

УДК 621.391

РАСПОЗНАВАНИЕ МОДУЛЯЦИИ: ЧТО МОЖНО УЗНАТЬ, ЕСЛИ ЗАРАНЕЕ НИЧЕГО НЕ ИЗВЕСТНО

*Беляева М.Б., д.т.н., Научный Центр Прикладной Электродинамики, Санкт-Петербург,
e-mail: maria.beljaeva29@gmail.com*

Ключевые слова: распознавание вида модуляции, алгоритм вертикальных коробок, непараметрические критерии.

Введение

Распознавание вида модуляции принятого сигнала (MR – modulation recognition) – существенный этап обработки принятого сигнала в системах радиоконтроля и программно-определяемых радиосистемах (software-defined radio). Методы MR бурно развиваются в последние два десятилетия.

Задачи MR делятся на два основных класса: согласованные (cooperative) и несогласованные (non-cooperative). В первом случае между передающей и приёмной стороной есть предварительные договорённости, например, что сигнал следует передавать на известной приёмнику несущей, или что длительность передаваемого символа должна быть заранее оговорённой, или что сигнал модулирован непременно одним из нескольких заранее известных видов. Несогласованность означает, что таких договорённостей нет: на приёмной стороне нет никакой информации, кроме массива искажённых шумами отсчётов.

Для согласованных задач разработано большое множество специальных методов, учитывающих имеющуюся априорную информацию (см. обзоры [1, 2]). Для несогласованных часто применяется двухэтапная схема: по полученным отсчётам оцениваются некоторые параметры сигнала (несущая, символьная скорость и т.д.), которые затем используются как исходные данные для того или иного «согласованного» алгоритма. При этом оценка вероятности правильного распознавания обычно не учитывает ошибки первого этапа [2]: предполагается, что центральная частота и/или символьная скорость и/или ограниченный набор нескольких возможных видов модуляции [3, 4, 21] известны в точности. Очевидно, в реальных условиях эффективность применения подобных методов для несогласованного распознавания может оказаться значительно ниже прогнозируемой.

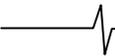
Что касается шума, искажающего сигнал, то самое распространённое допущение – гауссовость распределения. Целый пласт методов распознавания модуляции состоит в сравнении выборочных характеристик сигнала с теоретическими значениями, рассчитанными в рамках гауссовской гипотезы. Таковы методы максимального правдоподобия, статистических моментов высших порядков ([4], также см. [1]) и др. Другая распространённая

Задача автоматического распознавания вида модуляции полученного цифрового сигнала рассматривается в условиях максимальной неопределённости: неизвестны параметры и вид шума, величина отношения «сигнал/шум», отсутствует априорная информация о характеристиках сигнала. Единственное допущение – интервал возможных значений символьной скорости, который может быть задан сколь угодно большим. Предлагается «алгоритм вертикальных коробок» (АВК) для определения отсутствия/наличия амплитудной информации в сигнале; эффективность метода иллюстрируется результатами моделирования. Показано, что АВК можно применять также для распознавания других классов модуляции.

методика – сравнение выборочных характеристик сигнала с заранее заданными порогами [5-8], назначаемыми «по результатам статистического моделирования» [5]. Но моделирование требует генерации случайных величин, а это, в свою очередь, предполагает знание закона распределения шума. Нетрудно догадаться, что в большинстве случаев эксплуатируется всё тот же нормальный закон¹. Эффективность перечисленных выше методов в случае, когда шум не гауссовский, ничем не гарантируется. Однако до того, как попасть в приёмник, где (по Райсу [9]) действительно возникает гауссовский шум, сигнал проходит через тропосферу. Как и любая другая физическая среда, она характеризуется наличием пространственно-временных неоднородностей различного масштаба. Возникающие флуктуации электрических параметров беспорядочны [10] и приводят к изменениям сигнала, вероятностный закон распределения которых вряд ли может быть предсказан. Неопределённость усиливается при отражении сигнала от ионосферы.

В этих условиях гауссовость шума – не более, чем удобная идеализация, повсеместное распространение которой легко объясняется специфическими и хорошо изученными свойствами нормального распределения. Как утверждал Пуанкаре, «все верят в универсальность

¹ «Пороговому» подходу идейно близки методы сравнительного анализа [22-25]. В них конструируются характеристики, которые в условиях всё той же гауссовской гипотезы принимают для некоторых видов модуляции большие значения, чем для других. Распознавание основано на сравнении их выборочных значений. Понятно, что в случае единственного полученного сигнала, пусть даже гауссовского, эти алгоритмы бесполезны. Отметим также, что в экзотических методах, использующих нейронные сети, кластеризацию или нечёткую логику, пороги не задаются заранее, а определяются в процессе обучения, которому нет места в несогласованных задачах.



нормального распределения: физики верят потому, что думают, что математики доказали его логическую необходимость, а математики верят, так как считают, что физики проверили это лабораторными экспериментами» (цит. по [11]). Ещё более категорично высказывается Р.Уилкоккс, классик современной математической статистики: «Начнём с того, что нормального распределения не существует» [12].

В [13] в качестве альтернатив гауссовскому распределению шума рассматриваются обобщенное гауссовское, обобщенное распределение Коши, смесь разных распределений и т.д. В [14] приводятся экспериментальные данные, опровергающие нормальность шума в некоторых условиях; задача MR исследуется в [15, 16] в условиях рэлеевского, а в [17] – би-каппа распределения. В [18] делается вывод, «что невозможна ситуация, когда априорные данные относительно помехи или сигнала в канале радиосвязи имеются». Для решения задачи распознавания в такой неразберихе представляется разумным отказаться от любых конкретных допущений о виде и параметрах шума и использовать непараметрические методы.

Таким образом, в задаче MR имеются два источника неопределённости – передатчик и среда; каждый из них ограничивает знание своей группы данных. Добавим сюда ещё величину, неопределённость которой есть продукт обоих источников – это отношение сигнал/шум (ОСШ). «Пороговые» методы, например, используют его как входную величину, поэтому в несогласованной ситуации неизвестность ОСШ ставит под сомнение их эффективность. Попыток распознавания вида модуляции с учётом всей реальной неопределённости практически не предпринималось. Во множестве работ (а их число уже исчисляется сотнями, и новые появляются практически ежемесячно) обязательно что-то полагается известным: либо некоторые параметры сигнала, либо вид шума, либо ОСШ, либо комбинации перечисленного.

Цель настоящей статьи – предложить способ извлечения информации о виде модуляции из сигнала в условиях максимальной неопределённости, когда неизвестны ни характеристики сигнала, ни вид и характеристики шума, ни величина отношения сигнал/помеха.

Методические ограничения. Обзор работ

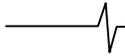
Цель определяет средства. Математическая статистика в настоящее время не располагает непараметрическими методами для классификации спектров, поэтому нам придётся ограничиться анализом временной области. Также не будем в силу указанных выше причин использовать пороговые значения для характеристик сигнала. Наконец, будем анализировать только вещественную составляющую сигнала, ибо предполагать использование квадратурного гетеродина мы не можем по условию (несущая неизвестна), а применение преобразования Гильберта ещё увеличивает имеющиеся искажения; их источник – «обрубание» высоких частот как результат финитности преобразования Фурье [19]. Рассчитанная подобным образом огибающая, даже у немодулированной синусоиды

без шума оказывается непостоянной.

Предлагаемый ниже «алгоритм вертикальных коробок» (АВК), синтезированный с учётом перечисленных методических ограничений, не решает задачу распознавания модуляции в целом. По принятой последовательности отсчётов он определяет, есть ли в сигнале амплитудная информация (АИ). По терминологии [20] АВК есть алгоритм «верхнего уровня»: он позволяет определить то подмножество, к которому принадлежит вид модуляции обнаруженного сигнала. Стыковка его с существующими алгоритмами «нижнего уровня» [21, 22] – путь к комплексному автоматическому решению задачи MR: от момента обнаружения сигнала до определения конкретного вида модуляции.

Решение об отсутствии/наличии АИ в принятом сигнале относит его к одному из двух классов: первый – фазово- и частотно-модулированные сигналы, а также немодулированная несущая и шум, второй – все виды амплитудной и квадратурной модуляций (далее сигналы этого класса будем называть АИ сигналами). Эта задача обычно входит в состав MR алгоритмов, имеющих вид бинарных деревьев [5, 22-28], где в каждом узле принимается решение об отнесении сигнала к одному из двух классов – имеющих или не имеющих конкретный вид модуляции. Предлагаются различные методы распознавания АИ: в [29], как и в [4], в основу решения положена гауссовская гипотеза, в [30] предложен интегральный критерий, позволяющий отличить амплитудную модуляцию от фазовой, но практические перспективы ограничены требованием «обеспечить отношение сигнал/шум не менее 60 дБ», в [6] дисперсия огибающей сравнивается с пороговым значением, задание которого требует недоступного в несогласованном случае знания ОСШ.

Необходимо отметить, что очень часто в работах по распознаванию вида модуляции принятые допущения не формулируются, и догадываться, для каких условий разработан тот или иной алгоритм, приходится читателю. Характерный пример: в широко цитируемой монографии [5] решение о наличии АИ в сигнале принимается, если выборочная характеристика спектра его огибающей γ_{\max} превышает заданный порог $t(\gamma_{\max})$. Не обсуждая здесь конкретный вид характеристики, заметим, что такой критерий может сработать только если на анализируемом отрезке сигнала уместятся несколько символов, то есть если символьная скорость достаточно велика. Для иллюстрации приведён вполне подходящий пример: частота отсчётов $f_s = 1200 \text{ кГц}$, число узлов преобразования Фурье $N_0 = 2048$, символьная частота $f_{\text{ymb}} = 12,5 \text{ кГц}$, при этом на отрезок длительностью $\frac{N_0 f_{\text{ymb}}}{f_s}$ попадает примерно 21 символ, и за это время огибающая практически наверняка будет принимать разные значения. Если же, например, $f_{\text{ymb}} = 500 \text{ Гц}$, то отрезок сигнала короче символа, и с большой вероятностью рассматриваемый критерий не обнаружит АИ. Тем не менее в [5] приводятся высокие значения вероятности правильного распознавания без указания на ограничения символьной скорости.



Предлагаемый алгоритм АВК определяет, есть ли АИ в принятом цифровом сигнале, не требуя отсутствующей в реальных условиях информации. Помимо массива отсчётов сигнала на входе алгоритма – только интервал возможных символьных скоростей, который можно задать сколь угодно широким, например, ограничить его минимальным и максимальным известными в настоящее время значениями.

Алгоритм вертикальных коробок

Описание алгоритма

Если характер колебаний осциллограммы нельзя объяснить шумом, разумно предположить, что сигнал каким-то образом модулирован. Очевидно, чем сильнее шум, тем сложнее обнаружить такие колебания. Участки осциллограммы АИ-сигнала, отвечающие разным модулирующим символам, внешне отличаются. Например, при бинарной манипуляции АМ2 имеются участки двух видов, назовём их «высокие» и «низкие» (рис.1 а). Однако высокие и низкие участки можно разделить траекторию любого случайного процесса, в частности, и немодулированного сигнала с шумом (рис.1 б). В первом случае разница между высотами будет существенной, во втором – нет. Существенность разницы будем оценивать, используя аппарат проверки гипотез о сравнении характеристик выборочных распределений.

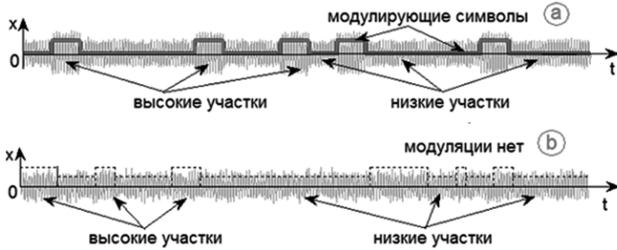


Рис.1. Высокие и низкие участки амплитудно-манипулированного (а) немодулированного (б) сигналов

Как разделить осциллограмму на высокие и низкие участки, учитывая, что моменты перемены символов (если они есть в поступившем сигнале) нам неизвестны? Ситуация напоминает известную задачу о «разладке» [31], в которой по выборочным значениям случайного процесса требуется определить момент существенного изменения его параметров (разладки). Здесь мы воспользуемся идеей алгоритма «вертикальных коробок» (в дальнейшем В-коробок или просто коробок), предложенного в [32] для непараметрического случая: вдоль временной оси двигается В-коробка (прямоугольник) фиксированных размеров, при этом отслеживается число попадающих в неё отсчётов случайного процесса. Момент, когда разница между соседними замерами превышает некоторый заранее заданный порог, классифицируется как разладка.

Модифицируем алгоритм следующим образом: заменим одну движущуюся коробку набором из K стационарных и используем непараметрический статистический тест вместо сравнения с порогом. Результаты проанализируем с помощью другого статистического теста. Через $[f_{smb\min}, f_{smb\max}]$ обозначим интервал возмож-

ных символьных скоростей, через f_s – частоту отсчётов, и примем длину коробки равной

$$t_{box} = \frac{1}{f_{smb\max}} \tag{1}$$

Рассмотрим участок $(0, T)$ полученного сигнала $x(t)$, где $T = Kt_{box}$, значение K обсудим позже. Общее число отсчётов, таким образом, составляет $N = [Tf_s]$, а моменты отсчётов равны $t_i = \frac{i}{f_s}$, $i = 1, \dots, N$. АВК состоит из шести шагов.

Шаг а). Центрируем сигнал и переведём его в положительную полуплоскость (рис. 2 а). Пусть

$$s(t_i) = \left| x(t_i) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x(t_j) \right|$$

Теперь средние значения на низких и высоких участках различны. Центрирование необходимо, поскольку распределение шума может быть асимметричным.

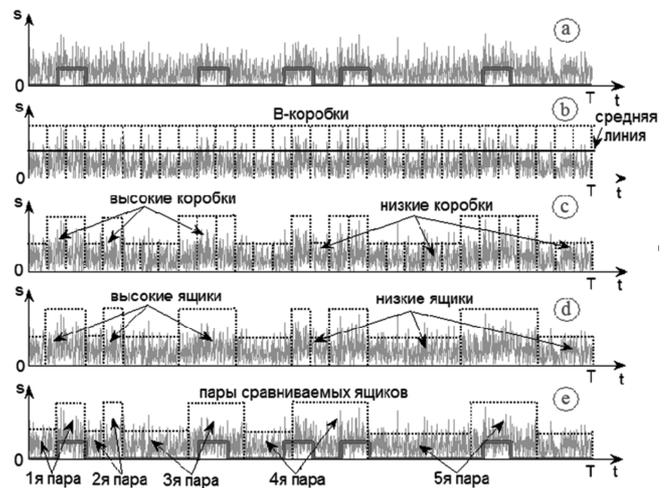


Рис.2. Шаги (а)-(е) алгоритма. ОСШ=3дБ

Шаг б). Построим последовательность коробок на данном участке сигнала (рис. 2 б). Положим $s_{max} = \max_{i=1, \dots, N} s(t_i)$. Построим K примыкающих друг к другу вертикальных коробок высотой s_{max} с основаниями длины t_{box} . Разделим каждую коробку пополам горизонтальной линией.

Шаг с). Разделим множество коробок на два класса (рис. 2 с). В каждой коробке посчитаем число отсчётов, оказавшихся ниже средней линии:

$$v_i = \sum_{(i-1)t_{box} \leq j \leq it_{box}} \chi_j, \quad i = 1, \dots, K, \tag{2}$$

$$\text{где } \chi_j = \begin{cases} 1 & \text{if } s(j) < \frac{s_{max}}{2} \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

Определим среднее значение:

$$m_v = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K v_i$$



Назовём коробку *низкой*, если $v(i) > m_v$ и *высокой* в противоположном случае. Соседние коробки могут принадлежать как к разным, так и к одинаковым классам.

Шаг d). Преобразуем последовательность коробок в последовательность ящиков с чередующимися классами. (рис. 2 d). Объединим соседние коробки одного класса в ящик. Отнесём этот ящик к тому же классу. Теперь мы получили последовательность ящиков разной длины с чередующимися классами. Пусть M – число классов.

Шаг e). Уточним границы ящиков с тем, чтобы приблизить их к границам символов. (рис. 2 e). Объединим

m -й ящик $C_m = (a_m, a_{m+1}]$ с левой половиной его правого соседа $C' = (a_{m+1}, \frac{a_{m+1} + a_{m+2}}{2}]$ и сравним среднее полученного объединения со средним m -ящика: если

$$\frac{1}{L(C_m)} \sum_{t_j \in C_m} s(t_j) < \frac{1}{L(C')} \sum_{t_j \in C_m \cup C'} s(t_j),$$

где $L(C)$ – число отсчётов внутри ящика C , то правая граница m -го ящика остаётся на месте, в противном

случае переносим её в точку $\frac{a_{m+1} + a_{m+2}}{2}$. Выполним

аналогичную операцию с левой границей. Если амплитудная манипуляция присутствует в сигнале, то последовательность ящиков теперь напоминает последовательность символов (рис. 2 e), если нет, то эта последовательность случайна. В первом случае распределения отсчётов в соседних ящиках различаются, во втором – нет. Заметим, что «похожесть» ящиков на символы тем грубее, чем сильнее шум. Так, при ОСШ = 3дБ второй высокий ящик на рис. 2 e не соответствует никакому символу, а четвёртый и пятый – высокие ящики (рис. 2 d) в процессе уточнения «слиплись», и соответствующий символ (четвёртый «0») к рис. 2 e пропал.

Шаг f). Сравним распределение отсчётов внутри соседних ящиков с помощью статистического теста. Выбрав уровень значимости U , применим известный непараметрический тест Манна-Уитни-Уилкоксона (МУУ) [33, 34], чтобы определить, имеют ли отсчёты в соседних ящиках одинаковое распределение. Для этого разделим последовательность ящиков на последовательные непересекающиеся пары. Получим $\mu = \left\lfloor \frac{M}{2} \right\rfloor$ пар (если

M нечётное, последний ящик исключим из рассмотрения), и будем сравнивать ящики внутри каждой пары. Результаты сравнения запишем в виде вектора $R = \{R_1, R_2, \dots, R_\mu\}$ из случайных независимых компонент, где $R_k = 1$, если тест показал, что распределения внутри ящиков k -й пары различны, и $R_k = 0$ в противном случае. Пусть μ_1 – число единиц в R . Если

$\mu_1 = \mu$, примем решение о наличии АМ в сигнале, если $\mu_1 = 0$ – о её отсутствии. Как показывает моделирование, столь определённые результаты получаются при ОСШ не менее 10-15 дБ. При более сильном шуме R содержит смесь нулей и единиц. Например, для сигнала на рис. 2 получилось $R = \{11001\}$, то есть распределения в первом и втором ящиках различны, равно как и в третьем и четвёртом, а также в девятом и десятом ($R_1 = R_2 = R_5 = 1$). Напротив, распределения в пятом и шестом, а также в седьмом и восьмом ящиках можно считать одинаковыми. Одиннадцатый ящик пары не имеет, и потому не рассматривается.

Шаг g). Применим ещё один статистический тест для принятия окончательного решения. По построению вектора R условная вероятность $P\{R_i = 1 | AI \text{ отсутствует}\} < U$. Следовательно, если среди полученных на предыдущем шаге компонент вектора много единиц, то, вероятно, сигнал содержит АИ. Проверим гипотезу $P\{R_i = 1\} < U$, используя биномиальный тест [33, 34], (зададим для этого ещё один уровень значимости U'). Если гипотеза будет отвергнута, примем решение о наличии АИ, в противном случае – об её отсутствии.

Как показывает проведённое моделирование, в отсутствие шума АВК уверенно отличает АМ2 от немодулированного сигнала, если длина коробки не превышает длительность символа. Таким образом, длина t_{box} (1) хорошо работает при любой символьной скорости из интервала $[f_{smb \min}, f_{smb \max}]$.

Расчёт параметра K

Проведённое моделирование показывает, что при $ОСШ > 5дБ$ АВК показывает хорошие результаты, если M близко к 10. Очевидно, M определяется числом n_{smb} перемен символов на рассматриваемом отрезке сигнала. В отсутствие шума эти величины равны или отличаются на единицу, и разница между ними тем больше, чем сильнее шум. При этом n_{smb} имеет биномиальное распределение. Если предположить, что два символа равновероятны, то, согласно таблице D [34], для получения $n_{smb} = 10$ с вероятностью 0.95, достаточно, чтобы модулирующая последовательность на данном отрезке содержала $K_0 = 30$ символов. Следовательно, можно рекомендовать $K = K_0$ в частном случае, когда длительность символа равна t_{box} .

Пусть теперь длительность символа Lt_{box} , где $L > 1$. Тогда для того, чтобы отрезок сигнала содержал K_0 символов, его длина должна быть равна $[K_0 L]$ длин коробок. В соответствии с принятым предположением длительность символа варьируется от $1/f_{smb \max}$

до $1/f_{smb\ min}$, поэтому для того, чтобы распознать AM2 потребуется

$$L = \frac{f_{smb\ max}}{f_{smb\ min}} \quad (3)$$

Следовательно, общее число отсчётов составит

$$\hat{N}_{VBA} = [K_0 L] \times [t_{box} f_s] \quad (4)$$

Заметим, что первый множитель – это число *B*-коробок, а второй – число отсчётов, содержащихся в одной коробке. Учитывая (1, 2), получим

$$\hat{N}_{VBA} = \left[K_0 \frac{f_s}{f_{smb\ min}} \right]$$

Обсуждение алгоритма и его усовершенствование
Приблизительность допущений

Применение теста МУУ в предыдущем разделе требует независимости сравниваемых групп отсчётов. Строго говоря, это допущение не выполняется для содержимого ящиков в сравниваемых парах. По крайней мере, коррелированы количества отсчётов в ящиках разных классов. Например, пусть на шаге с) *i*-я коробка отнесена к высокому классу, а *j*-я – к низкому. Тогда V_i, V_j (2) суть порядковые статистики (V_i имеет меньший порядок, чем V_j). Последние, как известно, коррелированы, из чего следует коррелированность массивов отсчётов внутри коробок и, следовательно, внутри ящиков. Однако эта корреляция слаба, и медианы распределений отсчётов внутри низких и высоких ящиков отличаются друг от друга значительно сильнее в присутствии АИ, чем в её отсутствие, поэтому данный тест различает эти два случая.

С другой стороны, даже при отсутствии амплитудной манипуляции распределения отсчётов в коробках (и, следовательно, в ящиках) разных классов не идентичны. Их средние различны, и причиной тому опять же способ определения классов ящиков. Но фактически разница невелика, и тест обычно не чувствует её.

Тот факт, что принятые допущения нарушаются незначительно, подтверждается работоспособностью алгоритма (см. п. 4).

Недостатки алгоритма

Существенных недостатков два. Во-первых, это возможность алиасинга, в результате которого сигнал без АИ может принят за сигнал с АИ (рис. 3).

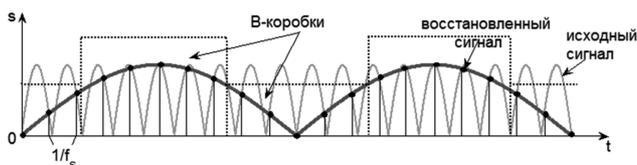


Рис. 3. Алиасинг: синусоида классифицируется как сигнал с АИ

Во-вторых, алгоритм медлителен, поскольку требует большого числа отсчётов. Например, пусть $f_{smb\ min} = 100\text{Hz}$, $f_{smb\ max} = 3\text{KHz}$, $f_s = 20\text{MHz}$. В со-

ответствии с (4) нужны $\hat{N}_{VBA} = 6 \cdot 10^6$ отсчётов, это около 900 *B*-коробок с более 6500 отсчётов внутри каждой из них.

Усовершенствование АВК

Уменьшение числа отсчётов внутри *V*-коробки.

Как показывает проведённое моделирование, для определения класса коробки не обязательно использовать все $\left[\frac{f_s}{f_{smb\ min}} \right]$ отсчётов внутри неё. Достаточно значительно меньшего числа *D* отсчётов, если брать их в случайные моменты времени. Выработаем *D* псевдослучайных величин $\xi_j, j = 1, \dots, D$, равномерно распределённых на интервале (0,1). Взяв отсчёты в моменты $t_{D(i-1)+j} = (i-1 + \xi_j)t_{box}, i = 1, \dots, K$, получим по *D* отсчётов внутри каждой коробки, при этом общее число отсчётов уменьшится с \hat{N}_{VBA} до $N_{VBA} = KD$. Подчеркнём, что для всех коробок используется один и тот же массив $\{\xi_i\}$. Нерегулярность взятия отсчётов устраняет также опасность алиасинга.

Чтобы уменьшить вероятность ошибочного решения о наличии АИ при её отсутствии, возникающую из-за отмеченной выше незначительной корреляции между массивами отсчётов в разных ящиках, также используем рандомизацию. Тем же способом, что и раньше, создадим ещё один массив случайных моментов (для этого выработаем ещё D' псевдослучайных чисел, равномерно распределённых на (0,1)). Первый массив по-прежнему будем использовать для разделения сигнала на *B*-коробки, второй – анализировать тестом МУУ. Если сигнал не содержит АИ, то единственная причина различия содержимого низких и высоких ящиков – случайный шум, и это различие не сохранится при смене случайных моментов взятия отсчётов. Напротив, при наличии АИ замена массива отсчётов не сильно повлияет на имеющееся различие.

Итак, нам потребуется $D + D'$ отсчётов внутри каждой коробки. Как показывает моделирование, достаточно $D = D' = 200$ отсчётов.

Уменьшение числа *B*-коробок.

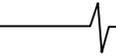
Как было отмечено выше, алгоритм работает, если длина *B*-коробки t_{box} не превышает длительность модулирующего символа. Однако использовать короткую коробку для символов большой длительности расточительно. Разделим интервал длительностей символов

$$\left[t_{smb\ min}, t_{smb\ max} \right] = \left[\frac{1}{f_{smb\ max}}, \frac{1}{f_{smb\ min}} \right]$$

на *m* подынтервалов и обозначим точки деления $\tau_1, \dots, \tau_{m-1}$,

$$\tau_0 = t_{smb\ min}, \quad \tau_m = t_{smb\ max}.$$

Теперь применим АВК с $t_{box} = \tau_i$, для распознавания АМ в полученном сигнале, если длительность символа лежит в промежутке



$[\tau_i, \tau_{i+1}]$. Общее число коробок разной длины при этом составит $K_0 I(m, \tau_0, \dots, \tau_m)$, где

$$I(m, \tau_0, \dots, \tau_m) = \sum_{i=0}^{m-1} \left[\frac{\tau_{i+1}}{\tau_i} \right]. \quad (5)$$

Осталось найти способ деления, минимизирующий I .

Теорема. Пусть $\alpha = [\ln L]$,

$$m^* = \begin{cases} \alpha & \text{при } \frac{\alpha}{\alpha+1} L^{\frac{1}{\alpha(\alpha+1)}} < 1; \\ \alpha+1 & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (6)$$

$$\lambda = m^* \sqrt[\alpha]{L}.$$

Тогда

$$\min_{m, \tau_1, \dots, \tau_{m-1}} I(m, \tau_0, \dots, \tau_m) = I\left(m^*, \left\{ \tau_0 \lambda^i \right\}_{i=0}^{m^*}\right) = \lambda m^* \quad (7)$$

Доказательство

Заметим, что варьировать можно только $\tau_1, \dots, \tau_{m-1}$, а τ_0 и τ_m фиксированы. Пусть $m = 2$. Вследствие (5),

$$I(2, \tau_0, \tau_1, \tau_2) = \frac{\tau_1}{\tau_0} + \frac{\tau_2}{\tau_1}, \text{ причём минимум достигается}$$

при $\tau_1 = \sqrt{\tau_0 \tau_2}$. Следовательно, при любом $m > 2$ $I(m, \tau_0, \dots, \tau_m)$ минимально, если точки деления удовлетворяют системе уравнений $\tau_i = \sqrt{\tau_{i-1} \tau_{i+1}}$, $i = 1, \dots, m-1$. Решив её, получим

$$\tau_i = \tau_0 L^{\frac{i}{m}}, i = 1, \dots, m-1. \quad (8)$$

Подставим (8) в (5):

$$I(m, \tau_0, \dots, \tau_m) = m L^{\frac{1}{m}}. \quad (9)$$

Функция $f(x) = x \cdot \sqrt[x]{L}$ имеет единственный минимум в точке $x = \ln L$. Поскольку m может принимать только целые значения, то для минимизации I должно выполняться $m = m^*$.

Итак, требуется $\lambda K_0 m^*$ коробок, при этом общее число отсчётов равно

$$N_{VBA} = \lambda K_0 m^* (D_1 + D_2) \quad (10)$$

вместо \hat{N}_{VBA} (4). Заметим, что частота f_s не входит в (10), поскольку моменты взятия отсчётов случайны. В условиях рассматриваемого примера $m^* = 3$, $\lambda \approx 3.1$. При $K_0 = 30$ и $D_1 = D_2 = 200$ потребуется около 280 B -коробок и 112000 отсчётов. Для данного примера перечисленные усовершенствования сократили требуемое число отсчётов более чем в 50 раз.

Чтобы сократить время обработки, можно использовать параллельные вычисления. Действительно, имеются m^* наборов B -коробок разной длины, по λK_0 штук в каждой. Длина B -коробки в i -м наборе равна $\tau_{i-1} = \tau_0 \lambda^{i-1}$, $i = 1, \dots, m^*$. Если начать обрабатывать все наборы одновременно, то потребуется участок сигнала продолжительностью T , равной длине самого длинного набора, то есть $K_0 \tau_0 \lambda^{m^*-1}$. В условиях всё того же примера $T = 30 \tau_2 \approx 0.1$ сек. Это время – плата за незнание символьной скорости. Если предположить (как это делается, например, в [3]), что символьная скорость известна на приёмной стороне, то достаточно будет участка продолжительностью около $\frac{K_0}{r_s} = 0.0024$ сек. Это время незначительно превышает то, что требует алгоритм, описанный в [3]: последнему необходимо $\frac{2048}{f_s} \approx 0.0017$ сек, однако он не обеспечивает распознавания АИ, если интервал возможных символьных скоростей столь же широк, как в нашем примере.

Обработав m^* наборов B -коробок, получим m^* результатов: r_1, r_2, \dots, r_{m^*} , где $r_i = 1$, если АВК принял решение о наличии АИ с длительностью символа из промежутка (τ_{i-1}, τ_i) , и $r_i = 0$ в противном случае. Для принятия окончательного решения используется правило, сформулированное по результатам моделирования: считаем, что АИ есть, если $m^* \leq 2$, $\varepsilon \geq 1$ или

$$m^* > 2, \varepsilon \geq 2, \text{ где } \varepsilon = \sum_{i=1}^{m^*} r_i, \text{ в противном случае}$$

принимается решение об отсутствии АИ.

АВК сконструирован для обнаружения участков разной высоты на осциллограмме сигнала, поэтому он может обнаруживать присутствие АИ в сигналах не только с АМ2, но и с другими видами амплитудной, а также квадратурной модуляции. При этом, вероятность обнаружения, естественно, зависит от разницы средних высот на высоких и низких участках.

Результаты моделирования

Моделирование проводилось в условиях рассматриваемого примера. Анализируемый сигнал представлял собой несущую, модулированную последовательностью равновероятных и независимых нулей и единиц и искажённую аддитивным шумом. Для каждого варианта выполнялось 100 реализаций – это количество позволяет определить, при каких условиях алгоритм работает уверенно.

Виды модуляции и шума.

АВК тестировался для 10 видов модуляции: АМ2, АМ4, PSK2, PSK4, FSK2, FSK4, трёх видов QAM8 (рис. 4 а-с), QAM16 (рис. 4 d) и немодулированной несущей.

Приведённые ниже результаты получены для двух распределений шума (гауссовского и смеси равномерного и рэлеевского) и трёх значений ОСШ(10,5 и 0 дБ).

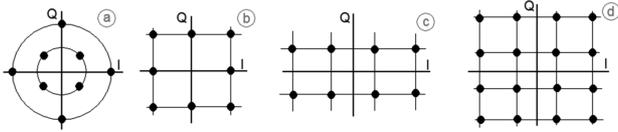


Рис. 4. Промоделированные виды квадратурной модуляции

Параметры алгоритма.

$$D = D' = 200, K_0 = 30, U = U' = 0.05. A = 1;$$

частота несущей = 7.5 МГц, индекс модуляции 0.6 для AM2; индексы модуляции 0.2, 0.4, 0.6 для PAM4. В каждой реализации символьная скорость принимала равномерно распределённое случайное значение между 100 бод и 3000 бод. Алгоритм не чувствителен к значениям амплитуды и несущей частоты, поэтому они были выбраны произвольным образом. $K = \lambda K_0 = 93$.

Результаты приведены в табл.1.

Таблица 1. Вероятность правильной классификации «АИ» vs. «не АИ». В каждой клетке в числителе вероятность для гауссовского, в знаменателе – для смешанного шума

	10дБ	5дБ	0дБ
несущая	$\frac{0.97}{0.97}$	$\frac{0.98}{0.96}$	$\frac{0.98}{0.97}$
AM2	$\frac{1.0}{1.0}$	$\frac{0.99}{1.0}$	$\frac{0.94}{0.92}$
PAM4	$\frac{0.98}{1.0}$	$\frac{0.99}{0.97}$	$\frac{0.34}{0.23}$
PM2	$\frac{0.97}{0.94}$	$\frac{0.95}{0.99}$	$\frac{0.98}{0.97}$
PM4	$\frac{0.96}{0.98}$	$\frac{0.98}{0.97}$	$\frac{0.96}{0.98}$
FM2	$\frac{0.97}{0.99}$	$\frac{0.97}{0.98}$	$\frac{0.97}{0.97}$
FM4	$\frac{0.99}{0.98}$	$\frac{0.98}{0.95}$	$\frac{0.99}{0.98}$
QAM8 (a, b, c)	$\frac{1.0, 0.99, 1.0}{1.0, 1.0, 1.0}$	$\frac{0.99, 1.0, 1.0}{1.0, 1.0, 1.0}$	$\frac{1.0, 0.75, 1.0}{0.98, 0.67, 0.97}$
QAM16	$\frac{0.99}{0.98}$	$\frac{0.99}{1.0}$	$\frac{0.76}{0.68}$

Легко видеть, что АВК уверенно отличает сигналы с АИ, если ОСШ>= 5дБ. Вероятность правильного решения падает с уменьшением ОСШ тем быстрее, чем меньше разница между средними значениями высоких и низких участков сигнала. Поэтому сигналы с АИ при PAM4, QAM8(2), QAM16 определяются хуже, чем при других видах модуляции при ОСШ = 0 (последняя строчка в табл. 1).

Использовании АВК в других задачах

Рассмотрим сигналы, не содержащие собственно амплитудной информации, но «похожие на АИ», т.е. содержащие на всём протяжении высокие и низкие участки. Очевидно, АВК примет их за АИ сигналы. Обозначим через $s^{(+\Delta t)}$ сумму сигнала с его сдвинутой на Δt копией, а через $s^{(*\Delta t)}$ – их произведение:

$$s^{(+\Delta t)}(t) = s(t) + s(t - \Delta t) \tag{11}$$

$$s^{(*\Delta t)}(t) = s(t)s(t - \Delta t) \tag{12}$$

Они не похожи на АИ, если $s(t)$ – немодулированная несущая или шум. Напротив, если $s(t)$ частотно или фазомодулированный сигнал, то $s^{(+\Delta t)}$ похож на АИ (рис. 5). АВК обнаруживает это обстоятельство даже при довольно сильном шуме, например, для фазоманипулированного сигнала $R = \{1110\}$ при ОСШ = 3дВ (рис. 6). Таким образом, если с помощью АВК установлено отсутствие АИ в принятом сигнале, можно использовать АВК повторно, чтобы определить, есть ли в сигнале ЧМ или ФМ.

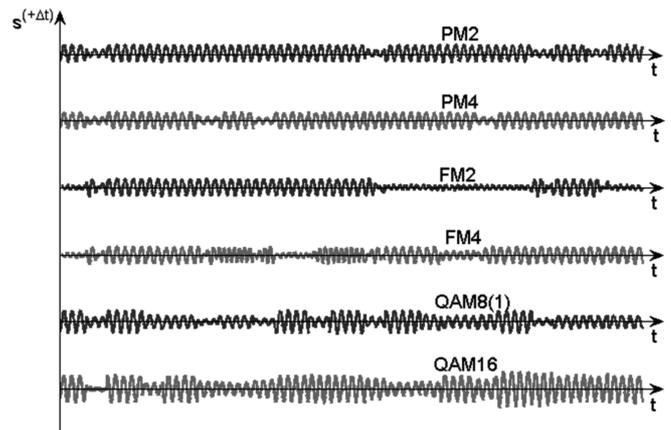


Рис.5. Суммы модулированных сигналов и их сдвинутых копий. $\Delta t = 1.45 t_{smb \min}$; ОСШ = 20 дБ

Чтобы различить частотную и фазовую манипуляции, рассмотрим $s^{(*\Delta t)}$ (рис. 7).

Заметим, что $s^{(*\Delta t)}$ похож на АИ для всех модулированных сигналов, а $|s^{(*\Delta t)}|$ не похож на АИ только для PM2. Таким образом, чтобы отличить последний от других сигналов, следует применить АВК как для $|s^{(*\Delta t)}|$, так и для

$$s_{up}(t, \Delta t) = s^{(*\Delta t)}(t) + \left| \min_{t \in (0, T - \Delta t)} s^{(*\Delta t)} \right|. \tag{13}$$

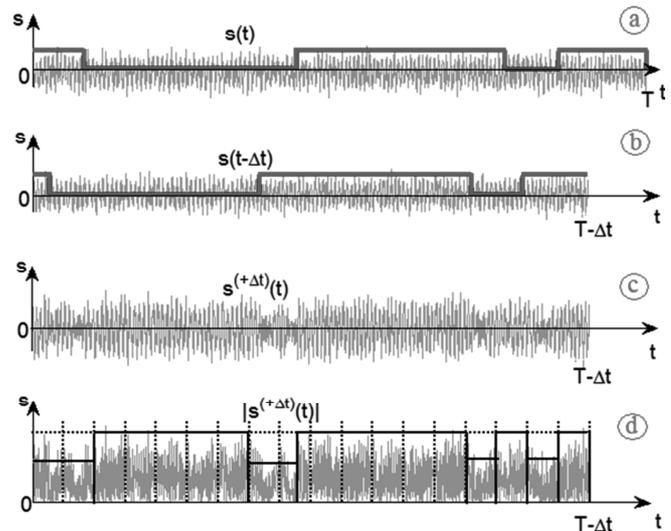


Рис.6. а) PM2-сигнал б) его сдвинутая копия в) их сумма д) результат АВК: четыре пары ящиков, АИ есть



Если в первом случае сигнал классифицирован как не АИ, а во втором как АИ, то, следовательно, перед нами РМ2.

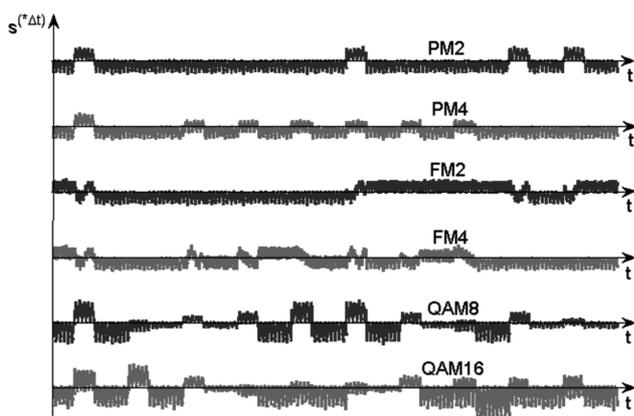


Рис.7. Произведения сигналов на их сдвинутые копии;
 $\Delta t = 1.6t_{\text{сmb min}}$; SNR = 20 дБ

Далее, для того чтобы различать РМ и FM сигналы, потребуется сделать АВК более точным. Этого можно достичь делением коробок не на 2, а на большее число частей (шаг ϵ , раздел II), что потребует большего времени. Если таким образом удастся определить ящики для $s_{\text{уп}}(t, \Delta t)$ достаточно точно – так, чтобы они были больше похожи на символы, – то разброс отсчетов в разных ящиках будет различаться для FM сигналов и не будет для РМ сигналов. Для проверки следует использовать непараметрический тест равенства двух дисперсий.

Эти и другие характеристики различных видов модуляции, которые можно анализировать с помощью АВК, станут предметом дальнейших исследований.

Заключение

Идея АВК достаточно проста: алгоритм «видит» АИ, как человек. Метод [3] делает то же самое в частотной области с той разницей, что «смотрит» он на спектр, а не на осциллограмму. Однако непараметрических тестов для частотной области нет, и приходится назначать пороги, чтобы отличить АМ от не АМ. Этот приём неизбежно ограничивает множество типов модуляции и шума, в то время как АВК реализует более общий подход. Практическая значимость АВК состоит в том, что для его использования не требуется никакой информации, которой нет в реальности. Этот алгоритм прост и довольно груб, что не удивительно: задачи с высокой степенью неопределённости обычно требуют именно грубых решений.

Литература

1. Dobre O. A., Abdi A., Bar-Ness Y., Su W. Survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends.// Communications, IET, vol.1, iss.2, 2007. P.137-156.
2. Wikström M., A survey of modulation classification methods for QAM signals. Methodology Report, Swedish Defence Research Agency, 2005. 38p.

3. Дворников С.В., Дворников С.С. Коноплёв М.А. Метод формирования признаков для распознавания радиосигналов с близкой частотно-временной структурой. «Цифровая обработка сигналов» №1-2011 г. С. 24-27.

4. Chan Y. T., Gadbois L. G. Identification of the modulation type of a signal.// Signal Processing, vol. 16, no. 2, 1989. P.149-154.

5. Azzouz E. E., A. K. Nandi. Automatic Modulation Recognition of Communication Signals. –Boston, Mass, USA: Kluwer Academic Publishers, 1996. 217p.

6. Ketterer H., Jondrall F., Costa A. H., Classification of modulation modes using time-frequency methods.// Proc. of IEEE ICASSP'1999, vol.5, 1999. P.2471-2474.

7. Grajal J., Yeste-Ojeda O., Sanchez M.A., Garrido M., Lopez-Vallejo M. Real Time FPGA Implementation of an Automatic Modulation Classifier for Electronic Warfare Applications.//19th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2011), Barcelona, Spain, August 29 – September 2, 2011. P.1514-1518.

8. Tan H. C., Sakaguchi K., Takada J.-I., Araki K. DOA based Signal Combining aided Automatic Modulation Recognition/Demodulation for Surveillance System. Tech. rep., The Institute of Electronics, Information and Communications Engineers (IEICE), 2002. P.541-542.

9. Райс С.О. Теория флуктуационных шумов. – В кн. Теория передачи электрических сигналов при наличии помех. М.: ИЛ, 1953. С. 88-188.

10. Долуханов М.П. Распространение радиоволн. Издание 4-е, Издательство «Связь», Москва, 1972. 336с.

11. Секей Г. Парадоксы в теории вероятности и математической статистики – М.: Мир, 1990. 240с.

12. Wilcox R. Introduction to Robust Estimation and Hypothesis Testing. 2nd ed, San Diego, CA: Elsevier Academic Press, 2005. P. 2.

13. Kassam S.A. Signal Detection in Non-Gaussian Noise. Springer, New York, 1988. 234p.

14. Giesbrecht J.E., Clarke R., Abbott D. Modulation recognition for real HF signals.// Proc. SPIE Int. Symp. Microelectr., MEMS, and Nanotech. (2006), Brisbane, Australia. P. 458–469.

15. Yoshioka H., Shirato Y., Toyoda I., Umehira M. A fast modulation recognition technique using nearest neighbor rules with optimized threshold for modulation classification in Rayleigh fading channels.// Proc. IEEE Wireless Personal Multimedia Communications Conf., 2002. P. 1049-1052.

16. Ebrahimzadeh A., G. Ardeshir. A New Signal Type Classifier for Fading Environments.// Journal of Computing and Information Technology - 2007, 3. P.257–266.

17. Hazza A., Shoaib M., Saleh A., Fahd A.. Classification of Digitally Modulated Signals in Presence of Non-Gaussian HF Noise.// Proc. of ISWCS, 2010. P. 815-819.

18. Пышкин И.М., Дежурный И.И., Талызин В.Н., Чвилев Т.Д. Системы подвижной радиосвязи. – М.: Радио и связь, 1986. 328 с.

19. Хургин Я.И., Яковлев В.П. Фinitные функции в физике и технике. – Наука. 1971. 408с.

20. Караван О.В. Различение созвездий сигналов с квадратурной амплитудной модуляцией в условиях па-

раметрической априорной неопределенности. Диссертация к.ф.-м.н., Ярославль, 2010. 120с.

21. Mobasser B. G.. Constellation Shape as a Robust Signature for Digital Modulation Recognition.// Proc. of IEEE Veh. Technol. Conf., vol.1, 1999. P.442-446.

22. Boudreau D., Dubuc C., Patenaude F., Dufour M., Lodge J., Inkol R. A fast automatic modulation recognition algorithm and its implementation in a spectrum monitoring application. //Proc. of IEEE MILCOM'2000. P.732-736.

23. De Vito L., Rapuano S., Villanacci M. An improved method for the automatic digital modulation classification.//Proc. of IEEE IMTC'2008. P.1441-1446.

24. Björzell N., Daponte P., De Vito L., Rapuano S. Automatic signal recognition for a flexible spectrum management.// Proc.of IEEE IMEKO, 2009. P.568-573.

25. Смирнов М.А., Сергиенко А.Б., Натальин А.Б. Алгоритм автоматического определения вида модуляции радиосигналов.//Доклады 7-й Международной Конференции DSPA-2005 (Том 1. 3с.

26. Anton L., Vizitiu I. Some aspects of signal recognition.// Proc. of Distance Learning, Simulation and Communication International Conference, 2011, Brno, Czech Republic. P.9-15.

27. Xu Y., Ge L., Wang B. Digital modulation recognition method based on tree-structured neural networks.// Proc of ICCSN'2009. P.708 – 712.

28. Jin Y., Li S., Yang Z.; Wang Y. Study of a Novel Key Feature in Non-Cooperative Modulation Automatic Recognition.// Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2007. P.1240-1243.

29. Aisbett J. Automatic modulation recognition using time-domain parameters.// Signal Processing, vol.13, no.3, 1987. P.323-329.

30. Верстаков Е.В., Захарченко В.Д. Распознавание вида модуляции узкополосных сигналов во временной области с использованием интегрального критерия узкополосности.// Материалы XVII Международной НТК (RLNC-2011). Т.1 – Воронеж, 2011. С. 179-183

31. Никифоров И.В. Последовательное обнаружение изменения свойств временных рядов. – Наука, М., 1983. 199с.

32. Rafajlowicz E., Pawlak M., Steland A. Nonparametric sequential change-point detection by a vertically trimmed box method.// IEEE T Inf Th, vol 56, no 7, 2010. P.3621-3634.

33. Поллард Дж. Справочник по вычислительным методам статистики. М., –Финансы и статистика, 1982. 344 с.

34. Siegel S., Castellan J. Nonparametric Statistics for the Behavioral Sciences. – New York: McGraw-Hill Book Company, 1988. 399 p.

MODULATION RECOGNITION: WHAT CAN WE FIND OUT NOT KNOWING ANYTHING A PRIORI

Beljaeva M.

Modulation recognition problem is considered in the case of greatest possible uncertainty: no signal characteristics are known a priori, no noise distribution and signal-to-noise ratio are known also. The only assumption made is the symbol rate interval which may be as wide as desired. Vertical boxes algorithm (VBA) for non-cooperative automatic discrimination between digital signals with amplitude information (AI) from those without AI is presented. VBA also distinguishes between some other classes of signals. Some numerical simulations illustrate the VBA effectiveness.

Научное направление: Обработка сигналов в радиотехнических и информационно-измерительных системах

Секция 4: Обработка сигналов в радиотехнических системах

Обсуждение проблем и задач обработки радиотехнических сигналов велось по трем основным направлениям: обнаружение сигналов и оценивание их параметров; радиолокация, пеленгация и навигация; пространственно-временная обработка сигналов.



По итогам прошедшей конференции были представлены к награждению Дипломами лауреатов конкурса молодых ученых следующие работы:

1. Применение негауссовских статистик для обнаружения радиосигналов в комплексированном энергетико-фрактальном обнаружителе. Автор – Паршин А.Ю., аспирант Рязанского государственного радиотехнического университета.

2. Некоторые вопросы обработки сверхширокополосных сигналов и их реализация в приемном тракте гидролокатора. Автор – Тошов С.А., аспирант КБР «Радиостроения», г. Жуковский.

3. Алгоритм предварительной обработки радиолокационной информации для решения задач распознавания в сверхкорот-коимпульсной РЛС. Автор – Красников Ю.В., аспирант Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова.