

лена диаграмма направленности азимутальной антенной решетки из скошенных волноводов в азимутальной плоскости (ЛАР СА) с количеством элементов  $2N=16$  для случая Е-поляризованной волны при  $\alpha = 38^0$ ,  $a = 0,42 \lambda$ ,  $\varphi_i = 75^0$ .

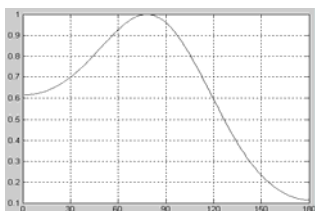


Рис. 2. Диаграмма направленности одного скошенного волновода

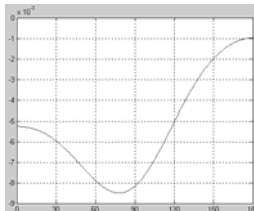


Рис. 3. Представлена диаграмма рассеяния одного скошенного волновода

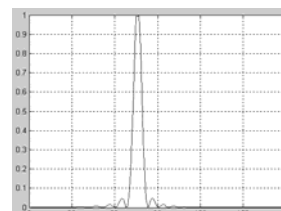


Рис. 4. Диаграмма направленности азимутальной антенной решетки из скошенных волноводов

В статье, по отношению к известным опубликованным ранее исследованиям, даны новые научные положения и результаты численных экспериментальных исследований характеристик, диаграмм направленности, диаграмм рассеяния, азимутальной антенной решетки из скошенных волноводов в азимутальной плоскости РТС посадки летательных аппаратов на основной и высших модах для случая падения Е-поляризованной волны. Применены методы математической физики: интегральных уравнений Фредгольма на основе леммы Лоренца и метод численных исследований систем линейных алгебраических уравнений по точкам коллокации Крылова-Боголюбова. Разработано новое программное обеспечение в среде MATLAB 6.1. Выполнены расчеты и представлены результаты численных экспериментальных исследований.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Белоцерковский Г.Б., Красюк В.Н. Задачи и расчеты по курсу «Устройства СВЧ и антенны»: Учебное пособие. Изд-во СПбГУ аэрокосмического приборостроения. – СПб.: РИО ГУАП, 2002.
2. Юханов Ю.В., Огурцов Е.С. Исследование характеристик скошенной плоскопараллельной волноводной антенны, диаграмм рассеяния и диаграмм направленности для случая Н-поляризованной волны. Вестник МГОУ, №1, 2008.

УДК 681.518.54

Г.Г. Галустов, И.В. Сидько, Д.В. Мирвода

#### ФОРМИРОВАНИЕ РЕШАЮЩЕГО ПРАВИЛА КЛАССИФИКАТОРА СИГНАЛОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СТОХАСТИЧЕСКОГО КОДИРОВАНИЯ

При решении задач распознавания сигналов в условиях непараметрической априорной неопределённости наиболее часто встречающаяся на практике ситуация, когда канал передачи информации не задан и задача различимости классов традиционными методами не решается. В этом случае можно поступить следующим образом.

Будем полагать, что выходные сигналы канала передачи информации – это реализации, представленные в пространстве информативных признаков, что задана классифицированная обучающая выборка

$$\{\vec{y}_r, r = 1, 2, \dots, n_i; i = 1, 2, \dots, M\}.$$

Построим решающее правило в наиболее сложных условиях, когда в пространстве признаков задана классифицированная выборка и абсолютно отсутствует информация о функциях правдоподобия. В данном случае целесообразно аппроксимировать функции правдоподобия частичной суммой ряда, а затем по ним определить решающее правило [1].

Обозначим  $p^i(\vec{y}) = p(\vec{y}/f^i)$  как неизвестную функцию правдоподобия входных сигналов  $f^i$ , заданных на вероятностном пространстве и принадлежащих пространству сигналов  $F$ . Представим  $p^i(\vec{y})$  разложением в ряд Фурье по ортонормированной системе  $\{e_k(\vec{y})\}$  и ограничимся частичной суммой

$$\hat{p}^i(\vec{y}) = \sum_{k=1}^Q d_k^i \cdot e_k(\vec{y}),$$

где  $e_k(\vec{y})$  выбирается априори и считаются известными, а коэффициенты разложения  $d_k^i$  подлежат определению. При этом можно функцию правдоподобия записать как известную функцию, зависящую от неизвестного векторного параметра  $\vec{d}^i$ , т.е.

$$\hat{p}^i(\vec{y}) = \hat{p}(\vec{y}/f^i, \vec{d}^i).$$

Как показано в [2], оценки коэффициентов разложения при условии, что пространство  $y$  задано обучающей выборкой, могут быть определены из выражения

$$d_k^{i*} = \frac{1}{n_i} \sum_{r=1}^{n_i} e_k(\vec{y}_r), \quad k=1, 2, 3, \dots, Q. \quad (1)$$

Алгоритм (1) позволяет найти оценку вектора  $\vec{d}^{i*}$  по классификационной выборке  $\{\vec{y}_r, r = 1, 2, \dots, n_i\}$  для всех  $i=1, 2, \dots, M$ . В соответствии с адаптивным байесовским подходом это даёт оценку функций правдоподобия в виде

$$\hat{p}^{i*}(\vec{y}) = \hat{p}(\vec{y}/f^i, \vec{d}^{i*}), i = 1, 2, \dots, M. \quad (2)$$

В частном случае простой функции потерь, приводящей к требованию минимизации средней ошибки распознавания, решающее правило может быть записано в виде [3]

$$p_i \cdot p(\vec{x}/f^i, \alpha^{*i}) \geq p_l \cdot p(\vec{x}/f^l, \alpha^{*l}), l = 1, 2, \dots, M; l \neq i, \quad (3)$$

где  $\alpha^{*}$  – оценка максимального правдоподобия векторного случайного параметра  $\vec{\gamma}$ .

Подставляя оценку функции правдоподобия из (2) в решающее правило (3), получим

$$p_i \cdot \hat{p}(y/f^i, \vec{d}^{i*}) \geq p_l \cdot \hat{p}(y/f^l, \vec{d}^{l*}).$$

Следует отметить, что качество аппроксимации функции  $p^i(y)$  с помощью выбранной системы базисных функций зависит от числа членов разложения  $Q$ . Поскольку заранее вид  $p^i(y)$  нам известен, то точность аппроксимации выясняется на «экзамене» при экспериментальной проверке работы классификатора. Выбор базисных функций зависит от характера изменения плотности распределения процессов, подлежащих классификации. При отсутствии априорных сведений о характере плотности распределения исходят из условия простоты реализации базисной системы функций.

Метод аппроксимации функций правдоподобия принципиально можно применять непосредственно для смеси сигнала и помехи. Однако значительное увеличение размерности сигнала  $\vec{y}$  резко увеличивает трудоёмкость вычислительных операций. Приходится исследовать функции  $e_k(y)$  от большого числа переменных. В распознавании сигналов этап сокращения размерности описания вводится для обеспечения реализуемости подобных алгоритмов. Но в такой ситуации можно пойти по двум направлениям:

- а) искать эффективные методы сокращения размерности исходного описания сигналов и тем самым упростить реализацию решающего правила;
- б) использовать простые алгоритмы сокращения размерности исходного описания сигналов, а на этапе принятия решения выбрать такую систему базисных функций  $e_k(y)$ , которая допускала бы для данной конкретной задачи простую техническую реализацию.

Оставаясь в рамках второго направления, можно аппроксимировать функцию правдоподобия системой моментных функций просто технически реализуемых стохастическим способом. В [3] показано, что в случае аппроксимации плотности распределения  $p(y/f^i)$  ортонормированными полиномами Эрмита с весовой функцией

$$k(y/f^i) = (2\pi)^{-1/2} \sigma_i^{-1} \exp(-\frac{1}{2} y^2 / \sigma_i^2),$$

её приближенное выражение может быть записано в виде

$$p(y/f^i) = 1 / ((2\pi)^{1/2} \sigma_i) \exp(-y^2 / (2\sigma_i^2)) [1 + m_3 / (3! \sigma_i^3) \{ (y/\sigma_i) - 3/2 (y/\sigma_i)^3 + 1/4! (m_4 / \sigma_i^4 - 3) \{ (y/\sigma_i)^4 - 4/2 (y/\sigma_i)^2 + 1 \cdot 3(4/4) \}}] \quad (4)$$

где  $m_i$  –  $i$ -й момент плотности вероятности  $p(y/f^i)$ , техническая реализация которых может быть осуществлена с помощью следующего алгоритма [4].

Предположим, что кластеризованная обучающая выборка  $\{\vec{y}\}$  взята из реализации процесса  $\xi(t)$ , имеющего плотность распределения  $p_\xi(y)$ . Будем формировать процесс

$$\text{Sgn}Z = \begin{cases} 1, & \xi > \eta, \\ 0, & \xi \leq \eta, \end{cases}$$

где  $\eta(t)$  – некоторый опорный процесс с одномерной плотностью  $p_\eta(y)$ .

В этом случае вероятность:

$$p(\xi \geq \eta) = p(\eta \leq \xi) = M\{p(\eta \leq y)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^y p_{\eta}(y_1) p_{\xi}(y) dy_1 dy.$$

Отсюда видно, что опорный сигнал должен иметь интервал распределения не меньше области определения исследуемого процесса  $\zeta(t)$ .

Если

$$p_{\xi}(y) = \begin{cases} 1, & y \in [0,1], \\ 0, & y \notin [0,1] \end{cases}$$

и значения процесса  $\zeta(t)$  лежат также в интервале  $[0,1]$ , то

$$p[SgnZ = 1] = M[SgnZ] = \int_{-\infty}^{\infty} y p_{\xi}(y) dy \approx m_1^* = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N SgnZ_i,$$

т.е. получается оценка первого начального момента. Для получения начального момента  $k$ -го порядка плотность вероятности опорного сигнала должна иметь вид

$$p_{\eta}(y) = \frac{dF_{\eta}(y)}{dy} = \frac{d(y^k)}{dy} = \begin{cases} k \cdot y^{k-1}, & y \in [0,1], \\ 0, & y \notin [0,1]. \end{cases}$$

При этом

$$p[\xi \geq \eta] = M[SgnZ] = \int_{-\infty}^{\infty} y^k p_{\xi}(y) dy \approx m_k^* = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N SgnZ_i.$$

Таким образом, в зависимости от вида функции распределения опорного сигнала, не изменяя структуры измерителя, мы можем получать оценки моментов различных порядков. Используя эти оценки при аппроксимации функции правдоподобия, можно построить решающее правило в соответствии с адаптивным байесовским подходом. Структурная схема распознающего устройства  $M$  сигналов при простой функции потерь, построенная по критерию минимума средней вероятности ошибки распознавания, представлена на рис. 1.

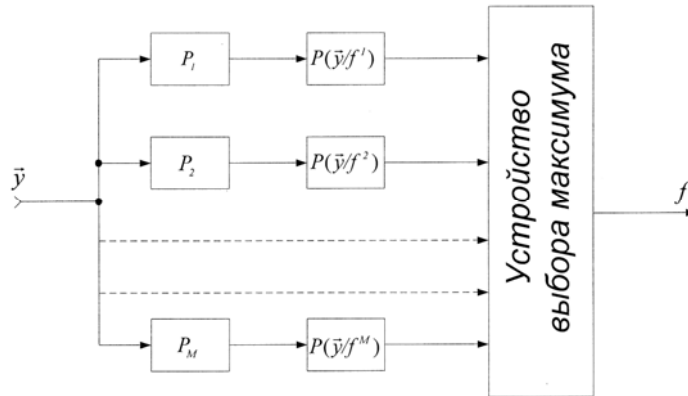


Рис. 1. Структурная схема распознающего устройства

По выходному сигналу  $\vec{y}$  канала передачи информации в  $M$  каналах параллельно измеряются функции  $\vec{p}^*(y)$ . Они умножаются на числа  $p_i$ , равные

вероятностям предъявления сигналов, и подаются на устройство выбора максимума, которое принимает решение в пользу максимума найденной величины. На практике удобнее вычислять не непосредственно условные вероятности, а монотонную функцию от этих вероятностей. Ею может быть логарифмическая функция. При этом в случае, когда  $\sigma_i = 1$ , выражение (4) может быть преобразовано к виду

$$\begin{aligned} \varphi[p(y/f^i)] = & -\ln y + \ln[y + m_3/3!(y^4 - 3y^2) + \\ & + 1/4!(m_4 - 3)(y^5 - 6y^3 + 3y)] - \ln\sqrt{2\pi} - 1/2y^2. \end{aligned} \quad (5)$$

Практическая реализация (5) является достаточно сложной и может быть оправдана только тогда, когда допущение о нормальности распределений признаков классов не обеспечивает требуемой надёжности распознавания.

Таким образом, в случае классификации сигналов, характеризующихся одним признаком с негауссовским одномерным распределением и при неизвестных вероятностях распознаваемых классов, минимальная средняя ошибка распознавания обеспечивается использованием критерия идеального наблюдателя, предполагающего равенство априорных вероятностей классов  $p_i$ . При этом сигнал, представленный реализацией  $\vec{y}$ , может быть классифицирован в соответствии с решающим правилом  $\varphi[p(y/f^i)] \geq \varphi[p(y/f^l)]$ , а структурная схема классификатора будет иметь вид, показанный на рис. 2.

Классификатор, построенный в соответствии со структурной схемой, (рис. 2), вычисляет логарифмические функции условных вероятностей вида (5) и требует хранения в памяти классификатора начальных моментов третьего и четвёртого порядков. Оценки этих моментов могут быть получены на этапе обучения предложенным выше методом.

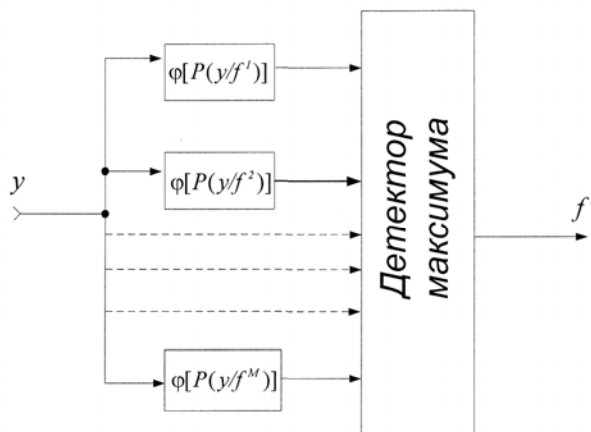


Рис. 2. Структурная схема классификатора с использованием функционалов правдоподобия

В заключение можно отметить, что предложенный метод синтеза линейного классификатора негауссовских случайных сигналов, основанный на аппроксимации функции правдоподобия, будет приводить к решениям, близким к оптимальным только в случае достаточно точных оценок функций правдоподобия. Так как исходные функции правдоподобия неизвестны, точность их оценки проверить непосредственно не представляется возможным. Поэтому возникает

необходимость в проверке качества распознавания на «экзамене». На этом этапе можно окончательно уточнить, достаточна ли принятая точность аппроксимации функций правдоподобия.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. –М.: Мир, 1978. –411с.
2. Омельченко В.А. Распознавание сигналов по спектру в условиях априорной неопределённости. –Харьков: ХПИ, 1979. – 100с.
3. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов. –М., Наука, 1979. –367с.
4. Галустов Г.Г., Цымбал В.Г., Михалёв М.В. Принятие решений в условиях неопределённости. –М.: Радио и связь, 2001. –195с.

УДК 615.47.144:616-07-08

А.О. Беляев, С.А. Синютин

#### МЕТОДЫ ОЦЕНКИ МОЩНОСТИ, РАЗВИВАЕМОЙ ЧЕЛОВЕКОМ В УСЛОВИЯХ ПОМЕХ

Ввиду быстрого развития микроэлектроники: повышение вычислительной мощности микрокомпьютерных систем, интеграция различной периферии непосредственно на кристалл и одновременное снижение потребляемой мощности и напряжения питания позволяют увеличивать функциональность носимых медицинских приборов или даже комбинировать задачи, ранее решаемые отдельными модулями и устройствами.

Одной из задач является динамическая оценка мощности, развиваемой человеком при ходьбе. Данный параметр играет очень важную роль при наблюдении пациентов с заболеваниями сердечно-сосудистой системы, и позволяет определять нагрузочную способность сердечно-сосудистой системы.

Основной проблемой при измерении мощности, развиваемой человеком, является сам метод получения информации о характере и параметрах движения человека. Можно выделить следующие методы:

- измерение ускорения, развиваемого человеком при помощи системы инерциальных датчиков;
- определение скорости по средствам системы GPS;
- измерение скорости ходьбы с использованием «шагомера».

*Измерение ускорения, развиваемого человеком при помощи системы инерциальных датчиков.*

Данный метод основан на измерении динамического ускорения инерциальной измерительной системы, при условии, что система была откалибрована и начинала движение из состояния покоя. Стоит отметить принцип работы данного метода и связанные с ним сложности.

Инерциальная измерительная система представляет собой совокупность трех ортогонально направленных акселерометров и трех, сонаправленных им, гироскопов, которые позволяют отслеживать смещение измерительных осей инерциальной системы для правильного позиционирования вектора перемещения. Смысл сказанного графически отображен на рис. 1.

На рис. 1,а показано, как меняются проекции вектора ускорения  $\overline{OP}$  при повороте осей  $XOY$  в  $X'OY'$ , при этом переход от системы координат  $XOY$ , к системе координат  $X'OY'$  описывается формулами: