

$$j_1(d_1) + 0 + j_3(d_3) + \dots + j_n(d_n) = \\ = 0 + j_2(d_2^1) + j_3(d_3) + \dots + j_n(d_n).$$

Величины, зависящие от d_3, \dots, d_n , взаимно уничтожаются и остается не зависящее от них равенство

$$j_1(d_1^1) = j_2(d_2^1), \quad (39)$$

что и требовалось показать.

3. Табулирование функции j_1 .

3.1. Определение величины d_1^2 , такой что

$$j_1(d_1^2) = 2j_1(d_1^1). \quad (40)$$

Для этого достаточно воспользоваться условием

$$E_1((d_1^1, d_2^1, d_3, \dots, d_n), (d_1^2, d_2^0, d_3, \dots, d_n)) = 1. \quad (41)$$

Действительно, используя равенства (21), (35) и условие $a_i = 1$ или $a_i = 0$, $i = \overline{1, n}$, получаем: $j_1(d_1^1) + j_2(d_2^1) = j_1(d_1^2)$. Вместе с равенством (36) это дает требуемое соотношение (40).

3.2. Определение величины d_1^3 , такой что

$$j_1(d_1^3) = 3j_1(d_1^1). \quad (42)$$

Для этого следует воспользоваться условием

$$E_1((d_1^2, d_2^1, d_3, \dots, d_n), (d_1^3, d_2^0, d_3, \dots, d_n)) = 1. \quad (43)$$

Доказательство аналогично предыдущему.

Табулирование продолжается до тех пор, пока не будет пройден весь интересующий нас диапазон, т. е. до шага $3.N$, когда

$$d_1^N \geq d_1^{p^+}, d_1^{N-1} \geq d_1^{p^+}, \dots \quad (44)$$

4. Табулирование функций j_i , $i = \overline{2, n}$, таких что $a_i = 0$. Для определения величины d_i^k , такой что

$$j_i(d_i^k) = kh, \quad (45)$$

следует воспользоваться условием

$$E_1((d_1^k, d_2, \dots, d_{i-1}, d_i^0, d_{i+1}, \dots, d_n), \\ (d_1^0, d_2, \dots, d_{i-1}, d_i^k, d_{i+1}, \dots, d_n)) = 1, \quad (46)$$

$i = \overline{2, n}$, $k = \overline{1, N}$.

Доказательство такое же, как и в п. 3.1. Если $a_i = 0$, то значения d_i и j_i не влияют на предикаты E_1 и E . Общая таблица табулирования

Теперь, имея результаты табулирования, можно проверить выполнение условий (21) и (22). Если предикат E обладает свойствами m -мерного линейного предиката, то эти условия выполняются. Условие (23) также можно проверить только после табулирования, используя известные предикаты E_1 и E . На практике достаточно найти хотя бы один m -мерный базис предиката E .

Литература: 1. Шабанов-Кушнаренко С.Ю. Компараторная идентификация многомерной количественной оценки. Киев: Деп. В ГНТБ Украины 13.12.94. №2384. 230 с.

Поступила в редколлегию 20.04.2000

Левагина Светлана Игоревна, аспирантка кафедры ПО ЭВМ ХТУ-РЭ. Научные интересы: математическое моделирование механизмов социально-экономических оценок человека. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина 14, тел. 40-94-46.

Шабанов-Кушнаренко Сергей Юрьевич, д-р техн. наук, ведущий научный сотрудник кафедры ПО ЭВМ ХТУРЭ. Научные интересы: идентификация механизмов интеллекта человека. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина 14, тел. 40-94-46.

УДК 519.237.8

В.М. БЕЗРУК, Н.П. КОВАЛЕНКО

СИНТЕЗ И АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ГАУССОВСКИХ СЛУЧАЙНЫХ СИГНАЛОВ ПРИ НАЛИЧИИ КЛАССА НЕИЗВЕСТНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ АВТОРЕГРЕССИОННОЙ МОДЕЛИ

Предлагается алгоритм распознавания гауссовских случайных сигналов при наличии класса неизвестных сигналов. Приводятся результаты исследований рабочих характеристик алгоритма методом статистического моделирования с учетом совокупности показателей качества распознавания сигналов и быстродействия.

Структура алгоритмов распознавания сигналов определяется вероятностной моделью, выбранной для их описания [1]. Во многих практических задачах для описания реальных сигналов используются модели в виде авторегрессионных (АР) процессов, которые являются частным случаем линейных случайных процессов [1, 2]. Известны разные алгоритмы распознавания сигналов, полученные в рамках АР моделей [3, 4, 5]. В этих алгоритмах полагается, что число проверяемых гипотез равно числу распознаваемых сигналов. Однако в ряде реальных задач возникают ситуации, когда наблюдаемый сигнал может не принадлежать к числу распознаваемых и должен быть отнесен к классу неизвестных сигналов. Это нетрадиционная задача распознавания сигналов, решение которой предложено в общем виде и конкретизировано для случая описания сигналов вероятностной моделью в виде ортогональных разложений в работах [6, 7]. В данной статье решение такой задачи приведено для случая описания сигналов в рамках АР модели. Полученный алгоритм распознавания сигналов исследован методом статистического моделирования при учете совокупности показателей качества. В результате найдены рабочие характеристики предложенного алгоритма распознавания сигналов в виде диаграмм обмена показателей качества распознавания сигналов и быстродействия.

1. Синтез алгоритмов распознавания сигналов

Будем полагать, что на распознавание предъявляются M гауссовских случайных сигналов $X^i(t), i = \overline{1, M}$, а также неизвестные сигналы из $M+1$ -го класса. Вероятности предъявления сигналов. $P_i, i = \overline{1, M+1}$, причем $\sum_{i=1}^{M+1} P_i = 1$. Сигналы представляются на конечном интервале времени $(0, T)$ последовательностью дискретных отсчетов $X^i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_L^i)$. Параметры L -мерных плотностей распределения гауссовских сигналов неизвестны, однако могут быть получены их классифицированные обучающие выборки $X_r^i, r = \overline{1, n_i}, i = \overline{1, M}$. Для неизвестных сигналов из $M+1$ -го класса получить обучающие выборки не представляется возможным.

Полагается, что распознаваемые сигналы могут быть описаны вероятностной моделью в виде АР процессов, описываемых рекуррентным уравнением [2] $x_l = a_1 x_{l-1} + a_2 x_{l-2} + \dots + a_p x_{l-p} + \sigma v_l, l = \overline{1, L}$, где x_l, σ^2 – дискретные отсчеты и дисперсия описываемого процесса; v_l – отсчеты порождающего процесса в виде белого шума с единичной дисперсией; a_p, p – параметры и порядок АР модели; L – длина последовательности.

АР модель может быть использована для описания случайных сигналов с энергетическим спектром, характеризующимся наличием ярко выраженных экстремумов, число которых достигает порядка этой модели.

Известно аналитическое выражение для многомерной плотности вероятности гауссовских авторегрессионных случайных процессов, полученное через параметры АР модели [4]:

$$W(\hat{X}^p) = \frac{1}{(2\pi)^2 \sigma^{L-p} |R_p|^{1/2}} \exp(-S(\hat{X}^p)), \quad (1)$$

где

$$S(\hat{X}^p) = (\hat{x}_p - \hat{\mu}_p)^T R_p^{-1} \sigma^2 (\hat{x}_p - \hat{\mu}_p) + \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{l=p+1}^L \left[x_l - \mu - \sum_{j=1}^p a_l(x_l - \mu) \right]^2, \\ \hat{X}_p = (x_1, \dots, x_p)^T, \quad \hat{\mu}_p = (\mu_1, \dots, \mu_p)^T, \quad (p < L),$$

μ – математическое ожидание процесса.

При этом вероятностные характеристики гауссовских АР процессов полностью определяются через соответствующие параметры выбранной модели. Для многих практических случаев порядок модели p оказывается небольшим (единицы, десятки) при больших значениях L (сотни и даже тысячи). Поэтому применение такой модели для описания распознаваемых случайных сигналов позволяет получить информативное описание малой размерности.

Общий вид алгоритма распознавания для решения поставленной нетрадиционной задачи распознавания сигналов приведен в работах [6, 7]. Он основан на построении в пространстве сигналов некоторых собственных областей сигналов, заданных своими обучающими выборками. При попадании реализации распознаваемого сигнала в эти собственные области принимается соответствующее решение о действии заданного сигнала. В противном случае принимается решение о действии неизвестного сигнала. При использовании АР модели для описания сигналов указанный алгоритм распознавания конкретизируется с учетом соответствующих выражений для плотности вероятности (1) и определяется следующими соотношениями:

$$H^i: \frac{S_k(\hat{x})}{2\sigma_k^2} \leq A_k, \quad k = \overline{1, M}, \quad (2a)$$

$$\frac{S_k(\hat{x})}{2\sigma_k^2} - \frac{S_i(\hat{x})}{2\sigma_i^2} + \ln \frac{\sigma_i^{p_i-L} |R_i^{p_i}|^{1/2}}{\sigma_k^{p_k-L} |R_k^{p_k}|^{1/2}} \geq \ln \frac{P_k}{P_i}, \quad (2b)$$

$$H^{M+1}: \frac{S_k(\hat{x})}{2\sigma_k^2} > A_k, \quad k = \overline{1, M}, \quad k \neq i. \quad (2b)$$

$$\text{Здесь } A_k = \ln \frac{(2\pi)^{\frac{L}{2}} \sigma_k^{L-p_k} |R^{p_k}|^{\frac{1}{2}} \lambda_k}{P_k}; \lambda_k - \text{некоторые пороговые значения, определяемые из условия построения собственных областей, при которых обеспечиваются заданные вероятности правильного распознавания заданных сигналов; } p_k - \text{порядок AR модели для } k\text{-го сигнала; } S_k(x) - \text{определяется выражением (1), вычисленным при подстановке параметров модели } k\text{-го сигнала.}$$

Согласно этому алгоритму распознавания решение в пользу i -го из M сигналов принимается в два этапа: при выполнении хотя бы одного из неравенств (3а), а также при выполнении системы неравенств (3б). Когда выполняются неравенства (3в), решение принимается в пользу $M+1$ -го класса неизвестных сигналов.

Во многих практических задачах, когда L значительно больше p_k , можно воспользоваться приближенным выражением для плотности вероятности. Так, если пренебречь "концевыми" эффектами в (1), можно получить более простой с точки зрения реализационных затрат алгоритм принятия решений:

$$H^i: K_k(x) \leq A_k, \quad k = \overline{1, M}, \quad (3a)$$

$$K_k(x) - K_i(x) + \ln \frac{\sigma_i^{L-p_i}}{\sigma_k^{L-p_k}} \geq \ln \frac{P_k}{P_i}, \quad (3б)$$

$$H^{M+1}: K_k(x) > A_k, \quad k = \overline{1, M}. \quad (3в)$$

$$\text{Здесь } K_k(x) = \frac{1}{2\sigma_k^2} \cdot \sum_{l=p+1}^L \left[x_l - \mu_k - \sum_{j=1}^{p_k} a_j^k (x_{l-j} - \mu_k) \right]^2, \quad A_k = \ln \frac{(2\pi)^{\frac{L}{2}} \sigma_k^{L-p_k} \lambda_k}{P_k}.$$

В этих алгоритмах полагается, что параметры AR моделей для M распознаваемых сигналов заданы. При неизвестных параметрах моделей можно получить их оценки хорошо развитыми методами, в частности, методом Юла-Уокера [2], используя классифицированные обучающие выборки сигналов.

2. Анализ рабочих характеристик алгоритмов распознавания

Алгоритмы распознавания сигналов характеризуются совокупностью показателей качества, как правило, имеющих антагонистический характер. Поэтому потенциально достижимые характеристики алгоритмов могут быть представлены в виде многомерных диаграмм обмена (МДО), которые являются рабочими характеристиками алгоритмов [8]. МДО – это потенциально достижимые значения одного из показателей качества при фиксированных, но произвольных значениях других показателей.

В силу сложности рассматриваемой задачи распознавания сигналов оценить рабочие характеристики аналитическими методами не пред-

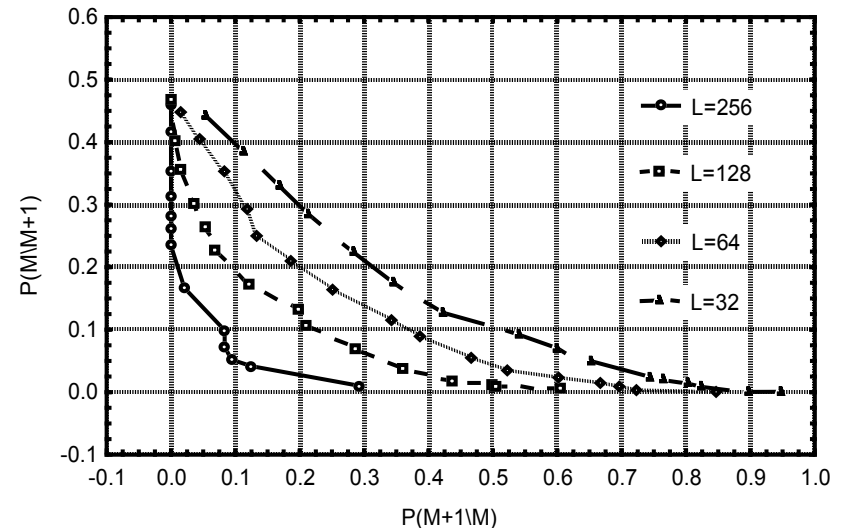
ставляется возможным. Поэтому исследования предложенного алгоритма распознавания проведены методом статистического моделирования с учетом совокупности показателей качества распознавания сигналов и быстродействия.

Исследования выполнены для алгоритма (3) на выборках шести гауссовских случайных сигналов с различным видом корреляционных функций. В качестве заданных сигналов выбраны три сигнала ($M=3$), остальные три рассматриваются как представители $M+1$ -го класса.

Для исследований использован пакет программ, включающий программу моделирования обучающих и контрольных выборок сигналов, оценивания параметров решающего правила на этапе обучения, исследования рабочих характеристик алгоритмов на этапе распознавания путем статистических испытаний на контрольных выборках сигналов.

Показателями качества алгоритма распознавания сигналов выбраны:

- оценка вероятности ошибочного принятия гипотезы о действии неизвестного сигнала из $M+1$ -го класса при условии действия одного из M сигналов - $\hat{P}_{M+1/M}$;
- оценка вероятности ошибочного принятия гипотезы о действии одного из M сигналов при условии действия неизвестного сигнала из $M+1$ класса - $\hat{P}_{M/M+1}$;
- быстродействие алгоритма, определяемое в основном требуемой длительностью наблюдения сигналов для принятия решений - L (в предположении реализации алгоритмов быстродействующими вычислительными средствами).



Рабочие характеристики алгоритма распознавания заданных сигналов при наличии класса неизвестных сигналов

Рассмотрим некоторые результаты проведенных исследований. На рисунке приведены рабочие характеристики алгоритма распознавания в виде семейства диаграмм обмена введенных показателей качества. Они характеризуют многомерные потенциальные характеристики алгоритма распознавания сигналов.

Каждая точка полученных МДО характеризует потенциально достижимое значение одного из показателей качества при фиксированных значениях других показателей. Эти зависимости также показывают, как осуществляется "обмен" потенциально достижимых значений одних показателей качества при изменении других.

Следует отметить, что найденные МДО характеризуют алгоритмы распознавания лишь для рассмотренных в данном примере сигналов. При решении конкретной задачи распознавания МДО должны находиться с использованием выборок реальных сигналов, характерных для этой задачи.

Список литературы: 1. *Прикладная теория случайных процессов и полей*/ Под ред. К.К. Васильева, В.А. Омельченко. Ульяновск: УлГТУ, 1995. 256с. 2. *Бокс Дж., Дженкинс Г.* Анализ временных рядов: прогноз и управление. М.: Мир, 1974. 406с. 3. *Шпилевский Э.К.* Принципы динамической классификации стохастических процессов и систем // Статистические проблемы управления. Вильнюс: ИМК Ан ЛитССР, 1978. Вып. 28. 139с. 4. *Мисьюкас М.* Несколько конструктивных выражений асимптотически баесовских классификаторов в явном виде для гауссовских стационарных временных рядов. Вильнюс: ИМК Ан ЛитССР, 1985. Вып. 69. С.81-102. 5. *Кравченко Н.И., Безрук В.М., Тихонов В.А.* Распознавание случайных сигналов в рамках авторегрессионной модели // Вероятностные модели и обработка случайных сигналов и полей. К.: УМК ВО, 1991. С.138-142. 6. *Омельченко В.А.* Основы спектральной теории распознавания сигналов. Харьков: Вища шк., 1983. 156с. 7. *Омельченко В.А., Балабанов В.В., Безрук В.М., Омельченко А.В., Фефелов Н.А.* Распознавание неполностью описанных случайных сигналов при наличии класса неизвестных сигналов // Отбор и обработка информации. К.: АН Украины, 1992. Вып. 8. С.71-80. 8. *Гуткин Л.С.* Проектирование радиосистем и радиоустройств. М.: Сов. радио, 1986. 352с.

Поступила в редколлегию 02.04.2000

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

Коваленко Новомир Петрович, младший научный сотрудник Института радиопрофики и электроники НАН Украины. Научные интересы: программная реализация алгоритмов обработки сигналов. Адрес: Харьков, 61172, ул. Проскуры, 12, тел. 44-83-71.

ОПТИМАЛЬНОЕ ПРОЕКТИРОВАНИЕ СТРУКТУРЫ И СОСТАВА ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ СЕТИ КОРПОРАТИВНОЙ ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ

Формулируется постановка задачи выбора оптимальной структуры состава компьютерной сети корпоративной информационной системы. Предлагаются логические принципы построения по компьютерной сети. Разрабатывается методология, технология, алгоритмические и программные средства проектирования вычислительных компьютерных сетей в классе моделей математического программирования. Приводится конкретный пример выбора структуры и состава вычислительной сети корпоративной информационной системы.

Структуризация корпоративной информационной системы

Существенное повышение производительности труда и совершенствование управления экономикой на современном этапе невозможны без компьютеров, а эффективное использование информационных ресурсов – без объединения их в сети и создания на их основе распределенных хранилищ компьютерных ресурсов, обслуживающих определенные корпорации. Функционирование многих производственных и деловых организаций уже сейчас базируется на использовании таких корпоративных информационных систем (КИС). К ним, в частности, относятся системы управления космическими аппаратами, системы резервирования авиационных билетов, разнообразные банковские системы и т.д.

Корпоративными системами принято называть интегрированные сетевые среды, объединяющие большие региональные сети организаций с локальными вычислительными системами, в которых пользователи сформированы в отдельные рабочие группы. В масштабе предприятия корпоративные системы создаются в целях совместного выполнения вычислений в рамках всей организации, когда сотрудники предприятия должны взаимодействовать друг с другом, обращаясь к данным средствам обработки, приложениям и другим ресурсам независимо от их местоположения.

В локальных сетях предприятий могут использоваться различные аппаратные и программные средства сетевого обеспечения, связывающего компьютеры разных платформ. Основная задача проектирования КИС состоит в том, чтобы найти наиболее рациональный способ