

СЕКЦИЯ

ТЕОРИЯ ИНФОРМАЦИИ

Руководитель – д.т.н., профессор **ШИНАКОВ Ю.С.****АСИМПТОТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ СТАТИСТИЧЕСКИ ОПТИМАЛЬНЫХ ПРАВИЛ
ВЫНЕСЕНИЯ РЕШЕНИЙ О ХАРАКТЕРИСТИКАХ СИГНАЛОВ**

Кушнир А.Ф.

Международный институт теории прогноза землетрясений и математической геофизики РАН

Основными правилами принятия решений при обработке сигналов, маскируемых случайными помехами, являются, как известно, тесты для проверки гипотез о наличии или свойствах сигналов, а также оценки параметров сигналов. Классические методы построения решающих правил, определяемые байесовским подходом или принципом максимального правдоподобия, в случае коррелированных помех приводят к алгоритмам анализа данных, зачастую трудно реализуемых даже на современных компьютерах, особенно при обработке в реальном масштабе времени.

Начиная с семидесятых годов прошлого столетия в теоретической и прикладной статистике и теории обработки сигналов интенсивно разрабатывались методы построения близких к оптимальным решающих правил, качество которых стремится к наилучшему при увеличении выборки наблюдений. Такие правила получили название асимптотически оптимальных (АО) [1 – 7]. Преимущество АО правил перед классическими оптимальными заключается в том, что в большинстве практических задач АО правила вычислительно более просты. Кроме того, во многих задачах АО правила могут быть получены в замкнутой аналитической форме. Еще одно полезное свойство АО правил заключается в том, что для них существуют достаточно простые методы вычисления характеристик качества принятия решений, основанные на центральной предельной теореме.

Обозначим $x_N = (x_1, \dots, x_N)^T$ выборку наблюдений смеси сигнала с помехой и $w(x_N, u)$ - плотность распределения этой выборки, зависящую от вектора неизвестных параметров сигнала $u = (u_1, \dots, u_p)^T$. Относительно значения вектора u требуется вынести то или иное решение, основанное на выборке наблюдений x_N .

Локальная асимптотическая нормальность распределения выборки наблюдений

АО решающие правила существуют в том случае, если в малой окрестности каждого значения параметра $u \in U$ (где U - замкнутая область допустимых значений параметра задачи) для плотности $w(x_N, u)$ имеет место асимптотическое разложение отношения правдоподобия [1, 5]

$$\frac{w(x_N, u + v / \sqrt{N})}{w(x_N, u)} = v^T \Delta(x_N, u) + v^T \Gamma_N(u) v + \alpha_N(x_N, u, v), \quad (1)$$

где статистика $\Delta(x_N, u)$ - асимптотически нормальна с параметрами $(0, \Gamma_N^{-1}(u))$,

$\alpha_N(x_N, u, v) \rightarrow 0$ по вероятности равномерно по $u, v \in U$ при $N \rightarrow \infty$.

Статистика $\Delta(x_N, u)$ является асимптотически достаточной в том смысле, что АО правила вынесения решений в задачах, для которых распределение выборки наблюдений допускает асимптотическое разложение (1), представляют собой функции от этой статистики и только через нее зависят от выборки наблюдений x_N . Предел $\Gamma(u)$ матрицы $\Gamma_N(u)$ при $N \rightarrow \infty$ совпадает с пределом нормированной на N информационной матрицы Фишера для плотности $w(x_N, u)$. Распределение выборки наблюдений, для которого существует асимптотическое разложение (1), называется локально асимптотически нормальным (ЛАН) [5].

Свойство ЛАН для распределения выборки наблюдений не является чем то экзотическим: оно имеет место для большинства практически интересных случаев.

Асимптотически оптимальные тесты для проверки гипотез

Тестом $\Phi(x_N)$ уровня α для проверки простой гипотезы $H_0 : u = u_0$, против сложной альтернативы $H_1 : u \in V$ (где $u_0 \notin V$), называется функция выборки x_N , принимающая значение 0, если верна гипотеза H_0 , и значение 1, если верна гипотеза H_1 , для которой при всех N вероятность ложной тревоги $\alpha_N(\Phi) < \alpha_0$. Тест $\Phi_{BAO}(x_N)$ уровня α является Байесовским асимптотически оптимальным, если для любого другого теста $\Phi(x_N)$ уровня α верно [2]:

$$\limsup_{N \rightarrow \infty} \sup_{u \in V} [\tilde{\gamma}_N(\Phi_{BAO}) - \tilde{\gamma}_N(\Phi)] \geq 0, \tag{2}$$

где $\tilde{\gamma}_N(\Phi) = M_{P(u)}\{\gamma_N(\Phi)\}$ - усредненная по априорному распределению $P(u)$ параметров задачи вероятность правильного принятия гипотезы H_1 .

Если плотность распределения выборки наблюдений удовлетворяет условиям ЛАН (1), то для состоятельных тестов левая часть в (2) может быть отлична от нуля только в том случае, когда априорное распределение параметров $P(u)$ сосредоточено в области $V_N = \{u_0 + \frac{v}{\sqrt{N}}, v \in W \subseteq V\}$, где W - замкнутая область, не содержащая 0. Т.е. для того, чтобы выражение (2) было нетривиальным, носитель априорного распределения $P(u)$ должен с ростом размера выборки N сжиматься к точке u_0 со скоростью $\frac{1}{\sqrt{N}}$. Иными словами, в асимптотической постановке задачи проверки гипотез необходимо использовать априорное распределение $P(v)$ вектора $v = \sqrt{N}(u - u_0), v \in W$.

Как показано в [2], в условиях ЛАН БАО тест имеет следующую форму:

$$\Phi_{BAO}(x_N) = 1, \text{ если } T(x_N) \geq k_{\alpha_0},$$

$$\Phi_{BAO}(x_N) = 0, \text{ если } T(x_N) < k_{\alpha_0},$$

где

$$T(x_N) = \int_W [v^T \Delta(x_N, u_0) - \frac{1}{2} v^T \Gamma_N(u_0) v] dP(v). \tag{3}$$

Из (3) видно, что БАО тест зависит от выборки наблюдений x_N через асимптотически достаточную статистику $\Delta(x_N, u_0)$. Большим преимуществом БАО теста является то, что алгоритм вычисления интеграла (3) не зависит от вида плотности выборки наблюдений $w(x_N, u)$ и структуры ее зависимости от параметра u . В результате во многих случаях статистика $T(x_N)$ БАО теста выражается в аналитической форме или достаточно просто вычисляется численно.

Упрощенные асимптотически эффективные оценки

В задаче оценивания параметров сигнала u по выборке наблюдений x_N асимптотически достаточной является статистика $\Delta(x_N, u)$, рассматриваемая уже как случайная функция вектора $u \in U$ [7]. Это означает, что для любой состоятельной оценки $u^*(x_N)$ параметра u найдется оценка $\tilde{u}(x_N)$, являющаяся функционалом от $\Delta(x_N, u)$ и имеющая то же асимптотическое распределение, что и оценка $u^*(x_N)$. Кроме того, существует асимптотически эффективная (АЭ) оценка $u_{AO}(x_N)$, основанная на $\Delta(x_N, u)$. Если выполнены условия ЛАН (1), асимптотическая эффективность означает, что оценка $u_{AO}(x_N)$ имеет наименьший асимптотический риск и случайная величина $\sqrt{N}(u_{AO}(x_N) - u_0)$ является асимптотически нормальной с параметрами $(0, \Gamma_N^{-1}(u_0))$, т.е. предельная ковариационная матрица этой величины совпадает с пределом нормированной на N ковариационной матрицы Фишера [5].

АЭ оценка $u_{AO}(x_N)$ строится по асимптотически достаточной статистике $\Delta(x_N, u)$ одним из следующих способов [7]:

а) $u_{AO}^{(1)}(x_N)$ находится как корень уравнения $\Delta(x_N, u) = 0$;

$u_{AO}^{(2)}(x_N)$

б) $u_{AO}^{(2)}(x_N)$ находится в результате итерационной процедуры $u_{AO}^{(2)}(x_N) = [A_N(u^{(0)})]^m$,

где оператор $A_N(u)$ равен:

$$A_N(u) = u + \frac{1}{\sqrt{N}} \Gamma_N^{-1}(u) \Delta(x_N, u),$$

$u^{(0)}$ - начальное приближение этой итерационной процедуры – какая либо априорная оценка действующего значения параметра сигнала.

$u_{AO}^{(2)}(x_N)$

Для того чтобы оценки $u_{AO}^{(1)}(x_N)$ и $u_{AO}^{(2)}(x_N)$ были асимптотически эффективными, приходится в добавление к условиям ЛАН (1) требовать выполнения следующих условий на асимптотически достаточную статистику $\Delta(x_N, u)$ [7]:

1) Статистика $\frac{1}{\sqrt{N}} \Delta(x_N, u)$, рассматриваемая как случайная функция параметра $u \in U$, сходится по вероятности в пространстве $C(U)$ непрерывных функций с равномерной метрикой к детерминированной функции $t(u, u_0)$, где u_0 - действующее значение параметра наблюдений.

2) Случайная функция $\frac{1}{\sqrt{N}} \Delta(x_N, u)$ дифференцируема в $C(U)$ по вероятности, причем случайная матричная функция параметра u : $[\frac{\partial}{\partial u_k} \frac{1}{\sqrt{N}} \Delta_l(x_N, u); k, l \in 1, \dots, p]$, сходится в $C(U)$ по вероятности к детерминированной матричной функции $T(u, u_0)$.

3) Матрица $T(u, u_0)$ есть матрица частных производных функций $t_l(u, u_0)$ по u_k в смысле дифференцирования в $C(U)$, причем $T(u_0, u_0) = -\Gamma(u_0)$.

Условия 1) - 3) несмотря на их относительно громоздкую математическую формулировку, как правило, выполняются в большинстве практических задач. Для их выполнения достаточно, чтобы АД статистика $\Delta(x_N, u)$ была дважды дифференцируема по u при почти каждом x_N .

Идея построения упрощенных асимптотически эффективных оценок $u_{AO}^{(1)}(x_N)$ и $u_{AO}^{(2)}(x_N)$ становится ясной, если учесть, что из условия 1) и условий ЛАН вытекает: $t(u_0, u_0) = 0$, т.е. u_0 является корнем предельного уравнения

$$P - \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{\sqrt{N}} \Delta(x_N, u_0) = t(u, u_0) = 0.$$

Вычислительные процедуры при реализации оценок $u_{AO}^{(1)}(x_N)$ и $u_{AO}^{(2)}(x_N)$ во многих практически важных случаях более просты, чем для оценок максимума правдоподобия. Это позволяет называть их упрощенными асимптотически эффективными оценками.

Литература

1. L. Le Cam, Locally asymptotically normal families of distribution. Univ. Calif. Publ. In Statist., v.3, 2 (1960), P. 37-98.
2. Д. М. Чибисов, Теорема о допустимых критериях и ее применение к одной асимптотической задаче проверки гипотез, Теория вероят. и ее примен., XII, 1 (1967), С. 96-111.
3. R. В. Devis, Asymptotic inference in stationary Gaussian time series. Adv. Appl. Probab. Vol. 5 (1973) P. 469-497.
4. Дж. Русас, Континуальность вероятностных мер (применения к статистике). Москва, «Мир», 1975, 254 с.

5. И. А. Ибрагимов, Р. З. Хасьминский, Асимптотическая теория оценивания. Москва, «Наука», 1979, 537 с.
6. К. О. Джапаридзе, Оценка параметров и проверка гипотез в спектральном анализе стационарных случайных процессов. Тбилиси. Изд. Тбилисского Университета, 1981, 283 с.
7. А. Ф. Кушнир, Упрощенные асимптотически эффективные оценки. Тезисы докладов IV Международной Вильнюсской конференции по теории вероятности и математической статистике. Вильнюс, т. 2, (1985) С. 94 – 96.

◆

ТИПИЧНАЯ ОШИБКА ВЫБОРА МОЩНОСТИ ПРИ ПРОЕКТИРОВАНИИ СЕТЕЙ СОТОВОЙ СВЯЗИ

Слабуха Е.О.

ЗАО «Институт сотовой связи»

Все большее усложнение структуры и постоянное развитие сетей подвижной связи не лучшим образом сказывается на качестве работы самих сетей и остальных систем радиосвязи. На начальном этапе строительства не возможно полностью спрогнозировать ее дальнейшее развитие. Со временем появляется потребность в повышении емкости сети, перенастройке оборудования и его модернизации, строительстве новых базовых станций. Как правило, происходит наложение новых сетевых элементов на существующую сеть. Это требует перенастройки параметров существующего радиооборудования и правильного внедрения новых элементов, для того чтобы свести их негативное влияние к минимуму. Основные действия, помимо настойки программного обеспечения станций, заключаются в переориентировании существующих антенн и перенастройке излучаемой мощности. При этом мощности передатчиков базовых станций, азимуты и наклоны антенн часто выбираются не совсем правильно, либо не оптимально.

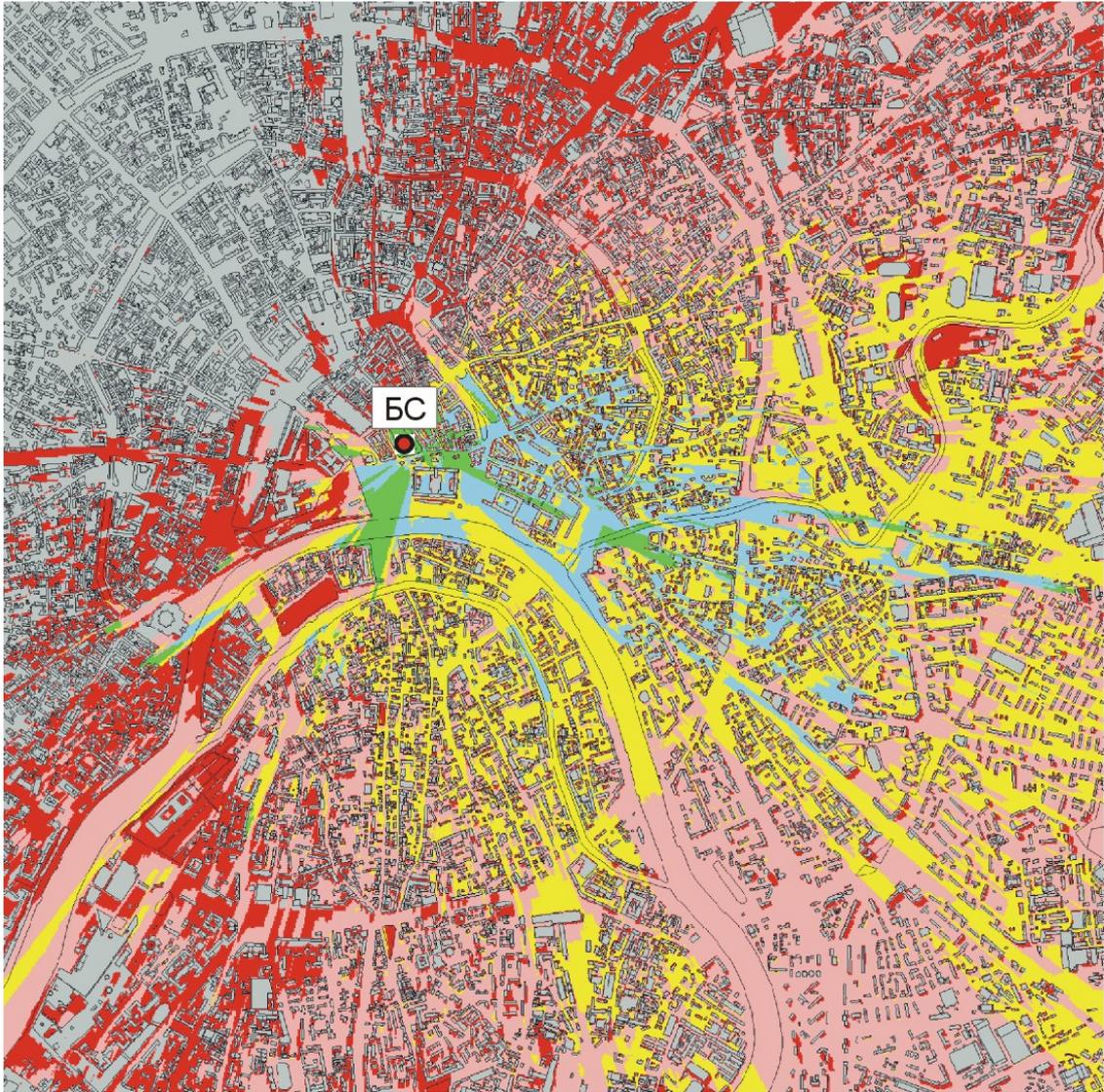
Рассмотрим случай неправильного выбора мощности передатчика базовой станции. Для удовлетворительной работы радиосвязи БС-МС необходимо соблюдение определенных отношений сигнал/шум и сигнал/интерференция. Значение шума складывается из собственных шумов радиооборудования и внешних шумов естественного и искусственного происхождения. Искусственные промышленные шумы и шумы других радиопередающих средств, особенно в городах, являются одними из основных во всем тракте радиопередачи. Интерференционная помеха от радиопередатчика другой соты, работающего в том же диапазоне частот – второй фактор, сильно влияющий на качество радиопередачи. Возникают некие граничные условия: излучаемая мощность должна быть достаточна, чтобы обеспечить необходимую напряженность поля в точке приема с сохранением заданного отношения сигнал/шум, с другой стороны данная мощность излучения не должна создавать дополнительную интерференционную помеху. Еще один фактор, который нельзя не учитывать – это симметричность радиоканала, ведь для возможности двухсторонней радиосвязи между БС и мобильным устройством, необходимо обеспечить симметричный канал. Это означает, что МС не только должна принимать сигнал с определенным уровнем мощности, достаточный для обеспечения заданного качества передачи, но и передавать такую мощность, которая так же позволит БС нормально работать. В случае невыполнения этих условий МС сможет например успешно принимать сигнал от БС, но ответить на принятый запрос у нее не хватит мощности. Понятно, что мощность и чувствительность БС можно обеспечить выше, чем у мобильной. Проблема сбережения электроэнергии для БС не стоит так серьезно как в МС, т. к. можно применить более сложные схемы обработки сигнала на элементах с лучшими характеристиками. Напротив, в МС есть серьезные ограничения на энергопотребление и размеры, к тому же мощность сигнала ограничивают санитарные нормы. По этому, при возникновении несимметричности прямого и обратного каналов радиосвязи, а в основном нарушается связь по обратному каналу – от МС к БС, невозможна нормальная работа с мобильным устройством. МС выдает информацию о достаточном уровне принимаемого сигнала, но при начале разговора выясняется, что абонента мобильной станции либо не слышат, либо вызов вовсе сбрасывается. Таким образом, реальная зона обслуживания сильно отличается от зоны радиопокрытия. В тоже время из-за завышенной излучаемой мощности БС, которая создает рассмотренную разницу зон реального обслуживания и радиопокрытия, создается повышенный уровень интерференционных помех соседним сотам, работающим в том же диапазоне частот в другом кластере. Вследствие этого, для обеспечения необходимого отношения сигнал/интерференция, уровень полезного сигнала на входе приемника БС должен быть еще больше. Соответственно это еще сильнее уменьшает зону обслуживания.

Если обратиться к нормативным документам по стандартам подвижной связи, то там указаны требуемые значения мощностей и чувствительностей оборудования базовых и мобильных станций. Стандартами, например, для системы DCS 1800 приняты: мощность передатчика в среднем БС – 8-32 Вт, МС – 1 Вт, чувствительность не хуже -104 дБм, для БС и -102 дБм для МС. Если сопоставить эти данные с учетом того, что в

городе редко используются автомобильные МС, а в основном, даже в автомобиле пользуются мобильным телефоном-трубкой, без усилителей, то канал нельзя считать симметричным. Разница в чувствительностях БС и МС не способен исправить ситуации в том случае, когда уровень шумов достаточно велик (большой город ~-95дБм). Уровень полезного сигнала должен быть выше шума на 8-10 дБ, что составляет – 90 -85 дБм. Чувствительности приемников БС и МС для приема такого сигнала, при соблюдении отношений сигнал/шум и сигнал/интерференция, достаточно, однако мощность излучаемая БС остается большей, чем мощность излучения МС. В таком случае возможна ситуация, когда даже при максимальной излучаемой мощности МС, базовая станция не будет в состоянии принять полезный сигнал. Отсюда следует, что и полноценная двухсторонняя связь невозможна, и создается повышенный уровень интерференционных помех соседним сотам из-за завышенной мощности излучения. Уменьшение излучаемой мощности повлияет не только на шумовую и интерференционную обстановку, но также позволит избежать излишнего энергопотребления.

Появление несоответствия прямого и обратного каналов можно объяснить не всегда верным подходом к предварительному расчету сети. Подобная ситуация появляется при уплотнении сети, когда новые БС внедряются в сложившуюся сетевую структуру. Выяснить, будет ли проявляться подобный эффект можно путем расчета или экспериментальных измерений. В случае расчета необходимо принимать за исходные данные параметры обратного канала, т. е. в направлении от МС к БС. При определении зоны радиопокрытия БС необходимо учитывать, что она напрямую связана с возможностями МС. По этому исходными данными по чувствительности и мощности излучения должны являться параметры МС. Остальные характеристики можно считать взаимно симметричными, т. к. коэффициенты усиления и чувствительности антенн, как и ослабление в АФУ, одинаковы на прием и передачу.

Приложение 1.



Правильный выбор конфигурации базовой станции возможен только при учете множества разнородных факторов – от рельефа местности и особенностей застройки до изменения угла наклона отдельной антенны. Для оценочных расчетов применим комплекс детерминированных методов в сочетании с цифровыми трехмерными моделями местности, которые позволяют учесть индивидуальные особенности трасс распространения с достаточной точностью. Экспресс-анализ, в зависимости от степени точности расчетов, может быть проведен за 20-30 минут.

Рассмотрим оценочный расчет зоны радиопокрытия БС, проведенный в одной из автоматизированных геоинформационных систем. Исходными данными являются, прежде всего, цифровая трехмерная модель местности с указанием рельефа и застройки. Необходимые параметры радиооборудования: координаты местоположения, азимуты и наклон, а также диаграммы направленности антенн, частота и мощность излучения. Зададим мощность излучения антенн БС, при условиях прямого канала, с учетом ослабления в АФУ, для того, чтобы сравнить полученную зону радиопокрытия с аналогичной зоной, при обратном канале. В приложении 1 на иллюстрации цветами указаны различные уровни напряженности поля. Синий, зеленый и желтый цвета показывают зону, в которой МС может установить связь с обеспечением необходимого качества передачи, зоны розового и красного цвета – территория неустойчивой, либо невозможной двухсторонней связи, для большинства МС. В расчете не учитывается мешающее воздействие от интерференции. На границе соты оно будет увеличиваться и соответственно зона устойчивой связи будет еще несколько меньше показанной.

Подобный расчет полезно проводить с несколькими БС, работающими в одном диапазоне частот из разных кластеров. Контроль над мощностью излучения при первичном построении сети и на этапе ее модернизации является очень важной проблемой. Необходимо хорошо понимать к чему могут привести неправильные и непроверенные действия. Перечисленные проблемы далеко не единственные, возникающие во все

усложняющихся условиях современных сетей сотовой связи, однако все они решаемы, при достаточном к ним внимании.

Литература

1. G.S.M. Recommendation 05.02, Group Special Mobile Standard Committee, 1988-1990.

In this report a typical mistake of projecting of cellular networks is discussed, the reasons of its appearance and the consequences which it renders on the system of radio communication. It clears up the possibility of preliminary reveal of mistakes with the help of automatic calculation systems of electromagnetic field at the stage of construction and modernization of the net.

ВЕРОЯТНОСТНЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ПОСИМВОЛЬНОГО ПРИЕМА ДИСКРЕТНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ЛИНЕЙНЫХ КОДОВ

Назаров Л.Е., Головкин И.В.

Институт радиотехники и электроники РАН, г.Фрязино

Актуальность проблемы исследования вероятностных характеристик алгоритмов посимвольного приема, определяется тем, что эти алгоритмы составляют основу процедур итеративного приема широкого класса ансамблей дискретных сигналов, включая сигнально-кодовые конструкции под общим названием “турбокоды” [1], ансамбли сигналов на основе блоковых кодов с одношаговой ортогонализацией, на основе сверточных самоортогональных кодов и низкоплотностных кодов. В настоящее время данные ансамбли сигналов рассматриваются как одни из наиболее перспективных для использования в системах передачи информации различного назначения. В частности, турбо-коды с информационным объемом несколько тысяч бит обеспечивают достижение практически предельных вероятностно-энергетических характеристик Шенноновской пропускной способности каналов с аддитивным белым гауссовским шумом при вполне умеренной сложности реализации алгоритмов формирования-приема.

Процедуры посимвольного приема сигналов реализуют критерий минимума вероятности ошибки на символ кодовых слов в отличие от правила максимального правдоподобия, обеспечивающего минимум вероятности ошибки приема кодовых слов. Основу процедур посимвольного приема составляют алгоритмы вычисления апостериорных вероятностей $\Pr\{b_l = \xi | \vec{Y}\}$ символов $b_l, l = 0, 1, \dots, n-1$, здесь \vec{Y} - реализация с выхода демодулятора сигналов [2,3]. Здесь $\xi = 0, 1$; n - длительность кодовых слов используемого линейного кода с параметрами (n, k) , k - мощность кода.

Известными алгоритмами вычисления апостериорных вероятностей символов являются алгоритм *MAP* (*maximum a posteriori probability*) и его модификации [2] и алгоритм Хартмана-Рудольфа [3]. Вывод алгоритма *MAP* основан на описании кодовых слов в виде стационарного дискретного марковского процесса. Алгоритм *MAP* применяется для сверточных кодов, характерным свойством которых является симметричная решетчатая структура их порождающих матриц.

Для вычисления апостериорных вероятностей символов кодовых слов высокоскоростных блоковых кодов перспективно применение алгоритма Хартмана-Рудольфа, использующего множество кодовых слов дуального кода. В работе [4] приведено описание модифицированного алгоритма Хартмана-Рудольфа с использованием производительного алгоритма быстрого спектрального преобразования в базисе Уолша (БПУ). Размерность базиса Уолша (соответственно, сложность реализации разработанной вычислительной процедуры) определяется размерностью дуальных кодов.

Для вычисления апостериорных вероятностей символов кодовых слов высокоскоростных сверточных применяется модифицированный алгоритм Хартмана-Рудольфа. Основу разработанного алгоритма также составляет использование БПУ [5]. Показано, что проверочная матрица сверточных кодов содержит структурированное множество матриц, размерность которых определяется значением $(n_0 - k_0)m$, здесь

$\gamma = \frac{k_0}{n_0}$ - кодовая скорость сверточного кода; m - длина кодового ограничения. Размерность базиса Уолша

определяется размерностью составляющих матриц порождающей матрицы дуального кода. Сложность ре-

лизации разработанного алгоритма приема сигналов для высокоскоростных сверточных кодов определяется кодовой скоростью γ и для значений $\gamma > 1/2$ существенно меньше сложности реализации MAP.

В докладе приведены результаты исследований вероятностных характеристик алгоритмов посимвольного приема дискретных сигналов, соответствующих линейным блоковым и сверточным кодам. Показано, что вероятность ошибки на символ P_C при применении процедур посимвольного приема не зависит от передаваемого кодового слова. Вместе с тем доказано, что в общем случае значение P_C зависит от номера символа в составе кодового слова. В качестве примера на рис.1 приведена зависимость вероятности ошибки P_C

от отношения сигнал/помеха $\frac{E_b}{N_0}$ для символа с номером 0 и символа с номером 8 в составе кодовых слов

сверточного кода с информационным объемом 201 бит и кодовой скоростью 0.75, длина кодового ограничения $m = 3$. Здесь E_b - энергия на информационный бит, N_0 - спектральная плотность (односторонняя) помехи в виде аддитивного белого гауссовского шума. Кривые на рис.1 получены путем моделирования алгоритма посимвольного приема дискретных сигналов, соответствующих высокоскоростным сверточным кодам, эквивалентного модифицированному алгоритму Рудольфа-Хартмана [5]. Видно, что отличия вероятностных кривых для моделируемых значений отношения сигнал/помеха составляют около 0.5 дБ, значения вероятностей ошибки приема данных символов отличаются почти два раза.

В докладе рассматривается новая верхняя граница для оценки P_C в виде произведения интегралов ошибок, соответствующих весовым спектрам евклидовых расстояний между сигналами. Отличием данной границы от известных границ для вероятностных характеристик (верхняя аддитивная граница, верхняя тангенциальная граница) является то, что она является более точной для всех значений сигнал/помеха (для ансамблей ортогональных и симплексных сигналов новая граница дает точные значения). По сложности вычислений новая граница значительно проще тангенциальной границы и практически эквивалентна верхней аддитивной границы.

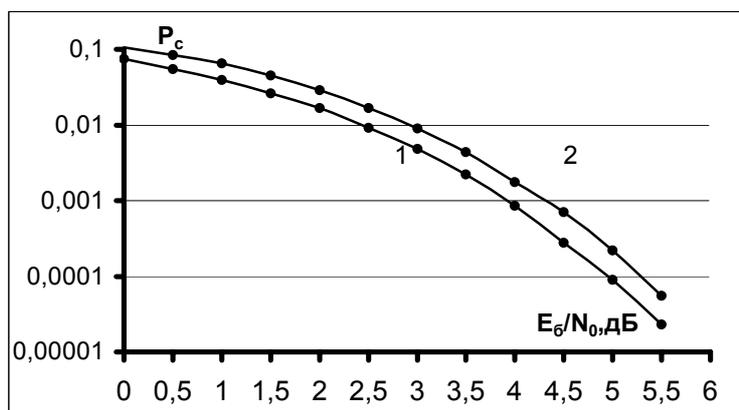


Рис.1. Вероятности ошибки на символ P_C при посимвольном приеме ансамбля сигналов на основе сверточного кода со скоростью 0.75, длиной кодового ограничения 3 и информационным блоком 201 бит: 1 – 0-й номер символа ($l = 0$); 2 – 8-й номер символа ($l = 8$).

Литература

1. Berrou C., Glavieux A., Thitimajshima P. IEEE Int. Conf. Communications. ICC'93. 1993. Geneva. Switzerland. P. 1064.
2. Bahl L.R., Cocke J., Jelinek F., Raviv J. Optimal decoding of linear codes for minimizing symbol error rate.// IEEE Trans. On Inform. Theory. 1974. V.20. N1. P.409-428.
3. Hartmann C.R., Rudolph L.D. "An optimum symbol-by-symbol decoding rule for linear codes".//IEEE Trans. Inform. Theory. 1978. V.22. №1. P.514-517.
4. Назаров Л.Е. Алгоритмы посимвольного приема двоичных блоковых кодов.// Радиотехника.. 2004. №6. С. 28-35.
5. Назаров Л.Е. Применение спектрального преобразования Уолша-Адамара для посимвольного приема сигналов, соответствующих двоичным блоковым и сверточным кодам. Труды научной сессии, посвященной Дню Радио. Выпуск LIX-2.19-20 мая, 2004. С. 116-118.

ERROR-PERFORMANCES OF SYMBOL-BY-SYMBOL LINEAR CODES DECODING

Nazarov L., Golovkin I.

Institute of Radioengineering and Electronics RAS, Fryazino

In this paper the results of error-performance (symbol error P_b) investigations for linear block and convolutional code symbol-by-symbol decoding are presented. Symbol-by-symbol decoding algorithms are base for iterative decoding procedures for class of linear codes, particularly for turbo-codes. These codes are very attractive for application in digital communication systems. It determines actuality of presented investigations.

It is shown that error-probabilities don't depend from code words transmitted through channel, but these depend from coordinates of code word symbols.

The new bound for error-performances is considered in the report. This bound (multiplicative bound) is more effective than known bounds (additive bound, the tangential sphere bound) for low and high signal/noise ratios.



ОБЗОР СОВРЕМЕННОГО СОСТОЯНИЯ ПОМЕХОУСТОЙЧИВОГО КОДИРОВАНИЯ

Зяблов В.В.

Институт проблем передачи информации РАН

Современное состояние помехоустойчивого кодирования мы рассмотрим с двух сторон: развитие теории в последние годы и направления наиболее эффективного применения корректирующих кодов.

В теоретическом развитии теории кодирования в последние годы можно выделить следующие направления:

- Декодирование кодов Рида-Соломона по алгоритму Судана и связанное с этим списочное декодирование;

- Турбо коды и итеративное декодирование
- Плетеные сверточные коды и неравная защита информационных и кодовых символов;
- Коды с малой плотностью ненулевых элементов в проверочных соотношениях;
- Активные кодовые расстояния для сверточных кодов;
- Пространственно-временные коды;
- Решетчатое представление сигнально-кодовых конструкций.

В применении корректирующих кодов мы остановимся на следующих направлениях:

- Энергетический выигрыш от кодирования в больших шумах;
- Энергетический выигрыш от кодирования в малых шумах;
- Кодирование в системах хранения информации;
- Кодирование в беспроводных сетях.

Кратко остановимся на ключевых моментах некоторых из этих направлений.

Декодирование кодов Рида-Соломона по алгоритму Судана и связанное с этим списочное декодирование

Коды Рида-Соломона составляют основу каскадных кодов. Почти все современное применение корректирующих кодов базируется на каскадном принципе. Применение кодов Рида-Соломона определяется двумя ключевыми свойствами этих кодов. Они имеют минимально возможное число проверочных символов. Для них разработан простой в реализации алгоритм декодирования (алгоритм Берлекэмп-Месси). Недостатком этого алгоритма является то, что он позволяет исправлять ошибки в пределах половины кодового расстояния. Предложенный Суданом алгоритм декодирования позволяет расширить возможности использования корректирующих свойств кодов Рида-Соломона в следующих направлениях:

- Исправлять ошибки кратности более половины расстояния;
- Проводить декодирование, когда для входных символов имеется на единственное решение, а некоторый список;
- Учитывать надежность входных символов.

Турбо коды и итеративное декодирование

Турбо коды представляют собой относительно простой способ каскадного соединения сверточных кодов (Рис. 1)

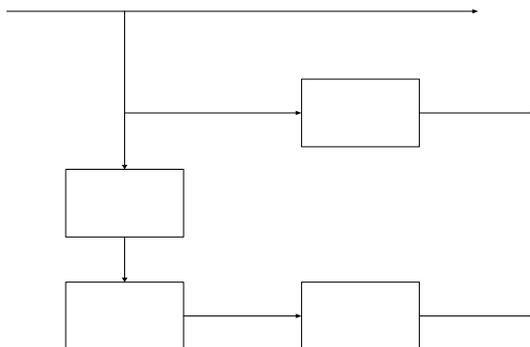


Рис 1.

Информационные символы поступают в канал, на первый кодер сверточного кода и в буфер. С буфера после перемешивания информационные символы поступают на второй кодер сверточного кода. Кроме информационных символов в канал поступают проверочные символы от первого и второго кодера. Длина кода определяется размером буфера. На приемной стороне многократно декодируются поочередно первый и второй код. Определенным способом представленные результаты декодирования каждого из кодов служат входом для декодирования другого кода. Таких итераций выполняется от десятков до сотен.

Такая простая каскадная схема позволяет получить достаточно низкую вероятность ошибки на бит при малых отношениях сигнал/шум на входе.

Плетеные сверточные коды и неравная защита информационных и кодовых символов;

Плетеные сверточные коды представляют собой каскадную схему кодирования когда в качестве одного из каскадов используется чередование сверточных кодов. На рис. 2 представлена схема, когда в качестве внешних кодов используется чередование сверточных кодов. Порождающая матрица таких кодов определяется по формуле

$$G^{ow} = (G^0 \otimes I_{L_0}) \cdot G^i,$$

где \otimes -символ означает Кронекеровское произведение, I_{L_0} - единичную матрицу размера L_0 , а G^o, G^i - соответственно порождающие матрицы внешнего и внутреннего сверточного кода.

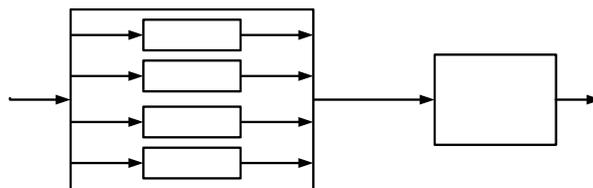


Рис. 2

Декодирование плетеных сверточных кодов выполняется аналогично декодированию турбо кодов. В этой схеме также может использоваться перемешивание, что улучшает вероятностные характеристики. Кроме того, использование кодов с различной избыточностью в качестве внешних кодов, позволяет относительно просто получить неравную защиту кодовых или информационных символов.

Коды с малой плотностью ненулевых элементов в проверочных соотношениях

Турбо коды и плетеные сверточные коды, по существу, являются кодами с малой плотностью ненулевых элементов в проверочных соотношениях. Однако, доказано, что турбо коды асимптотически плохие коды. Хотя плетеные коды имеют асимптотически хорошие характеристики, но это достигается лишь, когда длина (память) кодов растет.

Галлагером еще 1961 году был предложен класс кодов с малой плотностью ненулевых элементов в проверочных соотношениях на базе с одной проверкой на четность. Асимптотическая эффективность итеративного декодирования для этих кодов доказана Пинскером и Зябловым в 1974 году. В настоящее время идут

обширные исследования этих кодов во многих странах. Полученные результаты для этих кодов показывают их большую эффективность в сравнении с турбо кодами.

Новый класс кодов с малой плотностью ненулевых элементов в проверочных соотношениях предложен в 1997 году на базе двудольных графов расширителей.

Эта теория позволяет строить и итеративно декодировать сколь угодно длинные коды из коротких кодов.

Пространственно-временные коды

Новым направлением в теории кодирования являются пространственно-временные коды. Эти коды предназначены для систем имеющих некоторое количество передающих и приемных антенн. Кодовое слово в этом случае представляет собой матрицу, в которой число строк равно числу передаваемых антенн. С разных антенн передаются разные строки матрицы, сигналы от всех передаваемых антенн суммируются на приемных антеннах. Выбор кода соответствует выбору набора таких матриц, что при заданных характеристиках канала имеет место максимизация энергии на приемных антеннах.

В этом случае передаваемая энергия каждой антенной снижается в число раз равному сумме всех антенн (приемных и передающих). Такие системы передачи получаются наиболее эффективны, если пространственно-временные коды каскадировать с плетеными сверточными кодами.

Эти и другие достижения в теории корректирующих кодов существенно смещают акценты их практического применения в различных информационных системах.

ХАРАКТЕРИСТИКИ ТУРБО-КОДОВ НА ОСНОВЕ ПАРАЛЛЕЛЬНОГО ВКЛЮЧЕНИЯ СВЕРТОЧНЫХ И БЛОКОВЫХ КОДОВ

Назаров Л.Е., Головкин И.В.

Институт радиотехники и электроники РАН, г.Фрязино

Ансамбли сигналов под общим названием “турбо-коды” [1] и производные сигнально-кодовые конструкции на их основе в настоящее время рассматриваются как одни из наиболее перспективных для применения в системах передачи дискретных сообщений. Это обусловлено возможностью достижения практически предельных вероятностно-энергетических характеристик Шенноновской пропускной способности для широкого класса каналов передачи при вполне умеренной сложности алгоритмов формирования-приема турбо-кодов. По отношению к вероятностным характеристикам и сложности реализации алгоритмов формирования-приема турбо-коды составляют альтернативу известным ансамблям сигналов на основе сверточных кодов и каскадных кодов.

Принципиальными аспектами турбо-кодов являются следующие: а) турбо-коды формируются с использованием составляющих сверточных или блочных кодов в совокупности со схемами перемежения информационных символов. Известные процедуры формирования турбо-кодов основаны на методах параллельного или последовательного включения составляющих кодов; б) суть методов приема турбо-кодов – итеративные процедуры, основанные на использовании алгоритмов вычисления апостериорных вероятностей символов составляющих кодов. Сложность данных алгоритмов определяет общую сложность методов приема турбо-кодов.

При вычислении апостериорных вероятностей символов для составляющих сверточных кодов используется алгоритм MAP и его модификации (log-MAP, max-log-MAP) [2]. Алгоритм MAP основан на представлении кодовых слов в виде марковской последовательности, связанной с решетчатой структурой порождающих матриц сверточных кодов.

Для составляющих блочных кодов разработан ряд алгоритмов вычисления апостериорных вероятностей символов кодовых слов, которые по сложности реализации более эффективны по отношению к алгоритму MAP [3]. Основу данных алгоритмов составляет алгоритм быстрого спектрального преобразования в базисе Уолша-Адамара. Размерность базиса Уолша-Адамара определяется размерностью порождающих или проверочных матриц блочных кодов. Понижение размерности базиса Уолша-Адамара и, соответственно, понижение сложности алгоритмов итеративного приема турбо-кодов, возможно для блочных кодов со свойством полной или неполной прямой суммы для блочных кодов или для дуальных кодов [3].

В докладе приводятся результаты сравнительного анализа вероятностных характеристик (вероятность ошибки на бит P_b) класса турбо-кодов, формируемых с использованием параллельного включения составляющих блочных и сверточных кодов.

Исследования показали, что рассматриваемые турбо-коды с информационным объемом до 100-250 бит и кодовой скоростью до $\approx \frac{1}{2}$ практически эквивалентны по вероятностным характеристикам до $P_{\sigma} = 10^{-5} \div 10^{-7}$ [4]. В качестве примера на рис.1 приведены зависимости P_{σ} от отношения сигнал/помеха $\frac{E_{\sigma}}{N_0}$ для турбо-кода на основе двух рекурсивных сверточных кодов с порождающим многочленом $\left(1, \frac{1+x+x^2+x^4}{1+x^3+x^4}\right)$ (кривая 1) и для турбо-кода на основе двоичного блочного кода с параметрами (21,15,4) (кривая 2). Информационный объем турбо-кодов равен 225 битов, кодовая скорость турбо-кодов $\approx \frac{1}{2}$. Здесь E_{σ} - энергия сигнала на информационный символ, N_0 - спектральная плотность (односторонняя) помехи в виде аддитивного белого гауссовского шума.

Для значений объемов информационных последовательностей 1000 битов и более и кодовых скоростей $< \frac{2}{3}$ турбо-коды на основе сверточных рекурсивных систематических кодов обладают более высокими вероятностными характеристиками по сравнению с турбо-кодами на основе блочных кодов. Кривая 3 и кривая 4 на рис.1 соответствуют $P_{\sigma}\left(\frac{E_{\sigma}}{N_0}\right)$ для турбо-кода на основе двух рекурсивных сверточных кодов с порождающим многочленом $\left(1, \frac{1+x+x^2+x^4}{1+x^3+x^4}\right)$ и турбо-кода на основе блочного кода с параметрами (64,48,6) со свойством полной прямой суммы для дуального кода. Информационный объем рассматриваемых турбо-кодов равен ≈ 2300 битов, кодовая скорость $\approx \frac{1}{2}$. Видно, что отличия отношений сигнал/помеха $\frac{E_{\sigma}}{N_0}$, требуемые для достижения вероятности ошибки $P_{\sigma} < 10^{-5}$, достигают 0.35 дБ.

Для кодовых скоростей > 0.7 и для информационных объемов до 1000 битов и более рассматриваемые турбо-коды на основе блочных кодов обладают более высокими вероятностными характеристиками по отношению к турбо-кодам на основе сверточных кодов [4].

В докладе приведены результаты моделирования итеративного когерентного и некогерентного приема для ряда турбо-кодов с различными кодовыми скоростями и различными объемами информационных последовательностей.

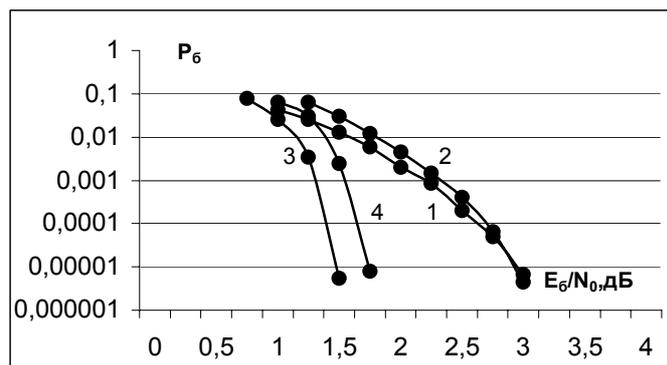


Рис.1. Вероятностные характеристики турбо-кодов (8 итераций): 1 - турбо-код на основе двух рекурсивных сверточных кодов (кодовая скорость ≈ 0.5 , информационный объем 225 битов); 2 - турбо-код на основе двоичного блочного кода (21,15,4) (кодовая скорость ≈ 0.5 , информационный объем 225 битов); 3 - турбо-код на основе двух рекурсивных сверточных кодов (кодовая скорость ≈ 0.5 , информационный объем 2300 битов); 4 - турбо-код на основе двоичного блочного кода с параметрами (64,48,6) (кодовая скорость ≈ 0.5 , информационный объем 2300 битов).

Литература

1. Berrou C., Glavieux A., Thitimajshima P. IEEE Int. Conf. Communications. ICC'93. 1993. Geneva. Switzerland. P. 1064.
2. Hagenauer J., Offer E., Papke L. Iterative decoding of binary block and convolutional codes. //IEEE Trans. 1996. V.IT-42. №2. P.429.
3. Назаров Л.Е. Алгоритмы посимвольного приема двоичных блоковых кодов.// Радиотехника.. 2004. №6. С. 28-35.
4. Pyndiah R.M. Near-optimum decoding of product codes: block turbo codes.//IEEE Transactions on Communications. 1998. V.46. N8. P.1003-1010.

ERROR-PERFORMANCES OF SYMBOL-BY-SYMBOL LINEAR CODES DECODING

Nazarov L., Golovkin I.

Institute of Radioengineering and Electronics RAS, Fryazino

In this paper the results of error-performance (symbol error P_b) investigations for linear block and convolutional code symbol-by-symbol decoding are presented. Symbol-by-symbol decoding algorithms are base for iterative decoding procedures for class of linear codes, particularly for turbo-codes. These codes are very attractive for application in digital communication systems. It determines actuality of presented investigations.

It is shown that error-probabilities don't depend from code words transmitted through channel, but these depend from coordinates of code word symbols.

The new bound for error-performances is considered in the report. This bound (multiplicative bound) is more effective than known bounds (additive bound, the tangential sphere bound) for low and high signal/noise ratios.



ПОМЕХОУСТОЙЧИВОЕ ОПРЕДЕЛЕНИЕ ФАЗ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ n -ГРАММ m -ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ПУТЕМ ДЕКОДИРОВАНИЯ С ВЫЛАВЛИВАНИЕМ ОШИБОК

Егоров С.И.

Курский государственный технический университет

Простота генерации и хорошие корреляционные свойства m -последовательностей сделали их привлекательными для решения задач обнаружения и исправления вставок и выпадений символов в каналах передачи и воспроизведения информации [1,2].

m -Последовательность представляет собой двоичную линейную рекуррентную последовательность, каждый член которой с номером $j+m$ является линейной комбинацией предшествующих m членов [3]:

$$s_{j+m} = a_{m-1} s_{j+m-1} + a_{m-2} s_{j+m-2} + \dots + a_0 s_j, \quad (1)$$

где коэффициенты a_i принимают значения из двоичного поля, и характеристический многочлен которой является примитивным. Период такой последовательности равен $n = 2^m - 1$.

l следующих подряд символов m -последовательности образуют l -грамму. Наиболее важными частными случаями l -граммы являются: m -грамма, по которой можно восстановить всю m -последовательность, и n -грамма.

В представленной статье под фазой φ l -граммы понимается ее расположение в m -последовательности с неоднозначностью $k \cdot n$ (k - целое):

$$\varphi = i \bmod n,$$

где i – индекс первого элемента l -граммы (s_i) в m -последовательности. Любые фиксированные m бит l -граммы ($l \geq m$) однозначно определяют ее фазу. Значение фазы удобно вычислять как табличную функцию от последовательности символов m -граммы, расположенной в определенном месте l -граммы.

Для решения задач обнаружения и исправления вставок и выпадений символов [1,2] необходимо определять фазы *последовательностей* смещенных на один символ l -грамм. В этом случае для снижения вычислительной сложности целесообразно использовать итеративные методы определения последовательностей фаз. Такой итеративный метод, основанный на мажоритарной обработке множества фаз m -грамм, входящих в l -грамму предложен в [1,2]. Быстродействие заявленного устройства ограничивается блоком мажоритарной обработки фаз m -грамм. Для обработки одного символа m -последовательности этому блоку требуется 10 тактов.

Значительно более быстродействующий метод помехоустойчивого определения фаз последовательностей n -грамм m -последовательности, основанный на интерпретации n -грамм в качестве слов кода максимальной длины, предлагается ниже.

Известно [3], что любой участок m -последовательности, состоящий из n символов (n -грамма), вместе со всеми своими циклическими сдвигами, дополненными нулевым словом, образует линейный циклический код с параметрами $(n, k) = (2^m - 1, m)$, называемый кодом максимальной длины (в статье для краткости этот код будет называться М-кодом).

Необходимая помехоустойчивость определения фазы может быть обеспечена путем исправления аддитивных ошибок в m битах n -граммы, выбранных для определения фазы в качестве аргумента табличной функции. Для этого можно воспользоваться известными методами декодирования линейных циклических кодов, интерпретируя n -грамму как слово М-кода. Количество исправленных при этом ошибок во всем кодовом слове даст меру достоверности определения фазы.

Наиболее надежно слово М-кода может быть декодировано по максимуму правдоподобия, при этом, однако, требуются наибольшие вычислительные затраты.

Значительно проще реализовать декодирование М-кода путем вылавливания ошибок в проверочных символах кодового слова. Метод вылавливания ошибок заключается в определении ситуации, когда в результате циклических сдвигов кодового слова все ошибки оказываются среди проверочных символов. Эта ситуация легко определяется по весу многочлена синдрома $q(x)$. Для метода вылавливания ошибок $q(x)$ определяется как остаток от деления многочлена принятого слова $v(x)$ на многочлен $g(x)$, порождающий М-код:

$$q(x) = \text{Res}_{g(x)}(v(x)),$$

где $\text{Res}_p(q)$ обозначает остаток от деления q на p , и [4]

$$g(x) = (x^n - 1)/h(x).$$

Значение конфигурации ошибок дает многочлен $q(x)$.

Декодеры с вылавливанием ошибок используют свойство цикличности кода, которое заключается в том, что циклический сдвиг кодового слова также является кодовым словом. При этом для левого циклического сдвига принятого из канала слова (сдвига в сторону старших степеней неизвестной) синдром модифицируется в соответствии с теоремой Меггита [4] по следующей формуле:

$$q'(x) = \text{Res}_{g(x)}(v(x) \cdot x) = \text{Res}_{g(x)}(q(x) \cdot x). \quad (1)$$

Применение традиционной техники вылавливания ошибок применительно к n -грамме привело бы к значительным временным затратам, для декодирования одной n -граммы потребовалось бы до n циклических сдвигов. Поэтому в предлагаемом методе определение фазы каждой n -граммы осуществляется для одного фиксированного расположения информационных и проверочных символов в соответствующем слове М-кода.

Для обнаружения вставок и выпадений символов необходимо сравнивать фазы двух последовательностей n -грамм, причем вторая последовательность представляет собой задержанную во времени копию первой последовательности [1,2]. В качестве информационных символов кодовых слов, соответствующих n -граммам, для первой последовательности необходимо использовать символы m -граммы, расположенные в начале n -граммы. В этом же качестве для второй последовательности необходимо использовать символы m -граммы, расположенные в конце. Для определения фаз n -грамм удобно использовать исправленные символы m -грамм, расположенные в конце n -граммы для первой последовательности и в начале n -граммы для второй. Такие m -граммы ниже будут называться опорными. Они содержат проверочные символы кодового слова. Ошибки в информационных символах не позволят определить фазу, но, поскольку число информационных символов $m \ll n = 2^m - 1$, их вероятность невелика. Если такие ошибки все-таки произошли, они приведут к небольшому смещению определения позиции вставки/выпадения символа.

Итеративная процедура определения фаз для первой последовательности n -грамм основывается на следующей теореме.

ТЕОРЕМА 1: Пусть $v_i(x)$ и $v_{i+1}(x)$ обозначают слова циклического кода, соответствующие двум соседним (сдвинутые на один символ) n -граммам, принятым из канала:

$$v_i(x) = v_i x^{n-1} + v_{i+1} x^{n-2} + \dots + v_{i+n-2} x + v_{i+n-1},$$

$$v_{i+1}(x) = v_{i+1} x^{n-1} + v_{i+2} x^{n-2} + \dots + v_{i+n-1} x + v_{i+n},$$

$$v_i = s_i + e_i,$$

где s_i – символ m -последовательности и e_i – соответствующий ему символ ошибки. Пусть $q_i(x)$ – синдром кодового слова $v_i(x)$:

$$q_i(x) = \text{Res}_{g(x)}(v_i(x)),$$

тогда синдром $q_{i+1}(x)$ кодового слова $v_{i+1}(x)$ может быть получен из синдрома $q_i(x)$ кодового слова $v_i(x)$ следующим образом:

$$q_{i+1}(x) = \text{Res}_{g(x)}(q_i(x) \cdot x) + (v_{i+n} - v_i).$$

Процедуру определения фаз для первой последовательности n -грамм можно описать следующим образом. При вычислении фазы следующей n -граммы осуществляется одна итерация деления многочлена $q_i(x)$, умноженного на x , на порождающий многочлен $g(x)$. При этом одновременно прибавляется к свободному члену многочлена остатка сумма по модулю 2 входящего в n -грамму символа v_{i+n} и выходящего из нее символа v_i (в поле характеристики 2 вычитание совпадает со сложением). Если вес получившегося многочлена остатка $q_{i+1}(x)$ меньше порога t , это значит, что многочлен $q_{i+1}(x)$ содержит конфигурацию ошибок, которая может быть исправлена. В этом случае к символам опорной m -граммы, соответствующим последним символам n -граммы, прибавляются значения m младших коэффициентов многочлена $q_{i+1}(x)$. Исправленная опорная m -грамма используется в качестве аргумента табличной функции для получения значения фазы. Вес многочлена $q_{i+1}(x)$ дает оценку надежности определения фазы.

Пример структурной схемы устройства для определения фаз первой последовательности n -грамм приведен на рисунке 1. В примере m -последовательность имеет следующие характеристики $m = 4, n = 15, f(x) = x^4 + x + 1, g(x) = x^{11} + x^8 + x^7 + x^5 + x^3 + x^2 + x + 1$.

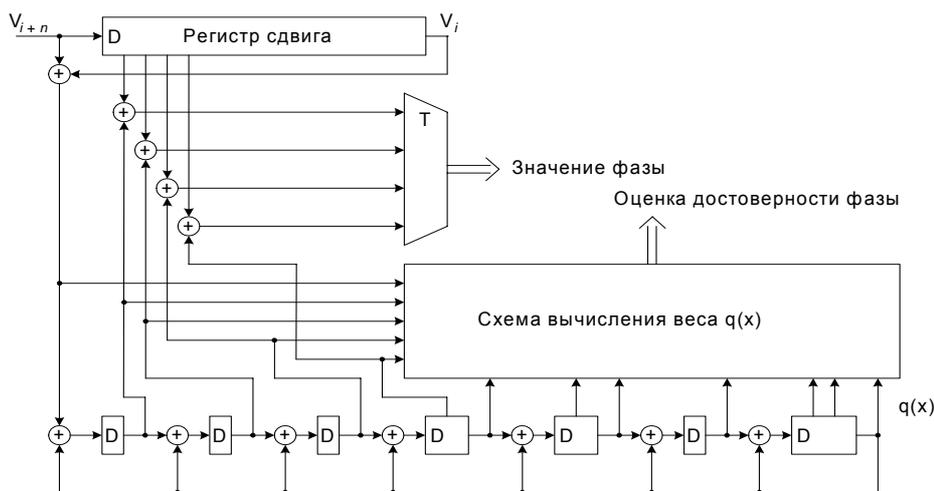


Рис. 1. Структурная схема устройства для определения фаз первой последовательности n -грамм

Для надежного определения фазы n -граммы второй последовательности необходимо вычислить синдром соответствующего слова M -кода, интерпретируя символы при m младших степенях многочлена кодового слова как информационные. Такой синдром $q^m(x)$ будем называть m -модифицированным, поскольку он может быть получен очевидным образом путем m -кратной модификации многочлена $q(x)$ по формуле (1). Но при этом количество тактов для обработки одной n -подпоследовательности возрастет в $m+1$ раз, что приведет к резкому уменьшению быстродействия устройств обнаружения и исправления вставок/выпадений символов.

Более изящное решение может быть получено на основе применения следующей теоремы.

ТЕОРЕМА 2: Пусть $Rev(p(x))$ обозначает многочлен возвратный к многочлену $p(x)$. Тогда m -модифицированным синдромом $q^m_{i+1}(x)$ кодового слова $v_{i+1}(x)$ может быть получен из m -модифицированного синдрома $q^m_i(x)$ кодового слова $v_i(x)$ следующим образом:

$$q^m_{i+1}(x) = Res_{g(x)}(q^m_i(x) \cdot x) + (v_{i+n} - v_i) Rev(Res_{Rev(g(x))}(x^{n-1})). \quad (2)$$

Процедура определения фаз для второй последовательности n -грамм выполняется аналогично процедуре для первой последовательности с небольшими отличиями. Во-первых, при итеративном вычислении синдромов используется константный корректирующий многочлен $Rev(Res_{Rev(g(x))}(x^{n-1}))$ (2), который прибавляется к многочлену $q^m_i(x) \cdot x$, если $v_{i+n} \neq v_i$. Во-вторых, к символам опорной m -граммы прибавляются значения m старших, а не младших коэффициентов многочлена $q^m_{i+1}(x)$, поскольку в этом случае опорная m -грамма находится в начале n -граммы.

Предложенный итеративный метод помехоустойчивого определения фаз последовательности n -грамм m -последовательности позволяет обрабатывать один символ m -последовательности за один такт, что значительно повышает быстродействие устройств исправления вставок/выпадений символов (примерно на порядок по сравнению с устройством, заявленным в [2]).

Литература

1. Егоров С.И., Проценко А.М. Защита от ошибок синхронизации в системах передачи и хранения информации // Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекоммуникаций. Материалы конф./ 10-я международная научно-техническая конфер. - Рязань, 2001.-С. 89 – 91.

2. Пат. РФ № 2224282. Устройство исправления ошибок синхронизации в потоке данных / Егоров С.И., Проценко А.М., Титов В.С. // Б.И. 2004. № 5.
3. Лидл Р., Нидеррайтер Г. *Конечные поля*: В 2-х т. Т. 2. Пер. с англ. – М.: Мир, 1988.
4. Блейхут Р. Теория и практика кодов, контролирующих ошибки: Пер. с англ. – М.: Мир, 1986.

Reliable Determination of n -Gram Phases of m -Sequences Using Error-Trapping

Egorov S.

Kursk State Technical University

An error tolerant method for calculating phases of n -gram sequences of m -sequence is proposed. According to the method n -grams are interpreted as codewords of a maximal cyclic code. These codewords are decoded using error-trapping. The proposed method allows to increase throughput of insertion/deletion correcting devices.

КОДИРОВАНИЕ ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ПРЕДСТАВЛЕННЫХ В ВИДЕ НАБОРА БИТОВЫХ СЕЧЕНИЙ

Трубин И.С. Касаткин А.С.

Вятский государственный университет

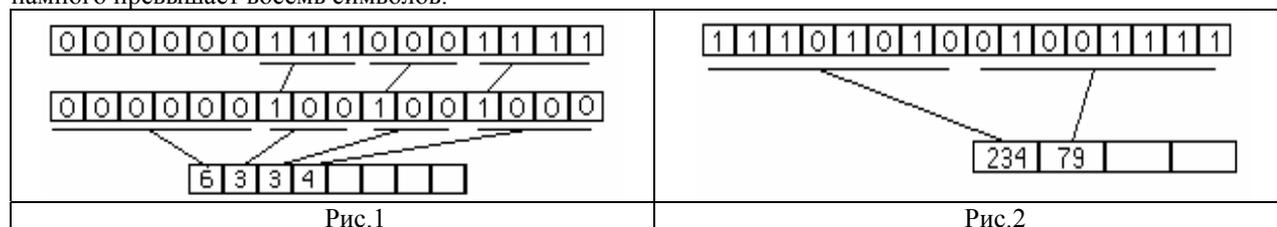
Цифровые изображения позволяют не только качественно передавать содержание фотографий, рисунков, но также передавать и хранить эти изображения, используя современные достижения в области цифровых технологий. При переводе изображения в цифровую форму возникают искажения, связанные с шумами квантования. Соответственно для сохранения исходного качества изображения необходимо повышать разрядность квантования, что приводит к увеличению объема занимаемого отдельным файлом и уменьшению объема информации, которую можно хранить на жестком диске. Для решения данной проблемы необходимо производить сжатие файлов (изображений). Однако не все виды кодеров способны качественно производить обработку. Кодеры, построенные по принципу полного восстановления информации (сжатие без потерь) имеют малый коэффициент сжатия, в то время как кодеры, использующие частичную потерю данных, обладают большим коэффициентом сжатия, однако данные при декодировании восстанавливаются не полностью.

В работе рассматриваются принципы кодирования цифровых полутоновых изображений, представленных в виде набора битовых сечений. Кодер строится по принципу сжатия без потерь. Широко известные алгоритмы сжатия изображения без потери информации при восстановлении (RLE, LZ) [1, 2] работают по принципу выделения (нахождения) структуры изображения. Алгоритмы могут использовать также кодовую книгу, составленную или на основании статистики для передачи часто используемых блоков меньшим кодом или изменяющуюся адаптивно в процессе кодирования, используя предыдущие блоки информации. Чем выше корреляция в строках и столбцах изображения, тем больше будет повторяющихся блоков, тем сильнее будет сжатие. Однако большинство изображений не содержит четкой структуры, что снижает эффективность работы данных алгоритмов. Степень сжатия известными алгоритмами без потерь в значительной степени зависит от содержания изображения. Предлагаемый алгоритм частично позволяет избежать данных затруднений.

Яркость отсчета цифрового полутонного изображения представляет собой сумму разрядов, с соответствующими весовыми коэффициентами, на которые квантователь разбивает аналоговый сигнал. Старшие разряды содержат информацию о медленно меняющихся деталях изображения (низкочастотная составляющая сигнала яркости), в то время как младшие разряды отвечают за детальность картинки (высокочастотная составляющая). Битовое сечение, таким образом, представляет собой бинарное изображение соответствующего разряда.

Если изображение представить в виде набора битовых сечений, то, так как информация в битовом сечении представлена всего двумя уровнями, при построчной развертке после окончания цуга (последовательность одинаковых символов) одного уровня (например "0") следует цуг другого уровня ("1") сигнала. Таким образом, нет необходимости передавать уровни сигнала (как, например, происходит в кодере RLE). Информация может полностью быть восстановлена, если известны моменты смены цугов. Принцип кодирования представлен на рис.1. В старших битовых сечениях полутонного изображения, обладающих значительной корреляцией [2], смена цугов будет происходить редко, за счет этого эффекта можно получить большой коэффициент сжатия. Однако младшие разряды обладают малой корреляцией, поэтому смена цугов будет происходить часто и эффект сжатия будет минимальный, поэтому для кодирования младших разрядов необходимо применять отдельную ветвь алгоритма обработки.

В несжатом цифровом полутоновом изображении яркость каждого отсчета представлена восьмью разрядами и представляет один байт информации в результирующем файле. Для кодирования младших разрядов производится строчная выборка восьми символов матрицы битового сечения, результат переводится в соответствующее десятичное число, которое сохраняется в виде ASCII символа в файл. Т.е. если в BMP формате байт данных файла представляет собой яркость соответствующего пикселя изображения, то в предложенном кодере – последовательность символов в соответствующем битовом сечении. Выборка производится по строкам, так как обычно корреляция по строкам превышает корреляцию по столбцам изображения. Пояснение кодирования приведено на рис.2. В принципе можно кодировать подобным образом и старшие разряды, однако это будет малоэффективно, так как обычно при большой корреляции средняя длина цуга намного превышает восемь символов.



Данный алгоритм является комплексным: старшие биты кодируются на основе смены цугов, а младшие кодируются восьми битовыми блоками. Количество битовых сечений, кодируемых по той или иной ветви алгоритма, определяется на основе сравнения коэффициента корреляции по строкам изображения с заранее заданным пороговым значением. Пороговое значение выбирается исходя из условия, что средняя длина цуга должна быть много больше восьми. Адаптивная оценка коэффициента корреляции позволяет определить до этапа кодирования, по какой ветви алгоритма будет производиться обработка конкретного битового сечения. Полученный в результате кодирования файл обладает определенной повторяющейся структурой, которая позволяет проводить дополнительное сжатие уже имеющимися стандартными архиваторами, например, ZIP, ARJ или RAR.

Результаты работы алгоритма:

Для исследования эффективности кодирования по предложенному алгоритму сжатию подвергались изображения с различными значениями коэффициента корреляции размерами не менее 256 x 256 пикселей. Исходное изображение разбивалось на матрицы битовых сечений, каждую из которых затем кодировали по отдельности. Результаты работы алгоритма кодирования приведены в таблице. Как видно из таблицы простое архивирование исходного BMP файла менее эффективно, по сравнению с использованием предложенного алгоритма кодирования, в котором четыре старших бита, кодировались на основании длины цуга, а четыре младших – по блоку длиной восемь элементов.

Таблица 1 – Результаты работы алгоритма сжатия.

№	Размер файла BMP, Кбайт	Корреляция по строкам	BMP+ZIP, Кбайт	Кодер, Кбайт	Кодер+ZIP, Кбайт	Сжатие, раз
01	166.500		132.347	152.219	98.568	1.69
02	169.500		99.741	115.591	73.944	2.29
03	163.350		136.113	139.415	96.396	1.69
07	169.500		132.241	160.319	100.206	1.69
08	200.000		128.446	143.877	100.849	1.98
12	169.500		154.486	209.447	117.659	1.44
Lena	65.536		60.118	62.297	40.771	1.61
AI	109.484		48.761	60.149	39.784	2.75
road	169.500		118.732	135.889	91.259	1.86

Дополнительной сжатие с помощью стандартного ZIP архиватора позволяет повысить коэффициент компрессии. В результате сжатие составляет от 30 до 60 процентов.

Как отмечалось выше, количество битовых сечений, кодируемых по той или иной ветви алгоритма, может меняться в зависимости от установленного порогового значения, при этом размер результирующего файла также будет меняться. В качестве примера на рис.3 приведено изображение, в котором наряду с продолжительными областями одинаковой яркости присутствует значительное количество мелких деталей.



Рис.3

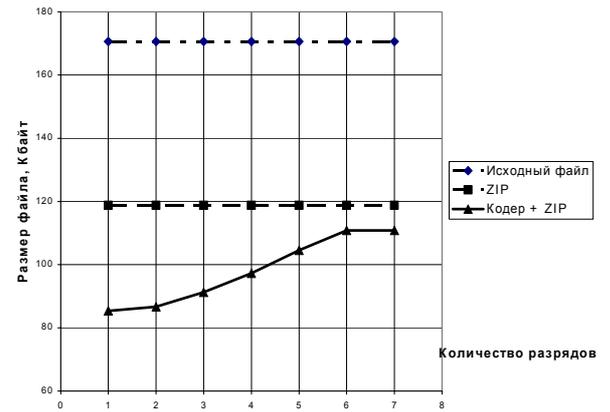


Рис.4

На рис. 4 приведена зависимость размера файла сжатого изображения в Кбайт от количества разрядов, кодированных по первой ветви алгоритма (по моментам смены цугов). На этом же рисунке для сравнения приведены размеры для несжатого исходного изображения, показанного на рис.3, и исходного изображения сжатого архиватором ZIP. Так как изображение содержит значительное количество мелких деталей (относительно невысокая корреляция в младших битах), то первую ветвь в данном случае эффективнее применять только в одном или двух старших разрядах.

Алгоритм реализован в среде C++ Builder. Кодирование и декодирование изображений (табл.1) не превышает одной минуты при использовании ПЭВМ с процессором типа P4-1,2 ГГц.

Выводы:

Предложенный алгоритм сжатия является модификацией существующих алгоритмов сжатия без потерь информации. Основной особенностью данного алгоритма является разделение исходного алгоритма обработки на две ветви, кодирующие битовые сечения в зависимости от коэффициента корреляции в сечениях. Это позволяет кодировать изображения, обладающие слабыми корреляционными связями. Для эффективной работы алгоритма необходима предварительная оценка коэффициентов корреляции в разрядах оцифрованного полутонового изображения. Кроме того, данный алгоритм сжатия, является достаточно простым в реализации, в том числе и на аппаратном уровне.

Литература

1. Д. Миано Форматы и алгоритмы сжатия изображений в действии. - М.: Триумф, 2003 г.
2. Методы цифровой обработки изображений: Учебное пособие. – Киров: Изд-во ВятГУ, 2003 г.

CODING OF THE HALF-TONE PICTURES SUBMITTED AS A SET OF BIT SECTIONS

Trubin I., Kasatkin A.

In the work the principles of coding of the digital half-tone pictures submitted as a set of bit sections are considered. The offered algorithm allows partially avoiding difficulties of typical algorithms RLE, LZ, connected with absence of precise structure in younger bit sections of the digital image. Initial image is broken into matrixes of bit sections, each of which then is coded separately. Division of initial algorithm of processing into two branches, coding bit sections depending on the coefficient of correlation in bit sections is the basic of the given algorithm. Given algorithm besides offers a variant of compression of the images possessing weak correlation (younger bit sections), is simple enough in realization, especially in hardware.



НАДЕЖНОСТЬ ПЕРЕДАЧИ ДАННЫХ В МИМО КАНАЛЕ С КОРРЕЛИРОВАННЫМИ ЗАМИРАНИЯМИ И ОПТИМИЗАЦИЕЙ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ СТРУКТУРЫ

Паршин Ю.Н., Ксендзов А.В.

ГОУ ВПО Рязанская государственная радиотехническая академия

Поскольку в настоящее время темпы роста потребности в беспроводной передаче информации значительно превышают темпы освоения новых частотных диапазонов, производится поиск методов и средств рационализации использования существующего радиочастотного ресурса. Одним из эффективных средств улучшения характеристик систем связи является разнесенная передача и разнесенный прием, когда передающая и приемная антенные системы (АС) содержат несколько антенн [1], [2], а сигнал от каждой антенны передающей АС к каждой антенне приемной АС сигнал распространяется по отдельному лучу, образуя ММО (Multiple Input–Multiple Output) канал связи. Пространственное разнесение приемных и передающих антенн позволяет без увеличения излучаемой мощности и полосы частот повысить пропускную способность канала [1], [3]. Кроме того, при передаче данных через ММО канал в многопользовательском режиме возможно кодовое разделение информационных потоков для каждого пользователя без увеличения полосы частот, что нашло отражение в стандарте передачи данных CDMA [4].

Известно, что коррелированные замирания канальных коэффициентов уменьшают пропускную способность ММО канала [5]. Одним из путей декорреляции лучей, и, следовательно, повышения пропускной способности является увеличение разнесения приемных и передающих антенн [3], [5]. Модель некоррелированных канальных коэффициентов используется в большинстве работ по ММО системам связи. Вместе с тем, ограничение пространственного разнесения антенн не позволяет достигнуть полной некоррелированности лучей, что ставит задачу выбора оптимальной пространственной структуры (ПС) приемной и передающей АС при заданных ограничивающих условиях. В работе [6] предложен метод повышения пропускной способности ММО канала путем согласования расположения антенн с пространственной корреляцией сигналов в приемной и передающей АС, которая определяется угловым спектром отражений сигнала в окрестности расположения АС. Корреляционные матрицы сигналов в антеннах передающей и приемной АС в режиме приема связаны с угловым спектром отражений и ПС АС соотношениями:

$$\Phi_T(X_T, p_T) = \{\rho_{Tmn} = \int_0^{2\pi} p_T(\theta) e^{j \cdot 2\pi [(x_{Tm} - x_{Tn}) \sin \theta + (y_{Tm} - y_{Tn}) \cos \theta]} d\theta, m, n = 1, \dots, M\} = K_T K_T^H, \quad (1)$$

$$\Phi_R(X_R, p_R) = \{\rho_{Ruv} = \int_0^{2\pi} p_R(\theta) e^{j \cdot 2\pi [(x_{Ru} - x_{Rv}) \sin \theta + (y_{Ru} - y_{Rv}) \cos \theta]} d\theta, u, v = 1, \dots, N\} = K_R^H K_R,$$

где M – количество передающих антенн, N – количество приемных антенн, $p_T(\theta)$ и $p_R(\theta)$ – угловой спектр на передающей и приемной стороне соответственно, $X_T = \{x_{Tj}, y_{Tj}, j = 1 \dots M\} \in L_T$ и $X_R = \{x_{Ri}, y_{Ri}, i = 1 \dots N\} \in L_R$ – определяющие ПС векторы координат антенн передающей и приемной АС, заданных в длинах волны, L_T и L_R – соответствующие области определения координат антенн.

Формула для вычисления пропускной способности ММО канала с учетом пространственной корреляции канальных коэффициентов имеет вид [3]:

$$C = \log_2 \det \left(I_N + \frac{q}{M} \Phi_R H_K \Phi_T H_K^H \right), \quad (2)$$

где I_N – единичная матрица размерностью $N \times N$, q – отношение сигнал-шум на выходе каждой приемной антенны, H_K – матрица размерностью $N \times M$, элементы которой h_{Kpq} есть независимые комплексные гауссовские случайные величины с нулевым математическим ожиданием и дисперсией 0,5 для реальной и мнимой частей.

Оптимальная ПС определяется на основе заданных или измеренных значений корреляционных матриц $\Phi_T(X_T, p_T)$, $\Phi_R(X_R, p_R)$ путем решения оптимизационной задачи:

$$\{X_{Topt}, X_{Ropt}\} = \arg \max_{X_T \in L_T, X_R \in L_R} C(\{X_T, X_R\} | H_K). \quad (3)$$

Эффективность конкретной системы связи оценивается вероятностью ошибки приема с использованием ПС $\{X_{Topt}, X_{Ropt}\}$ методом статистического моделирования ММО канала связи. Передающая и приемная АС состоят из двух антенн каждая, образуя тем самым ПС: $M = N = 2$, $X_T = \{x_{T1} = 0, y_{T1} = 0; x_{T2} = 0, y_{T2} = 0 \dots 4\}$, $X_R = \{x_{R1} = 0, y_{R1} = 0; x_{R2} = 0, y_{R2} = 0 \dots 4\}$. Оптимальные ПС АС вычисляются в соответствии с выражением (3) для каждой реализации канальных коэффициентов, флуктуации которых задаются случайной матрицей H_K . Для передачи цифровых данных используется QPSK полезный сигнал, излучаемый всеми антеннами передающей АС. Цифровые данные кодированы турбокодером, состоящим из двух параллельных рекурсивных систематических сверточных кодеров с трехраз-

рядным сдвиговым регистром, перемежением информационных бит, степенью кодирования $\frac{1}{2}$ и длительностью фрейма 1280 бит. На приемной стороне осуществляется пространственная обработка сигналов по среднеквадратичному критерию, демодуляция и мягкое декодирование.

Критерием эффективности метода является вероятность ошибки на фрейм P_F при заданном отношении сигнал-шум на бит q и определенных функциях углового спектра $p_T(\theta) = p_R(\theta) = p(\theta)$ на передающей и приемной сторонах. Рассмотрены три варианта углового спектра: случайный в секторе 360° , равномерный в секторе 360° и δ -функция с углового направления α .

Вероятность ошибки на фрейм рассчитана для двух случаев:

1) оптимизация ПС не производится,

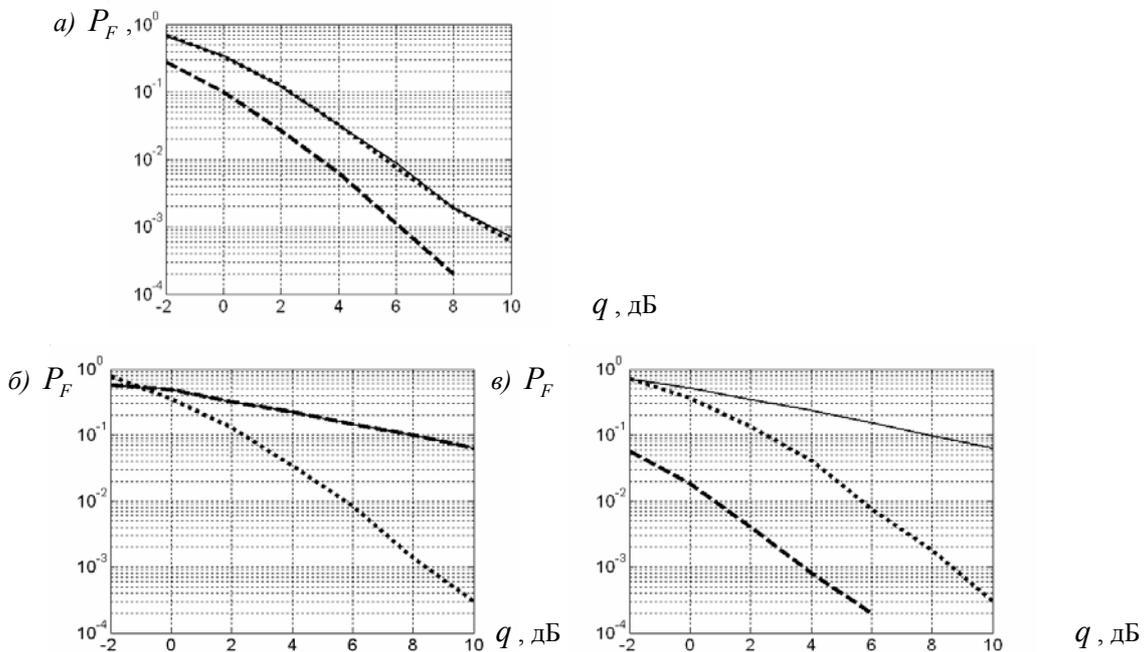
$$X_T = \{x_{T1} = 0, y_{T1} = 0; x_{T2} = 0, y_{T2} = 4\}, X_R = \{x_{R1} = 0, y_{R1} = 0; x_{R2} = 0, y_{R2} = 4\};$$

2) ПС является оптимальной для каждой реализации матрицы H_K ,

$$X_T = \{x_{T1} = 0, y_{T1} = 0; x_{T2} = 0, y_{T2} = y_{T2_{opt}}\}, X_R = \{x_{R1} = 0, y_{R1} = 0; x_{R2} = 0, y_{R2} = y_{R2_{opt}}\}.$$

На рисунке представлены результаты моделирования ММО канала с оптимальной и неоптимальной ПС в виде зависимостей вероятности ошибки на фрейм P_F от отношения сигнал-шум на бит q для трех перечисленных выше вариантов функций $p(\theta)$. Как показали расчеты, при угловом спектре, заданном стационарно в секторе 360° , его случайный характер не влияет на вероятность ошибки (графики рис а)), если используется неоптимальная ПС. Оптимизация ПС как для случайного, так и для равномерного углового спектра дает выигрыш в отношении сигнал-шум 2 дБ при $P_F = 10^{-2}$.

В случае $\alpha = 0^\circ$ (рис. б)) надежность канала связи существенно понижается по сравнению со случаем отсутствия корреляции. Исследование показало, что для сохранения значения $P_F = 10^{-2}$ необходимо увеличить требуемое значение q на 13 дБ, при этом графики рис. б) для оптимальной и неоптимальной ПС совпадают, что указывает на отсутствие эффекта от оптимизации ПС в данном случае. Однако, в случае поворота АС на 90° (рис. в)) выигрыш в отношении сигнал-шум от оптимизации значительно повышается и составляет около 5 дБ по сравнению со случаем отсутствия корреляции и около 18 дБ по сравнению с неоптимальной АС.



Зависимость вероятности ошибок на фрейм от отношения сигнал-шум на бит

- а) случайный или равномерный угловой спектр, б) $\alpha = 0^\circ$, в) $\alpha = 90^\circ$.
- наличие пространственной корреляции без оптимизации ПС,
- - - наличие пространственной корреляции с оптимизацией ПС,
- отсутствие пространственной корреляции (для сравнения).

Таким образом, показано, что необходимым условием получения выигрыша от оптимизации ПС является наличие пространственной корреляции и, как минимум, двух степеней свободы изменения ПС АС. При неоптимальной АС пространственная корреляция не оказывает влияния на надежность передачи данных при широком угловом спектре, либо ухудшает ее при узком угловом спектре. Однако, с помощью оптимизации ПС возможно не только компенсировать отрицательное влияние пространственной корреляции, но и повысить надежность системы, то есть, уменьшить вероятность ошибки, или получить выигрыш в отношении сигнал-шум. В этом заключается основное преимущество метода оптимизации ПС по сравнению с простым антенным разнесением, обеспечивающим только декорреляцию замираний в МИМО канале.

Литература

1. Telatar I.E. Capacity of multi-antenna Gaussian channels // Eur. Trans. Telecom. Vol. 10. Pp. 585-595. Nov. 1999.
2. Foschini G., Gans M. On limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas // Wireless Personal Communications. Vol. 6. Pp.311-335. 1998.
3. Chiznik D., Rashid-Farrokhi F., Ling J., Lozano A. Effect of antenna separation on the capacity of BLAST in correlated channels // IEEE communication letters. Vol.4, №11. November 2000.
4. Lee William C. Y. Overview of Cellular CDMA // IEEE Trans. Veh. Technol. May 1991. Vol. 40. No. 2. P. 291-303.
5. Shiu D-S., Foschini G., Gans M., Kahn J. Fading correlation and its effect on the capacity of multi-element antenna system // In ICUPC 98, Florence, Italy. 1998.
6. Паршин Ю.Н., Ксендзов А.В. Пропускная способность флюктуирующего канала связи с оптимизацией пространственной структуры // Системы и устройства передачи и обработки информации / Межвуз. сб. научн. трудов. Вып. 3. - С.Пб.: Гидрометеиздат, 2003. - С.94-98.

The error probability decreasing method based on optimization of multi-element antenna systems spatial structure is suggested for MIMO channel. The basis of this method is conditioning of the antennas positioning with actual spatial correlation defined by the scatterers location around the multi-element antenna systems.

К ВОПРОСУ О СМЫСЛЕ ПОНЯТИЯ «ИНФОРМАЦИЯ»

Коротков Н.А.

Санкт-Петербургский государственный университет
телекоммуникаций им. проф. М.А.Бонч-Бруевича
Колледж телекоммуникаций

«Можно быть уверенным в том, что дальнейшее развитие приведет к возникновению новых концепций информации»

Е.С. Геллер, А.Д. Урсул [7,194].

«Истина бывает часто настолько проста, что в нее никто не верит»

Ф. Левальд

Проблема осмысления понятия «информация» до сих пор не имеет удовлетворительного решения. Это показали многочисленные усилия ученых и философов, предпринятые в течение последнего столетия, которые не разрешили проблему, а лишь сделали её более неопределённой, приведя к нескольким трактовкам смысла этого термина. Об этом свидетельствует, например, современный физик Д.С. Чернавский: «Вопрос об определении понятия «информация» остаётся открытым» [9,6].

До недавнего времени в физике понятия «информация» вообще не существовало: в ортодоксальной физической науке физические объекты – физические тела, поля и физические процессы – считаются состоящими только из материи, несущей энергию. В последнее время в т.н. «альтернативную физику» проникла концепция информационного поля, в основе которой лежит голографический эффект. Эта концепция – в философском плане – противопоставляющая информационное поле материи и духу, считает, что в нём содержится вся информация о прошлом и будущем [6].

В традиционной физике, как и в других науках, за исключением, пожалуй, информатики и генетики, концепция информации представлена лишь в виде информации об объектах, но никак не информации, содержащейся в объектах. Однако в генетике только констатируется факт наличия наследственной информации, содержащейся в генах, но не рассматривается её физическая сущность. В информатике же информация признаётся центральной, но не определяемой категорией.

Автором предложена концепция сущности информации [4], основанная на тезисе Н. Винера из «Кибернетики»: «... информация есть информация, а не материя и не энергия. Тот материализм, который не признаёт этого, не может считаться жизнеспособным в настоящее время» [1, 201].

В первой части своего высказывания Н. Винер отразил гениально прочувствованную им мысль о том, что информация – это такая же фундаментальная сущность мироздания, как материя или энергия, а на логическом уровне физических категорий он противопоставил информацию материи и энергии. Однако, будучи в плену господствующей материально-энергетической парадигмы основ мироздания, Н. Винер в следующей фразе противоречит самому себе: употребив термин «материализм», он подразумевает тождество физических основ бытия только с материей и энергией, занижая тем самым роль информации в основах мироздания, сводя её лишь к вторичному (по сравнению с материей и энергией) уровню. Но для придания понятию «информация» статуса физической категории, по нашему мнению, необходимо пересмотреть содержание понятия «физический объект» в физике.

В начале XX в. определение физики дал в своём знаменитом университетском курсе проф. О.Д. Хвольсон: «Физика в широчайшем смысле слова есть наука о неорганизованной материи и о происходящих в ней явлениях» [8, 2]. Как видно из этого определения, физический объект – это неорганизованная материя.

В середине XX в. один из ведущих физиков того времени акад. АН СССР А.Ф. Иоффе определял физику так: «Ближе всего к истине определение современной физики как науки, изучающей общие свойства и законы движения вещества и поля» [3, 7]. Поскольку вещество и поле являются видами материи, то очевидно, что понимание сущности предмета физики за полвека не изменилось.

А вот определение физики, данное выдающимся физиком XX в., Лауреатом Нобелевской премии, акад. АН СССР и РАН А.М. Прохоровым в конце XX в.: «Физика – наука, изучающая простейшие и вместе с тем наиболее общие свойства и законы движения окружающих нас объектов материального мира» [5, 310]. Признавая мир материальным, А.М. Прохоров констатирует тот факт, что, по современным представлениям, физические объекты состоят только из материи.

Как видно из вышесказанного, за последнее столетие у физиков не произошло существенного изменения понимания предмета своей науки, т.е. мир как считался ранее, так считается и сейчас материальным.

А теперь приведём отношение современной традиционной физики к понятию «информация». Вот его определение, взятое из «Физической энциклопедии»: «Информация – любые сведения и данные, отражающие свойства объектов в природных (биологических, физических и др.), социальных и технических системах и передаваемые звуковым, графическим (в т.ч. письменным) или иным способом без применения или с применением технических средств» [2]. Как видно, в физике информация признаётся только в виде отражения – информация об объектах, но не информация, содержащаяся в объектах.

В качестве контрпримера утвердившемуся положению о материальности физического мира рассмотрим конкретный физический объект, например, кусок какого-либо металла.

Без сомнения, он состоит из различных видов материи: вещества (молекулы, атомы, элементарные частицы) и различных полей (гравитационного, электромагнитного и пр.). Эти материальные компоненты данного физического объекта обладают энергией и находятся в постоянном движении. Всё это соответствует утвердившейся на сегодняшний день материально-энергетической парадигме основ мироздания.

Однако, как нетрудно показать, реальный физический объект содержит, кроме материи, несущей энергию, нечто ещё, а именно: количество единиц вещества определённого уровня иерархии материи (общее количество молекул, общее количество атомов в объекте, общее количество элементарных частиц, количество атомов в каждой молекуле, количество элементарных частиц в одном атоме), межмолекулярные, межатомные расстояния, массы молекул, атомов, энергетические характеристики видов материи различного уровня иерархии и т.д. Всё это – примеры разнообразных количественных характеристик данного физического объекта. Номенклатура молекулярного состава вещества (из молекул каких именно веществ состоит данное физическое тело), номенклатура атомарного состава тела (из каких химических элементов состоит данное тело), геометрическая форма тела, его окраска и т.д. – это примеры качественных характеристик данного предмета.

В физических полях также, кроме материи, содержится информация. Частным случаем количественной информации, содержащейся, например, в электростатическом поле, является значение электростатического потенциала любой точки поля. Примером качественной информации, содержащейся в поле, является тип поля.

Совокупность количественных характеристик данного тела составляет количественную информацию, присущую данному объекту, а совокупность качественных характеристик этого тела составляет качественную информацию, содержащуюся в данном физическом теле. В совокупности количественная информация и качественная информация образуют информацию, содержащуюся в данном теле.

Таким образом, физическая основа мироздания – это не только движущаяся материя, но и движущаяся информация, т.е. движущаяся материя-информация. В основах мироздания материя и информация образуют «две стороны одной медали», они неразрывно связаны между собой, не существуют отдельно друг от друга.

Поэтому настало время изменения парадигмы основ мироздания: вместо «мир материален» следует считать «мир материально-информационен».

Интересно отметить, что соотношение между физическими понятиями «материя» и «информация» аналогично соотношению между математическими понятиями «вещественное число» и «мнимое число». Искать место для информации в сугубо материальном мире – это примерно то же самое, что искать место для мнимой единицы на вещественной числовой оси: там нет свободного места, все места уже заняты вещественными числами. Как в математике для нахождения места для мнимых чисел в числовом пространстве приходится расширять вещественную ось до комплексной плоскости, так и в физике для определения места для информации в физическом мире материально-энергетическую парадигму основ мироздания необходимо заменить материально-энерго-информационной парадигмой.

Отметим также, что впервые понятие мнимой единицы было использовано в математике в середине XVI в. Но для окончательного признания математиками комплексных чисел понадобилось около 300 лет. Эти числа получили статус полноправного математического объекта лишь в XIX в.

Аналогично обстоит дело и в физике с окончательным признанием информации в качестве полноправного физического объекта: для этого необходимо ещё какое-то время.

Выводы

Информация является неотъемлемой от материи сущностью основ мироздания и имеет две формы: количественную информацию и качественную информацию. Она обозначается физической категорией, которая образует категориальную оппозицию к категории «материя» и входит в триаду «материя-движение-информация».

Отождествление современными нетрадиционными физиками информации со сверхтонкой субстанцией, противостоящей материи и духу, ошибочно. Оно корнями уходит в традиционное философское противопоставление материи и духа. Информация, наряду с материей, содержится во всех уровнях мироздания, включая мега- и макромиры. То, что до середины XIX в. именовалось материей, имеет физический эквивалент в виде различных веществ. То, что в философии называется духом, имеет физический эквивалент в виде различных полей. Как вещества, так и поля состоят и из материи, и из информации.

Литература

1. Винер Н. Кибернетика. – М.: Советское радио, 1968.
2. Информация. // Физическая энциклопедия. – Т.2 – М.: Советская энциклопедия, 1990.
3. Иоффе А.Ф. Физика. // Большая Советская энциклопедия. – Т.45 – Изд-е 2-е. – М.: Советская энциклопедия, 1956.
4. Коротков Н.А. Новое понимание природы информации. // Проблемы машиноведения и машиностроения. Межвузовский сборник. Вып. 33 – С.-Пб.: СЗГЗТУ, 2004.
5. Прохоров А.М. Физика. // Физическая энциклопедия. – Т.5 – М.: Большая Российская энциклопедия, 1998.
6. Силин А.А. Информация как фундаментальная сущность бытия. – М.: МНТЦ ВЕНТ, Препринт № 24, 1992.
7. Управление, информация, интеллект. Под ред. А.И.Берга и др. – М.: Мысль, 1976.
8. Хвольсон О.Д. Курс физики. – Т.1 – С.-Пб.: Изд-е К.Л.Риккера, 1914.
9. Чернавский Д.С. Синергетика и информация. Динамическая теория информации. – М.: Наука, 2001.

АДАПТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ НЕГАУССОВСКИХ СЛУЧАЙНЫХ ПРОЦЕССОВ

Карташевский В.Г., Мишин Д.В., Шеляков А.А.

Поволжская государственная академия телекоммуникаций и информатики
г. Самара, ул. Л. Толстого, 23
Тел.: 846 2 32 41 35, Факс: 846 2 28 00 15, E-mail: teleinfo @ land.ru

Обычно при нахождении оценки сигнала, искаженного аддитивной помехой, используется фильтр, который стремится как можно лучше подавить помеху (в смысле какого-либо критерия), оставляя относительно неискаженным полезный сигнал. Синтез таких фильтров составляет область задач оптимальной фильтрации. Эти фильтры могут иметь постоянные параметры или быть адаптивными. Синтез фильтров с постоянными параметрами обязательно основан на априорных сведениях о сигнале и помехе, а адаптивные фильтры

обладают свойством автоматически перестраивать свои параметры, и при их синтезе почти не требуется априорных сведений о свойствах сигнала и помехи.

Известно [1], что адаптивный фильтр, управляемый по алгоритму средних квадратов, позволяет в установившемся режиме реализовывать оценки фильтруемого процесса, соответствующие уравнению Колмогорова-Винера. При гауссовском характере случайного процесса получаемые оценки являются оптимальными. В негауссовском случае использование для управления адаптивным фильтром рабочей функции, содержащей кумулянты более высокого порядка, чем второй, позволяет повысить точность фильтрации по сравнению с ситуацией, когда управление осуществляется по текущей среднеквадратической ошибке.

Пусть случайный процесс x_t описывается стохастическим дифференциальным уравнением

$$dx_t = a(x_t, t)dt + b(x_t, t)dw_t, \quad (1)$$

где w_t – белый гауссовский шум,

$a(x_t, t), b(x_t, t)$ – коэффициенты, определяющие свойства моделируемого процесса.

Для нахождения оптимальной среднеквадратической оценки $\bar{x} = \int_{-\infty}^{\infty} x_t p(x, t) dx$, совпадающей с условным средним, необходимо знание апостериорной плотности вероятности $p(x, t)$, являющейся решением стохастического дифференциального уравнения Колмогорова

$$\frac{\partial p(x, t)}{\partial t} = -\frac{\partial}{\partial x} [a(x, t)p(x, t)] + \frac{1}{2} b^2(t) \frac{\partial^2 p(x, t)}{\partial x^2}, \quad (2)$$

В связи с тем, что определение точного решения уравнения (2) затруднено, актуально воспользоваться приближенными методами решения [3], [4]. Эти методы основаны на представлении произвольной плотности вероятности $w(\mathcal{G})$ разложением в ряд Эджворта по производным гауссовской плотности $W(\mathcal{G})$ [2]:

$$w(\mathcal{G}) = W(\mathcal{G}) + \sum_{k=3}^{\infty} (-1)^k \frac{\beta_k}{k!} W^{(k)}(\mathcal{G}), \quad (3)$$

где β_k – квазимоменты распределения, выражаемые через кумулянты λ_k .

Так, например:

$$\beta_3 = \lambda_3, \quad \beta_4 = \lambda_4, \quad \beta_5 = \lambda_5, \quad \beta_6 = \lambda_6 + 10\lambda_3^2 \quad \text{и т.д.}$$

Второе слагаемое в выражении (3) позволяет учитывать отличие исходного распределения от нормального.

Известно [2], что k -й кумулянт случайной величины, имеющей характеристическую функцию $f(z)$, равен

$$\lambda_k = (-i)^k \frac{\partial^k \varphi(z, t)}{\partial z^k}, \quad (4)$$

$$\text{где } \varphi(z, t) = \ln f(z, t) = \ln \int_{-\infty}^{\infty} e^{izx} p(x, t) dx$$

Таким образом, для нахождения дифференциального уравнения для $\lambda_k(t)$ необходимо получить дифференциальное уравнение для $\varphi(z, t)$, которое в свою очередь выводится из уравнения для $f(z, t)$.

Как показано в [3] дифференциальные уравнения для $f(z, t)$ и $\varphi(z, t)$ соответственно имеют вид:

$$\frac{\partial f(z, t)}{\partial t} = iz \int_{-\infty}^{\infty} e^{izx} a(x, t) p(x, t) dx - \frac{1}{2} b^2(t) z^2 f(z, t), \quad (5)$$

$$\frac{\partial \varphi(z, t)}{\partial t} = e^{-\varphi(z, t)} iz \int_{-\infty}^{\infty} e^{izx} a(x, t) p(x, t) dx - \frac{1}{2} b^2(t) z^2.$$

На основании гипотезы о малости влияния старших кумулянтов на точность анализа выпишем уравнения для 4-х кумулянтов в соответствии с (4)

$$\frac{\partial \lambda_1}{\partial t} = \int_{-\infty}^{\infty} a(x, t) p(x, t) dx,$$

$$\frac{\partial \lambda_2}{\partial t} = 2 \int_{-\infty}^{\infty} (x - \lambda_1) a(x, t) p(x, t) dx, \quad (6)$$

$$\frac{\partial \lambda_3}{\partial t} = 3 \int_{-\infty}^{\infty} [(x - \lambda_1)^2 - \lambda_2] a(x, t) p(x, t) dx,$$

$$\frac{\partial \lambda_4}{\partial t} = 4 \int_{-\infty}^{\infty} [(x - \lambda_1)^3 - 6\lambda_2(x - \lambda_1) - \lambda_3] a(x, t) p(x, t) dx.$$

Уравнения (6) можно преобразовать, аппроксимировав плотность рядом Эджворта, с целью получения явных выражений для кумулянтов, образующих замкнутую систему.

$$\frac{\partial \lambda_1}{\partial t} = \sigma \left[L_0 + \frac{\lambda_3}{6\sigma^3} (L_3 - 6L_1) + \frac{\lambda_4}{24\sigma^4} (L_4 - 6L_2 + 3L_0) \right],$$

$$\frac{\partial \lambda_2}{\partial t} = 2\sigma^2 \left[L_1 + \frac{\lambda_3}{6\sigma^3} (L_4 - 3L_2) + \frac{\lambda_4}{24\sigma^4} (L_5 - 6L_3 + 3L_1) \right], \quad (7)$$

$$\frac{\partial \lambda_3}{\partial t} = 3\sigma^3 \left[L_2 - L_0 + \frac{\lambda_3}{6\sigma^3} (L_5 - 4L_3 - 3L_1) + \frac{\lambda_4}{24\sigma^4} (L_6 - 7L_4 + 9L_2 + 3L_0) \right],$$

$$\frac{\partial \lambda_4}{\partial t} = 4\sigma^4 \left\{ L_3 - L_1 + \frac{\lambda_3}{6\sigma^3} [-6L_0 + L_6 - 6L_4 - 9L_2 + \lambda_3(3L_1 - L_3)] + \right. \\ \left. + \frac{\lambda_4}{24\sigma^4} [L_7 - 7L_5 + 21L_3 - 9L_1 + \frac{\lambda_3}{\sigma^3} (-3L_0 + 6L_2 - L_4)] \right\}$$

где $L_k = \int_{-\infty}^{\infty} a(\sigma z + \lambda_1) z^k p^*(z) dz,$

$$p^*(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \cdot \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right), \quad \sigma^2 = \lambda_2, \quad z = \frac{x - \lambda_1}{\sigma}.$$

Учет кумулянтов с номерами выше 2 позволяет при фильтрации негауссовского случайного процесса по критерию минимума среднего квадрата ошибки существенно повысить точность фильтрации. Так, например, как показано в [4], если фильтрация подвергается случайный процесс с распределением, близким к одностороннему нормальному, то ошибка в вычислении дисперсии при учете трех кумулянтов уменьшается до 4%, в то время как при учете двух кумулянтов она составляет 35%.

В соответствии с полученными результатами можно поставить задачу преобразования рабочей функции адаптивного фильтра, таким образом, чтобы она учитывала при оптимизации среднеквадратического сигнала ошибки кумулянты более высокого порядка, чем второй.

Литература

1. Уидроу Б., Стирнз С. Адаптивная обработка сигналов. Пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1989. – 440с.
2. Малахов А. Н. Кумулянтный анализ случайных негауссовских процессов и их преобразование. – М.: Сов. Радио, 1978.
3. Дашевский М. Л., Липцер Р. Ш. Приближенный анализ нелинейных динамических систем. Автоматика и телемеханика. №8, 1967.
4. Дашевский М.Л. Приближенный анализ точности нестационарных нелинейных систем методом сепарантов. Автоматика и телемеханика. №11, 1968.



ФУНКЦИОНАЛ ОТНОШЕНИЯ ПРАВДОПОДОБИЯ СЛУЧАЙНОГО ИМПУЛЬСНОГО СИГНАЛА ПРОИЗВОЛЬНОЙ ФОРМЫ

Чернояров О.В., Черноярова Е.В., Выборнов С.В.

Московский технический университет связи и информатики

Важной составной частью комплексной проблемы синтеза алгоритмов обнаружения сигналов и оценки их параметров на фоне помех является получение замкнутых аналитических выражений для решающей ста-

тики, в качестве которой чаще всего выступает функционал отношения правдоподобия (ФОП) или какая-либо монотонная функция (как правило, логарифм) от него.

В работе общая задача нахождения ФОП конкретизирована на достаточно важный с практической точки зрения случай, когда полезный сигнал $s(t)$ представляет собой мультипликативную комбинацию отрезка реализации стационарного гауссовского случайного процесса $\xi(t)$ и детерминированной функции $f(t)$:

$$s(t) = f(t)\xi(t)I\left(\frac{t-\lambda}{\tau}\right), \quad I(x) = \begin{cases} 1, & |x| \leq 1/2; \\ 0, & |x| > 1/2; \end{cases} \quad (1)$$

а помехи $n(t)$ описываются гауссовским белым шумом с односторонней спектральной плотностью (СП) мощности N_0 . Здесь λ – временное положение сигнала (1). При этом полагалось, что длительность τ импульса (1) и характерное время изменения Δt функции $f(t)$ существенно превышают время корреляции τ_k процесса $\xi(t)$, т.е. выполняются условия

$$2\pi/\Omega \ll \tau, \quad 2\pi/\Omega \ll \Delta t. \quad (2)$$

Здесь $\Omega = \int_{-\infty}^{\infty} G_{\xi}^2(\omega)d\omega / [\sup G_{\xi}(\omega)]^2$ – эквивалентная полоса частот, а $G_{\xi}(\omega)$ – СП процесса $\xi(t)$. Примерами сигнала (1) могут служить информационный сигнал в системах связи с шумовой несущей, импульсный сигнал, искаженный модулирующей помехой; отраженный радиолокационный сигнал и т.п.

Согласно [1,2] в самом общем виде логарифм ФОП при приеме гауссовского случайного импульса на фоне белого шума может быть представлен следующим образом:

$$L = \frac{1}{N_0} \int_0^T \int_0^T x(t_1)x(t_2)Q(t_1, t_2)dt_1 dt_2 + \int_0^T x(t)V(t)dt - \frac{1}{2} \int_0^T a_s(t)V(t)dt - \frac{1}{2} \int_0^T d\chi \int_0^T \tilde{Q}(t, t, \chi)dt, \quad (3)$$

где T – интервал наблюдения реализации входных данных $x(t) = s(t) + n(t)$, $a_s(t) = \langle s(t) \rangle$ – математическое ожидание (МО) сигнала (1), связанное с МО $a = \langle \xi(t) \rangle$ случайного процесса $\xi(t)$ соотношением $a_s(t) = af(t)I[(t-\lambda)/\tau]$,

$$V(t) = \frac{2}{N_0} \left[a_s(t) - \int_0^T a_s(t')Q(t, t')dt' \right], \quad (4)$$

$Q(t_1, t_2) = \tilde{Q}(t_1, t_2, 1)$, а функция $\tilde{Q}(t_1, t_2, \chi)$ удовлетворяет интегральному уравнению

$$\frac{N_0}{2} \tilde{Q}(t_1, t_2, \chi) + \chi \int_0^T \tilde{Q}(t_1, t, \chi)B_s(t, t_2)dt = B_s(t_1, t_2). \quad (5)$$

Здесь

$$B_s(t_1, t_2) = B_{\xi}(t_2 - t_1)f(t_1)f(t_2)I[(t_1 - \lambda)/\tau]I[(t_2 - \lambda)/\tau] \quad (6)$$

и $B_{\xi}(t_2 - t_1)$ – корреляционные функции процессов $s(t)$ и $\xi(t)$ соответственно.

Решение (5) будем искать в виде, структурно подобном (6):

$$\tilde{Q}(t_1, t_2, \chi) = \tilde{Q}_0(t_1, t_2, \chi)f(t_1)f(t_2)I[(t_1 - \lambda)/\tau]I[(t_2 - \lambda)/\tau]. \quad (7)$$

Тогда, подставляя (7) в (5), приходим к уравнению

$$\frac{N_0}{2} \tilde{Q}_0(t_1, t_2, \chi) + \chi \int_0^T f^2(t)\tilde{Q}_0(t_1, t, \chi)B_{\xi}(t_2 - t)dt = B_{\xi}(t_2 - t_1). \quad (8)$$

В силу (2) пределы интегрирования в (8) можно заменить на бесконечные. Получаемое при это интегральное уравнение с точностью до множителей при его членах совпадает с рассмотренным в [3]. Решение его с помощью преобразования Фурье [3] приводит к следующему результату:

$$\tilde{Q}_0(t_1, t_2, \chi) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{G_{\xi}(\omega)\exp[j\omega(t_2 - t_1)]}{N_0/2 + \chi f^2(t_1)G_{\xi}(\omega)} d\omega. \quad (9)$$

Полагая в (9) $\chi = 1$ и подставляя затем (9) в (7), а (7) в (4), для функции $V(t)$ получаем:

$$V(t) = \frac{2a}{N_0} f(t) I\left(\frac{t-\lambda}{\tau}\right) \left[1 - \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} f^2(t') Q_0(t, t') dt' \right]. \quad (10)$$

$$Q_0(t_1, t_2) = \tilde{Q}_0(t_1, t_2, 1). \quad (11)$$

Спектр функции $Q_0(t_1, t_2)$ согласно (9) имеет вид:

$$Q_0(\omega, t) = G_\xi(\omega) / \left[N_0/2 + f^2(t) G_\xi(\omega) \right]. \quad (12)$$

При этом, следуя [2], можно показать, что ее эквивалентная полоса частот $\tilde{\Omega}$ не меньше эквивалентной полосы частот Ω процесса $\xi(t)$, т.е. функция $Q_0(t_1, t_2)$ отлична от нуля в области $|t_2 - t_1| \leq \tau_K$ и близка к нулю в области $|t_2 - t_1| > \tau_K$. Тогда при выполнении (2) пределы интегрирования в (10) можно заменить на бесконечные, а $f^2(t)$ вынести из под знака интеграла. В результате для функции $V(t)$ имеем:

$$V(t) \approx \frac{2a}{N_0} \frac{f(t)}{1 + qf^2(t)} I\left(\frac{t-\lambda}{\tau}\right). \quad (13)$$

Здесь $q = 2G_\xi(\omega)/N_0 \Big|_{\omega=0}$. Подставляя теперь (9) в (7), а затем (7) и (13) в (3), получаем следующее выражение для логарифма ФОП импульсного гауссовского сигнала произвольной формы:

$$L = L_1 + L_2 - L_3, \quad (14)$$

$$L_1 = \frac{1}{N_0} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} x(t_1)x(t_2)f(t_1)f(t_2)Q_0(t_1, t_2)dt_1dt_2,$$

$$L_2 = \frac{2a}{N_0} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \frac{f(t)x(t)}{1+qf^2(t)} dt - \frac{2a^2}{N_0} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \frac{f^2(t)}{1+qf^2(t)} dt, \quad L_3 = \frac{1}{4\pi} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \int_{-\infty}^{\infty} \ln \left[1 + \frac{f^2(t)G_\xi(\omega)}{N_0} \right] d\omega dt.$$

При $f(t)=1$ (14) совпадает с известным выражением для логарифма ФОП случайного импульсного сигнала прямоугольной формы [1,2].

Формула (14) существенно упрощается, если СП $G_\xi(\omega)$ допускает прямоугольную аппроксимацию [2]:

$$G_\xi(\omega) = (d/2) I(\omega/\Omega) \quad (15)$$

для низкочастотного (НЧ) процесса $\xi(t)$ и

$$G_\xi(\omega) = (d/2) \{ I[(v-\omega)/\Omega] + I[(v+\omega)/\Omega] \} \quad (16)$$

для высокочастотного (ВЧ) процесса $\xi(t)$ с центральной частотой v . Здесь d – величина СП. Действительно, при выполнении (15) или (16) спектр $Q_0(\omega, t)$ (12) функции $Q_0(t_1, t_2)$ факторизуется по переменным ω и t : $Q_0(\omega, t) = \left\{ 1 / \left[N_0/2 + f^2(t) \right] \right\} G_\xi(\omega)$, и первое слагаемое в (14) может быть записано в виде:

$$L_1 = \frac{d}{N_0} \int_{-\infty}^{\infty} \tilde{y}^2(t) dt, \quad (17)$$

$$\text{где } \tilde{y}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \tilde{x}(t') h(t-t') dt', \quad \tilde{x}(t) = \frac{f(t)x(t)}{\sqrt{N_0 + df^2(t)}} I\left(\frac{t-\lambda}{\tau}\right), \quad (18)$$

а $h(t)$ – функция, спектр $H(\omega)$ которой удовлетворяет условию $|H(\omega)|^2 = 2G_\xi(\omega)/d$. Из последнего соотношения следует, что при выполнении (2) длительность импульсной характеристики $h(t)$ много меньше длительности сигнала $s(t)$ и характерного времени изменения функции $f(t)$. Тогда отклик фильтра допускает представление:

$$\tilde{y}(t) \approx \frac{f(t)y(t)}{\sqrt{N_0 + df^2(t)}} I\left(\frac{t-\lambda}{\tau}\right), \quad (19)$$

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t')h(t-t')dt'$$

В самом деле, длительность переходных процессов в фильтре с импульсной характеристикой $h(t)$ (18) имеет порядок величины $2\pi/\Omega$ [2]. Значит, правая и левая части приближенного равенства (19) могут существенно отличаться лишь на интервалах времени порядка $2\pi/\Omega$ в окрестностях точек $t = \lambda - \tau/2$ и $t = \lambda + \tau/2$. Учитывая, что (19) входит в логарифм ФОП под знаком интеграла при выполнении (2) этим отличием можно пренебречь. Подставляя (19) в (17), получаем:

$$L_1 = \frac{d}{N_0} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{f^2(t)y^2(t)}{N_0 + df^2(t)} dt \quad (20)$$

Слагаемое L_3 с учетом (15), (16) преобразуем к виду

$$L_3 = \frac{\varepsilon\Omega}{4\pi} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \ln \left[1 + \frac{d}{N_0} f^2(t) \right] dt, \quad (21)$$

где $\varepsilon = 1$ или $\varepsilon = 2$ для НЧ или ВЧ процесса $\xi(t)$ соответственно.

Используя (20), (21) в (14), для логарифма ФОП импульсного гауссовского сигнала произвольной формы с полосовой СП находим:

$$L = \frac{q}{N_0} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \frac{f^2(t)y^2(t)}{1+qf^2(t)} dt + \frac{2a}{N_0} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \frac{f(t)x(t)}{1+qf^2(t)} dt - \frac{a^2}{N_0} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \frac{f^2(t)}{1+qf^2(t)} dt - \frac{\Omega}{4\pi} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \ln[1+qf^2(t)] dt \quad (22)$$

в случае НЧ процесса $\xi(t)$ и

$$L = \frac{q}{N_0} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \frac{f^2(t)y^2(t)}{1+qf^2(t)} dt - \frac{\Omega}{2\pi} \int_{\lambda-\tau/2}^{\lambda+\tau/2} \ln[1+qf^2(t)] dt \quad (23)$$

в случае ВЧ процесса $\xi(t)$. Здесь $q = d/N_0$. В частном случае при $f(t) = 1$ выражения (22), (23) совпадают с приведенными в [2].

На основе представленных результатов можно выполнить синтез и анализ алгоритмов обработки (обнаружения и оценивания параметров) случайного импульса (1), наблюдаемого на фоне белого шума, в условиях различной параметрической априорной неопределенности.

Литература

1. Ван-Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции /Пер. с англ. – М.: Сов. Радио, 1972. – Т.1. – 744 с.
2. Трифонов А.П., Нечаев Е.П., Парфенов В.И. Обнаружение стохастических сигналов с неизвестными параметрами. – Воронеж: ВГУ, 1991. – 246 с.
3. Тартаковский Г.П. Синтез приемника световых сигналов при гетеродинировании света // проблемы передачи информации. – Т.1. – Вып. 3, 1965. – С. 56-70.

The general expression for the functional of the likelihood ratio at the reception of the random background Gaussian random pulse has been received. There have been presented its simpler approximations with the spectral density of the useful signal random substructure being of the rectangular form.



ОЦЕНИВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ ПОЛИГАУССОВОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ПЛОТНОСТЕЙ ВЕРОЯТНОСТИ СИГНАЛОВ МЕТОДОМ МАКСИМАЛЬНОГО ПРАВДОПОДОБИЯ

Ибатуллин Э. А.

Казанский государственный университет

Полигауссовое распределение плотностей вероятностей сигналов имеет место, когда существует некоторое множество классов сигналов, каждый из которых описывается нормальным распределением. Под классом сигналов будем понимать совокупность сигналов от одного источника, когда существенные параметры сигнала меняются от сигнала к сигналу случайным образом.

В настоящее время актуальной является проблема оптимального разрешения классов сигналов, которое заключается в нахождении оценок параметров частных распределений, характеризующих классы, и в распределении сигналов по их классам. Процедуре разрешения классов сигналов предшествует разрешение сигналов.

Для статистического описания классов сигналов при рассмотрении вопроса их разрешения будем использовать понятие смеси распределений [1], которое запишем следующим образом

$$f_r(\bar{x}, p, \bar{\theta}) = \sum_{i=1}^k p_i f(\bar{x} / \bar{\theta}_i), \quad (1)$$

где k -количество классов стохастических сигналов; $f(\bar{x} / \bar{\theta}_i)$ – частная плотность распределения вероятностей сигнала \bar{x} в i -м классе, характеризуемого совокупностью параметров $\bar{\theta}_i$; p_i – вес i -го класса в смеси;

$$\sum_{i=1}^k p_i = 1, i = \overline{1, k}; \bar{\theta}_i \neq \bar{\theta}_j, i \neq j.$$

Тогда для логарифма функции правдоподобия пачки из n независимых сигналов будем иметь

$$\ln L(\bar{x}, \bar{\psi}) = \sum_{l=1}^n \ln \sum_{i=1}^k p_i f(\bar{x}_l / \bar{\theta}_i), \quad (2)$$

$$\bar{\psi} = (p_1, \dots, p_k, \bar{\theta}_1, \dots, \bar{\theta}_k).$$

Если теперь продифференцировать выражение (2) по неизвестным параметрам частных плотностей вероятностей и приравнять полученные выражения нулю, то получаем систему уравнений максимального правдоподобия. Решение этой системы уравнений позволяет получить эффективные оценки для неизвестных параметров.

Получим систему уравнений максимального правдоподобия для практически важного случая, когда частные плотности распределений моментов прихода сигналов подчиняются нормальному закону. При этом $\bar{\theta}_i = \{a_i, \sigma_i^2\}, i = \overline{1, k}$, где a_i, σ_i^2 –соответственно среднее и дисперсия i -й плотности распределения.

Будем полагать, что число классов k и их веса $p_i, i = \overline{1, k}$ известны. Требуется определить оценки для a_i и $\sigma_i, i = \overline{1, k}$. Случай, когда неизвестны только $a_i, i = \overline{1, k}$ рассмотрен в [2].

Далее учитывая (2), имеем следующие выражения для уравнений правдоподобия

$$\frac{\partial}{\partial a_i} \left[\sum_{l=1}^n \ln \sum_{i=1}^k \frac{p_i}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \right] = 0, i = \overline{1, k}. \quad (3)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma_i} \left[\sum_{l=1}^n \ln \sum_{i=1}^k \frac{p_i}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \right] = 0, i = \overline{1, k}. \quad (4)$$

Проведя дифференцирование и соответствующие сокращения, в итоге получаем следующую систему уравнений правдоподобия:

$$\sum_{l=1}^n \frac{(x_l - a_i) e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}}}{\sigma_i^3 \sum_{i=1}^k \frac{p_i}{\sigma_i} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}}} = 0, i = \overline{1, k}, \quad (5)$$

$$\sum_{l=1}^n \frac{\frac{1}{\sigma_i^2} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \left(\frac{(x_l - a_i)^2}{\sigma_i^2} - 1 \right)}{\sum_{i=1}^k \frac{p_i}{\sigma_i} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}}} = 0, i = \overline{1, k}. \quad (6)$$

Таким образом, имеем систему нелинейных уравнений $f_i = 0, i = \overline{1, 2k}$, для решения которой могут быть использованы только численные методы. Одним из таких методов является итерационный метод Ньютона, используя который могут быть найдены оценки для неизвестных параметров. При этом методе может

быть использована система линейных алгебраических уравнений [3], которая для нашего случая запишется как

$$f'_{i/a_l}(\bar{\theta}^{t-1})\Delta a_l^t + \dots + f'_{i/a_k}(\bar{\theta}^{t-1})\Delta a_k^t + f'_{i/\sigma_1}(\bar{\theta}^{t-1})\Delta \sigma_1^t + \dots + f'_{i/\sigma_k}(\bar{\theta}^{t-1})\Delta \sigma_k^t = -f_i(\bar{\theta}^{t-1}), \quad (7)$$

$$i = \overline{1, 2k},$$

где t -номер шага итерационного процесса; $\bar{\theta}^{t-1} = (\theta_1^{t-1}, \dots, \theta_k^{t-1})$; $f_i(\bar{\theta}^{t-1})$ -уравнения правдоподобия; $f'_{i/a_j}(\bar{\theta}^{t-1}) = \frac{\partial}{\partial a_j} f_i(\bar{\theta}^{t-1})$, $i = \overline{1, 2k}$, $j = \overline{1, k}$; $f'_{i/\sigma_j}(\bar{\theta}^{t-1}) = \frac{\partial}{\partial \sigma_j} f_i(\bar{\theta}^{t-1})$, $i = \overline{1, 2k}$, $j = \overline{1, k}$; $\Delta a_j^t = a_j^t - a_j^{t-1}$; $\Delta \sigma_j^t = \sigma_j^t - \sigma_j^{t-1}$, $j = \overline{1, k}$.

Найдем производные по неизвестным параметрам. Дифференцируя уравнения (5) по a_i, a_j , получим

$$f'_{i/a_i} = \sum_{l=1}^n \frac{1}{\sigma_i^3 \gamma_l^2} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \left[-\gamma_l + \frac{(x_l - a_i)^2}{\sigma_i^2} \gamma_l - \frac{p_i}{\sigma_i^3} (x_l - a_i)^2 e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \right], \quad i = \overline{1, k}, \quad (8)$$

$$f'_{i/a_j} = \sum_{l=1}^n \frac{-p_j (x_l - a_i)(x_l - a_j)}{\sigma_j^3 \sigma_i^3 \gamma_l^2} e^{-\frac{(x_l - a_j)^2}{2\sigma_j^2}} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}}, \quad i = \overline{1, k}, j = \overline{1, k}, i \neq j, \quad (9)$$

$$\gamma_l = \sum_{i=1}^k \frac{p_i}{\sigma_i} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}}. \quad (10)$$

Теперь, дифференцируя уравнения (6) по a_i, a_j , будем иметь

$$f'_{k+i/a_i} = \sum_{l=1}^n \frac{(x_l - a_i)}{\gamma_l^2 \sigma_i^4} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \left[-3\gamma_l + \frac{(x_l - a_i)^2}{\sigma_i^2} \gamma_l - \frac{p_i}{\sigma_i} \left(\frac{(x_l - a_i)^2}{\sigma_i^2} - 1 \right) e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \right], \quad i = \overline{1, k}, \quad (11)$$

$$f'_{k+i/a_j} = \sum_{l=1}^n \frac{-p_j}{\sigma_i^2 \sigma_j^3 \gamma_l^2} (x_l - a_j) \left(\frac{(x_l - a_i)^2}{\sigma_i^2} - 1 \right) e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} e^{-\frac{(x_l - a_j)^2}{2\sigma_j^2}}, \quad i = \overline{1, k}, j = \overline{1, k}, i \neq j. \quad (12)$$

Найдем производные по среднеквадратическим значениям. Дифференцируя уравнения (5) по σ_i, σ_j , получим

$$f'_{i/\sigma_i} = \sum_{l=1}^n \frac{(x_l - a_i)}{\gamma_l^2 \sigma_i^4} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \left[-3\gamma_l + \frac{(x_l - a_i)^2}{\sigma_i^2} \gamma_l - \frac{p_i}{\sigma_i} \left(\frac{(x_l - a_i)^2}{\sigma_i^2} - 1 \right) e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \right], \quad i = \overline{1, k}, \quad (13)$$

$$f'_{i/\sigma_j} = \sum_{l=1}^n \frac{-p_j}{\sigma_j^2 \sigma_i^3 \gamma_l^2} (x_l - a_i) \left(\frac{(x_l - a_j)^2}{\sigma_j^2} - 1 \right) e^{-\frac{(x_l - a_j)^2}{2\sigma_j^2}} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}}, \quad i = \overline{1, k}, j = \overline{1, k}, i \neq j. \quad (14)$$

И, наконец, дифференцируя уравнение (6) по σ_i, σ_j , будем иметь

$$f'_{k+i/\sigma_i} = \sum_{l=1}^n \frac{1}{\sigma_i^3 \gamma_l^2} e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \left[-2\gamma_l - 4\alpha_i \gamma_l + \frac{(x_l - a_i)^2}{\sigma_i^2} \alpha_i \gamma_l - \frac{p_i}{\sigma_i} \alpha_i^2 e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} \right], \quad i = \overline{1, k}, \quad (15)$$

$$f'_{k+i/\sigma_j} = \sum_{l=1}^n \frac{-p_j}{\sigma_j^2 \sigma_i^2 \gamma_l^2} \left(\frac{(x_l - a_j)^2}{\sigma_j^2} - 1 \right) \left(\frac{(x_l - a_i)^2}{\sigma_i^2} - 1 \right) e^{-\frac{(x_l - a_i)^2}{2\sigma_i^2}} e^{-\frac{(x_l - a_j)^2}{2\sigma_j^2}}, \quad i = \overline{1, k}, j = \overline{1, k}, i \neq j. \quad (16)$$

В выражениях (11)-(16) γ_l определяется по формуле (10).

Анализируя выражения для производных, замечаем, что правые части выражений (11) и (13) совпадают. То есть имеем $f'_{k+i/a_i} = f'_{i/\sigma_i}$. Это обстоятельство можно использовать при проведении вычислений.

Полученная система линейных уравнений (7) решается методом Гаусса относительно приращений $\Delta a_j, \Delta \sigma_j, j = \overline{1, k}$. Далее, в соответствии с процедурой метода Ньютона, находятся очередные значения оценок на шаге t

$$a_j^t = a_j^{t-1} + \Delta a_j^t, \sigma_j^t = \sigma_j^{t-1} + \Delta \sigma_j^t, j = \overline{1, k}, \quad (17)$$

где a_j^0, σ_j^0 - начальные значения, задаваемые из области, содержащей решение.

Итерационный процесс продолжается до тех пор, пока не будут одновременно выполнены неравенства

$$\left| a_j^t - a_j^{t-1} \right| = \left| \Delta a_j^t \right| < \varepsilon, \left| \sigma_j^t - \sigma_j^{t-1} \right| = \left| \Delta \sigma_j^t \right| < \varepsilon, j = \overline{1, k}. \quad (18)$$

Полученные оценки математических ожиданий и среднеквадратичных отклонений и будут оценками максимального правдоподобия, вычисленными с точностью ε .

По описанному алгоритму была составлена программа на языке Турбо-Паскаль и проведены вычислительные эксперименты. На рисунках 1 и 2 приведены результаты одного из таких экспериментов, где по оси ординат отложены значения средних a_j и среднеквадратических значений σ_j , а по оси абсцисс число итераций R . Результаты получены при следующих исходных данных: число классов сигналов k равно трем; начальные значения средних $a_1^0 = 2,8, a_2^0 = 5,7, a_3^0 = 8,8$, а среднеквадратических значений $\sigma_1^0 = 0,18, \sigma_2^0 = 0,28, \sigma_3^0 = 0,38$; средние и среднеквадратические значения при разыгрывании нормальных распределений (на рисунках они отмечены штриховыми линиями) соответственно равны $A_{g1} = 3, A_{g2} = 6, A_{g3} = 9$, $\sigma_{g1} = 0,2, \sigma_{g2} = 0,3, \sigma_{g3} = 0,4$; веса распределений $p_1 = 0,25, p_2 = 0,35, p_3 = 0,4$; точность вычислений $\varepsilon = 0,01$, размер смешанной выборки сигналов $n = 300$.

Из рисунков видно, что приближение получаемых оценок к разыгрываемым средним и среднеквадратическим значениям при перечисленных исходных данных происходит в районе 10-й итерации.

Литература

1. Васильев К.К., Ташлинский А.Г. Оценивание параметров деформаций многомерных изображений, наблюдаемых на фоне помех // Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии: Труды IV Всероссийская конференция, Ч.1. - Новосибирск: СО РАН, 1998. - С. 261-264.
2. Ташлинский А.Г., Кочкадаев А.В., Минкина Г.Л. Выбор целевых функций и псевдоградиента при оценивании межкадровых геометрических деформаций изображений / Вестник УлГТУ, № 4, 2003. – С. 54-56.
3. Цыпкин Я.З. Информационная теория идентификации - М.: Наука. Физматлит, 1995. - 336 с.
4. Tashlinskii A.G. Pseudogradient estimation of image sequence spatial deformations / Automation, Control and Information Technology // A Publication of The International Association of Science and Technology for Development – IASTED. – Anaheim-Calgary-Zurich: ACTA Press, 2002. - Pp. 382-385.
5. Минкина Г. Л. Выбор целевых функций при псевдоградиентном оценивании межкадровых деформаций изображений // Информационно-телекоммуникационные технологии: тез. докл. Всерос. научн.-техн. конф. – М: МЭИ, 2004. - С. 24-26.
6. Minkina G. L., Samojlov M. U., Tashlinskii A. G. Goal Function Usage At Image Interframe Geometrical Deformation Pseudogradient Estimation / 7th International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies (PRIA-7-2004). St. Petersburg, October 18-23, 2004. Conference Proceedings (Vol. I-III), Volume I., St. Petersburg: SPbETU, 2004. - Pp. 314-315.

STRUCTURAL OPTIMIZATION OF IMAGE PARAMETERS MEASUREMENT RECURRENT ALGORITHMS

Tashlinskii A.

The ways of computational expense reduction at image interframe geometrical deformation parameter recurrent estimation with domain of possible values which essentially exceeds working range of the applied algorithms are considered. An approach to structural optimization of the algorithms based on parameter definitional domain subdomain finding containing goal function extreme is proposed. Basic relations for probabilities of subdomain erroneous choice and computational expenses have been obtained.



СТРУКТУРНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ РЕКУРРЕНТНЫХ АЛГОРИТМОВ ИЗМЕРЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Ташлинский А.Г.

Ульяновский государственный технический университет

В последние годы происходит активное расширение области применения систем извлечения информации, использующих пространственные апертуры датчиков сигналов. Такие системы применяют для дистанционного исследования Земли, в медицине, навигации, радиолокации, при обеспечении государственной безопасности и в других областях. Исходной информацией в указанных системах являются динамические массивы данных, получаемых оптическими, радиолокационными, акустическими и другими методами. Широкий класс подобных данных может быть представлен в виде изображений, обладающих информационной емкостью, компактностью и наглядностью.

Исследование временной динамики наблюдаемых объектов приводит к необходимости анализа последовательностей изображений, что может быть осуществлено с помощью оценивания межкадровых геометрических деформаций изображений (МГДИ). Из методов оценивания МГДИ $\mathbf{Z}^{(1)} = \{z_j^{(1)}\}$ и $\mathbf{Z}^{(2)} = \{z_j^{(2)}\}$, где $\bar{j} \in \Omega$, $\Omega: \{\bar{j} = (j_1, j_2)\}$ - сетка отсчетов, для изображений больших размеров целесообразным является построение алгоритмов на базе псевдоградиентных процедур (ПГП) [1].

$$\bar{\alpha}_t = \bar{\alpha}_{t-1} - \mathbf{J}_t \bar{\beta}_t(Q),$$

где $\bar{\alpha}$ - вектор оцениваемых параметров МГДИ; \mathbf{J}_t - матрица усиления, $\bar{\beta}_t$ - псевдоградиент целевой функции (ЦФ) Q , характеризующей качество оценивания. В работе [2] показано, что при ограниченности вычислительных ресурсов и возможности пренебречь яркостными искажениями изображений в качестве ЦФ ПГП целесообразно выбирать средний квадрат межкадровой разности (СКМР), а при межкадровых яркостных искажениях, близких к линейным, - выборочный коэффициент межкадровой корреляции (ВКМК). Для повышения быстродействия при нахождении ПГП псевдоградиента $\bar{\beta}(Q)$ на каждой итерации исполь-

зуют небольшие локальные выборки $Z_t = \{z_{j_t}^{(2)}, \tilde{z}_{j_t}^{(1)}\}$; $z_{j_t}^{(2)} \in Z^{(2)}$, $\tilde{z}_{j_t}^{(1)} = \tilde{z}^{(1)}(\bar{j}_t, \bar{\alpha}_{t-1}) \in \tilde{Z}$, где \tilde{Z} – непрерывное изображение, полученное из $Z^{(1)}$.

ППП рекуррентны, сочетают хорошие точностные характеристики с высоким быстродействием, не требуют предварительной оценки параметров исследуемых изображений и применимы к обработке изображений с плавно меняющейся неоднородностью. Формируемые ими оценки параметров устойчивы к импульсным помехам и сходятся к точным значениям при довольно слабых условиях [3]. Однако в практических задачах оценивания МГДИ из-за ограниченности вычислительных ресурсов требуемая точность оценок параметров $\bar{\alpha}$ МГДИ достигается не во всей области $\Omega(\bar{\alpha})$ возможных значений $\bar{\alpha}$, а лишь в некоторой подобласти $\Omega_p(\bar{\alpha})$, ограниченной рабочим диапазоном ППП. Это приводит к необходимости разбиения $\Omega(\bar{\alpha})$ на N подобластей $\Omega_p^{(i)}(\bar{\alpha}, \bar{\alpha}_0^{(i)})$, соответствующих рабочему диапазону процедур, где $\bar{\alpha}_0^{(i)}$ – начальное приближение МГДИ для ППП, работающей в i -й подобласти. Процедуру, работающую в V -подобласти (подобласти, которой принадлежит искомый вектор $\bar{\alpha}_u$ параметров МГДИ), будем называть V -процедурой (от veritas-истинная). Подобласти, не включающие $\bar{\alpha}_u$ будем называть P -подобластями (от pseudo-ложная), а соответствующие ППП – P -процедурами. В результате работы всех ППП формируется N векторов $\bar{\alpha}^{(i)}$, $i = \overline{1, N}$, оценок параметров МГДИ и возникает задача определения среди них с требуемой доверительной V -подобласти, в которой достигается экстремум ЦФ.

В задачах оценивания МГДИ число подобластей может достигать десятков тысяч [4], поэтому доведение всех ППП, работающих в подобластях, до числа итераций, обеспечивающего необходимую точность оценивания, требует больших вычислительных затрат. Дополнительных вычислений при таком подходе требует и выбор V -подобласти. Для сокращения вычислительных затрат может быть использован следующий принцип структурной оптимизации (управления множеством ППП). На каждом шаге алгоритма приоритет выполнения очередной итерации предоставляется ППП, имеющей наименьшее значение некоторой функции штрафа (ФШ), характеризующей уровень приоритета [5]. При этом под «шагом алгоритма» понимается совокупность операций, включающая: выполнение ППП с наименьшей ФШ очередной итерации, нахождение нового значения ФШ и определение ППП с наименьшей ФШ.

В процессе сходимости оценок параметров МГДИ к истинным значениям изменяются вероятностные свойства оценок ЦФ, что приводит к изменению вероятностных свойств ФШ. Поэтому при исследовании и оптимизации ψ необходимо для каждой t -й итерации знать плотность распределения вероятностей (ПРВ) $w_t(\psi)$, которая зависит от способа формирования локальной выборки ЦФ $Z_t = \{z_{j_t}^{(2)}, \tilde{z}_{j_t}^{(1)}\}$. При этом в качестве меры соответствия $\{\tilde{z}_{j_t}^{(1)}\} \in \tilde{Z}^{(1)}$ и $\{z_{j_t}^{(2)}\} \in Z^{(2)}$, входящих в локальную выборку, целесообразно использовать коэффициент корреляции ρ , поскольку при изотропных изображениях ρ является одномерной характеристикой, не зависящей от способа интерполяции изображения $Z^{(1)}$ и числа оцениваемых параметров $\bar{\alpha}$, что упрощает вычисления. Тогда приращение $\Delta\psi_t^{(i)}$ ФШ, происходящее на каждой итерации, имеет ПРВ

$$w_t(\Delta\psi) = \int_{-1}^1 w(\Delta\psi | \rho) w(\rho) d\rho,$$

где $w(\Delta\psi | \rho)$ – условная ПРВ приращения; $w(\rho)$ – ПРВ коэффициента корреляции.

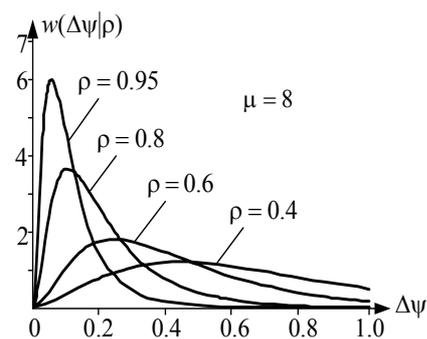


Рис. 1.

Для V -процедур $w(\Delta\psi | \rho)$ зависит от номера итерации, т.к. по мере сходимости вектора оценок $\bar{\alpha}$ к истинным значениям ρ увеличивается. Не теряя общности можно считать, что ФШ принимает только положительные значения. Тогда для ПРВ ФШ на t -й итерации V -процедуры получим рекуррентное соотношение

$$w_t(\psi) = \int_0^1 \int_{-1}^1 w_{t-1}(\psi - \Delta\psi_t) w_t(\Delta\psi | \rho) w(\rho) d\Delta\psi d\rho.$$

Для Р-процедур ПРВ $w(\Delta\psi) = w_t(\Delta\psi | \rho = 0)$ и не зависит от номера итерации, соответственно

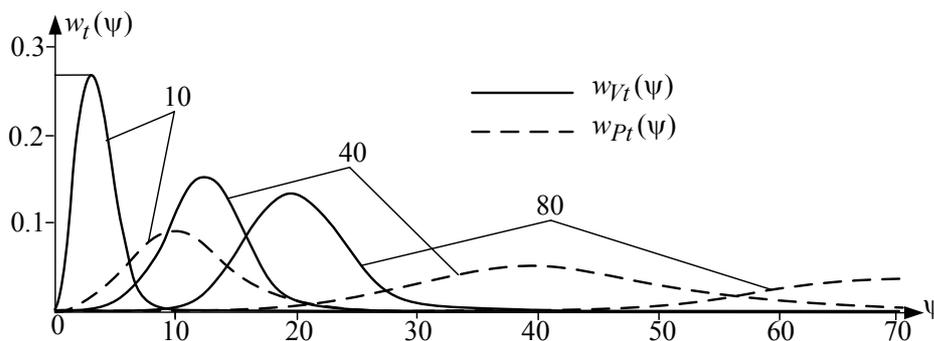


Рис. 2

$$w_t(\psi) = \int_0^1 w_{t-1}(\psi - \Delta\psi_t) w(\Delta\psi) d\Delta\psi$$

Несложно получить выражения для расчета ПРВ ФШ для ЦФ, наиболее распространенных при оценивании МГДИ, в частности, СКМР и ВКМК. В качестве

примера на рис. 1 приведены кривые условной ПРВ $w(\Delta\psi | \rho)$ приращения $\Delta\psi$ СКМР при: $\rho = 0.5, 0.6, 0.8, 0.9$, объеме локальной выборки ЦФ $\mu = 4$, радиусе корреляции гауссовских изображений $\mathbf{X}^{(1)}$ и $\mathbf{X}^{(2)}$, равном 5 шагам сетки отсчетов, и отношении дисперсии изображения к дисперсии шума, равном 100. Примеры ПРВ ВКМК при тех же параметрах изображений, $\mu = 7$ и числе итераций 10, 40 и 80 для V-процедуры ($w_{Vt}(\psi)$) и Р-процедуры ($w_{Pt}(\psi)$) приведены на рис. 2. Видно, что с увеличением числа итераций площадь пересечения ПРВ $w_{Vt}(\psi)$ и $w_{Pt}(\psi)$ резко уменьшается, что способствует их надежному разделению.

Важной характеристикой предлагаемой структурной оптимизации ПГА является вероятность P_{ou} ошибочного выбора V-подобласти. Так, для верхней границы P_{ou} при наличии в области определения V-подобласти и предположении о независимости значений ФШ Р-процедур, получаем

$$P_{ou|V} = \int_0^1 w_{VT}(\psi) \left(1 - (1 - F_{PT}(\psi))^{N-1}\right) d\psi.$$

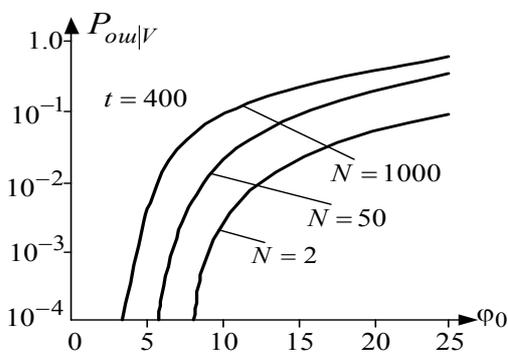


Рис. 3

Для примера на рис. 3 приведены графики вероятности $P_{ou|V}$ пропуска искомого фрагмента на опорном изображении, когда рабочий диапазон ПГП требовал разбиения области МГДИ на 2, 50 и 1000 подобластей. Параметрами МГДИ являлись параллельный сдвиг искомого и эталонного фрагментов и угол поворота ϕ между ними. Графики соответствуют 400 итерациям ПГП, начальному приближению сдвига в 5 шагов сетки отсчетов и изменению начального приближения ϕ_0 угла поворота от 0 до 25 градусов. По графикам можно найти, например, предельный угол поворота, при котором обеспечивается требуемая $P_{ou|V}$. С увеличением N указанная вероятность

уменьшается. Так, для $\phi_0 = 10^\circ$ при $N = 50 - P_{ou|V} \leq 10^{-2}$, а при $N = 1000 - P_{ou|V} \leq 10^{-3}$.

Для анализа вычислительных затрат структурно оптимизированных ПГА найдены дискретные распределения вероятностей $\{P_t\}$, $t = \overline{1, T}$, числа итераций, выполненных ПГП для ситуаций наличия - $P_t = \int_0^1 w_T(\psi) (1 - F_{Pt}) d\psi - \sum_{i=1}^{t-1} P_{Pi}$ и отсутствия - $P_t = \int_0^1 w_{PT}^{(N)}(\psi) (1 - F_{Pt}) d\psi - \sum_{i=1}^{t-1} P_{Pi}$ в области определения искомого вектора параметров, где $w_T(\psi) = w_{VT}(\psi) (1 - F_{PT}(\psi))^{N-1} + w_{PT}^{(N-1)}(\psi) (1 - F_{VT}(\psi))$; $w_{PT}^{(N-1)}(\psi)$ - ПРВ минимального из $(N - 1)$ -го значения ФШ Р-процедур на T -й итерации.

Анализ показывает, что использование структурной оптимизации позволяет существенно сократить вычислительные затраты. При этом выигрыш в затратах растет с увеличением области МГДИ. Так, для изображений с гауссовской КФ при 1000 итерациях ППП выигрыш по быстродействию по сравнению со случаем, когда все ППП достигают порогового числа итераций, составляет: при $N = 50$ - 1.6 раза, $N = 200$ - 2.5 раза, при $N = 1000$ - 5.3 раза.

Литература

1. Цыпкин Я.З. Информационная теория идентификации - М.: Наука. Физматлит, 1995. - 336 с.
2. Minkina G. L., Samojlov M. U., Tashlinskii A. G. Goal Function Usage At Image Interframe Geometrical Deformation Pseudogradient Estimation / 7th International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, Volume I., St. Peterburg, 2004. - Pp. 314-315.
3. Tashlinskii A.G. Pseudogradient estimation of image sequence spatial deformations / Automation, Control and Information Technology // A Publication of The International Association of Science and Technology for Development – IASTED. – Anaheim-Calgary-Zurich: ACTA Press, 2002. - Pp. 382-385.
4. Tashlinskii A. Computational Expenditure Reduction in Pseudo-Gradient Image Parameter Estimation / Computational Science – ICCS 2003. Vol. 2658. Proceeding, Part II. - Berlin: Springer, 2003. – Pp. 456-462.
5. Tashlinskii A.G. and Muratkhanov D.S. Structural Optimization of Pseudogradient Algorithms for Measuring Interframe Image Deformations / Pattern Recognition and Image Analysis, Vol. 13, No. 1, 2003. - Pp. 177–178.

STRUCTURAL OPTIMIZATION OF IMAGE PARAMETERS MEASUREMENT RECURRENT ALGORITHMS

Tashlinskii A.

The ways of computational expense reduction at image interframe geometrical deformation parameter recurrent estimation with domain of possible values which essentially exceeds working range of the applied algorithms are considered. An approach to structural optimization of the algorithms based on parameter definitional domain subdomain finding containing goal function extreme is proposed. Basic relations for probabilities of subdomain erroneous choice and computational expenses have been obtained.



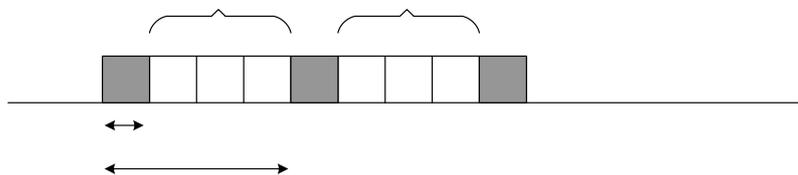
ОЦЕНИВАНИЕ КВАДРАТУРНЫХ СОСТАВЛЯЮЩИХ В СИСТЕМАХ МОБИЛЬНОЙ СВЯЗИ С ПИЛОТ-СИГНАЛАМИ

Камаев Д.Ш.

Ульяновское высшее военное техническое училище связи (Военный институт)

В настоящее время для передачи данных все шире используются каналы связи с замиранием и рассеиванием [1–4]. Наряду с традиционными системами ионосферной радиосвязи и радиосвязи с тропосферным рассеиванием, большой вес приобрели системы мобильной связи, характеризующиеся сложными моделями сигналов и помех, особенно в условиях быстрого движения объекта в мегаполисе. При этом для оценивания характеристик многомерных каналов применяются пилот-сигналы [4], встраиваемые в слоты информационных систем.

Рассмотрим одночастотную систему, в которой осуществляется перемежение во времени информационных дискретных сигналов (ИС) и пилот-сигналов (ПС), схематично показанных на рисунке.



Пилот-сигнал предназначен для оценивания синфазной и квадратурной составляющих коэффициента передачи. Предположим, что по каналу связи передается пилот-сигнал

$$U_k(t) = \sqrt{2E_0} \cos \omega_0 t, \quad t_k \leq t \leq t_k + T.$$

Принимаемый сигнал можно записать в виде:

$$U_{pk}(t) = \alpha(t) \cos(\omega_0 t + \varphi(t)) + n(t) = A_c(t) \cos \omega_0 t - A_s(t) \sin \omega_0 t + n(t),$$

где $\alpha(t)$ и $\varphi(t)$ – случайные процессы, описывающие амплитудные и фазовые изменения пилот-сигнала; $n(t)$ – белый гауссовский шум со спектральной плотностью N_0 ; $A_c(t) = \alpha(t) \cos \varphi(t)$ и $A_s(t) = \alpha(t) \sin \varphi(t)$ – квадратурные составляющие (КС).

Считается, что КС хорошо аппроксимируются гауссовскими случайными процессами. При различных средних и дисперсиях $\alpha(t)$ будет иметь четырехпараметрическое распределение [2]. Наиболее часто для описания используются гауссовские распределения с одинаковыми средними α_p и дисперсиями α_ϕ^2 . В этом случае $\alpha(t)$ имеет обобщенное распределение Релея (распределение Райса) [1,2]:

$$\omega(\alpha) = \frac{2\alpha}{\alpha_\phi^2} \exp\left(-\frac{\alpha^2 + \alpha_p^2}{\alpha_\phi^2}\right) I_0\left(2\frac{\alpha\alpha_p}{\alpha_\phi^2}\right),$$

где $I_0(\cdot)$ – модифицированная функция Бесселя нулевого порядка.

При нулевых средних приходим к релейскому каналу

$$\omega(\alpha) = \frac{2\alpha}{\alpha_\phi^2} \exp\left(-\frac{\alpha^2}{\alpha_\phi^2}\right).$$

Для оценки КС важное значение имеют корреляционные характеристики замираний по времени. Обычно скорость передачи информации такова, что на протяжении одного такта длительностью T КС практически не изменяются. Корреляционная функция (КФ) квадратурных компонент движущегося приемника при многолучевом распространении в работе [3] получена в форме

$$R(\tau) = \alpha_\phi^2 J_0(\omega_m \tau),$$

где $J_0(\cdot)$ – функция Бесселя нулевого порядка; $\omega_m = \frac{V\omega_0}{c}$; V – скорость движения объекта; c – скорость распространения радиоволн.

Предполагая, что интервал корреляции τ_k квадратурных компонент намного больше длительности T пилот-сигнала, записать следующие оценки

$$\hat{A}_{ck} = \frac{2}{T} \int_{t_k}^{t_k+T} U_{pk}(t) \cos \omega_0 t dt, \quad \hat{A}_{sk} = \frac{2}{T} \int_{t_k}^{t_k+T} U_{pk}(t) \sin \omega_0 t dt.$$

Нетрудно убедиться, что условные математические ожидания этих оценок совпадают с действительными значениями квадратур, а дисперсии ошибок оценивания находятся по формуле

$$\sigma_A^2 = M \left\{ \left(\frac{2}{T} \int_0^T n(t) \cos \omega_0 t dt \right)^2 \right\} = \frac{2N_0}{T}.$$

Таким образом, основой для восстановления КС комплексного коэффициента передачи канала мобильной связи являются наблюдения

$$\hat{A}_{ck} = A_{ck} + \varepsilon_{ck}, \quad \hat{A}_{sk} = A_{sk} + \varepsilon_{sk},$$

с независимыми гауссовскими величинами ε_{ck} и ε_{sk} , имеющими дисперсии σ_A^2 . Оптимальной процедурой оценивания КС по совокупности наблюдений \hat{A}_{ck} и \hat{A}_{sk} с учетом вида (1) КФ является фильтр Винера [5, 6]:

$$\hat{A}_{c0} = \sum_{l=-\infty}^{\infty} \alpha_l \hat{A}_{cl},$$

где коэффициенты $\{\alpha_l\}$, минимизирующие дисперсию ошибки, могут быть найдены из уравнений Винера – Хопфа:

$$\sum_{l=-\infty}^{\infty} \alpha_l (R(l-v)mT) + \sigma_A^2 \delta(l-v) = R(vmT), \quad v = 0, \pm 1, \pm 2, \dots,$$

где $\delta(\cdot)$ – функция Кронекера.

К сожалению, практическая реализация процедуры оценивания возможна только в окнах ограниченных размеров и приводит к увеличению дисперсии ошибки по сравнению с потенциально достижимой. Другой

путь заключается в применении калмановских оценок при аппроксимации КФ (1) экспоненциальной зависимостью:

$$R(\tau) \cong \alpha_{\phi}^2 \exp\left(\frac{-|\tau|}{\tau_k}\right), \quad (4)$$

где τ_k – интервал корреляции КС. При этом могут быть использованы как процедуры фильтрации, так и сглаживания, но при демодуляции сигналов наиболее просто технически применить алгоритмы рекуррентной фильтрации [5, 6].

Анализ показывает, что применение аппроксимации (4) КФ (1) при $mT \ll \tau_k$ может привести к значительному увеличению дисперсии ошибки по сравнению с минимальной. В этом случае для систем связи с пилот-сигналами можно предложить применение более сложных моделей КС. Приемлемый компромисс сложности реализации алгоритмов фильтрации и качества полученных оценок дает описание КФ с помощью следующего соотношения

$$R(\text{Im}T) = \alpha_{\phi}^2 \left(1 + \frac{1-\rho^2}{1+\rho^2} |l|\right) \rho^{|l|}, \quad (5)$$

где $\rho = \frac{M\{A_c(t)A_c(t+mT)\}}{\alpha_{\phi}^2}$. Можно показать [7], что КФ (5) соответствует первой компоненте последовательности, порожденной следующим стохастическим уравнением

$$\bar{x}_k = \rho \bar{x}_{k-1} + \bar{\xi}_k,$$

где $\bar{x}_k = (A_{ck} A_{c(k-1)})^T$, $\rho = \begin{pmatrix} 2\rho & -\rho^2 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$, $\bar{\xi}_k = \begin{pmatrix} \xi_k \\ 0 \end{pmatrix}$, ξ_k – последовательность независимых гауссовских

случайных величин с нулевым средним и дисперсией $\sigma_{\xi}^2 = \alpha_{\phi}^2 \frac{(1-\rho^2)^3}{1+\rho^2}$.

Переписывая модель наблюдений (3) в форме $\bar{A}_{ck} = C\bar{x}_k + \varepsilon_{ck}$, где $C = (1 \ 0)$, можно воспользоваться стандартными калмановскими соотношениями [5, 6] для записи уравнений рекуррентного оценивания.

Проведенные аналитические расчеты и статистическое моделирование показали, что применение предложенной аппроксимации позволяет получить близкие к потенциальным характеристики оценивания квадратурных компонент в системах мобильной связи с пилот-сигналами.

Литература

1. Финк Л. М. Теория передачи дискретных сообщений. – М.: Сов. Радио, 1970. – 728 с.
2. Кловский Д. Д. Передача дискретных сообщений по радиоканалам. – М.: Радио и связь, 1982. – 304 с.
3. Связь с подвижными объектами в диапазоне СВЧ / Под ред. У. К. Джейкса. – М.: Радио и связь, 1979. – 520 с.
4. Прокис Дж. Цифровая связь. Пер. с англ. / Под ред. Д. Д. Кловского. – М.: Радио и связь, 2000. – 800 с.
5. Сейдж Э. П., Мелс Дж. Теория оценивания и ее применение в связи и управлении. – М.: Связь, 1976. – 495 с.
6. Перов А. И. Статистическая теория радиотехнических систем. – М.: Радиотехника, 2003. – 400 с.
7. Прикладная теория случайных процессов и полей / Васильев К. К., Драган Я. П., Казаков В. А. и др. – Ульяновск: УлГТУ, 1995. – 256 с.

QUADRATURE COMPONENTS ESTIMATION IN THE MOBILE COMMUNICATION SYSTEMS WITH PILOT- SIGNALS

Periodic pilot- signals are used in the digital systems of mobile communication for quadrature components estimation of transmission coefficient. Viner filter provides the optimal estimation. The application of one-dimensional Kalman filter results in the increase of error variance (error variance increase). As a compromise it is suggested to use a stochastic equation of the second order and a bidimensional filter.



ИМИТАТОР ДИНАМИЧЕСКОЙ ВОЛНОВОЙ ПОВЕРХНОСТИ

Крашенинников В.Р., Васильев А.Н., Аникин А.А.

Ульяновский государственный технический университет

При проектировании морских подвижных объектов и систем управления ими необходимо исследование их поведения в условиях волнения. Выполнить такое исследование аналитически не всегда удастся из-за случайного характера волнения. Поэтому целесообразно применить статистическое моделирование, для чего нужно иметь модель, позволяющую достаточно адекватно имитировать реальное волнение водной поверхности. В данной работе для этой цели предлагается пространственно-временная авторегрессионная модель, имитирующая динамическое трехмерное волнение с заданными параметрами.

Картина волнения определяется волновой ординатой (ВО) $z = f(x, y, t)$, равной отклонению кромки воды в точке (x, y) в момент времени t от ее среднего уровня. Случайный характер волнения обуславливает представление ВО в виде случайного поля. Это поле трехмерно (зависит от трех переменных x, y, t), но может рассматриваться и как изменяющееся со временем двумерное поле. Среднее значение поля равно нулю по смыслу ВО. На ограниченных пространственно-временных участках можно предположить, что поле однородно и стационарно. Если еще предположить гауссовость, то поле будет полностью характеризоваться своей корреляционной функцией (КФ)

$$V(x, y, t) = M[f(0,0,0)f(|x|,|y|,|t|)]. \quad (1)$$

Путем обработки многочисленных натуральных экспериментов был найден ряд аппроксимаций временной КФ морского волнения [1]. В частности, используется экспоненциально-гармоническая аппроксимация

$$V(0,0,t) = \sigma^2 \exp(-\alpha|t|)\cos\omega t, \quad (2)$$

где σ^2 – дисперсия; α – параметр затухания; $\omega = \frac{2\pi}{T}$ – угловая частота; T – период волнения.

Вид КФ (2) обусловлен двумя факторами – движением волн и изменением их формы со временем. Пусть направление оси координат OX совпадает с направлением движения волн. Если бы форма волн не менялась, то по оси движения КФ имела бы вид (2):

$$V(x,0,t) = V\left(0,0,\frac{x}{c} - t\right) = \sigma^2 \exp\left(-\alpha_1\left|\frac{x}{c} - t\right|\right) \cos\left(\omega\frac{x}{c} - \omega t\right), \quad (3)$$

где c – скорость движения волн и α_1 – параметр затухания КФ для волн с неменяющейся по времени формой. Форма реальных волн меняется со временем. Учтем это изменение введением в (3) временного затухания:

$$V(x,0,t) = \sigma^2 \exp(-\alpha_2|t|)\exp\left(-\alpha_1\left|\frac{x}{c} - t\right|\right) \cos\left(\omega\frac{x}{c} - \omega t\right), \quad (4)$$

где α_2 – параметр этого дополнительного затухания КФ.

При $x = 0$ КФ (4) должна быть равна КФ (2), следовательно, параметры должны удовлетворять условию $\alpha_1 + \alpha_2 = \alpha$.

Общее направление движения волн совпадает с направлением ветра (по оси OX), но линии гребней волн лишь приблизительно прямые, параллельные оси OY . Поэтому зависимость КФ по оси OY , видимо, также имеет вид (2), но со значительно меньшими значениями затухания и частоты. Примем для простоты чисто экспоненциальную зависимость, т. е. добавим к (4) множитель $\exp(-\alpha_3|y|)$. Учитывая также, что для вет-

ровых гравитационных глубоководных волн $c = \frac{g}{\omega}$, где g – ускорение силы тяжести, окончательно получаем КФ волнения

$$V(x, y, t) = \sigma^2 \exp(-\alpha_3|y|)\exp(-\alpha_2|t|)\exp\left(-\alpha_1\left|\frac{x}{c} - t\right|\right) \cos\left(\omega\frac{x}{c} - \omega t\right) \quad (5)$$

Перейдем к построению модели, порождающей случайное поле с КФ (5). Будем рассматривать дискретное сеточное поле [2]

$$Z = \{z_{ij}^k = f(i\Delta x, j\Delta y, k\Delta t) : (i, j) \in \Omega, k \in K\},$$

где Ω – плоская $M \times N$ -сетка с единичным шагом и $k = \{0, 1, 2, \dots\}$ – множество значений временного индекса. Ось i сетки Ω направлена вниз, а ось j – направо, т. е. i – номер строки, а j – номер столбца.

Подставляя $x = i\Delta x$, $y = j\Delta y$, $t = k\Delta t$ в (5), получаем КФ сеточного поля Z :

$$V(i, j, k) = \rho_2^{|k|} \cdot \rho_3^{|j|} \cdot \sigma^2 \cdot \rho_1^{|i-bk|} \cos(\varphi i - \psi k), \quad (6)$$

где $\rho_1 = \exp\left(-\alpha_1 \omega \frac{\Delta x}{g}\right)$; $\rho_2 = \exp(-\alpha_2 \Delta t)$; $\rho_3 = \exp(-\alpha_3 \Delta y)$; $b = \frac{g \Delta t}{\omega \Delta x}$; $\varphi = \omega^2 \frac{\Delta x}{g}$; $\psi = \omega \Delta t$.

Построим сначала случайное поле на сетке Ω с КФ

$$V(i, j, 0) = \rho_3^{|j|} \cdot \sigma^2 \cdot \rho_1^{|i|} \cos \varphi i, \quad (7)$$

получающейся из (6) при $k = 0$. Для этого образуем сначала столбцы $\bar{u}_j = (u_{1j}, u_{2j}, \dots, u_{Mj})$, $j = 1, \dots, N$, с помощью авторегрессионной модели

$$\begin{aligned} u_{M,j} &= \sigma \xi_{M,j}, \dots, u_{M-1,j} = \rho_1 \cos \varphi \cdot u_{M,j} + \sigma \sqrt{1 - \rho_1^2 \cos^2 \varphi} \xi_{M-1,j}, \\ u_{i,j} &= 2\rho_1 \cos \varphi \cdot u_{i+1,j} - \rho_1^2 \cdot u_{i+2,j} + \sigma \gamma \xi_{M-1,j}, \quad i = M-2, \dots, 2, 1, \end{aligned} \quad (8)$$

где $\{\xi_{ij}\}$ – система независимых стандартных гауссовских величин; $\gamma^2 = (1 - 2\rho_1^2 \cos 2\varphi + \rho_1^4) \frac{1 - \rho_1^2}{1 + \rho_1^2}$.

Тогда каждый из этих столбцов будет иметь КФ $\sigma^2 \cdot \rho_1^{|i|} \cos \varphi i$, т. е. второй множитель из КФ (7). Из этих столбцов сформируем кадр w^0 как совокупность столбцов $w^0 = (\bar{w}_1^0, \bar{w}_2^0, \dots, \bar{w}_N^0)$, порожденных авторегрессионной моделью

$$\bar{w}_1^0 = \bar{u}_1, \bar{w}_j^0 = \rho_3 \bar{w}_{j-1}^0 + \sqrt{1 - \rho_3^2} \bar{u}_j, \quad j = 2, \dots, N. \quad (9)$$

Пусть w^0, w^1, w^2, \dots – последовательность независимых полей (кадров), сформированных таким способом. Каждый из этих кадров имеет КФ (7).

В качестве начального кадра поля Z возьмем $z^0 = w^0$. Следующий кадр z^1 появляется после z^0 через промежуток времени Δt . За это время волны переместятся вниз (по оси i) на расстояние $c \Delta t$, т. е. на $h = c \frac{\Delta t}{\Delta x}$ шагов сетки (если потребуется, округлим h до целого значения). Поэтому сдвинем изображение z^0 на h шагов вниз. Сверху останется h пустых строк. Заполним их, используя уравнение (9) и последнее из уравнений (8) при $i=h, h-1, \dots, 1$. В результате получим кадр $z^{1/0}$, отличающийся от z^0 подвижкой всех волн на h шагов вниз без изменения их формы.

Осталось, таким образом, учесть временную динамику волнения, чему в КФ (6) соответствует множитель $\rho_2^{|k|}$. Это можно сделать с помощью авторегрессионной модели $z^1 = \rho_2 z^{1/0} + \sqrt{1 - \rho_2^2} w^1$. Аналогичным образом строятся последующие кадры z^2, z^3, \dots . Таким образом, к (8) и (9) добавляются уравнения

$$z^0 = w^0, \dots, z^k = \rho_2 z^{k/k-1} + \sqrt{1 - \rho_2^2} w^k. \quad (10)$$

Модель (8)–(10) позволяет с небольшими вычислительными затратами имитировать динамическое волнение с волнами, движущимися по направлению оси i .

Пусть теперь направление ветра и движения волн составляет угол θ с осью i . Тогда за время Δt между двумя соседними кадрами все волны сместятся по сетке Ω на $h = c \frac{\Delta t}{\Delta x} \cos \theta$ по оси i и на $c \frac{\Delta t}{\Delta x} \sin \theta$ по оси j . Это повлияет только на формирование кадров $z^{k/k-1}$, для чего (при дробном смещении по j) может понадобиться внутрисканная интерполяция. В остальном же модель (8)–(10) не меняется.

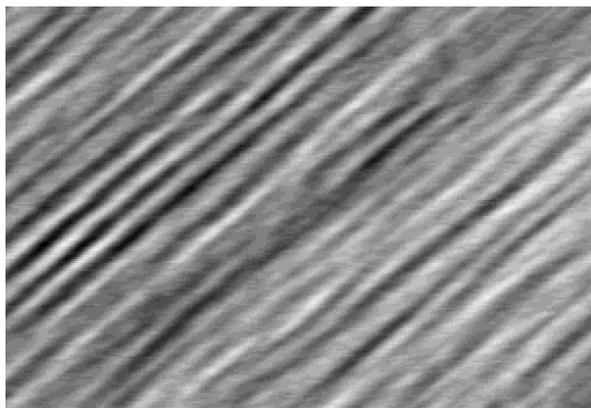


Рис. 1. Кадр смоделированной волновой поверхности

На рис. 1 показан один кадр, имитированный с помощью описанной модели. Визуально он вполне соответствует картине взволнованной ветром воды. Из рисунка видно, что кадр имеет протяженные участки с приблизительно одинаковой яркостью. Если проградуировать шкалу яркости в соответствии с определенной высотой волны, то получим 3-хмерную динамическую модель волновой поверхности (рис. 2).

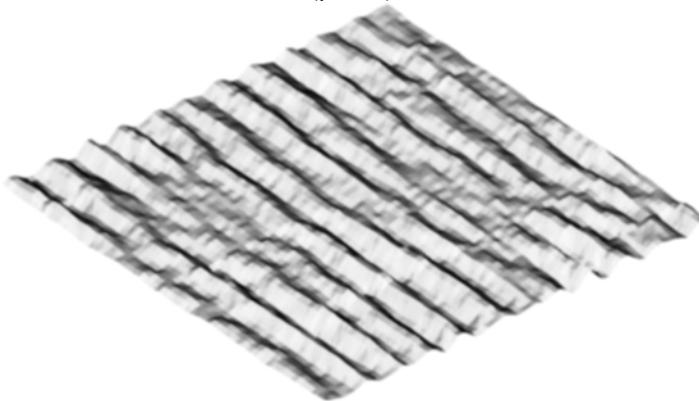


Рис. 2. Вид 3-хмерной модели волновой поверхности

Литература

1. Лукомский Ю. А., Корчанов В. М. Управление морскими подвижными объектами.– СПб: Элмор, 1996.– 320 с.
2. Васильев К. К., Крашенинников В. Р. Методы фильтрации многомерных случайных полей.– Саратов: Изд-во СГУ, 1990.– 128 с.

SIMULATOR OF THE DYNAMIC WAVE SURFACE

Ulyanovsk state technical university

A model allowing to simulate wind turbulence of water surface that can be used at statistical modeling of over-sea ship control systems is proposed.

ПОСТКОРРЕЛЯЦИОННЫЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ В ЗАДАЧАХ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ КАЧЕСТВА ОБСЛУЖИВАНИЯ (QoS) СИСТЕМ МОБИЛЬНЫХ ИНФОКОММУНИКАЦИЙ 3-го ПОКОЛЕНИЯ

Файзуллин Р.Р.

Казанский государственный технический университет им. А.Н. Туполева

Современный рынок мобильных телекоммуникаций характеризуется активным ведением широкополосных систем 3-го поколения с уже намеченной перспективой их развития в направлении 4G и 5G. Растущие объемы и неравномерность переносимого по радиосетям мультимедийного трафика, стремительное

развитие технологий пакетной передачи, разработка эффективных алгоритмов обработки сигналов в радиоканалах заставляют сегодня пересматривать стратегию развития как мобильных, так и фиксированных телекоммуникационных сетей и ориентироваться на наиболее перспективные и рентабельные решения, которые обеспечивают корректный переход к новым широкополосным сетевым инфраструктурам.

Теоретические основы современных (спектрально-эффективных) методов многостанционного доступа систем WCDMA базируются на системах ортогональных сигналов. Однако практическая реализация предлагаемых моделей сигналов и алгоритмов их обработки должна учитывать ряд особенностей систем подвижной радиосвязи (СПР). Свободный доступ в радиоканал многочисленных приемо-передатчиков СПР, случайный характер мешающих воздействий и ряд других факторов, обусловленных городской застройкой, в совокупности вызывает случайные потоки внутрисистемных помех, создающих на входах приемников аппаратуры СПР различные комбинационные ситуации. Это обуславливает стохастический характер входных сигналов и помех, представляющих собой случайные процессы, реальные флуктуации параметров которых в общем случае не описываются адекватно отдельными стандартными малопараметрическими распределениями вероятностей, а существующие алгоритмы обработки сигналов в рамках традиционного корреляционного подхода становятся неадекватными реальным распределениям сигнально-помеховой обстановки (СПО) в радиоканале.

В результате снижается эффективность работы СПР в части таких системных характеристик как максимальное число одновременно обслуживаемых абонентов, максимальная пропускная способность потоков данных, надежность связи вследствие возрастания коэффициента ошибок. Таким образом, задача синтеза новых моделей СПО систем СПР и алгоритмов их приема, обеспечивающих более полноценный учет дестабилизирующих факторов, позволяющих приблизиться к оптимальным системным характеристикам, является весьма актуальной.

Модели в виде вероятностных смесей, в частности марково-смешанных полигауссовых моделей (МС-ПГ) и основанные на них методы являются мощным и эффективным инструментом для создания оптимальных алгоритмов обработки случайных сигналов в негауссовских комплексах помех, использование которых позволяет, за счет разложения сложных и нестандартных задач на совокупность простейших, получать аналитические и, в последствии, технически реализуемые решения задачи синтеза.

Гарантированное качество обслуживания при предоставлении услуг связи (QoS) для перспективных сетей мобильной связи определяется набором типовых классифицируемых параметров, таких как: приоритетность обслуживания трафика, надежность связи, задержка при передаче протокольных блоков данных и пропускная способность. Среди указанных параметров QoS необходимо выделить класс, отвечающий за надежность доставляемой по радиоканалам информации, который опирается на использование эффективных алгоритмов оптимальной обработки многоэлементных сигналов, направленных на повышение помехоустойчивости приема.

В докладе рассматривается новый подход к синтезу помехоустойчивых алгоритмов обработки многоэлементных сигналов в современных СПР, основанный на методологии полигауссового синтеза и анализа с учетом свойства марковости обрабатываемых последовательностей сигналов и оптимизации параметров качества обслуживания. При этом, разрабатываемые модели и синтезируемые алгоритмы обработки многоэлементных сигнальных конструкций рассматриваются в контексте решения задач оптимизации параметров с возможностью обеспечения сквозного дифференцированного управления качеством обслуживания QoS на уровне радиointерфейса WCDMA и канальном уровне открытой архитектуры широкополосных систем мобильной связи 3-го поколения.



ПОЛИГАУССОВ АНАЛИЗ ПОТЕНЦИАЛЬНОЙ ПОМЕХОУСТОЙЧИВОСТИ ПРИ ПРОИЗВОЛЬНЫХ ФЛУКТУАЦИЯХ СИГНАЛОВ И ПОМЕХ

Чабдаров Ш.М., Моряшов А.О.

КГТУ им. А.Н. Туполева (ИРЭТ)

На основании элементов теории, методов и представлений сигналов и помех полигауссовыми моделями показано, что идеальный приемник представим структурой многоканального типового радиотехнического звена с экспоненциальными детекторами, а потенциальная помехоустойчивость – взвешенной суммой интегралов вероятности.

При сегодняшнем уровне развития телекоммуникационных технологий, радиосистем становится актуальным вопрос о представлении сигналов и помех, а также их флуктуаций моделями, которые наиболее полно бы отражали сигнально-помеховую обстановку. Исходя из этого полигауссов анализ потенциальной помехоустойчивости при произвольных флуктуациях сигналов и помех интересен, как с теоретической, так и с практической точек зрения.

Так как выборочные пространства и вероятностные меры результирующих случайных процессов на входе приемника многообразны, то аппарат их описания в рамках корреляционной теории при нынешнем уровне развития техники не является полным.

Все это предопределяет актуальность развития идей Владимира Александровича Котельникова об «идеальном» приемнике и потенциальной помехоустойчивости [1] на случай произвольно заданных флуктуаций сигналов и(или) помех.

В данном докладе на основе обоснованного ранее [7] использования полигауссовых моделей и методов для синтеза и характеристики структуры идеального приемника приводится определение и анализ потенциальной помехоустойчивости при негауссовских сигналах и помехах.

Выборочные пространства процессов на входе приемника есть теоретико-множественные объединения случайных реализаций флуктуирующих сигналов, помех и их флуктуаций. Каждому из этих множеств соответствует своя вероятность присутствия его элемента на входе приемника, а также условная вероятностная мера. Поэтому входному случайному процессу приемника соответствует взвешенная линейная комбинация вероятностных мер, т.е. их вероятностная смесь. Использование вероятностных смесей приводит к неограниченным возможностям представления реальных сигналов и помех [8].

Теоретико-вероятностные основы использования именно полигауссовых моделей следуют из линейной независимости гауссовских вероятностных мер, различающихся средними. Если множество средних у гауссовских характеристических функций достаточно плотно, то их счетная система может составить неортогональный базис в пространстве L_2 комплекснозначных функций, интегрируемых с квадратом модуля на всей вещественной оси [9]. Это при корректном применении формул обращения приводит к возможности сколь угодно приближенного полигауссового представления функций распределения вероятности [7, 9].

Таким образом, любую непрерывную почти всюду в L_2 плотность вероятности можно сколь угодно приближенно представить взвешенной линейной комбинацией гауссовских плотностей, т.е. описать полигауссовым вероятностным спектром [7] – распределением вероятности на множестве двух низших моментов гауссовских компонент. Известно интегральное преобразование [10], применимое для установления взаимнооднозначных связей между элементами функциональных пространств двух гауссовых низших моментов и пространств плотностей вероятности.

Условия точных и сколь угодно приближенных полигауссовых представлений заданных плотностей вероятности, определение гауссовских интегральных преобразований и спектров, а также классификация, выборочные свойства и др. приведены в работе [7].

The theoretical bases and methods of ideal (by V.A.Kotelnikov) receiver and definition of a potential noise stability at non-gaussian fluctuations of physically sold discrete signals and (or) additive interferences are studied.

ПОЛИКОРРЕЛЯЦИОННЫЙ АЛГОРИТМ СОВМЕСТНОЙ ДЕМОДУЛЯЦИИ-ДЕКОДИРОВАНИЯ СИГНАЛОВ ПЕРСПЕКТИВНЫХ СИСТЕМ МОБИЛЬНОЙ СВЯЗИ

Чабдаров Ш.М., Надеев А.Ф., Файзуллин Р.Р., Егоров А.Е., Кокунин П.А.

Казанский государственный технический университет им. А.Н. Туполева

Современные условия функционирования систем мобильной связи характеризуются интенсивным информационным обменом на фоне сложных сигнально-помеховых комплексов, при этом система должна предоставлять широкий набор различных видов телекоммуникационных услуг приложениям с различными требованиями к качеству. Предоставление услуг по передачи данных различным приложениям делает актуальной задачу эффективного распределения ресурсов системы между множеством различных приложений. В современных инфокоммуникационных системах решение этой задачи возложено на технологию обеспечения качества обслуживания QoS (Quality of Service).

Основными параметрами качества обслуживания, из которых формируется, так называемый профиль качества обслуживания являются: надежность; пропускная способность, приоритет, допустимая задержка.

В условиях ограниченности радиочастотного спектра и сложной сигнально-помеховой обстановки, актуальным является обеспечения таких параметров качества обслуживания как надежность, определяемая величиной ошибок в радиоканале или помехоустойчивостью и пропускная способность (или производительность), которая определяется количеством переданной информации в единицу времени. Обеспечение этих параметров качества обслуживания во многом зависит от двух нижних уровней Эталонной Модели Взаимодействия Открытых Систем (ЭМ ВОС), а именно физического и канального, так как на физическом

уровне решаются задачи передачи сигналов по радиоканалам, модуляция и демодуляция, на канальном же уровне обеспечивается помехоустойчивое кодирование-декодирование информации.

Полноценное взаимодействие канального и физического уровней осуществляется в рамках алгоритмов совместной демодуляции-декодирования.

В работе [1] был представлен обобщенный алгоритм совместной демодуляции-декодирования при последовательной передаче дискретных сообщений и использовании линейных сверточных и блочных кодов, развивающий принципы декодирования Витерби [2]. В настоящей работе представлен алгоритм совместной демодуляции-декодирования при негауссовском характере флуктуаций сигналов и помех.

В данной работе для вероятностного описания помех и флуктуирующих многоэлементных сигналов используются полигауссовы модели [3], при этом поликорреляционные решающие статистики формируются на основе частных гуссовских функционалов отношения правдоподобия.

Синтезированный алгоритм позволяет обеспечивать канальный уровень адекватной полноценной информацией характеризующей радиоканал, т.е. информацией в виде решающих поликорреляционных статистик, при вычислении которых учитываются реальные распределения в радиоканале и за счет этого более эффективно использовать эту информацию при декодировании на канальном уровне.

Полученный поликорреляционный алгоритм имеет параллельную, однородную структуру, в каждом, из каналов которого вычисляются операции, характерные для традиционных корреляционных алгоритмов.

Литература

1. Кловский Д.Д., Николаев Б.И., Алышев Ю.В. Процедура совместной демодуляции-декодирования и ее помехоустойчивость в стохастических каналах с межсимвольной интерференцией при последовательной передаче дискретных сообщений// В сб. трудов V Международной НТК «Радиолокация, навигация, связь». Воронеж. 1999. Т.1. С.483-493.

2. Витерби Э.Д., Омура Дж.К. Принципы цифровой связи и кодирования. М.: Радио и связь. 1982.536 с.

3. Статистические модели и методы обработки сигналов в системах радиосвязи: Учебное пособие/ Ш.М.Чабдаров, А.Ф.Надеев, Р.Р.Файзуллин, Р.Х.Рахимов, А.Ю.Феоктистов; Казань: Изд-во Казанского гос. техн. ун-та. 1996.-94 С.

