

РАСПОЗНАВАНИЕ СЛУЧАЙНЫХ СИГНАЛОВ ПО ПАРАМЕТРАМ ИХ АВТОРЕГРЕССИОННОЙ МОДЕЛИ

Рассматриваются алгоритмы распознавания случайных сигналов на основе авторегрессионной модели, когда в качестве информативных признаков используются коэффициенты отражения соответствующего решетчатого фильтра. Алгоритмы распознавания исследованы методом статистического моделирования на выборках сигналов с различным видом корреляционной функции.

При решении ряда прикладных задач для описания сигналов удобно использовать авторегрессионную (АР) модель. Известно, что параметры АР модели содержат информацию о сигналах, для которых она построена. Поэтому они могут служить информативными признаками при их распознавании [1-3]. Рассмотрим алгоритмы распознавания случайных сигналов, когда в качестве информативных признаков сигналов выбираются коэффициенты отражения решетчатых фильтров (РФ), определяемых АР моделью.

1. Постановка задачи

Пусть распознаванию подлежит M случайных сигналов $X^i(t)$, $i = \overline{1, M}$, определяемых на конечном интервале времени $(0, T)$ совокупностью равноотстоящих отсчетов сигналов X_l , $l = \overline{1, L}$. Заданы вероятности предъявления сигналов P_i , причем $\sum_{i=1}^M P_i = 1$. Сигналы различаются на уровне корреляционных функций, которые априори неизвестны, однако может быть получена классифицированная обучающая выборка сигналов $\{X_{lr}^i, l = \overline{1, L}, r = \overline{1, n_i}, i = \overline{1, M}\}$.

При значительной размерности представления сигналов L , конечном объеме обучающей выборки n_i и ограниченности вычислительных ресурсов алгоритмы распознавания, определяемые байесовским классификатором, практически нереализуемы. Поэтому в задачах распознавания образов вводится этап сокращения размерности описания сигналов путем выбора небольшого числа информативных признаков.

Рассмотрим особенности выбора информативных признаков и построения решающих правил, определяющих алгоритмы распознавания сигналов при их описании в рамках авторегрессионной модели.

2. Особенности авторегрессионной модели и выбора информативных признаков сигналов

Авторегрессионная модель случайного сигнала описывается соотношением [1]

$$X_j^i = \sum_{l=1}^p \phi_l^i X_{j-l}^i + \sigma_a^i a_j, j = \overline{1, L}, \quad (1)$$

где ϕ_l^i , $l = \overline{1, p}$ – коэффициенты АР i -го сигнала; a_j – независимые случайные величины с нулевым математическим ожиданием и единичной дисперсией; p – порядок АР модели; $(\sigma_a^i)^2$ – дисперсия ошибки предсказания.

Первое слагаемое в (1) называется предсказанием или оценкой j -го отсчета сигнала, а величина $\sigma_j^i a_j = (X_j^i - \sum_{l=1}^p \phi_l^i X_{j-l}^i)$ – ошибкой предсказания j -го отсчета сигнала при использовании АР модели p – порядка.

Из (1) видно, что АР процесс является частным случаем линейного случайного процесса с дискретным временем, формируемым на выходе линейного АР фильтра при порождающем процессе в виде дискретного гауссовского белого шума с нулевым математическим ожиданием и дисперсией $(\sigma_a^i)^2$. Отсчеты АР процесса получаются путем взвешенного суммирования p предыдущих отсчетов процесса с добавлением отсчетов белого шума. Взвешивающие коэффициенты АР фильтра равны АР коэффициентам, а число звеньев фильтра – порядку АР модели.

Поиски эффективных алгоритмов вычисления АР коэффициентов привели к применению решетчатых фильтров (РФ) [4]. Параметры РФ являются коэффициентами отражения, которые однозначно связаны с АР коэффициентами. Число звеньев РФ равно порядку АР модели.

При использовании РФ сигналы представляются моделью, аналогичной АР модели:

$$X_l^i = -\sum_{j=1}^p K_l^j d_{j-1}^{l-1} + \sigma_j^i a_j, \quad (2)$$

где d_{j-1}^{l-1} – ошибка обратного предсказания в l -м звене РФ; K_l^j – коэффициенты отражения РФ.

Отличие моделей (1) и (2) состоит в том, что модель (2) использует регрессию на предыдущие ошибки обратного предсказания. При этом коэффициентами регрессии являются коэффициенты отражения РФ.

Несмотря на то, что в основе АР фильтров и РФ лежит одна и та же вероятностная модель, между ними существует ряд различий, существенных с практической точки зрения. В частности, РФ менее чувствительны к шуму округления при их реализации средствами вычислительной техники, на качество работы РФ менее влияют погрешности квантования по сравнению с АР фильтрами.

Из анализа особенностей АР модели следует, что в качестве информативных признаков распознаваемых сигналов могут быть выбраны p коэффициентов авторегрессии либо коэффициентов отражения. При заданном виде порождающего процесса эти параметры наряду с дисперсией ошибки предсказания полностью определяют АР модели распознаваемых сигналов. В силу того, что для многих прикладных задач порядок АР модели распознаваемых сигналов является небольшим, выбор таких информативных признаков позволяет существенно сократить размерность описания сигналов ($p \ll L$), которая используется в решающих правилах распознавания.

Получение значений таких признаков сводится к нахождению оценок АР коэффициентов (либо коэффициентов отражения). Для этого следует оценить корреляционную функцию по наблюдаемой реализации сигнала и определить параметры АР модели известными процедурами, в частности, либо из уравнения Юла-Уокера [1], либо согласно алгоритму Левинсона-Дарбина [4]. При ограниченной длительности реализации сигнала полученные оценки коэффициентов отражения являются случайными величинами.

3. Построение решающих правил

Остановимся на выборе решающих правил распознавания для случая использования в качестве информативных признаков сигналов вектора коэффициентов отражения $\hat{\mathbf{K}}^p$, определяемых моделью (2).

Будем полагать, что оценки коэффициентов отражения РФ имеют гауссовское распределение и описываются p -мерной плотностью вероятности

$$W\left(\hat{\mathbf{K}}^p / \hat{\mathbf{m}}_i, Q_i\right) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^p \frac{1}{\sqrt{|Q_i|}^p} e^{\left[-\frac{1}{2}\left(\hat{\mathbf{K}}^p - \hat{\mathbf{m}}_i\right)^T Q_i^{-1} \left(\hat{\mathbf{K}}^p - \hat{\mathbf{m}}_i\right)\right]}, \quad (3)$$

где $\hat{m}_i, Q_i$ – математическое ожидание и матрица корреляционных моментов оценок коэффициентов отражения i -го сигнала, которые вычисляются по n_i реализациям обучающей выборки согласно выражениям:

$$\hat{m}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} \hat{K}_l^i, Q_i = \frac{1}{(n_i - 1)} \sum_{j=1}^{n_i} \left(\hat{K}_i^j - \hat{m}_i \right) \left(\hat{K}_i^j - \hat{m}_i \right)^T.$$

Асимптотически оптимальное в смысле минимума средней вероятности ошибок распознавания решающее правило в пространстве выбранных информативных признаков имеет вид

$$P_i W \left(\hat{K}/i \right) \geq P_h W \left(\hat{K}/h \right), h = \overline{1, M}, h \neq i.$$

С учётом (3) это решающее правило можно записать следующим образом:

$$\left(\hat{K} - \hat{m}_i \right)^T Q_i^{-1} \left(\hat{K} - \hat{m}_i \right) - \lambda_i \leq \left(\hat{K} - \hat{m}_h \right)^T Q_h^{-1} \left(\hat{K} - \hat{m}_h \right) - \lambda_h, h = \overline{1, M}, h \neq i, \quad (4)$$

здесь $\lambda_i = \ln \left[(Q_i)_2^{-1} / P_i \right]$.

Без учета взаимной корреляции коэффициентов отражения решающее правило (4) упрощается и принимает вид

$$\sum_{j=1}^P \left(\frac{\hat{K}^j - m_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \leq \sum_{j=1}^P \left(\frac{\hat{K}^j - m_h^j}{\sigma_h^j} \right)^2, h = \overline{1, M}, h \neq i, \quad (5)$$

где $(\sigma_i^j)^2$ – дисперсия оценки j -го коэффициента отражения, найденная по обучающей выборке для i -го сигнала.

Рассмотренные информативные признаки и решающие правила определяют достаточно простые алгоритмы распознавания, которые могут работать даже при значительной размерности исходного представления сигналов. В режиме обучения для каждой реализации обучающей выборки сигналов известными процедурами находятся оценки коэффициентов отражения РФ и по ним вычисляются параметры выбранного решающего правила (средние векторы, обратные корреляционные матрицы, дисперсии оценок коэффициентов отражения). На этапе распознавания для предъявленной реализации сигнала вычисляются оценки коэффициентов отражения и с применением решающего правила (4) либо (5) выносится решение о принадлежности сигнала к одному из M распознаваемых сигналов.

4. Экспериментальные исследования алгоритмов распознавания сигналов

Исследования алгоритмов проводились методом статистического моделирования на выборках 3-х сигналов с различным видом корреляционной функции. Выборки сигналов получены с помощью программного генератора, основанного на АР модели реальных сигналов [5]. Сформированы обучающие и контрольные выборки по 100 реализаций для каждого сигнала. По обучающим выборкам

Таблица 1 оценивались параметры решающего правила, а также контрольные выборки использовались для оценивания качества распознавания сигналов.

i	m_i^j			
	$j = 1$	$j = 2$	$j = 3$	$j = 4$
1	0.999	-0.976	-0.221	-0.035
2	0.998	-0.829	-0.205	-0.178
3	0.997	-0.207	-0.183	-0.135

В табл. 1 приведены математические ожидания оценок m_i^j для первых 4-х коэффициентов отражения $\hat{K}_i^j$, ко-

которые вычислены по реализациям обучающих выборок сигналов. Отличие коэффициентов отражения для разных сигналов позволяет судить о том, что они могут служить информативными признаками при их распознавании.

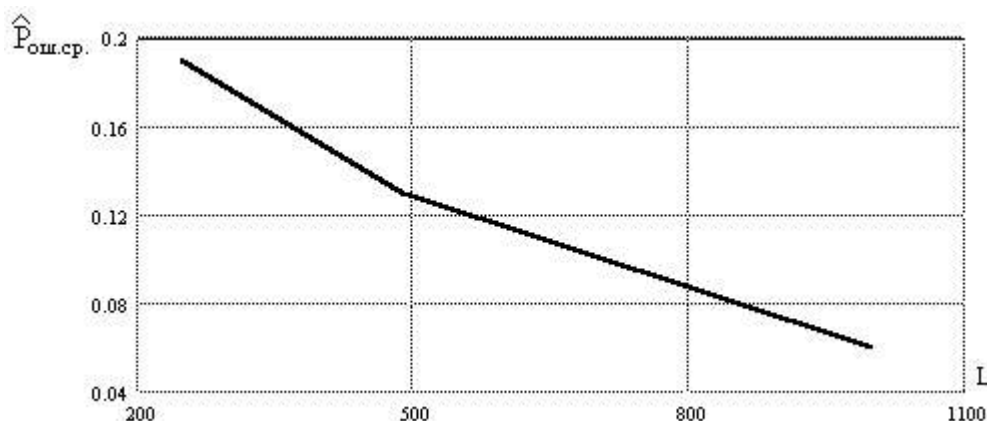
Качество распознавания сигналов оценивалось средней вероятностью ошибки распознавания $P_{ош.ср.}$, которая получалась на контрольных выборках реализаций методом статистических испытаний.

Как показали исследования, учет корреляционных связей оценок коэффициентов отражения РФ в малой степени сказывается на качестве распознавания выбранных сигналов. Поэтому в основном проводились исследования алгоритма распознавания на основе более простого решающего правила (5). В табл. 2 приведены результаты распознавания с использованием 2-х и 4-х коэффициентов отражения при различной длительности реализаций сигналов L , которые предъявлялись на распознавание. Видно, что качество распознавания по двум коэффициентам отражения существенно выше, чем по четырем. Это свидетельствует о том, что порядок АР модели распознаваемых сигналов p меньше четырех. При этом последние коэффициенты отражения АР модели четвертого порядка являются мало информативными, поскольку для них дисперсии оценок гораздо выше, чем для первых двух коэффициентов отражения. Поэтому их учет в решающем правиле лишь ухудшает качество распознавания сигналов.

Таблица 2

L	p	$P_{ош.ср.}$
1024	2	0,058
	4	0,597
512	2	0,133
	4	0,6

На рисунке приведена зависимость средней вероятности ошибки распознавания от длительности реализаций сигналов L , по которым оценивались коэффициенты отражения на этапе распознавания. При этом длина реализаций обучающих выборок сигналов составляла $L=1024$. Распознавание производилось по двум коэффициентам отражения ($p=2$). Как следует из графика, длительность предъявляемых реализаций сигналов существенно влияет на качество их распознавания.



Выводы

Показано, что при распознавании случайных сигналов в качестве информативных признаков могут служить коэффициенты отражения РФ, построенного на основе АР модели. Рассмотрены особенности построения признаков и решающих правил, которые определяют достаточно простые алгоритмы распознавания, работающие при больших размерностях исходного представления сигналов. Проведены исследования алгоритмов распознавания, подтверждающие возможность получения приемлемого качества распознавания сигналов при небольшом числе информативных признаков. Предложенные алгоритмы распознавания могут быть использованы при решении прикладных задач распознавания сигналов в области радиолокации, медицинской и технической диагностики, распознавании речи.

Список литературы: 1. Бокс Дж., Дженинкс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. М.: Мир, 1974. 406 с. 2. Шпилевский Э.К. Принципы динамической классификации стохастических процессов и систем // Статистические проблемы управления. Вып. 28. Вильнюс: ИМ Лит. АН, 1978. 139 с. 3. Кравченко Н.И., Безрук В.М., Тихонов В.А. Распознавание случайных сигналов в рамках авторегрессионной модели // Вероятностные модели случайных сигналов и полей. К.: УМК ВО, 1991, с. 138-142. 4. Адаптивные фильтры / Под ред. Ф. Н. Коузана и П. М. Гранта. М.: Мир, 1988. 392 с. 5. Тихонов В.А., Тихонов Д.В. Авторегрессионное моделирование радиолокационных объектов // Сборник научных трудов. Вып. 4(26). Харьков: ХВУ, 1999. С. 27-29.

Поступила в редколлегию 24.01.2001

Безрук Валерий Михайлович, канд. техн. наук, старший научный сотрудник, доцент кафедры сетей связи ХТУРЭ. Научные интересы: моделирование и многокритериальная оптимизация систем распознавания сигналов. Увлечения и хобби: туризм, чтение литературы. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-94-26.

Тихонов Вячеслав Анатольевич, канд. техн. наук, доцент кафедры радиоэлектронных систем ХТУРЭ. Научные интересы: обработка сигналов в радиотехнических системах. Увлечение и хобби: активный отдых. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-95-87.

Тихонов Дмитрий Вячеславович, студент ХТУРЭ. Научные интересы: распознавание образов. Увлечение и хобби: активный отдых. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-95-87.

УДК 681.501

В.А. КАЛОША, Е.С. ПЫЖОВА, С.Г. УДОВЕНКО

РОБАСТНЫЕ РЕГУЛЯТОРЫ ДЛЯ МНОГОСВЯЗНЫХ ПРОЦЕССОВ СО СТРУКТУРНЫМИ ВОЗМУЩЕНИЯМИ

Рассматривается подход к определению управляющих воздействий для децентрализованной системы цифрового управления, обеспечивающих робастность замкнутого контура при нарушении взаимосвязей между отдельными подсистемами. Предлагается алгоритм выбора субоптимальной стратегии робастного управления для многостадийных технологических процессов.

В настоящее время большое внимание уделяется децентрализованному управлению многосвязными системами и разработке эффективных методов их проектирования. Одной из важнейших проблем для децентрализованных систем является обеспечение устойчивости при структурных возмущениях, обусловленных прерыванием некоторых связей между подсистемами.

Будем называть многосвязную систему робастной по отношению к структурным возмущениям, если она остается устойчивой при всех возможных нарушениях структуры взаимодействий подсистем.

Рассмотрим алгоритм, позволяющий синтезировать управляющие воздействия, при которых децентрализованная система будет оставаться робастной в случае возникновения структурных возмущений.

Пусть динамика каждой подсистемы описывается дискретными уравнениями вида

$$x_i(k+1) = A_i x_i(k) + B_i u_i(k) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \beta_{ij} A_{ij} x_j(k), \quad i = \overline{1, N}, \quad (1)$$

где $x_i(\cdot)$ – вектор переменных состояния i -й подсистемы; A_i, B_i – матрицы параметров i -й подсистемы; A_{ij} – матрица взаимодействий подсистем; $\beta_{ij} \in [0,1]$ – коэффициенты, задающие характер возможных структурных возмущений; N – количество подсистем.