

РАСПОЗНАВАНИЕ ВХОДНЫХ РАДИОСИГНАЛОВ ПО НЕЛИНЕЙНОМУ ОТКЛИКУ АКУСТООПТИЧЕСКОГО СПЕКТРОАНАЛИЗАТОРА

д.т.н., проф. А.И. Стрелков, к.т.н. Г.Г. Писарёнок, В.В. Карнаух

Статья посвящена учету нелинейности акустооптического преобразования по мощности принимаемого радиосигнала. Предложен алгоритм учета нелинейности, основанный на методах распознавания сигналов с использованием обучающей выборки.

Акустооптические спектроанализаторы, реализующие возможность проведения параллельной обработки сигналов в широкой полосе частот и практически в реальном масштабе времени, а также выполняющие роль измерителей частоты, широко используются в современных радиотехнических системах. Такой спектроанализатор является аналогом многоканального приемника, в котором частотное разделение каналов основано на принципах акустооптического взаимодействия.

Известно, что характеристики обнаружения радиоканала определяются энергией сигнала [1]. В известной литературе акустооптический спектроанализатор считают линейной системой [2]. Это утверждение основано на том, что составные части акустооптического спектроанализатора, такие как линзы, зеркала, оптические фильтры, модуляторы, слой пространства, диафрагмы и др. являются линейными, инвариантными относительно сдвигов в координатной и частотной областях соответственно и характеризуются либо коэффициентом передачи, либо коэффициентом пропускания.

Практическое использование акустооптических анализаторов спектра в радиотехнических системах подтверждает это положение при обнаружении сигналов малой энергии.

При этом отклик на выходе анализатора соответствует сигналу на входе и однозначно характеризует частоту входного сигнала (т.е. каждой частоте входного сигнала соответствует одна ячейка фотоприемника на приборах с зарядовой связью).

В случае превышения энергией радиосигнала определенного порога на выходе спектроанализатора формируется сложный сигнал, по которому трудно определить частоту входного радиосигнала. Это, возможно, обусловлено нелинейным характером зависимости передаточной функции радиоканала и оптических элементов от мощности принимаемого радиосигнала.

В существующих спектроанализаторах не реализованы методы обработки сигналов, позволяющие учесть нелинейный характер акустооптического преобразования.

Возможны следующие подходы к решению этой задачи. Первый из них предполагает строгое математическое описание прохождения сигнала большой мощности через все элементы радиотехнической системы. Данный подход позволяет создать оптимальные алгоритмы однозначного определения частоты радиосигнала большой мощности по сложному отклику акустооптического анализатора спектра. Этот подход очень громоздок и трудоемок в реализации, поэтому он далее не рассматривается.

В качестве альтернативы аналитическому подходу можно предложить подход, основанный на методах распознавания сигналов с использованием обучающей выборки [3 – 5]. Суть данного подхода состоит в следующем.

Будем полагать, что на вход системы поступают монохроматические сигналы. С помощью радиоканала измеряются длительность импульса, период повторения импульсов и другие параметры, кроме частоты. Полагаем, что на вход акустооптического спектроанализатора поступает сигнал постоянной частоты, однако в случае большой энергии сигнала на выходе может быть совокупность импульсов разных частот (рис. 1).

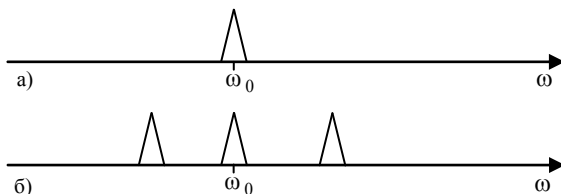


Рис. 1. Сигнал на входе (а) и на выходе (б) спектроанализатора

При изменении энергии меняется количество импульсов и их расположение на оси частот. Таким образом, для распознавания предъявляется совокупность импульсов, которую можно записать в виде вектора $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T$, где x_i – частота i -го импульса. Будем считать, что в зависимости от величины входного сигнала n может изменяться от 1 до N , где N – количество разрешаемых дискрет по частоте. Поскольку о распределении вектора \mathbf{x} информации нет, целесообразно получить эту информацию на этапе обучения, целью которого является построение эталонных описаний выходных совокупностей сигналов (векторов \mathbf{x}) в зависимости от двух параметров входных сигналов – интенсивности (I) и частоты (ω), которые представим вектором $\mathbf{B} = (I, \omega)^T$. Будем также считать, что количество разрешаемых дискрет по интенсивности равно M . Таким образом, параметрическое пространство векторов входных сиг-

налов имеет размерность $K = M \cdot N$. В общем случае, при входном воздействии B_j , $j = 1, \dots, K$, плотность распределения выходных параметров запишем в виде $p(\mathbf{x}, n/B_j)$. В условиях априорной неопределенности вопрос о том, каково распределение вектора \mathbf{x} , не столь важен. На первых этапах исследования достаточно, если предположение о нормальности не противоречит наблюдениям и способам измерений. Следовательно, примем, что указанное распределение нормально и имеет вид

$$p(\mathbf{x}, n/B_j) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} (\det \mathbf{R})^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \cdot (\mathbf{x} - \mathbf{a}_j)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{a}_j) \right], \quad (1)$$

где $\mathbf{a} = m_j \{x\}$ – вектор математических ожиданий компонент x_i , $i = \overline{1, n}$; \mathbf{R}^{-1} – квадратная матрица из $n \times n$ строк и столбцов, обратная матрице \mathbf{R} с элементами $R_{ij} = m_j [(x_i - a_i)(x_i - a_i)^T]$, $i, j = \overline{1, n}$, $\det \mathbf{R}$ – определитель \mathbf{R} .

Тогда построение эталонных описаний векторов \mathbf{x} сводится к такой процедуре. Имеется K классов входных воздействий. Для каждого из классов путем m -кратной подачи на вход соответствующего сигнала с параметрами B_j по выходным сигналам вычисляется выборочный вектор средних

$$\hat{a}_j = \left(\frac{1}{m} \right) \sum_{i=1}^m x_i^{(j)}, \quad x_i^T = (x_{i1}, \dots, x_{in}) \quad (2)$$

и выборочная корреляционная матрица

$$\hat{R}_j = \left(\frac{1}{m} \right) \sum_{i=1}^m (x_i^{(j)} - \hat{a}_j) (x_i^{(j)} - \hat{a}_j)^T, \quad (3)$$

которые являются оценками правдоподобия (\wedge – знак оценивания) вектора средних a_j и корреляционной матрицы R_j рассматриваемой нормальной совокупности.

Выборочные вектор средних (2) и корреляционная матрица (3) являются состоятельными оценками, кроме того (2) несмещенная оценка, тогда как оценка (3) смещенная. Несмещенная оценка корреляционной матрицы получается умножением (3) на $m/(m-1)$. Таким образом, этап обучения заключается в вычислении для каждого из классов вектора средних \hat{a}_j и корреляционной матрицы \hat{R}_j .

Теперь можно перейти к формулировке задачи распознавания, которая при описанных выше условиях относится к типу задач параметрического распознавания на случай многих классов (альтернатив). Задача формулируется следующим образом. Пусть имеется K классов входных сигналов и

каждый класс описывается, как это установлено в ходе обучения, n_j -мерным нормальным распределением $N(\mathbf{x}, n_j; \hat{\mathbf{a}}_j, \hat{R}_j)$, $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_{n_j})^T$.

Дана контрольная выборка $x_p = (x_1, \dots, x_p)^T$, принадлежащая к одному из классов. Требуется определить, к какому классу она принадлежит.

На основе общих принципов построения решающего правила в многоальтернативных задачах его можно записать в следующем виде: контрольная выборка $x_p = (x_1, \dots, x_p)^T$ принадлежит классу l , $1 \leq l \leq K$, для которого функция правдоподобия $\omega_p(l)$ максимальна:

$$\omega_p(l) = \max \{ \omega_p(k) \}, \quad 1 \leq k \leq K, \quad (4)$$

где $\omega_p(k) = (2\pi)^{-\frac{p}{2}} (\det \hat{R}_k)^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\left(\frac{1}{2}\right) (x_p - \hat{\mathbf{a}}_k)^T \hat{R}_k^{-1} (x_p - \hat{\mathbf{a}}_k) \right]$ – плотность вероятности p -мерного нормального закона.

Отметим, что в нашем случае сравнению подлежат лишь классы, имеющие p -мерную размерность векторов выходных сигналов. В развернутой записи правило (4) означает, что решение о наличии сигнала класса l принимается в том случае, когда одновременно выполняются L неравенств

$$\omega_p(l) \geq \omega_p(k), \quad k = 1, 2, \dots, l-1, l+1, \dots, L,$$

где L – количество классов, имеющих p -мерную размерность.

Переходя к логарифмам функций правдоподобия $Q_{pl} = \omega_p(l)$, запишем решающее правило в виде: $x_p \in l$, если выполнены условия:

$$\begin{aligned} Q_{pl} - Q_{pk} &= \ln \omega_p(l) - \ln \omega_p(k) = \\ &= \left(\frac{1}{2}\right) \left[(x_p - \hat{\mathbf{a}}_l)^T \hat{R}_l^{-1} (x_p - \hat{\mathbf{a}}_l) - (x_p - \hat{\mathbf{a}}_k)^T \hat{R}_k^{-1} (x_p - \hat{\mathbf{a}}_k) + \right. \\ &\quad \left. + \left(\frac{n}{2}\right) \cdot \ln \left(\frac{\det \hat{R}_k}{\det \hat{R}_l} \right) \right] > 0. \end{aligned}$$

Реализация данного правила возможна различными известными методами оптимизации (линейного программирования, применением нейронных сетей и т.п.) и не является предметом анализа статьи. Кратко остановимся на характеристиках достоверности принимаемых решений.

Определение вероятностей ошибочных решений в многоальтернативном случае является трудоемкой и довольно громоздкой задачей [1]. Отметим, что в случае полного априорного знания при $K = 2$ (двухальтернативный случай) вероятности ошибок первого и второго рода (α и

β соответственно) могут быть рассчитаны аналитически с использованием табулированных функций. В этом смысле вероятности α_l и β_l , $l = 1, 2, \dots, K$, можно считать обобщениями вероятностей α и β на многоальтернативный случай. Их можно истолковать как вероятности парных ошибок первого и второго рода для изолированной пары классов. Заметим, что значения вероятностей парных ошибок α_{kl} и β_{kl} , $k = 1, 2, \dots, K$, невозможно использовать для вычисления α_l и β_l в силу зависимости событий, означающих принятие ошибочных решений. Однако вероятности парных ошибок для самых неблагоприятных классов (в смысле их распознавания) могут служить в качестве приближенной оценки вероятностей α_l и β_l .

Для иллюстрации рассмотрим задачу распознавания принадлежности выборки $\mathbf{x}_2 = (x_1, x_2)^T$ к одной из двумерных нормальных совокупностей с общей корреляционной матрицей $\hat{\mathbf{R}}$ и векторами оценок средних $\hat{\mathbf{a}}_1$, $\hat{\mathbf{a}}_2$. Полагаем, что векторы $\hat{\mathbf{a}}_1$, $\hat{\mathbf{a}}_2$ и матрица $\hat{\mathbf{R}}$ получены на достаточно большой обучающей выборке.

Наблюденная выборка $\mathbf{x}_2 = (x_1, x_2)^T$ относится к классу 2, если $(1/2)(\hat{\mathbf{a}}_2 - \hat{\mathbf{a}}_1)^T \hat{\mathbf{R}}^{-1} [2(\mathbf{x}_2 - \hat{\mathbf{a}}_1 - \hat{\mathbf{a}}_2)] \geq c$, и к классу 1, если выполняется противоположное неравенство; c – выбранный порог. Величина порога определяется критерием принятия решения. Например, для критерия максимального правдоподобия $c = 0$.

В асимптотическом случае неограниченно возрастающих объемов, обучающих выборок вероятности ошибочных решений определяются формулами [1]:

$$\alpha = 1 - F \left[\left(k + d/2 \right) \sqrt{d} \right] ; \quad \beta = 1 - F \left[\left(k - d/2 \right) \sqrt{d} \right] ,$$

где $F(z) = \left(1/\sqrt{2\pi} \right) \int_{-\infty}^z \exp \left[- \left(x^2/2 \right) \right] dx$ – табулированный интеграл вероятности;

$d = (\hat{\mathbf{a}}_2 - \hat{\mathbf{a}}_1)^T \hat{\mathbf{R}}^{-1} (\hat{\mathbf{a}}_2 - \hat{\mathbf{a}}_1)$ – расстояние Махаланобиса.

Достоверность принимаемых решений (вероятности правильных решений) о принадлежности контрольной выборки к классам 1 и 2 определяется соответствующими вероятностями $P_1 = 1 - \alpha$ и $P_2 = 1 - \beta$. В случае выбранного нами критерия максимального правдоподобия $\alpha = \beta$ и $P_1 = P_2 = P = F \left(\sqrt{d}/2 \right)$. Зависимости P и α от d приведены на рис. 2.

Из анализа графика вытекает, что вероятность правильного распо-

знания возрастает с увеличением величины d , которую можно трактовать как взвешенное ошибками измерения расстояние между классами.

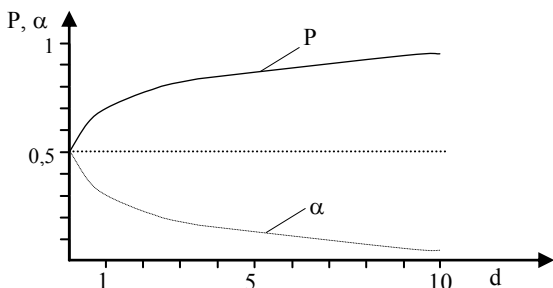


Рис. 2. Зависимости P и α от d

имеющие наименьшее средневзвешенное расстояние между собой. По этому расстоянию с использованием рис. 2 находятся оценки вероятностных характеристик алгоритма. Если они не удовлетворяют заданным, то можно попытаться их улучшить путем накопления и статистической обработки принятых реализаций сигналов (пачек сигналов).

Отметим, что поведение вероятности α является зеркальным отражением поведения P .

Таким образом, для построения алгоритма распознавания необходимо по обучающим выборкам определить характеристики классов по соотношениям (2) и (3). Далее находятся два класса,

ЛИТЕРАТУРА

1. Ширман Я.Д., Манжос В.Н. Теория и техника обработки радиолокационной информации на фоне помех. – М.: Радио и связь, 1981. – 416 с.
2. Оптическая обработка радиосигналов в реальном времени / О.Б. Гусев, С.В. Кулаков, Б.П. Разживин, Д.В. Тигин; Под ред. С.В. Кулакова. – М.: Радио и связь, 1989. – 136 с.
3. Фомин Я.А., Гарловский Г.Р. Статистическая теория распознавания образов. – М.: Радио и связь, 1986. – 263 с.
4. Патрик Э. Основы теории распознавания образов. – М.: Сов. радио, 1980. – 408 с.
5. Райзин Д. Классификация и кластер / Пер. с англ. – М.: Мир, 1980. – 389 с.

Поступила 29.11.2002

СТРЕЛКОВ Александр Иванович, доктор техн. наук, профессор, главный научный сотрудник научного центра при ХВУ. В 1965 году окончил ВИРТА ПВО. Области научных интересов – квантовая электроника, прикладная оптика, оптико-электронные средства в статистической обработке оптических сигналов.

ПИСАРЁНОК Георгий Георгиевич, канд. техн. наук, доцент, профессор кафедры ХВУ. Область научных интересов – квантовая электроника, статистическая обработка радио- и оптических сигналов.

КАРНАУХ Валерий Всеволодович, начальник НИО СКБ “ТОПАЗ” (г. Донецк). В 1975 году окончил ХАИ. Область научных интересов – статистическая обработка радио- и оптических сигналов в РТС.