

УДК.621.376

МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ МОДУЛЯЦИИ

Макаров К.С., аспирант Курского государственного университета, e-mail: runaway90@mail.ru

Ключевые слова: модуляция, распознавание, классификация, вейвлет-преобразование, технологии связи, алгоритм.

Введение

Распознавание вида модуляции нашло применение во многих военных и гражданских областях. Оно динамично развивается в последние годы в связи с распространением технологий беспроводной связи, которые требуют разработки новых методов классификации модуляции. Опережающее развитие технологий ставит перед инженерами новые проблемы, связанные с возможностями анализа сигналов (в том числе, определения вида модуляции) в реальном времени. Среди важнейших приложений распознавания вида модуляции следует отметить радиоэлектронное подавление и анализ угроз. В последние годы на первый план выходит развитие, так называемых, программно-определяемых радиосистем (англ. Software-defined radio, SDR). Они обладают возможностями настраиваться на определённую частоту и принимать сигнал с различными видами модуляции. Наиболее простыми примерами таких систем являются радиомодемы GSM, WiFi и WiMax.

В большинстве случаев часть параметров сигнала (таких как несущая частота, вид модуляции) являются известными принимающей стороне. Однако на практике иногда возникают ситуации с замираниями в каналах, сдвигами несущей, выборочными частотами и т.д., и в таких случаях возникает необходимость в гибких классификаторах, которым не нужно знание параметров канала связи. Это явилось причиной разработки алгоритмов идентификации модуляции, использующих вейвлет-преобразование.

Первая часть данной работы представляет собой классификацию и краткое описание алгоритмов распознавания. За основу была взята классификация, предложенная в [6]. Во второй части представлены классификаторы, использующие вейвлет-преобразование.

Методы распознавания цифровой модуляции

В современных интеллектуальных системах связи (рис. 1) одним из важнейших составляющих является классификатор вида модуляции.

В общем случае задача классификации модуляции состоит из двух этапов[6]:

1. Предварительная обработка сигнала.
2. Выбор алгоритма классификации.

Предварительная обработка включает в себя шумоподавление, оценку несущей частоты, периода символа, мощности сигнала и т.д. Она зависит от выбранного алгоритма классификации, так как различные алгоритмы

Представлен обзор методов распознавания и алгоритмов классификации видов модуляции, разработанных за последние десятилетия отечественными и зарубежными учёными. Особое внимание уделено алгоритмам на основе вейвлет-преобразования. Отмечаются достоинства рассматриваемых методов и алгоритмов, выделяются перспективные направления исследования.

требуют знания определённых параметров канала связи с некоторой точностью.

Существуют два основных класса алгоритмов распознавания модуляции: алгоритмы на основе вероятностного подхода (likelihood-based, LB) и на основе анализа особенностей (feature-based, FB). Первый использует функцию правдоподобия полученного сигнала, и решение принимается на основе сравнения отношения правдоподобия с некоторым порогом. Но оптимальные решения таких классификаторов имеют высокую вычислительную сложность, и, в связи с этим, приходится прибегать к субоптимальным классификаторам.

В подходе на основе анализа особенностей обычно используется ряд свойств сигнала, и решения принимаются на основе их значений. При достаточной оптимизации таких алгоритмов они обладают меньшей вычислительной сложностью по сравнению с LB алгоритмами. Рассмотрим эти два класса алгоритмов подробнее.

Пусть принятый сигнал описывается как

$$r(t) = s(t; u_i) + n(t), \quad (1)$$

где $s(t; u_i)$ – незашумлённый сигнал, значения которого зависят от множества величин

$$u_i = \left[a_i \Delta f \theta \tau \varepsilon g(t) \left\{ \varphi_k \right\}_{k=1}^K \left\{ s_k^{(i)} \right\}_{k=1}^K \right]^T,$$

(a_i – амплитуда, Δf – смещение несущей частоты, θ – постоянная фаза несущей, τ – период символа, ε – ошибка синхронизации, $g(t)$ – свёртка передатчика импульсной формы с импульсной характеристикой канала,

$\left\{ \varphi_k \right\}_{k=1}^K$ – дрожание фазы, $\left\{ s_k^{(i)} \right\}_{k=1}^K$ – K переданных

комплексных символов данных, T – оператор транспонирования), а $n(t)$ – комплексный белый гауссовский шум. Без ограничения общности, будут рассматриваться созвездия с единичной дисперсией, полученные путем нормализации сигнальных созвездий. Например, для M -арной амплитудной модуляции (MASK) символы задаются как

$$s_{k,I}^{(M-ASK)} = s_{k,I}^{(M-ASK)},$$

$$s_{k,I}^{(M-ASK)} \in \left\{ (2m-1-M) / \sigma_{s^{(M-ASK)}} \right\},$$

$$k = 1, \dots, K,$$

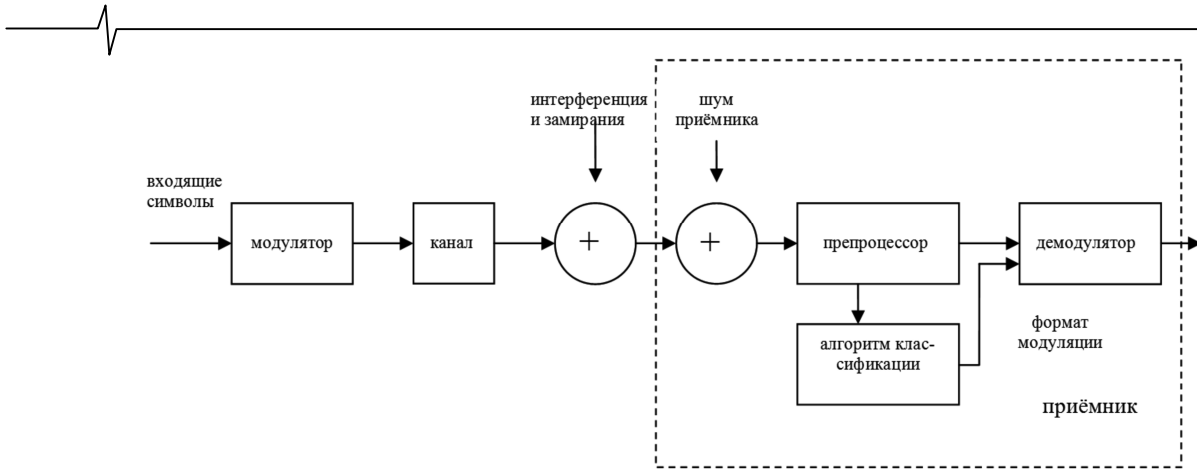


Рис. 1. Блок-схема системы связи

для прямоугольной M -арной квадратурной амплитудной модуляции (MQAM)

$$s_k^{(M-QAM)} = s_{k,I}^{(M-QAM)} + js_{k,Q}^{(M-QAM)}, s_{k,I}^{(M-QAM)},$$

$$s_{k,Q}^{(M-QAM)} \in \left\{ \left(2m-1 - M^{1/2} \right) / \sigma_{s^{(M-QAM)}} \right\},$$

$$k = 1, \dots, K,$$

для M -арной фазовой модуляции (MPSK)

$$s_k^{(M-PSK)} = e^{jQm},$$

$$\theta_m = \{ 2\pi m / M, m = 0, \dots, M-1 \}, k = 1, \dots, K$$

и для M -арной частотной модуляции (MFSK)

$$s_k^{(M-FSK)} = e^{j2\pi f_m t},$$

$$f_m \in \{ (2m-1-M)f_d, m = 1, \dots, M \},$$

где индексы I и Q представляют синфазную (действительную) и квадратурную (мнимую) части, соответственно, $\sigma_s^2(i)$ – дисперсия созвездия до нормализации, M –

степень 2, и f_d – девиация частоты.

Классификатор, руководствуясь правилом принятия решения, выбирает модуляцию сигнала из N_{mod} кандидатов модуляций, обозначенных целыми числами $i = 1, \dots, N$, или решает, что формат модуляции не может быть распознан. Основным критерием правильности работы является величина $P_c^{(i|i)}$, обозначающая вероятность классификации i -го формата модуляции полученного сигнала, тогда как формат модуляции входящего сигнала – i -ый. В классификации N_{mod} равновероятных модуляций средняя вероятность правильной классификации определяется как

$$P_{cc} = N_{mod}^{-1} \sum_{i=1}^{N_{mod}} P_c^{(i|i)}. \quad (2)$$

Также можно использовать дополнительные вероятности как критерии качества работы. Например, вероятность ошибки для i -ой модуляции определяется как $P_e^{(i)} = 1 - P_c^{(i|i)}$, тогда средняя вероятность ошибки $P_e = 1 - P_{cc}$.

Основная идея LB методов распознавания состоит в том, что функция распределения плотности вероятности (PDF) огибающей сигнала, определённая на модулированном сигнале, содержит всю информацию для классификации. В зависимости от модели, принятой для не-

известных величин, в литературе предлагаются три метода:

- 1) средний тест отношения правдоподобия (average likelihood ratio test, ALRT) [2], [4], [10];
- 2) обобщённый тест отношения правдоподобия (generalized likelihood ratio test, GLRT) [15], [16], [19];
- 3) составной тест отношения правдоподобия (hybrid likelihood ratio test, HLRT).

Также в литературе представлены квази-ALRT и квази-HLRT методы [5], [7], [8].

ALRT подход работает с неизвестными величинами как со случайными переменными с определёнными функциями распределения плотности вероятностей. Например, функция правдоподобия (LF) согласно гипотезе H_i , характеризующей i -ю модуляцию, $i = 1, \dots, N_{mod}$, имеет вид

$$\Lambda_A^{(i)}[r(t)] = \int \Lambda[r(t) | v_i, H_i] p(v_i | H_i) dv_i, \quad (3)$$

где $\Lambda[r(t) | v_i, H_i]$ – условная функция правдоподобия зашумлённого принятого сигнала $r(t)$ согласно гипотезе H_i , определённая на неизвестном векторе v_i , и $p(v_i | H_i)$ – априорная функция распределения плотности вероятности v_i согласно гипотезе H_i . Если известна функция распределения плотности вероятности v_i , то это даёт нам возможность упростить задачу до простой проблемы проверки гипотез, интегрированной по v_i . Для комплексного аддитивного белого гауссовского шума в (1), условная функция правдоподобия задаётся как

$$\Lambda[r(t) | v_i, H_i] = \exp \left[2N_0^{-1} \operatorname{Re} \left\{ \int_0^{KT} r(t) s^*(t; u_i) dt \right\} - N_0^{-1} \int_0^{KT} |s(t; u_i)|^2 dt \right], \quad (4)$$

где N_0 – двусторонняя спектральная плотность мощности AWGN в Вт/Гц, с автокорреляцией $E \{ n(t) n^*(t + \tau) \} = N_0 \delta(\tau)$ такой, что $E \{ \cdot \}$ – математическое ожидание, а $*$ – обозначает комплексное сопряжение. Кроме того, здесь $v_i = [u_i^T N_0]^T$, а $\operatorname{Re} \{ \cdot \}$ фиксирует действительную часть. Если выбранная $p(v_i | H_i)$ – некоторая функция распределения плотности вероятности, результат ALRT оптимально классифицируется в смысле Байеса.

В GLRT подходе неизвестные параметры обрабатываются как неизвестные обусловленные. Лучшее выпол-

нение достигнуто на, так называемом, равномерно наиболее мощном (uniformly most powerful, UMP) испытании. Необходимые и достаточные условия существования UMP испытания представлены в [26]. Если UMP испытание не существует или трудно получаемо, логическая процедура оценивает неизвестные величины, принимая H_i за истину, а затем использует эти оценки в критерии отношения правдоподобия, как будто они были истинны. Если для оценок используется максимальная вероятность (maximum likelihood, ML), испытание называют GLRT. GLRT обрабатывает неизвестные величины (включая как параметры, так и символы данных) как детерминированные неизвестные. Функция правдоподобия, согласно гипотезе H_i , имеет вид

$$\Lambda_G^{(i)}[r(t)] = \max_{v_i} \Lambda[r(t) | v_i, H_i]. \quad (5)$$

HLRT представляет собой комбинацию вышеописанных методов, для которых функция правдоподобия, согласно гипотезе H_i , имеет вид

$$\Lambda_H^{(i)}[r(t)] = \max_{v_i} \int \Lambda[r(t) | v_{i_1}, v_{i_2}, H_i] p(v_{i_2} | H_i) dv_{i_2}, \quad (6)$$

где $v_i = [v_{i_1}^T \ v_{i_2}^T]^T$, а v_{i_1} и v_{i_2} – векторы неизвестных величин, смоделированные как неизвестные детерминированные и случайные величины, соответственно. Как правило, v_{i_1} и v_{i_2} состоят из параметров и символов данных, соответственно.

Следует обратить внимание, что ALRT методы многократно используют вычислительно сложную операцию интегрирования (3), в то время как GLRT методы – операцию нахождения максимума (5), также достаточно трудоемкую. В литературе достаточно часто предлагаются различные квази-ALRT методы [3] [12], [18] и квази-HLRT методы [1], [17], обладающие меньшей вычислительной сложностью.

Для FB алгоритма первоначально необходимы некоторые свойства для представления данных, а затем уже осуществляется принятие решения. Примеры таких свойств: корреляция между синфазными и квадратурными компонентами сигнала; дисперсия центрированной нормированной амплитуды сигнала, фазы и частот; дисперсия интервала между моментами пересечения нулевого уровня; дисперсия модуля вейвлет-преобразования сигнала (WT) после удаления пиков; фаза PDF и её статистические момент; моменты, кумулянты и циклические кумулянты непосредственно сигнала, и т.д.

В табл. 1 представлено большинство FB алгоритмов, отмечаются выбранные для классификации свойства, распознаваемые виды модуляции, каналы передачи и неизвестные параметры сигнала [6].

Работы отечественных учёных, касающиеся распознавания модуляции, сравнительно немногочисленны.

Одна из представленных – [29] посвящена методу на основе анализа векторной диаграммы. Распознавание осуществляется в условиях полной неопределённости из следующего множества распознаваемых модуляций: ФМ2, ФМ4, ФМ8, КАМ16, КАМ32, КАМ64, КАМ128 и КАМ256. Различие сигналов ФМ и КАМ проводилось по

средством анализа дисперсии амплитуды отсчётов на векторной диаграмме. Для нахождения порядка квадратурной модуляции использовалась модель сигнала из работы [25]. Однако надёжность метода распознавания была улучшена с помощью нахождения эмпирической плотности вероятности. Для определения порядка ФМ использовалась неинвариантность сигналов относительно поворотов вокруг центра векторной диаграммы на определённые углы. Реализация алгоритма показала 90% правильного распознавания ФМ при отношении сигнал/шум 5 дБ, КАМ16 и КАМ32 – 10 дБ, КАМ64 – 15 дБ и КАМ128 – 19 дБ.

В работе [32] предлагается идентифицировать модуляцию с использованием моментов высокого порядка. Основная идея этого подхода состоит в следующем. Если представить совместные моменты распознаваемого комплексного сигнала x как

$$M_{a,b} = E \left[x^a \cdot \left(\bar{x} \right)^b \right] \quad (7)$$

где x – комплексно сопряжённый сигнал, тогда выражение для кумулянта будет иметь вид

$$C_{a,b} = cum \left[\underbrace{x, \dots, x}_a, \underbrace{\bar{x}, \dots, \bar{x}}_b \right]. \quad (8)$$

Из (7) и (8) видно, что совместные кумулянты случайной комплексной величины и её сопряжённой при $a = b$ будут характеризовать статистическую связь между зарегистрированным и зеркально отображённым распределением мгновенной фазы сигнала, например:

$$C_{2,2} = E_{2,2} - (E_{2,0})^2 - 2(E_{1,1})^2, \\ E_{2,2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(x^2 \cdot \left(\bar{x} \right)^2 \right).$$

Эмпирическим путем установлено, что одни виды модуляции целесообразно распознавать с использованием кумулянтов 4-го порядка, другие – 2-го и т.д.

Работа [24], идентифицирующая наиболее полный набор модуляций с помощью кумулянтов, обладает рядом недостатков. Во-первых, это чувствительность к расстройке по несущей частоте, которую авторы предлагают решить с помощью расчёта дополнительного кумулянта C_{22} . Вторая проблема состоит в отсутствии в наборе распознаваемых модуляций частотных модуляций (в силу того, что значения выбранного критерия C_{22} для FSK- и PSK-сигналов находятся в одной области). Для их распознавания предлагается использовать значения разности фаз между отсчётами сигнала

$$\Delta p(nT) = p(nT) - p((n-l)T),$$

где $p(nT)$ – мгновенная фаза сигнала в момент времени nT , а конкретное значение индекса l устанавливается с учётом возможного значения максимальной скорости анализируемого сигнала. Далее авторы используют методику, предложенную в [31], опирающуюся на поведение случайного процесса $\Delta p(nT)$.

Таблица 1. Основанные на анализе особенностей классификаторы

Авторы	Свойства	Модуляции	Неизвестные параметры	Канал(ы)
Azzouz and Nandi	Максимальная спектральная плотность мощности нормированной центрированной амплитуды, среднеквадратичное отклонение нормированной центрированной амплитуды, фазы и частоты	2ASK, 4ASK, BPSK, QPSK, 2FSK, 4FSK	–	AWGN
Soliman and Hsue	дисперсия последовательности интервалов между моментами пересечения нулевого уровня, разность фазы, гистограммы интервалов между моментами пересечения нулевого уровня	UW, BPSK, QPSK, 8PSK, BFSK, 4FSK, 8FSK	–	AWGN
Soliman and Hsue	PDF фазы	UW, BPSK, QPSK, 8PSK	–	AWGN
Soliman and Hsue	статистические моменты фазы	UW, BPSK, QPSK, 8PSK	–	AWGN
Sapiano и соавт.	DFT фазы PDF	UW, BPSK, QPSK, 8PSK	–	AWGN
Ho и соавт.	дисперсия модуля HWT, гистограммы модуля HWT и величины пиков	BPSK, QPSK, 8PSK, 2FSK, 4FSK, 8FSK, CP2FSK, CP4FSK, CP8FSK, MSK	–	AWGN
Hong and Ho	дисперсия модуля HWT и нормализованного модуля	QPSK, 4FSK, 16QAM	–	AWGN
Swami and Sadler	нормализованные кумулянты 4-го порядка принимаемого сигнала	BPSK, 4ASK, 16QAM, 8PSK, V32, V29, V29c	несущая фаза θ , частота Δf и ошибка синхронизации ε	AWGN, импульсный шум, внутриканальная помеха
Swami и соавт.	нормализованные кумулянты 4-го порядка принимаемого сигнала и функция стоимости AMA	BPSK, 4ASK, QPSK, 16QAM, V29, V32, 64QAM	–	частотный селективный канал
Martret and Boiteau	моменты 4-го и второго порядков принимаемого сигнала	QPSK, 16QAM	–	AWGN
Marchand и соавт.	циклические кумулянты второго и четвёртого порядка принимаемого сигнала	QPSK, 16QAM, 64QAM	–	AWGN
Spooner и соавт.	циклические кумулянты второго, четвёртого и шестого порядков принимаемого сигнала	MSK, QPSK, BPSK, 8PSK, 8QAM, QPSK, 16QAM, 64QAM, V29	сдвиг частоты Δf , избыточная полоса частот EBW, период символа T , амплитуда сигнала a	AWGN, внутриканальная помеха
Dobre и соавт.	циклические кумулянты восьмого порядка принимаемого сигнала	BPSK, QPSK, 8PSK, 4ASK, 8ASK, 16QAM, 64QAM, 256QAM	–	AWGN
Dobre и соавт.	циклические кумулянты четвёртого, шестого и восьмого порядка принимаемого сигнала	4QAM, 16QAM	несущая фаза θ , дрожание фазы $\{\varphi_k\}_{k=1}^K$, сдвиг частоты Δf	AWGN, импульсный шум
Dobre и соавт.	циклические кумулянты восьмого порядка на выходе выбранного блока объединения	4ASK, 8ASK, BPSK, QPSK, 16QAM, 32QAM, 64QAM	–	каналы с замираниями Релэя и Райса
Yu и соавт.	DFT принимаемого сигнала	2FSK, 4FSK, 8FSK, 16FSK, 32FSK	–	AWGN

Таким образом, в [32] получен алгоритм распознавания цифровой модуляции, инвариантный к синхронизации приёмника по несущей частоте сигнала, однако чувствительный к отношению сигнал/шум (для успешной идентификации необходимо более 12 дБ).

В последние десятилетия многие исследователи предлагают использовать нейросетевые алгоритмы в задачах распознавания модуляции. Наиболее заметны из отечественных работ по данной тематике [27] и [30]. В [27] предлагается алгоритм распознавания вида цифровой модуляции сигнала по форме фазового созвездия с использованием самоорганизующихся карт Кохонена. Подчеркивается его преимущество по сравнению с алгоритмом восстановления созвездий на основе метода «fuzzy c-means», состоящее в отсутствии необходимости априорного знания максимального количества кластеров (количества фазовых позиций). Это достигается за счёт использования математического аппарата самоорганизующихся карт Кохонена. В его основе лежит алгоритм самоорганизующихся карт (SOM). В работе используется алгоритм обучения карт Кохонена с непараметрической адаптацией (PLSOM), который обладает большей устойчивостью обучения по сравнению с классическим алгоритмом SOM. Данный алгоритм обеспечивает распознавание видов цифровой модуляции при предельной относительной расстройке по несущей частоте 10^{-3} (относительно символической скорости) до уровня отношения сигнал/шум 2дБ.

Таким образом, данный алгоритм, в отличие от предыдущего, использующего для идентификации кумулянты, является достаточно чувствительным к расстройке по несущей частоте, но более устойчивым к низкому отношению сигнал/шум.

В [30] продемонстрирована возможность построения нейросети для распознавания сигналов с типом модуляции QAM256. В эксперименте набор возможных модуляций состоял из FM4, QAM16 и QAM256. Использовалась двухслойная нейросеть с 64 и 128 нейронами в первом слое и одним во втором. Испытания показали 100% вероятность правильной идентификации сигналов с QAM256 вместе с несколькими ложными захватами FM4. Данный недостаток, по мнению авторов, может быть преодолен увеличением количества нейронов в первом слое или переходом к трёхслойной сети.

Распознавание видов модуляции сигналов на основе вейвлет-преобразования

Основная идея использования вейвлетов в распознавании цифровой модуляции заключается в возможности извлечения переходной информации сигнала на основе вейвлет-преобразования. Подходы к идентификации различаются как используемыми материнскими вейвлетами, так и самой структурой алгоритмов. В данном разделе статьи освещаются лишь некоторые алгоритмы, использующие вейвлеты в целях определения модуляции сигнала.

Как уже упоминалось выше, в русскоязычных источниках вопрос распознавания модуляции освещен недостаточно полно. Что касается методов на основе вейвлет-преобразования, то здесь всё ограничивается выдержкой из работы [21].

Если обращаться к трудам зарубежных учёных, следует отметить [9] (вместе с сопутствующими трудами авторов, являющимися направляющими в данной тематике), [11], [13], [14] [20-23]. В [9] Hong и Ho расширяют свой метод, предложенный в предыдущей работе, на QAM модуляцию. Отличие алгоритма заключается в применении амплитудной нормализации к входному сигналу. Её применение к QAM сигналам позволяет устранить изменения амплитуды и использовать общий с PSK и FSK сигналами критерий различия. Затем в блоке принятия решения дисперсии вейвлет-преобразований сигнала с амплитудной нормализацией и без неё сравниваются с некоторым порогом (определяющимся на основе статистических данных в канале с белым аддитивным гауссовским шумом). Основная идея принятия решения состоит в различии дисперсий модуля вейвлет-преобразования Хаара. Для PSK модуляции вейвлет-преобразование Хаара является постоянным, в то время как для FSK сигналов это многоступенчатая функция. Соответствующий алгоритм идентификации модуляции представлен на рис. 2.

Реализация алгоритма показала следующие результаты: более чем 97% при 50-ти исследуемых символах и при отношении сигнал-шум не ниже 5 дБ. Таким образом, данный алгоритм демонстрирует достаточно высокие результаты при низком отношении сигнал/шум и по ряду параметров опережает многие другие классификаторы, основанные на анализе особенностей. Кроме того, большим достоинством метода распознавания, предлагаемого в [9], является отсутствие необходимости предварительной обработки сигнала.

Интересные с математической точки зрения идеи высказываются в работе [14]. В частности, приближение значения сигнала с помощью ряда Тейлора в точке, где величина вейвлет-преобразования максимальна, для эффективного вычисления. Рассматривая свойства линейности вейвлет-преобразования, авторы приходят к выводу, что модуль вейвлет-преобразования P сигналов, модулированных по амплитуде и частоте, ограничен вблизи кривых, описываемых уравнениями

$$a = \delta_k(b) = \omega_0 / \phi'_k(b),$$

где ω_0 – центральная частота вейвлета, $\phi'_k(\cdot)$ – производная полной фазы k -го сигнала, b – точка, в которой вейвлет максимален, $k = 1, \dots, P$.

Кроме того, закладывается возможность оценки коэффициента затухания колебательной системы, исходя из наклона логарифма модуля вейвлет-преобразования

$$\ln |W_\psi(a_0, b)| = -\xi \omega_n b + \ln \left(\frac{\sqrt{a_0}}{2} B |\psi^*(a_0 \omega_d)| \right),$$

где ξ – коэффициент затухания системы, ω_n – собственная частота незатухающих колебаний системы, ω_d – собственная частота затухающих колебаний системы, a_0 – постоянное значение параметра детализации вейвлета, b – точка, в которой вейвлет максимален, B – константа.

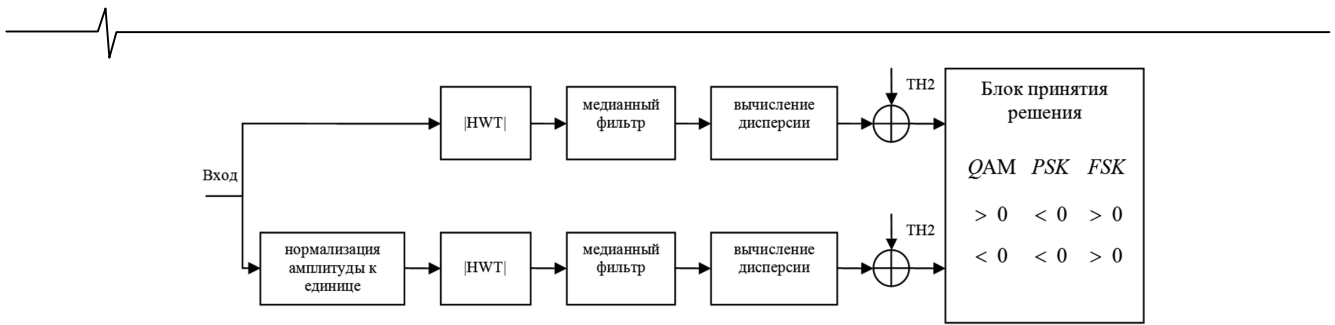


Рис. 2. Блок схема идентификатора цифровой модуляции на основе вейвлет-преобразования

В работе [11] метод, основанный на вейвлет-преобразовании, рассматривается как альтернатива традиционному подходу с использованием БПФ. За счёт меньшей вычислительной сложности алгоритм, использующий вейвлеты, может найти применения при анализе сигналов в режиме реального времени. Кроме того, Humady и Chaiel обосновывают наибольшую эффективность для решаемой задачи вейвлета Хаара. В своих рассуждениях они основываются на том, что разность между выходами низкочастотного и высокочастотного фильтров должна быть наименьшей. Алгоритм с использованием вейвлет-преобразования даёт выигрыш по времени приблизительно в 4 раза по сравнению с алгоритмом на основе быстрого преобразования Фурье, в то время как эффективность распознавания сохраняется. В своём труде они характеризуют теорию вейвлетов «как новый аналитический инструмент и формальные рамки как в математике, так и в информатике».

Заключение

В данной работе представлен обзор методов распознавания цифровой модуляции, на основе которых был выделен ряд задач, стоящих в настоящее время перед разработчиками алгоритмов распознавания видов модуляции.

1. Расширение и детальная проработка математических основ ряда алгоритмов и эмпирическая проверка полученных на основе анализа выводов.
2. Включение новых видов модуляции в множество распознаваемых модуляций.
3. Улучшение характеристик алгоритмов распознавания (таких, как увеличение процента правильной классификации, уменьшение приемлемого для распознавания отношения сигнал/шум, оптимизация скорости выполнения алгоритма и т.д.).

Отдельно выделены методы на основе вейвлет-преобразования, как наиболее перспективные. Теория вейвлетов, оформившаяся как инструмент для анализа сигналов, является динамично развивающимся разделом анализа, способным генерировать новые технологии распознавания входящих в обиход классов модуляции. Таким образом, распознавание модуляции на основе вейвлет-преобразования является актуальным направлением дальнейших теоретических и прикладных исследований.

Литература

1. Abdi A., Dobre O.A., Choudhry R., Bar-Ness Y., Su W. Modulation classification in fading channels using antenna arrays // in Proc. IEEE MILCOM. 2004. P. 211-217.

2. Beidas B.F., Weber C.L. General framework for the high-order correlation domain // in Proc. IEEE MILCOM. 1995. P. 180-185.

3. Beidas B.F., Weber C.L. Higher-order correlation-based approach to modulation classification of digitally frequency-modulated signals // IEEE Journal on Sel. Areas in Commun. №13. 1995. P. 89-101.

4. Boiteau D., Martret C.Le. A generalized maximum likelihood framework for modulation classification // in Proc. ICASSP. 1998. P. 2165-2168.

5. Chugg K.M., Long C.S., Polydoros A. Combined likelihood power estimation and multiple hypothesis modulation classification // in Proc. ASILOMAR. 1995. P. 1137-1141.

6. Dobre O.A., Abdi A., Bar-Ness Y., Su W. A survey of automatic modulation classification techniques // IET Communications. 2005. №2. P. 137-156.

7. Dobre O. A., Hameed F. Likelihood-based algorithms for linear digital modulation classification in fading channels // in Proc. IEEE CCECE. 2006. Ottawa, Canada.

8. Hong L., Ho K.C. An antenna array likelihood modulation classifier for BPSK and QPSK signals // in Proc. IEEE MILCOM. 2002, P. 647-651.

9. Hong L., Ho K.C. Identification of digital modulation types using wavelet transform // IEEE MILCOM. 1999. P. 427-431.

10. Huang C.Y., Polydoros A. Likelihood methods for MPSK modulation classification // IEEE Trans. Commun. 1995. №43. P. 1493-1504.

11. Humady A-J. K., Chaiel H.K. Classification of digital modulation using wavelet transform // Iraqi J. Appl. Phys. 2005. №3. P. 15-21.

12. Kim K., Polydoros A. Digital modulation classification: the BPSK versus QPSK case // in Proc. IEEE MILCOM. 1988. P. 431-436.

13. Kubankova A., Kubanek D. Algorithms of digital modulation classification and their verification // Wseas transactions on communications. 2010. №9. P. 563-572.

14. Lardies J., Gouttebroze S. Identification of modal parameters using the wavelet transform // International journal of mechanical sciences. 2002. №44. P. 2263-2283.

15. Lay N., Polydoros A. Modulation classification of signals in unknown ISI environments // in Proc. IEEE MILCOM. 1995. P. 170-174.

16. Lay N., Polydoros A. Per-survivor processing for channel acquisition, data detection and modulation classification // in Proc. ASILOMAR. 1995. P. 170-174.

17. Li H., Dobre O.A., Bar-Ness Y., Su W. Quasi-hybrid likelihood modulation classification with nonlinear carrier frequency offsets estimation using antenna arrays // in Proc. IEEE MILCOM. 2005. P. 1-6.

18. Long C., Chugg K., and Polydoros A. Further results in likelihood classification of QAM signals // in Proc. IEEE MILCOM. 1994. P. 57-61.

19. Panagiotou P, Anastasopoulos A., Polydoros A. Likelihood ratio tests for modulation classification // in Proc. IEEE MILCOM. 2000. P. 670- 674.

20. Prakasam P., Madheswaran M. Modulation identification algorithm for adaptive demodulator in software defined Radios using wavelet transform // International journal of information and communication engineering. 2009. №5. P. 74-81.

21. Prakasam P., Madheswaran M. M-ary shift keying modulation scheme identification algorithm using wavelet transform and higher order statistical moment // Journal of applied sciences. 2008. №1. P. 112-119.

22. Pavlik R. Binary PSK, CPFSK and MSK bandpass modulation identifier based on the complex shannon wavelet transform // Journal of electrical engineering. 2005. № 3-4. P. 71-77.

23. Sadkhan S.B., Abbas N.A. Proposed Simulation of Modulation Identification Based On Wavelet Transform // International journal of advancements in computing technology. 2009. №1. P. 78-84.

24. Swami A., Sadler B. Hierarchical digital classification using cumulants // IEEE Trans. Commun. 2000. №3 (48). P. 416-428.

25. Yang Y., Chang J., Liu J., Liu C. Algorithms for QAM signal classification using maximum likelihood approach based on the joint probability densities of phases and amplitudes // Journal of C.C.I.T. 2003. №1 (32).

26. H.L. Van Trees, Detection, Estimation and Modulation Theory- Part I. New York: Wiley. 2001.

27. Аджемов С.С., Стогов А.А., Терешонок М.В., Чиров Д.С., Иванкович М.В. Алгоритм распознавания вида

цифровой модуляции сигнала по форме фазового созвездия с использованием самоорганизующихся карт Кохонена // Т-COMM: Телекоммуникации и транспорт. 2011. №11. С. 4-6.

28. Беляева М.Б. Распознавание модуляции: что можно узнать, если заранее ничего не известно // Цифровая обработка сигналов. 2013. №2. С. 55-63.

29. Жуков К.Г. Распознавание типа модуляции сигналов цифровых линий связи // Инженерный вестник Дона. Электронный журнал. 2009. №2. Режим доступа: <http://ivdon.ru/magazine/archive/n2y2009/130>.

30. Пантелеев С.В., Сорокин А.В. Распознавание типа модуляции цифровых радиосигналов нейронными сетями с фиксированной структурой с использованием пакета прикладных программ NEURAL NETWORK TOOLBOX системы MATLAB // Доклады 6-й Международной Конференции DSPA-2004. Том 2.

31. Степанов А.В., Матвеев С.А. Методы компьютерной обработки сигналов систем радиосвязи. М.: СОЛОН-Пресс, 2003. 208 с.

32. Стогов А.А., Терешонок М.В., Чиров Д.С. Распознавание видов модуляции радиосигналов с использованием моментов высокого порядка // Т-COMM: Телекоммуникации и транспорт. 2012. №9. С. 129-132.

METHODS OF MODULATION RECOGNITION

Makarov K.S.

This article is an overview of the methods of digital modulation recognition developed over the last decade by domestic and foreign researchers. Particular attention is paid to algorithms based on wavelet transform. Are marked merits of various methods, are highlighted promising areas of research.

НОВЫЕ КНИГИ

Солонина А.И., Клинский Д.М., Меркучева Т.В., Перов С.Н.

Цифровая обработка сигналов и MATLAB

СПб.: БХВ-Петербург, 2013. – 512 с.

(Учебная литература для вузов)

Описываются базовые методы и алгоритмы цифровой обработки сигналов и средств их компьютерного моделирования в системе MATLAB. Даны основы алгоритмического языка MATLAB. Рассматриваются дискретные сигналы, линейные дискретные системы, дискретное преобразование Фурье с использованием алгоритмов БПФ, синтез и анализ КИХ- и БИХ-фильтров, в том числе с фиксированной точкой, спектральный анализ сигналов, многоскоростная обработка сигналов и адаптивная цифровая фильтрация.

Технология обучения в процессе компьютерного моделирования на основе созданных авторами программ или графического интерфейса пользователя MATLAB расширяет теоретические знания и позволяет понять многие важные проблемы и аспекты практического применения методов и алгоритмов ЦОС. На прилагаемом к книге CD хранятся обучающие программы и таблицы исходных данных.

Предназначена для студентов, аспирантов и преподавателей вузов, а также специалистов в области цифровой обработки сигналов.

