

Означает ли это, что структура текстов естественного языка не поддается формализации в терминах алгебры идей? Мы полагаем, что делать такой вывод было бы преждевременно. Дело в том, что базис алгебры идей, состоящий из базисных элементов e_1, e_2, \dots, e_n и базисной операции \vee дизъюнкции идей, был нами выбран по существу случайно и без учета особенностей структуры текстов естественного языка. Очевидно, что возможны многие различные варианты определений, задающих равносильные друг другу алгебры идей, основанных на иных базисных элементах и базисных операциях. Вероятность того, что в текстах естественного языка фактически реализовано именно то определение алгебры идей, которое было выбрано нами, весьма невелика. В свете сказанного представляется целесообразным проанализировать структуру текстов естественного языка на предмет выяснения того, какой конкретно набор базисных элементов и операций фактически в них используется. Если это удастся сделать, то можно будет в соответствии с полученными результатами разработать другой, равносильный исходному, вариант определения алгебры идей, допускающий более глубокую ее содержательную интерпретацию.

Список литературы: 1. Дударь З.В., Калиниченко О.В., Шабанов-Кушнарченко С.Ю. О методе и задачах теории интеллекта. IV. АСУ и приборы автоматики. 2000. Вып. 111. С. 130-155. 2. Яблонский С.В. Введение в дискретную математику. М.: Наука. 1979. 395 с. 3. Шабанов-Кушнарченко Ю.П. Теория интеллекта. Математические средства. Х.: Вища шк. Изд-во при Харьк. ун-те, 1984. 144 с. 4. Мальцев А.И. Алгебраические системы. М.: Наука, 1970. 476 с. 5. Шабанов-Кушнарченко Ю.П. Теория интеллекта. Технические средства. Х.: Вища шк. Изд-во при Харьк. ун-те, 1986. 136 с.

Поступила в редколлегию 20.04.2000

Дударь Зоя Владимировна, канд. техн. наук, профессор, и.о. зав. каф. ПО ЭВМ ХТУРЭ. Научные интересы: математическое моделирование языковых механизмов человека. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-94-46.

Калиниченко Ольга Владимировна, аспирантка каф. ПО ЭВМ ХТУРЭ. Научные интересы: математика, программирование. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-94-46.

Шабанов-Кушнарченко 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, Ю.Н. ГОЛОБОРОДЬКО

ВЕКТОРНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ УСТРОЙСТВ РАСПОЗНАВАНИЯ СЛУЧАЙНЫХ СИГНАЛОВ ПРИ НАЛИЧИИ КЛАССА НЕИЗВЕСТНЫХ СИГНАЛОВ

Рассматривается задача распознавания заданных сигналов при наличии класса неизвестных сигналов, которая является частным случаем задачи многоальтернативного обнаружения сигналов в условиях повышенной априорной неопределенности.

В традиционных задачах распознавания обычно полагается, что число проверяемых гипотез совпадает с числом распознаваемых сигналов [1,2]. Однако на практике часто кроме заданных в статистическом смысле сигналов на распознавание предъявляются неизвестные сигналы [3,4]. Кроме того, требования практической реализуемости определяют необходимость оптимизировать решение задачи по совокупности показателей качества распознавания и затрат на реализацию. Рассмотрим пример оптимизации данной задачи распознавания по векторному критерию, включающему совокупность показателей качества распознавания сигналов, а также затрат на проектирование и реализацию устройств распознавания.

1. Постановка задачи

Пусть распознаванию подлежат M гауссовских случайных сигналов, представленных конечномерными векторами $X^i, i = \overline{1, M}$. Введем $M+1$ -ну гипотезы: $H^i, i = \overline{1, M}$ - о действии заданных в статистическом смысле сигналов; H^{M+1} - о действии $M+1$ -го класса неизвестных сигналов. Зададим априорные вероятности гипотез $P(H^i) = P_i$, причем $\sum_{i=1}^{M+1} P_i = 1$.

Плотности вероятности сигналов $N\left(\frac{P}{X/H^i}, \mathcal{E}^i\right), i = \overline{1, M}$ известны полностью с точностью до векторного параметра \mathcal{E}^i , однако могут быть получены обучающие выборки этих сигналов $X_r^i, r = \overline{1, n_i}, i = \overline{1, M}$. $M+1$ -й класс представляет смесь неизвестных сигналов, о которых нет априорных данных, за исключением утверждения о различии статистических характеристик заданных и неизвестных сигналов.

Ставится задача распознать M заданных сигналов и отнести в объединенный $M+1$ -й класс все неизвестные сигналы. Требуется оптимизировать решение задачи по векторному критерию

$$K = (K_e, K_V, K_p, K_n), \quad (1)$$

где K_e – показатель эффективности, характеризующий качество распознавания сигналов в рамках сформулированной задачи; K_V – показатель объема критической области отклонения гипотезы о сигналах из $(M+1)$ -го класса, учитывающий специфику повышенной априорной неопределенности; K_p – показатель затрат на реализацию устройств распознавания средствами вычислительной техники; K_n – показатель затрат на проектирование устройств распознавания.

2. Основные этапы решения многокритериальной задачи распознавания сигналов

Поставленная задача – частный случай многокритериальной задачи многоальтернативного обнаружения сигналов [5]. В соответствии с методологией решения такой задачи на первом этапе необходимо получить решения, оптимальные Парето при учете сокращенной совокупности показателей качества. На втором этапе следует на основе этого решения получить решения, слабо оптимальные Парето при учете всей совокупности показателей.

Структура устройства распознавания сигналов, синтезированного с учетом показателей K_e и K_V , определяется решающим правилом [5]:

$$H^i : \max_i P_i N \left(\frac{\hat{\xi}^p}{H^i}, \hat{\alpha}^i \right) \geq \lambda, \quad (2a)$$

$$P_i N \left(\frac{\hat{\xi}^p}{H^i}, \hat{\alpha}^i \right) \geq P_l N \left(\frac{\hat{\xi}^p}{H^l}, \hat{\alpha}^l \right), l = \overline{1, M}, i \neq l, \quad (2b)$$

$$H^{M+1} : \max_l P_l N \left(\frac{\hat{\xi}^p}{H^l}, \hat{\alpha}^l \right) < \lambda, l = \overline{1, M}, \quad (2в)$$

где $\hat{\xi}^p$ – статистика, по которой принимается решение; $\hat{\alpha}^l$ – оценки параметров распределений, полученные по обучающим выборкам заданных сигналов; λ – некоторое пороговое значение, определяемое из условия обеспечения заданного качества распознавания M -сигналов при наличии класса неизвестных сигналов.

Согласно этому решающему правилу при выполнении хотя бы одного из неравенств (2a) и системы неравенств (2b) решение принимается в пользу i -го заданного сигнала; при выполнении неравенства (2в) – в пользу $(M+1)$ -го класса неизвестных сигналов.

В качестве статистики $\hat{\xi}^p$ могут использоваться: реализации сигнала $\hat{\xi}^p = X^p$; выборки реализаций $X_r^p, r = \overline{1, V}$; оценки некоторых вероятностных характеристик сигналов, полученные по этим выборкам, в частности, оценки корреляционных моментов либо энергетических спектров сигналов. Указанные решающие правила могут строиться либо в пространстве исходного описания, либо с использованием представления сигналов X^p по некоторой системе базисных функций $\hat{\xi}^p = B^T X^p$, где B^T – матрица, составленная из базисных функций, которые в ряде случаев могут служить информативными признаками сигналов. Использование различных видов статистики $\hat{\xi}^p$ приводит к разным по качеству распознавания сигналов и реализационным затратам решающим правилам [4].

Различные комбинации информативных признаков и решающих правил определяют некоторое множество допустимых устройств распознавания сигналов. Число допустимых вариантов построения устройств определяется ограничениями затрат на их проектирование: $K_n < K_{nd}$.

Среди допустимых устройств в пространстве показателей (K_e, K_p) выделяются оптимальные по Парето устройства распознавания, которые являются также слабо оптимальными по Парето с учетом полной совокупности показателей (1). Полученное таким образом множество устройств распознавания сигналов является решением поставленной многокритериальной задачи распознавания сигналов.

3. Пример векторной оптимизации устройств распознавания сигналов

Проиллюстрируем практические особенности оптимизации устройств распознавания по совокупности показателей эффективности и затрат на примере распознавания реальных сигналов связи с различным видом и параметрами модуляции. Получены и введены в ЭВМ выборки реализаций необходимого объема для 21-го сигнала. Каждая реализация состояла из 512 дискретных отсчетов, взятых с интервалом дискретизации по времени $\Delta t = 1,6 \cdot 10^{-4}$ с. Реализации сигналов введены в ЭВМ и представлены с помощью алгоритма БПФ в базисе дискретных экспоненциальных функций (ДЭФ) векторами размерностью $L = 64$, которые служили исходным описанием сигналов.

При исследованиях заданными считались пять сигналов ($M=5$), остальные 16 рассматривались как неизвестные. Выборки неизвестных сигналов согласно постановке задачи не использовались при получении алгоритмов распознавания, а применялись лишь для оценивания показателей качества на этапе распознавания сигналов методом статистического моделирования.

При задании признаков и решающих правил допустимого множества вариантов устройств распознавания учтена ограниченность ресурсов на проектирование. Принято, что проектирование на ЭВМ устройств распознавания должно быть простой задачей. При этом общий объем вычислений при моделировании допустимого множества вариантов устройств, оценивании их показателей качества и нахождении подмножества Парето-оптимальных вариантов должен быть порядка 10^{10} операций, что соответствует времени 10^4 с для ЭВМ с быстродействием 10^6 опер./с. С учетом таких ограничений затрат на проектирование выбрано четыре типа устройств, определяемых некоторой комбинацией информативных признаков и решающих правил, описанных в таблице.

Тип устр.	Информативные признаки	Решающее правило
1	Базисные функции ДЭФ	Тип (2б)
2	Совокупность координат энергетических спектров в базисе ДЭФ	По минимуму евклидова расстояния до эталона
3	Совокупность корреляционных моментов в базисе Карунена-Лоэва	То же
4	Совокупность координат энергетических спектров в базисе Карунена-Лоэва	То же

При формировании исходного множества вариантов устройств распознавания задавались также разные значения числа информативных признаков N и объема выборки реализаций сигналов ν , по которым оценивались энергетические спектры и корреляционные моменты сигналов.

Для каждого варианта устройства распознавания найдены значения показателей эффективности распознавания и затрат на реализацию.

Показатель эффективности распознавания определялся в следующем виде:

$$K_e = \beta_1 P_{ош(M)} + \beta_2 P_{ош(M+1/M)} + \beta_3 P_{ош(M/M+1)}.$$

Здесь $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ – весовые коэффициенты, определяющие относительную важность частных показателей качества распознавания ($\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 = 1$); $P_{ош(M)}$ – вероятность ошибочного перепутывания заданных сигналов между собой; $P_{ош(M+1/M)}$ – вероятность ошибочного отнесения заданных сигналов к неизвестным сигналам; $P_{ош(M/M+1)}$ – вероятность ошибочного отнесения неизвестных сигналов к заданным сигналам.

Оценки показателя эффективности распознавания получены методом статистического моделирования на ЭВМ с использованием полу-

ченных выборок сигналов. Для этого алгоритмы распознавания реализованы программно на ЭВМ. Информативные признаки и параметры решающих правил вычислены по обучающим выборкам 5-ти заданных сигналов. Для оценивания показателей качества распознавания использовались контрольные выборки всех сигналов.

Значения показателя затрат определены через объемы вычислений и памяти, требуемые для реализации устройств распознавания средствами вычислительной техники:

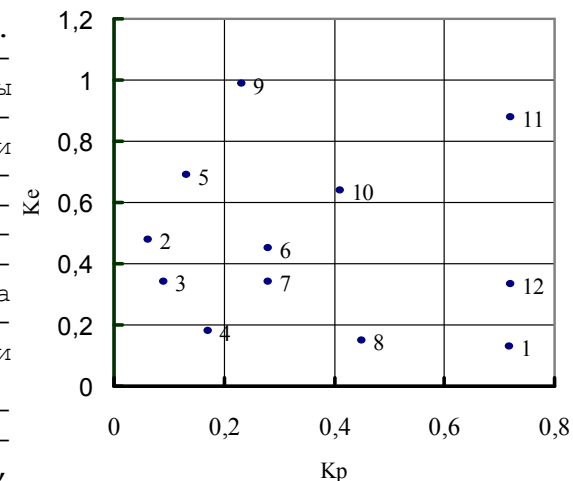
$$K_p = c_1 K_{во} + c_2 K_{но} + c_3 K_{вр} + c_4 K_{нр}$$

где $K_{во}, K_{но}, K_{вр}, K_{нр}$ – нормированные к максимальным значениям объемы вычислений и памяти, которые требуются для реализации устройств соответственно в режиме обучения и распознавания. Аналитические выражения для показателей затрат получены в результате анализа алгоритмов распознавания численными методами.

Допустимое множество устройств изображено точками в критериальном пространстве (K_e, K_p) (рисунок). В нем известным методом прямоугольников [6] выделена левая нижняя граница, которая включает оптимальные по Парето варианты устройства распознавания. Это варианты устройства 1, 2, 3, 4, 8, которые и есть решением поставленной многокритериальной задачи распознавания для выбранного примера. Остальные варианты устройств являются безусловно худшими по критерию Парето.

Для выбора единственного варианта из полученного множества устройств распознавания введен условный критерий предпочтения в виде взвешенной суммы показателей качества $K_r = h_1 K_e + h_2 K_p$. При $h_1 = h_2 = 0,5$ лучшим в смысле $\min K_r$ является вариант устройства распознавания – 4.

Таким образом, в результате оптимизации в данном примере получена конкретная структура устройства распознавания сигналов. Это устройство, в котором информативными признаками служит совокупность координат энергетических спектров сигналов в базисе ДЭФ, а решающее правило типа (2а)–(2в) основано на сравнении евклидовых расстояний текущих оценок энергетического спектра до эталонов.



Текущие оценки энергетического спектра находятся по выборкам распознаваемого сигнала небольшого объема ν . Эталоны – это оценки энергетических спектров M сигналов, найденные на этапе обучения по классифицированным выборкам большого объема $n_i \gg \nu$. С помощью этого устройства обеспечивается распознавание сигналов с вероятностями ошибок: $P_{ош(M)}=0,017$; $P_{ош(M+1/M)}=0,011$; $P_{ош(M/M+1)}=0,008$. Для реализации такого устройства распознавания средствами вычислительной техники требуются следующие объемы вычислений и памяти соответственно: в режиме обучения – $K_{во}=5,3 \cdot 10^5$ операций, $K_{по}=16127$ маш. слов; в режиме распознавания – $K_{вр}=7,6 \cdot 10^3$ операций, $K_{пр}=2199$ маш. слов.

Список литературы: 1. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов. М.: Наука, 1979. 367с. 2. Патрик Э. Основы теории распознавания образов. М.: Сов. радио, 1980. 407с. 3. Либенсон М.Н. Нелинейный статистический метод распознавания многих классов / Проблемы случайного поиска. Рига: АН Латв.ССР, 1978. Вып. 6. С. 299–317. 4. Омельченко В.А. Основы спектральной теории распознавания сигналов. Харьков: Выща шк., 1983. 159 с. 5. Омельченко В.А., Голобородько Ю.Н. Многокритериальные задачи многоальтернативного обнаружения сигналов в условиях повышенной априорной неопределенности. Сообщение 1: Сб. "Радиотехника". Вып. 90. 1989. С.28–34. 6. Гуткин Л.С. Оптимизация радиоэлектронных устройств по совокупности показателей качества. М.: Сов. радио, 1975. 256с.

Поступила в редколлегию 24.08.2000

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

Голобородько Юрий Николаевич, канд. техн. наук, нач. лаборатории ЦКБ "Протон". Научные интересы: проектирование радиоэлектронных устройств приема и обработки сигналов. Адрес: Украина, 61628, Харьков, пл. Восстания, 7/8, тел. 21–97–45.

УДК 541.138:535.379

И. Б. СВИРЬ, А.В. КЛИМЕНКО

ЧИСЛЕННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОГЕНЕРИРОВАННЫХ ХЕМИЛЮМИНЕСЦЕНТНЫХ ПРОЦЕССОВ В КАНАЛЕ С ДВУМЯ МИКРОПОЛОСКАМИ – ЭЛЕКТРОДАМИ

Описывается применение метода переменных направлений для решения задачи конвективно-диффузионного переноса вещества в канале с двумя неподвижными микрополосками-электродами. Используется неравномерная сетка по пространственным координатам и времени для численного моделирования электрогенерированной хемилюминесценции (ЭХЛ) в течение нестационарного электролиза, когда на каждой из микрополосок генерируются противоположно заряженные частицы, а в канале созданы условия ламинарного потока.

Введение

Теория двойных электродов хорошо представлена для макроэлектродов в статьях [1–6], где диффузия в направлении потока полностью исключена. Некоторые из последних публикаций [7, 8] посвящены микрополоскам-электродам в канале, где осевая диффузия может быть значительной и доминантной при малых скоростях потока. Алден и Комптон [10–14] предложили использовать многосеточный метод, как альтернативу сильнонеявному методу [15], для эффективного и стабильного решения стационарной конвективно-диффузионной задачи [16, 17], где первая микрополоска в канале – выше по потоку – является "генератором", а вторая – ниже по потоку – "детектором". Соотношение между током детектора и генератора определяло эффективность вычислений в работах этих авторов.

В данной статье мы описываем численное решение задачи конвективно-диффузионного переноса вещества в канале с двумя неподвижными микрополосками-электродами для исследования ЭХЛ процессов в течение нестационарного электролиза, когда на каждой из микрополосок генерируются противоположно заряженные частицы, а в канале созданы условия ламинарного потока. Электроды неподвижны и расположены близко друг от друга для создания оптимальных условий протекания ЭХЛ реакций. Численный подход, который мы предлагаем в данной статье, представляет собой использование неравномерной сетки по пространственным координатам и по времени.