Рисунок 11. ода для непрерывной случайно величины

Если же кривая распределения имеет больше одного максимума, о распределение называется полимодальным.

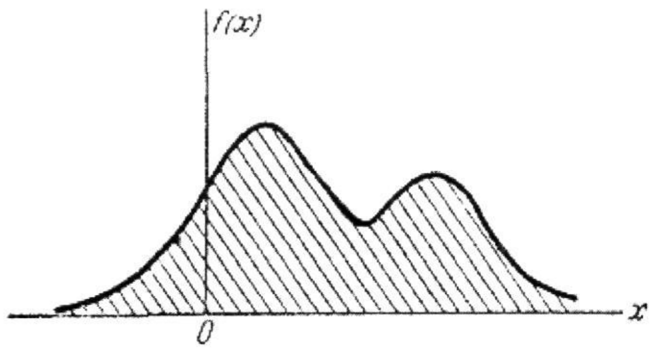

Рисунок 12. Полимодальное распределение

В частном случае мода и математическое ожидание случайной величины не совпадают. Однако, в в тех случаях, когда распределение является симметричным и модальным и существует математическое ожидание, то оно совпадает с модой и центром симметрии распределения.

4. Квадратичное отклонение (среднее) [9]

$$\sigma_x(t) = \sqrt{M\{[x(t) - m_x(t)]^2\}} = \sqrt{D_x(t)} \quad (1.7)$$

Однако, для всецелого описания процесса недостаточно одномерной плотности вероятности, ввиду того, что она показывает вероятностное представление о случайном процессе $X(t)$ в определенные моменты времени.

Очень часто при анализе случайных процессов особое внимание уделяется флуктуационной составляющей. В данном случае речь идет о виде помех, которые присутствуют во всех каналах связи и представляют собой случайный процесс с нормальным распределением. В таких случаях в частности применяется корреляционная функция.

Под помехой же, в частности понимается стороннее колебание, которое препятствует приема и обработке сигнала. Условно помехи можно классифицировать, как помехи искусственного и естественного типа, именно в статистической теории систем радиотехники, где происходит оценка их работоспособности, рассматриваются помехи естественного происхождения. К ним относят флуктуационные шумы, которые представляют собой суммарный эффект большого количества часто идущих элементарных импульсов, которые налагаются друг на друга. Математическим описанием шума так же является случайный процесс.

Для оценки эффективности априорного рода, за счет набора некоторой статистики, проводится имитационное моделирование, которое подразумевает знание статистического распределения мешающих влияний, которыми и являются помехи. Часто в имитационном моделировании шум представляют в виде белого гауссовского шума. В частности, из-за существенного разнообразия импульсных помех сложно найти универсальную модель, которая бы с достаточной полнотой описывала их. За основу берется экспоненциальный закон, а в качестве параметров уровень и длительность импульсной помехи. Таким образом, описанием будет являться появление импульса m на интервале времени $T_{ИП}$, согласно распределению Пуассона [9]:

$$P_{ИП}(m) = \frac{(LT_{ИП})^m \exp(-LT_{ИП})}{m!}, \tag{1.7.1}$$

где L - число (среднее) импульсов на интервале $T_{ИП}$.

Самыми сложными с точки зрения моделирования являются преднамеренные помехи, масштаб которых зависит от определенной статистики. Однако при этом существует некоторый универсальный выход при моделировании : каждую помеху можно охарактеризовать несколькими параметрами, которые изначально могут быть заданы с помощью априорно выбранного диапазона значений в определенном виде, например в виде случайных чисел.

На примере же быстрых замираний следует упомянуть о том, что для их описания часто используется релеевский или райсовский закон распределения, а с помощью экспоненциального распределения описывается их частотная селективность, а функция частотной корреляции будет иметь вид [9]:

$$R(f) = (\exp(\frac{-f}{df_0}))^2 , \qquad (1.7.2)$$

или же

$$R(f) = \exp(\frac{-f}{df_0}) , \qquad (1.7.3)$$

где df_0 - интервал корреляции частоты. Аппроксимация медленных замираний происходит с помощью нормального распределения. Искажения же сигнала, при моделировании, принято рассматривать как нормально распределенные, и приравнивают к дополнительным шумам флуктуационного типа. На описание статистического распределения ошибок накладывается ограничение в связи с многообразием причин появления и условий возникновения, а именно их нельзя полностью описать с помощью одной модели. Но с помощью биномиального распределения можно достаточно просто описать распределение этих ошибок, также оно весьма добротно описывает ошибки, которые возникли в дискретном канале, первопричиной которых является флуктуационный шум. Так же стоит сказать о том, что в различных линиях связи при всем разнообразии мешающих явлений даже одни и те же их виды могут иметь разные распределения.

Таким образом, знание основных видов сигналов и их параметров дает представление о примерных оцениваемых параметрах при анализе конкретных сигналов, а так же их некоторые характерные особенности.

Из выше сказанного, становится понятно, что при рассмотрении статистических характеристик конкретные параметры будут определяться типом распространяемого сигнала, а так же природой возникновения или классификацией помех, которым подвержены те или иные виды линий связи. Одним из основных же критериев, по которым определяется качество передаваемого сигнала в течение всего сеанса связи, является вероятность ошибки. Вероятность данной ошибки зависит напрямую от условий, в которых происходит распространение радиоволн, а так же от среды распространения.

Изначально предполагается, что все статистические характеристики сигналов и помех подчиняются нормальному закону распределения, однако на практике они чаще подчиняются именно релеевскому или логарифмически-нормальному закону, при этом существенной проблемой является определение типа конкретного закона распределения.

Именно поэтому возникает необходимость текущей оценки плотности распределения вероятностей мгновенных значений огибающего сигнала. Та оценка бы позволила бы обезопасить сигнал не только от атмосферных, но и индустриальных помех.

2. Анализ существующих алгоритмов автоматизированной обработки стохастических характеристик сигнала и помех

Рассмотрим существующие алгоритмы и методы автоматизированной обработки стохастичсеких характеристик сигнала и помех:

1.Байесовские классификаторы

Первоначально, байесовский подход предполагает под собой то, что если классы плотности распределения известны, то требуемый алгоритм можно представить в явном аналитическом виде. Так же, подобный алгоритм, является оптимальным, то есть предполагает минимальную вероятность ошибки. Тем не менее, в практической части данного вопроса часто случается так, что плотности распределения классов не известны. И возникает необходимость оценки (восстановления) по какой-то из обучающих выборок. Как итог, байесовский алгоритм перестает быть образцовым, ввиду того, что восстановить имеющуюся плотность можно только с некоторой вероятностью ошибки. В связи, с чем можно сделать вывод, что чем меньше выборка, тем больше шансы подогнать распределение под конкретные данные и избежать переобучения. Так как Байесовский подход является одним из старейших, за ним прочно укрепилось прочная позиция, в вопросе распознавания, и как следствие он является основой для многих успешных алгоритмических моделей. [10]

Основная формула:

Имеется множество описаний объектов- X и множество наименований классов-Y. Так же имеется вероятностная мера P, которая определяется множеством пар (объект*класс), то есть $X*Y$. По результатам, имеется обучающая выборка независимых наблюдений $X^m = \{(x_1, y_1)...(x_m, y_m)\}$, которые были получены по вероятностной мере P.

Цель классификации состоит в том, чтобы создать алгоритм $a : X \to Y$, который будет способен отнести случайный объект $x \in X$.

Согласно байесовской теории классификации подобную задачу можно условно поделить на 2 типа:

- Построение классификатора с использованием имеющихся известных плотностей классов. Даная задача имеет окончательное решение на данный момент.
- Восстановление классов по обучающей выборке. Именно в этом классе задач имеется наибольшее количество сложностей байесовского подхода к классификации.

Создание классификатора при известных плотностях классов:

Предполагается, что для каждого класса $y \in Y$ известна вероятность (априорная) P_y появления объекта класса y, и плотности их распределения $P_y(x)$, которые именуются так же функциями правдоподобия классов. Задача состоит в том, чтобы создать алгоритм классификации $a(x)$, который будет доставлять функционалу среднего риска минимальное значение.

В данном случае, средний риск будет определяться, как математическое ожидание ошибки [10]:

$$R(a) = \sum_{y \in Y} \sum_{s \in Y} \lambda_y P_Y P_{(x,y)} \{a(x) = s \mid y\}, \qquad (2.1)$$

Где λ_y -цена ошибки за то, что объект класса y будет отнесен к другому классу.

Решением этой задачи является алгоритм:

$$a(x) = \arg\max_{y \in Y} \lambda_y P_y p_y(x) \qquad (2.1.1)$$

В связи с этим, значение $P\{y \mid x\} = P_y p_y(x)$ интерпретируется как апостериорная вероятность события принадлежности объекта x к классу y.

Если данные классы равнозначимы, $\lambda_y P_y = const(y)$, то объект x будет отнесен к классу, имеющего набольшее значение плотности распределения в точке x.

Восстановление плотностей классов по обучающей выборке, то есть при наличии известной на приеме тестовой последовательности:

Задачей будет являться построить эмпирические оценки априорных вероятностей P_y и функций правдоподобия $P_y(x)$ по заданной подвыборке объектов класса y. За частую, в качестве оценки априорных вероятностей берут группу объектов существующего класса в обучающей выборке. [10]

Восстановление функций правдоподобия каждого класса или по-другому, восстановление плотности является весьма трудоемкой задачей. Широкое применение получили три основных подхода:

- Параметрический
- Непараметрический
- Разделение смеси вероятностных распределений

Метод разделения смеси вероятностных распределений является промежуточных для параметрического и непараметрического и является наиболее общим.

В частности:

- Параметрическое восстановление плотности при условии, что плотности являются нормальными, приводит к нормальному дискриминантному анализу и линейному дискриминанту Фишера.
- Непараметрическое восстановление плотности приводит к использованию метода парзеновского окна. [12]

- Разделение смеси распределений может быть реализовано с помощью EM – алгоритма (общий метод оценок функции правдоподобия в моделях со скрытыми переменными.Если предположить, что компонент смеси представляет собой радиальную функцию, то это приведет к методу радиальных базисных функций. Часто в качестве компонентов смеси используют гауссовские плотности.

Таким образом, применение формулы байесовского классификатора приводит к широкому выбору байесовских алгоритмов, которые имеют отличие только в способе восстановления плотностей.

Преимущества байесовского подхода:

- Распространенность метода, за счет построения на его основе множества методов классификации. В частности, Байесовское решающее правило является оптимальным, при этом имеет явный аналитический вид, который можно реализовать программно.
- При классификации объекта так же оцениваются априорные вероятности принадлежности к определенному классу. Часто эта информация используется для оценки рисков.
- Весьма часто байесовское решающее правило используется как образцовое при тестировании алгоритмов классификации на модельных данных.

Недостатки байесовского подхода:

- В частности, байесовский классификатор перестает быть оптимальным после применения его с восстановленной плотностью в формуле $a(x) = \arg\max y \in Y\lambda_y P_y p_y(x)$ и в действительности приходится восстанавливать по конечным выборкам данных.

- Из-за широкого разнообразия методов восстановления плотности приходится экспериментальным путем подбирать оптимальный метод восстановления в практическом классе задач.

Рассмотри подробнее непараметрический подход.

2. Применение непараметрических методов обработки стохастических характеристик сигналов и помех

Под непараметрическими методами статистики понимается именно анализ математической статистики, которые под собой не имеют четкого представления о виде генерального распределения.

После введения становится ясной необходимость наличия статистических процедур, позволяющих обрабатывать данные "низкого качества" из выборок малого объема с переменными, про распределение которых мало что или вообще ничего не известно. Непараметрические методы как раз и разработаны для тех ситуаций, достаточно часто возникающих на практике, когда исследователь ничего не знает о параметрах исследуемой популяции (отсюда и название методов - непараметрические). Говоря более специальным языком, непараметрические методы не основываются на оценке параметров (таких как среднее или стандартное отклонение) при описании выборочного распределения интересующей величины. Поэтому эти методы иногда также называются свободными от параметров или свободно распределенными. Ключевое различие непараметрических методов от классических (параметрических) состоит в том, что в параметрических известно конкретное число параметров, которые помогают по результатам экспериментов и наблюдений оценивать неизвестные значения имеющихся параметров и подтверждать или опровергать выводы и гипотезы, касающиеся их значений. [12]

Для описания общего вида стоит пояснить, что:

Необходимо произвести построение функции $\tilde{p}(x)$, которая бы в некотором смысле производила аппроксимацию неизвестной функции $p(x)$.

Существуют непараметрические методы обработки стохастических характеристик сигналов и помех такие как, метод Парзена-Розенблатта и метод гистограммной оценки, которые необходимо рассмотреть.

2.1 Метод Парзена-Розенблатта.

Как частный случай, одним из видов оценки априорно неизвестных статистических характеристик, к которым относятся мгновенные значения огибающей сигнала на входе радиоприемного устройства, способных восстанавливать сглаженную плотность распределения вероятностей является метод Парзена – Розенблатта. Данный метод позволяет наблюдать ярко выраженные значения наиболее вероятного значения оцениваемой плотности распределения вероятностей, в частности моды, и «хвостов» плотности распределения вероятности, что послужит основанием для дальнейшего использования полученного значения плотности распределения вероятностей для формирования порога решающей схемы, основанной на байесовском подходе. Наиболее важным и трудоемким этапом при этом является выбор параметров парзеновской оценки плотности распределения вероятности. Данный подход доказывает работоспособность данного метода и предельную точность в восстановлении плотности распределения вероятности, строящейся по конкретному закону. [11]

Метод Парзена-Розенблатта (называемого иногда ядерным методом) — самый распространенный метод, после метода гистограмм. В основе этого метода лежит предположение, что плотность вероятности возрастает в точках, в непосредственной близости от которых находится наибольшее количество элементов выборки. В методе Парзена-Розенблатта используется сглаженная эмпирическая функция распределения, а также введено понятие «ядерная функция». Ядерная функция является оценкой плотности Парзена-Розенблатта. Также ядерная функция практически не влияет на точность восстановления плотности и на качество классификации. Как известно, что смещение и вариация оценки данной функции зависят от вида ядра K(t) и значения параметра размытости hN. Часто используемые ядра показаны на рис. 1. и в таблице 1.

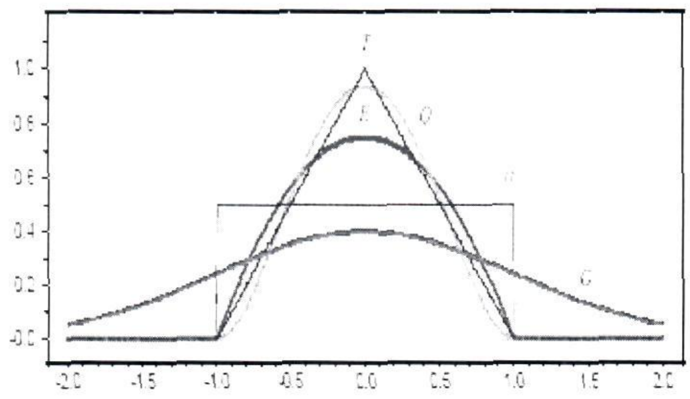

Рис.1. Часто используемые ядра:

E-Епанечникова;

Q-Квартическое;

T-Треугольное;

G-Гауссовское;

П-прямоугольное.

Таблица 1. Гладкость и качество восстановления плотности для часто используемых ядер

ядро $K(r)$	формула	степень гладкости	$J^*/J(K)$
Епанечникова	$E(r) = \frac{3}{4}(1-r^2)[\lvert r\rvert \leqslant 1]$	p'_h разрывна	1.000
Квартическое	$Q(r) = \frac{15}{16}(1-r^2)^2[\lvert r\rvert \leqslant 1]$	p''_h разрывна	0.995
Треугольное	$T(r) = (1-\lvert r\rvert)[\lvert r\rvert \leqslant 1]$	p'_h разрывна	0.989
Гауссовское	$G(r) = (2\pi)^{-1/2}\exp(-\frac{1}{2}r^2)$	∞ дифференцируема	0.961
Прямоугольное	$\Pi(r) = \frac{1}{2}[\lvert r\rvert \leqslant 1]$	p_h разрывна	0.943

В последней колонке приведены (для одномерного случая) численные оценки функционала качества восстановления плотности [11]:

$$J(K) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathsf{E}\big(p_h(x) - p(x)\big)^2\,dx. \tag{2.2}$$

Минимальное значение J(K), равное J∗, достигается для ядра Епанечникова E(r), которое является оптимальным. Другие ядра доставляют функционалу

J(K) значения, лишь немного худшие J*. Это и позволяет утверждать, что форма ядра практически не влияет на качество восстановления плотности. В то же время, вид ядра определяющим образом влияет на степень гладкости функции ˆph(x), см. третью колонку Таблицы 1.

Вид ядра может также влиять на эффективность вычислений. Гауссовское ядро G требует просмотра всей выборки для вычисления значения ˆph(x) в произвольной точке x. Ядра E, Q, T, являются финитными (имеют ограниченный носитель), и для них достаточно взять только те точки выборки, которые попадают в окрестность точки x радиуса h.

В общем виде непараметрические ядерные оценки плотности типа Парзена - Розенблатта (этот вид оценок и его название впервые были введены в статье) имеют вид [11]:

$$\hat{p}_{y,h}(x) = \frac{1}{\ell_y V(h)} \sum_{i=1}^{\ell} [y_i = y] \, K\left(\frac{\rho(x, x_i)}{h}\right). \tag{2.2.1}$$

где K-ядро, h-ширина окна, V (h) -нормирующий множитель. Вычисление V (h) может оказаться сложной задачей, но, к счастью, его можно избежать. В байесовском решающем правиле множители V (h) сокращаются, если только V (h) не зависит от xi и y. Подставим оценку плотности (2.1) и оценку априорной вероятности классов ˆ Py = ℓy/ℓ [11]:

$$a(x) = \arg\max_{y \in Y} \lambda_y \sum_{i=1}^{\ell} [y_i = y] \, K\left(\frac{\rho(x, x_i)}{h}\right). \tag{2.2.2}$$

Это очень простой алгоритм. Смысл его очевиден даже из чисто эвристических соображений. Функция $B_i(x) = K\left(\frac{1}{h}\rho(x, x_i)\right)$ оценивает близость объекта x к объекту xi: чем меньше расстояние ρ(x, xi), тем больше близость Bi(x). Функция $\Gamma_y(x) = \sum_{x_i \in X_y^\ell} B_i(x)$ оценивает суммарную близость объекта x к классу y. Объект x относится к классу с наибольшей суммарной близостью: $a(x) = \arg\max_y \lambda_y \Gamma_y(x)$.

На этой идее основаны многие метрические алгоритмы классификации, в частности, метод ближайших соседей и алгоритмы вычисления оценок. Если метрика ρ фиксирована, то обучение парзеновского классификатора (4.2) сводится к подбору ширины окна h и вида ядра K.

Необходимо подобрать параметр h, ширину окна и ядерную функцию K, таким образом, что бы при классификации с помощью метода парзеновского окна функционал качества достигал бы своего максимума при работе алгоритма с заданными параметрами.

Функция ядра (окна) $K(z)$, есть некоторая четная функция, которая носит имя функции ядра или окна.

Понятие окна происходит из классического вида функции [11]:

$$K(z) = \frac{1}{2}[|z| < 1 \quad (2.2.3)$$

Ключом качественного непараметрического оценивания является выбор подходящей ширины окна. Хотя ядерная функция остается важной, её главная роль состоит в обеспечении дифференцируемости и гладкости получающейся оценки. Ширина окна, с другой стороны, определяет поведение оценки в конечных выборках, что ядерная функция сделать не в состоянии. Существует четыре общих подхода к выбору ширины окна: 1) референтные эвристические правила, 2) методы подстановки, 3) методы кросс-валидации, 4) бутстраповские методы. Диктуемые данными методы выбора ширины окна не всегда гарантируют хороший результат. [14]

Восстановленная плотность имеет такую же степень гладкости, как и функция ядра. Отсюда на практике используются более гладкие функции, а вид конкретной функции окна не имеет влияния на качество классификации определяющим образом. Главным влияющим фактором качества восстановления плотности является ширина окна, а также, классификации. При использовании окна малого размера в результате получается тот же эффект, что и при использовании гистограммы значений. Под гистограммой значения понимается функция, приближающая плотность вероятности распределения , построенная на основе выборки из него. При использовании слишком большого окна плотность вырождается в константу.

Для поиска оптимальной ширины окна часто используется принцип максимума правдоподобия.

Преимущества метода Парзена-Розенблатта:

- Достаточно легко раскрывает бимодальную природу данных.
- Предельная точность при правильном подборе параметров ширины ядра и значений функции.

Недостатки метода Парзена-Розенблатта:

- Смещения и вариация оценки зависят от непосредственного вида ядра и значений размытости.
- Проблема локальных сгущений, которая возникает, когда данное распределение объектов в пространстве имеет неравномерный характер, при этом одно и то же значение ширины окна h приводит к чрезмерному сглаживанию плотности в одном сегменте, и недостаточному сглаживанию в других. С данной проблемой помогают справиться окна переменной ширины.
- Проблема «проклятия размерности». В случае, когда число признаков велико, и они все учитываются, существует вероятность, что все объекты окажутся на одинаковом расстоянии друг от друга. Решением данной проблемы является понижение размерности с помощью модификации пространства признаков, либо использование отбора информативных признаков. Однако это влечет за собой еще некоторые трудности:
    - Большой объем вычислений.
    - Потребность в хранении огромного количества данных.

- Существенный рост доли шумов.

В частности, в линейных классификаторах увеличение числа признаков приводит к мультиколлинеарности и переобучению. Под мультиколлинеарностью подразумевается наличие линейной зависимости между объясняющими переменными регрессионной модели.

В метрических классификаторах же для вычисления расстояния применяется подход, что расстояние-это средний модуль разностей по всем признакам. Что приводит к тому, что расстояния во всех парах объектов стремятся к одному и тому же значению, а значит, становятся неинформативными. Этого можно избежать понижением размерности пространства, то есть необходимо спроецировать данные на пространство меньшей размерности. [13]

Вывод:

При разработке и построении современных мультисервисных телекоммуникационных систем связи основной целью является обеспечение высокой скорости передачи при минимальной вероятности ошибки приема, в частности на бит, определяемой величиной 10^{-5} - 10^{-9}. Одним из решений для данной проблемы является применение современных методов помехоустойчивого кодирования, примером реализации данного решения может служить следующая научная работа. Однако, при этом желательно знать текущую оценку плотности распределения вероятностей. Данную оценку дают непараметрические методы статистики, одним из которых является основополагающий метод Парзена - Розенблатта.

Метод Парзена-Розенблатта при правильном подборе параметров Парзеневской процедуры является предельно точным.

Таким образом, имея качественно восстановленную плотность распределения вероятности по данному методу с помощью вычислительных средств можно в реальном масштабе и времени не только определять плотность распределения, но и ее квантили, как пример, моду, в качестве наиболее вероятного значения сигнала, а так, же ее дисперсию. Это позволит в дальнейшем использовать известный подход, при определении порога, который будет определять область стираний путем замены математического ожидания на моду, как наиболее вероятное значение сигнала.

2.2 Метод гистограмм

В основе метода гистограмм лежит построение опытного распределения наблюдаемых значений исследуемого показателя качества – гистограммы распределения. По внешнему виду гистограммы, ее положению и величине рассеяния можно оценить, насколько результативно достигается поставленная цель в области качества, т.е. выполняются заданные требования. Гистограмма представляет собой столбчатый график, построенный по полученным опытным (эмпирическим) данным, которые разбиваются на ряд интервалов или дискретных значений показателя качества (например, середин интервалов), расположенных в порядке возрастания (ось абсцисс – ось X). Число данных (частота значений), попадающих в каждый интервал или соответствующих каждому дискретному значению, определяет высоту столбцов (ось ординат – ось Y). Пример гистограммы приведен на рис. 2.

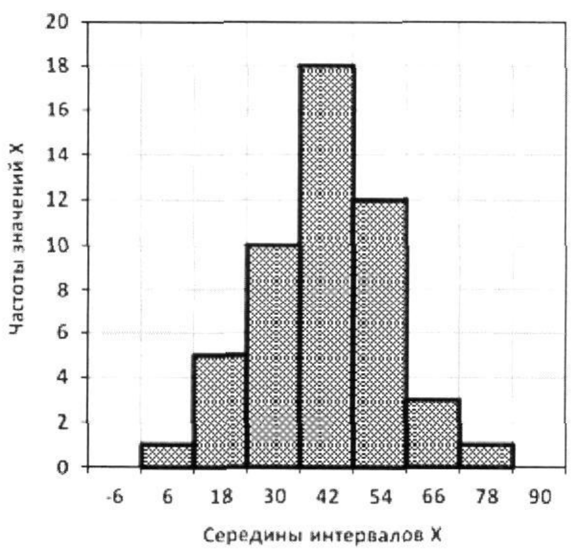

Рис.2. Пример гистограммы

Гистограмму можно рассматривать как аналог плотности распределения непрерывной случайной величины и по внешнему виду гистограммы подобрать соответствующий ей теоретический закон (модель) распределения.

Данный метод является одним из самых распространенных и наиболее применяемых в области задач восстановления и рассматривался во множестве работ.

В общем виде данный метод можно представить, как:

Допустим предположение, что $p(x)$ это некая плотность случайного вектора ξ, то ее можно представить в виде [14]:

$$p(\cap) = \int_{\cap} p(x) = p(x_0)V(\cap) \quad , \tag{2.2.4}$$

где $x_0 \in \cap$, $V(\cap)$ - есть некая мера области $\cap$.

При условии что $X_N = \{x_1, x_2, \ldots, x_N\}$ - это имеющаяся выборка, а k - это число значений из выборки в $\cap$, то:

$$P(\cap) \approx \frac{k}{N}, \text{ отсюда}$$

$$p(x_0)V(\cap) \approx \frac{k}{N} \Rightarrow p(x_0) \approx \frac{k}{N * V(\cap))} \tag{2.2.5}$$

Что значит, что $p(x) = \frac{k}{N * V(\cap))}$ - не что иное, как оценка плотности.

Построение же самой диаграммы происходит по следующему принципу:

1. Находится ограниченная область A из некоторого пространства объектов X, которое содержит векторы обучающей выборки X_i;
2. Затем оно разбивается определенное количество непересекающихся областей $A_1, \ldots, A_p$.
3. При условии, что k_i - это некоторое количество элементов обучающей выборки X^l, которые принадлежат области A_i, то таким образом:

$$\tilde{p}(x)\frac{k}{N*V(A_i)},\ x\in A_i,$$

где $V(A_i)$- это мера области A_i.

Оценка $\tilde{p}(x)$ будет считаться состоятельной при некотором выборе A_i.

Преимущества метода гистограмм:

- Простота
- Доступность
- Наглядность
- Демонстрация вариабельности процесса

Недостатки метода гистограмм:

- Гистограммы, которые были построены по малым выборкам, являются тяжело интерпретируемыми и препятствуют правильным выводам.
- Неустойчивость к выбросам.

Применение метода гистограмм позволяет получить общее представление о характере рассеяния изучаемого показателя качества и его статистических характеристиках на момент сбора исходных данных. Его можно сравнить с фотографией, которая фиксирует внешний вид объекта без учета происходящих в нем временных изменений.

3. Постановка существующей проблемы и возможные пути решения

На настоящий момент пороговые схемы принятия решений в основе своей строятся на основании байесовского подхода. Пороговые схемы необходимы для получения сигнала без помех.

Статистические характеристики сигналов и помех описываются гауссовской плотностью распределения вероятностей. В частности, экспериментальные исследования статистических характеристик сигналов и помех, которые проводились на проводных линиях связи подтверждают то, что подобные плотности распределения вероятностей подчиняются нормальному закону распределения, а не райсовскому, релеевскому, а также логарифмичсеки - нормальному закону распределения. Так же, осложнение происходит за счет того, что в течение сеанса связи весьма проблематично определить тип конкретного закона распределения. На беспроводных линиях связи за счет многолучевости распространения наблюдается интерференция, приводящая к замираниям. Важной характеристикой замираний является закон распределения огибающей амплитуды, которому они подчиняются. Так для описания быстрых замираний обычно используется закон распределения Релея. Распределение Рэлея - это распределение вероятностей случайной величины с плотностью [12]:

$$f(x;\sigma) = \frac{x}{\sigma^2}\exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), x \geqslant 0, \sigma > 0, \tag{3.1}$$

где σ — параметр масштаба. Соответствующая функция распределения имеет вид

$$\mathsf{P}(X \leqslant x) = \int\limits_0^x f(\xi)\,d\xi = 1 - \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), x \geqslant 0. \tag{3.2}$$

Часто, при разработке и построении устройств, предназначенных для принятия решений на основе байесовского подхода, все расчеты ведутся на наихудший случай, то есть релеевское распределение, что является экономически не выгодным. Экономически не выгодное данное распределение потому, что оно используется при наихудшем случае приема сигнала, а соответственно при наихудшем случае затраты на борьбу с помехами самые критичные.

Для борьбы с замираниями используются различные методы, которую могут разлиться как по подходу, так и по системам связи, в которых они используются.

Можно подтвердить целесообразность оценки ПРВ в текущем состоянии мгновенных значений огибающей сигнала на входе радиоприемного устройства и определения на основании этих данных с помощью классического байесовского метода порога решающей схемы. Данная оценка позволит построить системы принятия решений устойчивые к атмосферным и индустриальным помехам.

В этом и заключается **проблема** и из этого следует **актуальность**. А именно она заключается в том, что необходимо производить анализ вероятностных характеристик сигналов и помех для борьбы с различного рода мешающими воздействиями, тем самым получив из данного анализа какую-то закономерность борьбы с помехами. Также производить восстановление плотности распределения вероятности, а затем с помощью порога решающей схемы необходимо сделать так, чтобы мы могли получать только сигнал без помех. Борьба с помехами всегда является актуальна.

Для решения данной проблемы необходима разработка новых и усовершенствованных алгоритмов анализа и обработки стохастических характеристик сигнала и помех на мультисервисных телекоммуникационных сетях.

В первую очередь необходимо повышение помехоустойчивости на линиях беспроводной связи.

Исходя из этого можно сформулировать **задачи,** которые необходимо выполнить для решения данной проблемы:

- Проанализировать статистические характеристики сигналов и помех на мультисервисных линиях связи;
- Проанализировать параметрические и непараметрические методы оценки статистических характеристик сигнала и помех;
- Проанализировать существующие методы определения порога решающей схемы приемного устройства;
- Разработать имитационную модель оценки порога решающей схемы

Заключение

Таким образом, становится понятно, что при рассмотрении стохастистических характеристик конкретные параметры будут определяться типом распространяемого сигнала, а также природой возникновения или классификацией помех, которым подвержены те или иные виды линий связи. Одним из основных же критериев, по которым определяется качество передаваемого сигнала в течение всего сеанса связи, является вероятность ошибки приема сигнала. Вероятность данной ошибки зависит напрямую от условий, в которых происходит распространение радиоволн.

Изначально предполагается, что все статистические характеристики сигналов и помех подчиняются нормальному закону распределения, однако на практике они чаще подчиняются именно релеевскому или логарифмчески-нормальному закону, поэтому существенной проблемой является определение типа конкретного закона распределения. Именно поэтому возникает необходимость текущей оценки плотности распределения вероятностей мгновенных значений огибающего сигнала. Это бы позволило бы обезопасить сигнал не только от атмосферных, но и индустриальных помех.

Таким образом, когда дело касается непараметрических методов, то речь изначально идет об анализе математической статистики, которые под собой не имеют четкого представления о параметрах и виде генерального распределения. Ключевое различие непараметрических методов от классических (параметрических) состоит в том, что в параметрических известно конкретное число параметров, которые помогают по результатам экспериментов и наблюдений оценивать неизвестные значения имеющихся параметров и подтверждать или опровергать выводы и гипотезы, касающиеся их значений. Они помогают по результатам экспериментов и наблюдений оценивать неизвестные значения имеющихся параметров и подтверждать или опровергать выводы, касающиеся их значений.

Учитывая, что необходимо выбрать один из классов оценки неизвестных статистических характеристик, каковыми и являются мгновенные значения огибающей сигнала на входе радиоприемного устройства, восстанавливающих сглаженную плотность распределения вероятностей, то оптимальных выбором будет являться метод Парзена-Розенблатта. Он способен обеспечить предельную точность за счет регулирования своих параметров, таких как ширина ядра и вид аппроксимирующей функции.

Как частный случай, одним из видов оценки априорно неизвестных статистических характеристик, к которым относятся мгновенные значения огибающей сигнала на входе радиоприемного устройства, способных восстанавливать сглаженную плотность распределения вероятностей является метод Парзена – Розенблатта. Данный метод позволяет наблюдать ярко выраженные значения наиболее вероятного значения оцениваемой плотности распределения вероятностей, в частности моды, и «хвостов» плотности распределения вероятности, что послужит основанием для дальнейшего использования полученного значения плотности распределения вероятностей для формирования порога решающей схемы, основанной на байесовском подходе. Наиболее важным и трудоемким этапом при этом является выбор параметров парзеновской оценки плотности распределения вероятности. Данный подход доказывает работоспособность данного метода и предельную точность в восстановлении плотности распределения вероятности, строящейся по конкретному закону.

Метод Парзена-Розенблатта при правильном подборе параметров Парзеновской процедуры является предельно точным методом.

Данный метод позволит осуществлять автоматизированную обработку стохастических характеристик сигнала и помех на мультисервисных телекоммуникационных сетях.

Список литературы

1. Артюшенко В. М. Исследование и разработка радиолокационного измерителя параметров движения протяженных объектов. М.: ФГБОУ ВПО ФТА, 2013. 214 с.
2. Воловач В. И. Методы и алгоритмы анализа радиотехнических устройств обнаружения ближнего действия. М.: Радио и связь, 2013. 228 с.
3. Коростелев А.А., Клюев Н.Ф., Мельник Ю.А. и др Теоретические основы радиолокации.; Под ред. В. Е. Дулевича. М.: Современное радио, 1978. 608 с.
4. Artyushenko V. M., Volovach V. I. Statistical characteristics of envelope outliers duration of non-gaussian information processes // Proc. of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2013), Rostov-on-Don, 27—30 Sept., 2013. Kharkov: KNURE, 2013. P. 137—140.
5. Басс Ф. Г., Брауде С. Я. И др. Флуктуации электромагнитных волн в тропосфере при наличии поверхности раздела, УФН, т. XXIII, вып.1, 1967. 89-114 с.
6. Гусятинский И. А., Немировский А. С. Дальняя тропосферная радиосвязь. Монография М.: Радио и связь ,1968. 246 с.
7. Айвазян С. А., Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности. — М.: Финансы и статистика, 1989. 607 с.
8. Вапник В. Н., Червоненкис А. Я. Теория распознавания образов. — М.: Наука, 1974. 416 с.
9. Крянев А.В., Лукин Г.В. Математические методы обработки неопределенных данных. М.: ФИЗМАТЛИТ. 2006,216 с.
10. Сызранцев В.Н., Невелев Я.П., Голофаст С.Л. Адаптивные методы восстановления функции плотности распределения вероятности.

11. Banon G. Sur unestimateur non parametrique de la densite de probabilite // Rev.Statist. appl.,1976. — V. 24. — № 4. — P. 61—73.
12. Орлов А.И. Непараметрические оценки плотности в топологических пространствах. – В сб.: Прикладная статистика. Ученые записки по статистике, т.45. - М.: Наука, 1983. - С. 12-40.
13. Wolverton C.T., Wagner T.J. Asymptotically optimal discriminant functions for pattern classification // IEEE Trans. — 1969. — V. IT_15. — № 2. — P. 258—266.
14. Украинцев Ю. Д., Украинцев К. Ю., Сравнительный анализ парзеновских (непараметрических) процедур восстановления ПРВ. В Сб. «Современные проблемы создания и эксплуатации радиотехнических систем». Труды шестой научно – практической конференции (с участием СНГ). Ульяновск, 2009, стр. 233-236.