

ПРОБЛЕМЫ БИОНИКИ

Республиканский
межведомственный
тематический
научно-технический
сборник

ВЫПУСК 15

ИЗДАТЕЛЬСКОЕ ОБЪЕДИНЕНИЕ «ВИЩА ШКОЛА»
ИЗДАТЕЛЬСТВО ПРИ ХАРЬКОВСКОМ
ГОСУДАРСТВЕННОМ УНИВЕРСИТЕТЕ
ХАРЬКОВ—1975

Сборник содержит результаты исследований по основным проблемам и направлениям бионики. Рассматриваются вопросы развития живых систем, а также их математического и физического моделирования.

Предлагаются принципы построения языка для моделирования перцептивной деятельности. Приводятся варианты алгоритмизации процессов интеллектуальной деятельности человека при обработке словесной информации и зрительных образов.

Описываются бионические устройства обработки информации. Работы дают представление о разнообразии структурно-функциональных особенностей организации сложных биологических объектов.

Сборник предназначен для научных работников и специалистов.

Редакционная коллегия:

Проф. Ю. П. Шабанов-Кушнаренко (отв. редактор), доц. В. Г. Червов (зам. отв. редактора), проф. А. В. Дабазян, чл.-кор. АМН СССР Н. М. Амосов, проф. А. А. Волков, доц. Е. П. Путьтин, д-р биол. наук К. А. Иванов-Муромский, доц. В. А. Грабина, доц. А. Г. Мурашко, доц. Ю. П. Бугай (отв. секретарь).

Адрес редакционной коллегии
Харьков, ГСП-218, пр. Ленина, 14,
институт радиоэлектроники.

Редакция естественнонаучной литературы
И. о. зав. редакцией А. Г. Роскопыт

П $\frac{30501-258}{М 226(04) - 73}$ 245-75

© Издательское объединение «Вища школа», 1975

А. Б. КОГАН, д-р биол. наук, В. Н. ЕФИМОВ, канд. биол. наук,
А. В. КЛИМЕНКО

ДИНАМИЧЕСКИЕ ПРОЦЕССЫ В НЕЙРОННЫХ АНСАМБЛЯХ. Сообщение 2

Анализ функционирования нейронных ансамблей с различной структурой

Результаты экспериментов, проводимых для изучения деятельности систем мозга и особенностей их функциональной организации, позволяют выделить некоторые структурные признаки реальных нейронных ансамблей [1—3]. К ним относится прежде всего чрезвычайное изобилие межнейронных связей. При этом для ансамблевой структуры, образованной не рядами, а полями нейронов, характерно преобладание не последовательных, а параллельных (перекрестных) соединений, формирующих множество контуров передачи воздействий.

Ансамбль как функциональная единица возникает и проявляет себя в динамике под воздействием афферентного сигнала, поступающего по определенному входному каналу. При этом важной чертой ансамблевой организации нейронов является локальный синергизм их реакций в пределах терминалей каждого афферента [3].

В соответствии с экспериментальными предпосылками определим в общем виде структуру нейронного ансамбля как систему взаимосвязанных элементов, подвергающихся воздействию со стороны общего афферентного канала. Имеется в виду такая структура, при которой, двигаясь по направлению связей, можно проследить замкнутую траекторию, проходящую через все нейроны данной сети.

Оказывается, что данному определению удовлетворяют структуры, имеющие так называемые неразложимые матрицы связей $Q = \|q_{ij}\|$ [4]. Если для некоторой сети матрица весовых коэффициентов является разложимой и, следовательно, перестановкой рядов приводится к виду

$$Q = \begin{vmatrix} B & 0 \\ C & D \end{vmatrix},$$

то такая система представляет собой совокупность двух или более ансамблей.

Неразложимая матрица структуры отдельного ансамбля из n нейронов должна содержать не менее n недиагональных членов, и при этом ни одна из строк или колонок не должна быть равна нулю. Однако эти требования только необходимы, но не достаточны. К примеру, из двух матриц

$$Q_1 = \begin{bmatrix} 0 & q & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q \\ q & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad Q_2 = \begin{bmatrix} 0 & q & 0 & 0 \\ q & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q \\ 0 & 0 & q & 0 \end{bmatrix}$$

первая относится к структуре одного ансамбля в виде замкнутого контура из четырех элементов, вторая представляет собой систему из двух несвязанных ансамблей по два нейрона в каждом. Если в матрице имеется пустая (нулевая) строка, то соответствующий нейрон является входным, а при наличии пустой колонки данный элемент относится к выходным. Чисто входные или выходные элементы не влияют на свойства ансамбля и могут быть исключены из рассмотрения.

В наиболее общем виде структуру ансамбля нейронов можно представить сетью с полным набором связей, в которой каждый из n нейронов связан с каждым в соответствии с матрицей весовых коэффициентов $\|q_{ij}\|_n^2$. По общему афферентному каналу входное воздействие x поступает с весовым коэффициентом q_{i0} на все нейроны ансамбля. Нелинейную статическую характеристику нейрона в надпороговой зоне будем, как и в предыдущей работе [5], аппроксимировать ломаной линией (уравнения (16), (17) из [5]).

Составим систему дифференциальных уравнений, описывающих динамику мембранных потенциалов $u_i(t)$ всех нейронов ансамбля при условии, что элементы сети работают на r -м линейном участке статической характеристики:

$$\lambda u_i = k_i (q_{i0} \cdot x + \sum_{j=1}^n q_{ij} \cdot y_j), \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

где

$$\lambda = \tau \cdot p + 1; \quad y = k_{ir} (u_i - h_{ir}) + y_{ir}. \quad (2)$$

После исключения из (1) переменных y_j система уравнений приобретает вид

$$\lambda u_i - \sum_{j=1}^n a_{ijr} u_j = X_i + H_{ir}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (3)$$

Здесь, как и в предыдущей части,

$$a_{ijr} = k_i k_{jr} q_{ij}; \quad (4)$$

$$X_i = k_i q_{i0} x;$$

$$H_{ir} = k_i \sum_{j=1}^n q_{ij} y_{ir} - \sum_{j=1}^n a_{ijr} h_{jr}.$$

Главный определитель системы

$$\Delta = \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} - \lambda \end{vmatrix} \quad (5)$$

образует характеристический многочлен для матрицы $A = \|a_{ij}\|$ обобщенных коэффициентов связи. В таком случае для решения системы уравнений (3) необходимо исследовать характеристические числа λ матрицы связи A . Коэффициенты этой матрицы определяются, с одной стороны, конкретной структурой соединений между элементами сети. В частности, при отсутствии связи с j -го на i -й нейрон соответствующий коэффициент будет равен нулю:

$$q_{ij} = 0; \quad a_{ij} = 0.$$

С другой стороны, в динамике матрица обобщенных связей также не постоянна, а меняется в зависимости от участка характеристики, на котором работают элементы сети. Так, если некоторый i -й нейрон заторможен, то вся i -я колонка матрицы A равна нулю. При этом матрица может стать разложимой, а система — распасться на несколько ансамблей. Таким образом, возможна динамическая перестройка ансамблей, при которой часть нейронов переходит из одного ансамбля в другой.

Система уравнений (3) может использоваться в качестве исходной для рассмотрения частных видов структур нейронного ансамбля.

Симметричная однородная сеть. Ансамбль данного вида состоит из одинаковых элементов, имеющих одинаковые параметры. Все связи между элементами равны по величине и знаку. Элементы такой сети работают синхронно, и система (3) сводится к одному уравнению, описывающему динамику мембранного потенциала u одного из нейронов сети для r -го участка характеристики:

$$(\lambda - na_r) u = X + H_r, \quad (6)$$

где

$$X = kq_{1r}x, \quad H_r = nkq_y - na_r h_r.$$

При $n = 1$ получаем представленное ранее (формула (18) из [5]) уравнение для одного элемента. Сравнивая эти уравнения, видим, что они отличаются лишь множителем n при обобщенном коэффициенте связей a_r .

Следовательно, динамические свойства симметричной однородной сети аналогичны свойствам отдельного нейрона, замкнутого обратной связью. Собственные движения в такой системе имеют всегда аперiodический характер.

При увеличении числа n элементов сети пропорционально возрастают обобщенные коэффициенты связи на всех участках. В частности, при возбуждающих связях ($a_s > 0$) это приводит к увеличению угловых коэффициентов обобщенной характеристики (см. рис. 3 в [5]) и к подъему фазовой траектории. В этом случае сеть переходит из устойчивой ($na_s < 1$ на любом участке характеристики) в состояние с гистерезисом ($na_s > 1$ на начальных участках и $na_s < 1$ — на конечных) и затем становится неустойчивой, когда $na_s > 1$ на любом участке.

Изменение числа элементов в сети не меняет вида кривизны обобщенной статической характеристики (характеристика сохраняет свою выпуклую форму), и, следовательно, при этом не меняются число и вид особых точек на фазовой кривой и соответствующие свойства переходных процессов.

Структура общего вида с возбуждающими связями. Рассмотрим динамические свойства ансамбля из n нейронов, объединенных возбуждающими связями $a_{ij} > 0$. Никаких других ограничений на количество и величину связей не накладывается, параметры элементов сети также могут быть различными.

Точное решение для подобной системы n -го порядка получить довольно сложно, поэтому ограничимся лишь качественным анализом переходных процессов. Характер решения зависит от корней p_s главного определителя (5) системы уравнений (3), описывающих такую сеть.

В общем случае корни определителя (5) являются комплексными и различными:

$$p_s = \beta_s \pm j\omega_s, \quad s = 1, 2, \dots, n.$$

Однако в частном случае для того, чтобы собственные движения в данной нейронной сети имели неколебательный, аperiodический характер, необходимо, чтобы главный определитель (5) системы имел хотя бы один действительный корень $p_{\max}$, превышающий по своей величине действительные части всех комплексных корней:

$$p_{\max} > \beta_s. \quad (7)$$

Условие (7), по сути, есть критерий, выделяющий из всего многообразия нейронных сетей класс структур, в которых заведомо будут отсутствовать колебательные процессы, а следовательно, и автоколебания.

Этот критерий легко переносится на матрицу обобщенных коэффициентов связи A , поскольку корни главного определителя p_s линейно вычисляются через характеристические числа $\lambda_s =$
 $= \alpha_s \pm j\omega_s$ матрицы A : $p_s = \frac{\lambda_s - 1}{\tau}$ (см. обозначения (2)). При этом условие (7) трансформируется в вид

$$\lambda_{\max} > \alpha_s, \quad (8)$$

т. е., собственные движения в системе будут аperiодическими, если матрица обобщенных коэффициентов A имеет хотя бы одно характеристическое число $\lambda_{\max}$, превышающее действительную часть любого из комплексных характеристических чисел данной матрицы λ_s . Это позволяет сосредоточить анализ свойств сети на спектральных свойствах матрицы A .

Для нейронных ансамблей с возбуждающими связями матрица обобщенных коэффициентов относится к классу неотрицательных и неразложимых, спектральные свойства которых описаны в [4]. Неразложимая неотрицательная матрица всегда имеет неотрицательное действительное характеристическое число $\lambda_{\max}$ такое, что модули всех остальных характеристических чисел не превосходят его:

$$\lambda_{\max} > |\lambda_s|. \quad (9)$$

При данном условии выполняются неравенства (7) и (8).

Следовательно, в нейронных структурах с возбуждающими связями будут иметь место только аperiодические переходные процессы, и в этом смысле нейронный ансамбль такого типа аналогичен отдельному нейрону, замкнутому положительной обратной связью. Вывод этот, по нашему мнению, весьма существен, так как указывает на ограниченность динамических возможностей такого рода структур. Это отличается от выводов работ [6—8], авторы которых пытаются объяснить нервные механизмы колебательных процессов, используя сети без тормозных связей, в частности так называемые замкнутые реверберующие цепочки нейронов.

Для неотрицательных матриц граница интервала локализации максимального характеристического числа $\lambda_{\max}$ определяется максимальной и минимальной строчными суммами [4]:

$$\min S_i \leq \lambda_{\max} \leq \max S_i, \quad (10)$$

где

$$S_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}.$$

Это позволяет, не решая уравнений только по матрице обобщенных коэффициентов, определить знак максимального действительного корня:

$$\rho_{\max} = \frac{\lambda_{\max} - 1}{\tau}.$$

Отсюда можно сделать вывод об устойчивости сети на данном участке характеристики элементов и выявить форму фазовой траектории движения системы. При $\lambda_{\max} < 1$ система устойчива, $\lambda_{\max} = 1$ — граничное значение, при $\lambda_{\max} > 1$ система неустойчива. Соответственно меняется угол наклона фазовой линии. Для неустойчивой системы угол положительный, на границе $\lambda_{\max} = 1$ угол равен нулю, при устойчивости угол отрицательный. Чем

больше $\lambda_{\max}$, тем круче поднимается фазовая линия на данном участке.

Таким образом, меняя величину строчных сумм матрицы A можно менять траекторию движения процессов в системе. Вследствие выпуклости характеристик элементов такое изменение происходит автоматически по мере развития активности в сети — на начальных участках коэффициенты a_{ij} больше, чем на последующих. Отсюда получается выпуклый вид фазовых траекторий (рис. 3, б из [5]).

Увеличение величины строчных сумм может производиться путем роста весовых связей между нейронами q_{ij} либо увеличения числа n активных элементов.

Однородная сеть смешанного типа. Нейронная сеть данного типа составлена в соответствии с принципом Дейла из нейронов двух видов — тормозных, с выхода которых все связи имеют тормозной характер (отрицательный знак элементов матрицы), и возбуждающих, все выходные связи которых с положительным знаком. Все внутренние параметры элементов одинаковы. Нейроны сети соединены по принципу «каждый с каждым». Весовые коэффициенты связей по абсолютному значению равны между собой: $a_{ij} = a$. Собственные обратные связи в сети отсутствуют т.е. $a_{ii} = 0$. Главный определитель системы уравнений для такой сети имеет вид

$$\Delta = \begin{vmatrix} -\lambda & a & \dots & -a & -a \\ a & -\lambda & \dots & -a & -a \\ a & a & \dots & -a & -a \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \underbrace{a \quad a \quad \dots}_{n} & \underbrace{-a \quad -a}_{m} & \dots & -\lambda \end{vmatrix}, \quad (11)$$

причем если i -й нейрон является тормозным, то в соответствующей ему колонке все коэффициенты связей имеют отрицательный знак.

Обозначаем n — число возбуждающих и m — число тормозных нейронов; $N = m + n$ — общее число элементов в сети. Раскрывая определитель (11), получаем характеристическое уравнение системы:

$$\Delta = (\lambda + a)^{n-1}(\lambda - a)^{m-1}[\lambda^2 + (m - n)\lambda a + (m + n - 1)a^2] = 0. \quad (12)$$

Это соотношение показывает, что данную систему можно рассматривать как совокупность $n - 1$ аperiodических звеньев первого порядка, устойчивых при любых значениях коэффициентов связи a и $m - 1$ периодических звеньев первого порядка, устойчивых при $a < 1$, а также одного звена второго порядка, уравнение которого записано в квадратных скобках:

$$\lambda^2 + (m - n)\lambda a + (m + n - 1)a^2 = 0. \quad (13)$$

При $a < 1$ решение данного уравнения (13) определяет динамические свойства всей системы, которые, таким образом, зависят от трех параметров: значения обобщенного коэффициента связи a , разницы между числом возбуждающих и тормозных нейронов $(n - m) = b$ и общим количеством элементов минус единица $(m + n - 1) = c$.

В системе данного вида возможен колебательный процесс при наличии комплексных корней в решении уравнения (13), т.е. при условии

$$b^2 < 4c. \quad (14)$$

Период колебаний при этом будет определяться выражением

$$T = \frac{4\pi\tau}{a\sqrt{|b^2 - 4c|}},$$

из которого следует, что период зависит от коэффициента связи a . В частности, при малых значениях a период T может превышать величину, обратную модулю декремента затухания $\frac{2-ab}{2\tau}$, и соответственно — время затухания. В этом случае колебания в переходном процессе практически не будут наблюдаться, если их амплитуда начнет затухать быстрее, чем они успеют завершить половину своего цикла. В соответствии с этим для получения колебательного процесса необходимо выполнить условие

$$a > \frac{2\pi}{3\sqrt{|b^2 - 4c|} + \pi b}. \quad (15)$$

В случае, когда корни характеристического уравнения действительные (условие (14) не выполнено), независимо от величин коэффициентов связи a переходные процессы в системе будут иметь аperiodический характер.

Условие устойчивости системы определяется выражением

$$ab \leq 2. \quad (16)$$

Произведение ab ограничено значениями максимальной и минимальной строчных сумм матрицы A :

$$S_{\min} < ab < S_{\max}.$$

Следовательно, как и в случае предыдущей структуры, не решая уравнений, а лишь вычисляя строчные суммы матрицы связи A , можно оценить устойчивость сети в целом.

Если выполняются условия колебательности (14), то в устойчивой системе в ответ на ступенчатый стимул x возникают затухающие колебания. Если же при условии (14) система неустойчива (условие (16) не выполнено), то вследствие пороговой нелинейности элементов сети в системе устанавливаются автоколебания определенной частоты и амплитуды [9]. Кроме того, как следует из (16), для достижения неустойчивости, а следовательно, и автоколебательного режима сети необходимо,

чтобы число возбуждающих нейронов было больше, чем тормозных: $b > 0$.

Динамические свойства рассматриваемых систем проверялись путем моделирования нейронных сетей на ЭЦВМ «Днепр» по специально разработанной программе, позволяющей анализировать сети, содержащие до 50 элементов.

В процессе исследования однородной структуры смешанного типа было выявлено точное соответствие ее свойств полученным соотношениям (14)—(16).

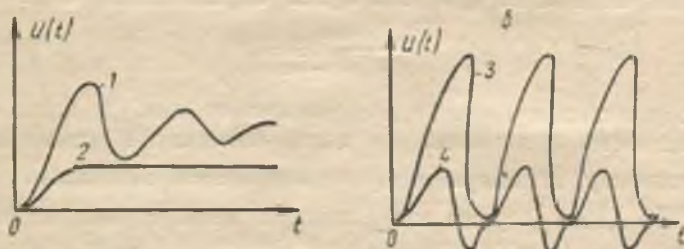


Рис. 1.

При неоднородных структурах, состоящих из возбуждающих и тормозных нейронов, точное аналитическое описание получить очень трудно. В ходе моделирования таких структур на ЭЦВМ выявлены те же режимы работы, что и в случае однородной сети. На рис. 1, 2 графически показана активность элементов сети в различных режимах.

Неустойчивость системы также возможна только при положительных строчных суммах, т.е. в случае превышения числа и силы возбуждающих связей над тормозными.

При малых значениях строчных сумм (малые коэффициенты связи) переходный процесс в системе имеет аperiodический характер (рис. 1, а). При увеличении этих коэффициентов получаем затухающий колебательный процесс (рис. 1, б). Затем по мере возрастания коэффициентов a_{ij} при переходе границы устойчивости в сети устанавливаются стабильные автоколебания. На рис. 1 показана активность одного возбуждающего (кривая 4) и одного тормозного (кривая 3) нейронов сети в этом режиме. Характерно, что активность тормозного и возбуждающего нейронов меняется почти синхронно в одной фазе колебания.

При увеличении строчных сумм матрицы связи за счет b система теряет колебательные свойства вследствие невыполнения условия, аналогичного (14).

Существенным также является то, что для получения автоколебаний входные воздействия x_i на элементы сети должны

быть неодинаковыми: на возбуждающие нейроны — большие, на тормозные — меньшие или даже нулевые, причем амплитуда колебаний пропорциональна этой разнице внешних воздействий на оба типа нейронов.

Кроме того, в процессе моделирования на ЭЦВМ смешанных сетей из нелинейных элементов, имеющих выпуклую характеристику в надпороговой зоне, была установлена возможность получения аperiodических, колебательных и автоколебательных режимов работы системы.

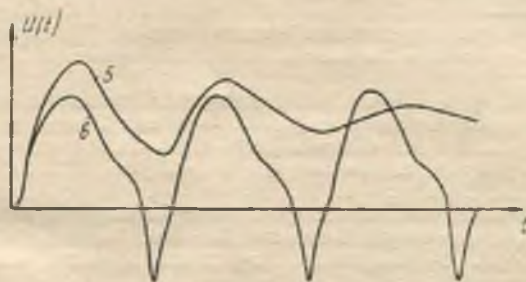


Рис. 2.

Свойства таких сетей можно оценивать на основании учета матрицы связи A_{ij} , соответствующей начальным участкам характеристики элементов. Как и в случае линейных нейронов, для получения колебательных процессов необходимо превышение возбуждающих связей над тормозными. При этом, если значения a_{ij} невелики, в системе можно получить также аperiodический переходный процесс. При увеличении обобщенных коэффициентов связи, но сохранении устойчивости системы на начальных участках в сети будут отмечаться затухающие колебания.

По мере дальнейшего роста весовых коэффициентов a_{ij} , когда при работе элементов на начальных участках система неустойчива, можно получить автоколебательный режим в сети (кривая 6 на рис. 2). Однако для этого, в отличие от линейных элементов, необходим определенный уровень внешнего возбуждения X , поступающего на нейроны возбуждающего типа. Если данное воздействие окажется значительным, то реакция на его включение будет иметь вид затухающих колебаний (кривая 5 на рис. 2). Это объясняется тем, что при усилении возбуждения нейронов коэффициенты a_{ij} уменьшаются вследствие выпуклой нелинейности статических характеристик элементов. Система попадает (по условию (16)) в зону устойчивости, в которой колебания затухают. При малом уровне внешнего возбуждения X , поступающего на сеть, система в процессе работы остается в зоне неустойчивости (согласно условию (16)), а режим автоколебаний сохраняется стабильным.

Рассмотренные динамические свойства нейронных сетей четко проявлялись в работе ансамблей, организованных из электронных импульсных моделей нейронов. Это указывает на допустимость упрощений, которые использовались при аналоговом описании систем.

ЛИТЕРАТУРА

1. Коган А. Б. О реальных нейронных ансамблях, образующихся при деятельности экранных структур мозга. — *Нейрофизиология*, 1969, т. 1, № 2, с. 17—24.
2. Коган А. Б. Об организации нервных клеток в нейронные ансамбли. — В сб.: *Современные проблемы нейрокибернетики*. Л., «Наука», 1972, с. 5—19.
3. Коган А. Б. О принципах нейронной организации рабочих механизмов управления функциональной системой. — В сб.: *Принципы системной организации функций*. М., «Наука», 1973, с. 14—21.
4. Гантмахер Ф. Р. *Теория матриц*. М., «Наука», 1967. 603 с.
5. Коган А. Б., Ефимов В. Н., Клименко А. В. Динамические процессы в нейронных ансамблях. Сообщение 1. Характеристики отдельного нейрона. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 14. Харьков, 1975, с. 3—12.
6. Лесис В. И. Моделирование случайных нервных сетей на ЭЦВМ. — В сб.: *Вопросы бионики*. М., «Наука», с. 135—144.
7. Берл Р. Функциональная организация в случайных сетях. — В сб.: *Принципы самоорганизации*. М., «Мир», 1966, с. 358—386.
8. Farley B. Q., Clark W. A. Activity in networks of neuronlike elements. — In: *Proc. 4-th London Symposium on Information Theory*. London, 1960, p. 19—24.
9. Чумаченко А. А., Ефимов В. Н. Изучение нейрональной организации центрального механизма дыхательного ритма и построение его модели. Автореф. дис. на соиск. учен. степени канд. биол. наук. Ростов н/Д, 1970. 23 с.

УДК 62. 506. 2

Ю. И. ЗОЗУЛЯ, канд. техн. наук

СОГЛАСОВАНИЕ ЭЦВМ С ЧЕЛОВЕКОМ-ОПЕРАТОРОМ

Современные ЭЦВМ обеспечивают высокую точность и скорость вычислений, что позволяет использовать их в автоматизированных системах управления различными объектами. Однако оперативный ввод данных в ЭЦВМ человеком-оператором и их вывод для контроля за работой машины связаны с большими трудностями и приводят к нерациональному использованию парка машин. Эти трудности имеют принципиальный характер и связаны со значительными расхождениями между точностью работы, объемом оперативной памяти и скоростью вычислений современной ЭЦВМ и нейронной сети мозга человека-оператора, обслуживающего машину. Если по точности и скорости вычислений ЭЦВМ намного превосходит человека-оператора, то по объему оперативной памяти она во много раз уступает ему [1].

Мозг человека-оператора обладает практически неограниченным объемом оперативной памяти [2], что позволяет человеку путем длительного обучения в целом скомпенсировать недостаточную точность и скорость вычислений при работе с ЭЦВМ. Однако при этом он работает в неестественных для себя условиях и испытывает значительное эмоциональное перенапряжение. Разработка рациональных методов и режимов работы человека-оператора, которая проводится в рамках эргономики [3], способствует ослаблению противоречий между функциями человека-оператора и ЭЦВМ, но не устраняет их. Назрела необходимость автоматизировать труд, затрачиваемый человеком-оператором на согласование функций его мозга с функциями ЭЦВМ, путем включения между человеком и машиной специальных согласующих устройств, обеспечивающих ввод и вывод данных в естественной для человека форме зрительных и слуховых сигналов.

Основная (прямая) задача согласующего устройства состоит в сокращении избыточности сигналов, формируемых человеком-оператором, и в повышении вследствие этого точности представления и скорости обработки данных сигналов. Обратная задача заключается в увеличении избыточности выходных сигналов ЭЦВМ для обеспечения надежности работы человека-оператора. При этом, естественно, ослабляются требования к точности представления выходных сигналов, уменьшается скорость их формирования и увеличивается разнообразие сигналов, что позволяет сформировать естественный для человека-оператора поток сигналов. Такое согласующее устройство, как и мозг человека-оператора, должно обладать большим объемом оперативной памяти и в то же время, как и ЭЦВМ, обеспечивать высокую точность и скорость формирования и преобразования сигналов. Кроме того, устройство должно быть технологичным, иметь разумную стоимость и в конце концов окупаться.

Известно, что степень технологичности наиболее высока у вычислительных сред — устройств, состоящих из однотипных элементов [4]. Анализ структурно-функциональной организации нейронных сетей мозга [5] показывает, что нейронные сети также являются вычислительными средами, состоящими из однотипных универсальных полифункциональных элементов — нейронов, а большой объем оперативной памяти мозга определяется способом кодирования входных сигналов, способом их фиксации и воспроизведения. Естественно предположить, что для достижения столь же значительного объема оперативной памяти в согласующем устройстве необходимо наделить его структурно-функциональной организацией нейронной сети мозга и выполнить в виде нейроподобной вычислительной среды (НВС), состоящей из однотипных универсальных нейроподобных элементов. Тем самым обеспечиваются высокая технологичность и надежность работы согласующего устройства. Это предположение можно точно обосновать с использованием условия согласования

систем [6], если учесть, что нейронная сеть мозга человека как система преобразования сигналов согласована с подобной сетью мозга другого человека, которую функционально замещает НВС с аналогичной структурно-функциональной организацией.

Классификация НВС

Изучение арсенала технических средств, используемых для обработки пространственно-временных сигналов в нейронных сетях мозга и НВС [5], показывает, что при выборе структурной схемы НВС по заданным множествам входных X и выходных сигналов Y и требуемому отображению $F: X \rightarrow Y$ следует учитывать:

- а) мощность множеств X и Y ;
- б) тип отображения $F: X \rightarrow Y$;
- в) наличие корреляции между отдельными сигналами множества X или подмножеств $X_i \subset X$;
- г) существование лингвистических структур в множествах X и Y ;
- д) отсутствие полных данных о множествах X и Y и отображении F .

Можно выделить 32 варианта сочетания этих пяти факторов (табл. 1). По мере перехода от 1-го к 32-му варианту сложность НВС постепенно увеличивается, что позволяет принять такое расположение вариантов за шкалу сложности НВС. Табл. 2 устанавливает соответствие между отдельными вариантами и техническими средствами, используемыми в НВС при реализации отображения $F: X \rightarrow Y$. В этих таблицах зафиксированы следующие основные положения.

1. В НВС отображение $F: X \rightarrow Y$ можно осуществить двумя разными способами. Первый состоит в формировании набора фильтров $\{F_{ij}\}$, преобразующих сигналы $I_i(x, t) \in X$ в $Q_j(x, t) \in Y$. Второй способ заключается в извлечении из памяти сигналов $Q_j(x, t)$, хранящихся там в закодированном виде, после предъявления сигналов-адресов $I_i(x, t)$, от которых зависит вид операции декодирования постоянно считываемых из памяти закодированных сигналов. Использование первого способа при увеличении мощности множеств X и Y связано со значительными трудностями, поскольку каждой паре сигналов $I_i(x, t)$ и $Q_j(x, t)$ необходимо ставить в соответствие свой фильтр F_{ij} (нейроподобную структуру типа перцептрона Ф. Розенблатта [7]). При этом увеличиваются габариты НВС и возникает необходимость в использовании НВС с операциями кодирования и декодирования сигналов, лежащими в основе постоянной и долговременной памяти.

Таблица 1

№ варианта	Мощность X и Y	Тип отображения F	Корреляция между сигналами множества X или подмножеств X_i	Лингвистические структуры в множествах X и Y	Объем данных о множествах X и Y и отображении F
1	Малая	Однозначное	Отсутствует	Отсутствуют	Полный
2				Имеются	Неполный
3			Имеется	Отсутствуют	Полный
4				Имеются	Неполный
5				Отсутствуют	Полный
6				Имеются	Неполный
7				Отсутствуют	Полный
8				Имеются	Неполный
9		Неоднозначное	Отсутствует	Отсутствуют	Полный
10				Имеются	Неполный
11			Имеется	Отсутствуют	Полный
12				Имеются	Неполный
13				Отсутствуют	Полный
14				Имеются	Неполный
15				Отсутствуют	Полный
16				Имеются	Неполный
17	Большая	Однозначное	Отсутствует	Отсутствуют	Полный
18				Имеются	Неполный
19			Имеется	Отсутствуют	Полный
20				Имеются	Неполный
21				Отсутствуют	Полный
22				Имеются	Неполный
23				Отсутствуют	Полный
24				Имеются	Неполный
25		Неоднозначное	Отсутствует	Отсутствуют	Полный
26				Имеются	Неполный
27			Имеется	Отсутствуют	Полный
28				Имеются	Неполный
29				Отсутствуют	Полный
30				Имеются	Неполный
31				Отсутствуют	Полный
32				Имеются	Неполный

2. Если отображение $F: X \rightarrow Y$ однозначное и корреляция между сигналами множества X (или его подмножеств $X_i \subset X$), а также лингвистические структуры в этих множествах отсутствуют, то НВС имеет наиболее простую структуру: в случае малой мощности X и Y НВС состоит из параллельных каналов (или анализаторов для отдельных подмножеств коррелируемых сигналов X_i), количество которых определяется мощностью множества X (или мощностью множества подмножеств $X_i \subset X$); в случае большой мощности X и Y НВС представляет собой пару слоев с постоянной памятью, в которой выходные сигналы НВС хранятся под

кодами, однозначно определяемыми входными сигналами НВС. На входе такой пары слоев необходимо иметь пару, кодирующую сигналы, а на выходе — пару, декодирующую их. Если объем данных о множествах X , Y и отображении F является неполным, то структура НВС усложняется вследствие введения α -подкрепления в систему фильтров [7] или использования пары слоев с долговременной памятью. Это усложнение практически сводится к применению нейрореподобных элементов с интегральной памятью [8] и к введению учителя.

Таблица 2

№ варианта	Мощность X и Y	Тип отображения F	Корреляция между сигналами множества X или подмножеств X_i	Лингвистические структуры в множествах X и Y	Объем данных о множествах X и Y и отображении F
1	Фильтрация	—	—	—	Обучение
2				Сети	—
3					Обучение
4				—	—
5			Декорреляция	—	Обучение
6				Сети	—
7					Обучение
8				—	—
9		Адаптация	—	—	Обучение
10				Сети	—
11					Обучение
12				—	—
13			Декорреляция	—	Обучение
14				Сети	—
15					Обучение
16				—	—
17	Кодирование	—	—	—	Обучение
18				Ассоциации	—
19					Обучение
20				—	—
21			Анализ	—	Обучение
22				Синтез	—
23					Обучение
24				—	—
25		Трансформация	—	—	Обучение
26				Ассоциации	—
27					Обучение
28				—	—
29			Анализ	—	Обучение
30				Синтез	—
31					Обучение
32				—	—

3. Если отображение F неоднозначное, т. е. одинаковые входные сигналы НВС вызывают разные выходные сигналы, то при построении НВС в случае малой мощности X и Y каждую отдельную группу фильтров, настроенных на один входной сигнал, но вызывающих разные выходные сигналы, необходимо объединить в один адаптивный фильтр, структура которого перестраивается в соответствии с последовательностями входных и выходных сигналов НВС в зависимости от нелинейных свойств некроподобных элементов без памяти, входящих в многослойную структуру каждого адаптивного фильтра. В случае большой мощности X и Y основные значения приобретают операции трансформации (поворот, сдвиг, преобразование подобия и др.) одного и того же входного сигнала НВС в совокупность подобных сигналов, вызывающих разную реакцию НВС.

Используя голографические коды (преобразования Фурье, Френеля и прочие), входные сигналы можно трансформировать путем умножения ядра соответствующего интегрального преобразования на специальный множитель. Для выполнения такого умножения необходима дополнительная пара слоев. Еще одна отображающая структура требуется для формирования специального множителя по заданным последовательностям входных и выходных сигналов. Естественно, что реализация такой схемы возможна только в том случае, если отображение множества входных и выходных сигналов НВС на множество специальных сомножителей является однозначным. В противном случае нужно строить многоступенчатую схему трансформации.

4. Если существует корреляция между отдельными сигналами множества X (или подмножеств $X_i \subset X$), то в случае малой мощности X и Y необходимо производить декорреляцию этих сигналов, сводя их к контурным [9], а в случае большой мощности множеств X и Y НВС должна обладать структурой, позволяющей анализировать сигналы путем их сравнения. Наиболее сложную структуру имеют НВС с несколькими подмножествами частично коррелируемых входных сигналов $I_i(x, t)$, поскольку такая система включает в себя несколько специфических, неспецифических и логических анализаторов.

5. Если в множествах X и Y существуют лингвистические структуры, что обусловлено последовательным и параллельным предъявлением входных сигналов из порождающего множества (алфавита) $X_0 \subset X$ (или $X_{0i} \subset X_i \subset X$) и формированием различных последовательностей выходных сигналов из Y , то возникает задача получения изоморфных или гомоморфных отображений X на Y . В случае малой мощности X и Y ее можно решить последовательным и параллельным соединением слоев из некроподобных элементов, обладающих кратковременной памятью (задержкой), универсальными логическими и линейными функциями. В случае большой мощности X и Y для реализации НВС с изоморфным

или гомоморфным отображением $F: X \rightarrow Y$ между сигналами, хранящимися в памяти, достаточно организовать ассоциативные связи. Это осуществляется путем записи входных сигналов НВС под кодами, однозначно связанными с предшествующими входными сигналами или с последовательностями входных сигналов НВС. Если такая организация памяти сопряжена с предшествующим анализом сигналов, то она естественно порождает операцию синтеза сигналов путем их сравнения.

Основываясь на данной классификации, можно выбрать структурную схему НВС, производящей отображение F произвольного множества входных сигналов X на произвольное множество выходных сигналов Y , в связи с определенными выше прямой и обратной задачами НВС.

ЛИТЕРАТУРА

1. Сатерленд Н. С. Человеческие машины. — В сб.: Человеческие способности машин. М., «Сов. радио», 1971, с. 23—38.
2. Лурия А. Р. Маленькая книжка о большой памяти. (Ум мнемониста). М., Изд-во Моск. ун-та, 1968. 88 с.
3. Венда В. Ф. Средства отображения информации. (Эргономические исследования и художественное конструирование). М., «Энергия», 1969. 304 с.
4. Евреиков Э. В., Косарев Ю. Г. Однородные универсальные вычислительные системы высокой производительности. Новосибирск, «Наука», 1966. 310 с.
5. Зозуля Ю. И. Исследование структурно-функциональной организации нейронных сетей мозга и нейроподобных вычислительных сред. Автореф. дис. на соиск. учен. степени канд. техн. наук. Харьков, 1973. 26 с.
6. Зозуля Ю. И. Согласование биологических и технических элементов и систем. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 14. Харьков, 1975, с. 12—19.
7. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга. М., «Мир», 1965. 480 с.
8. Малик Б. А., Чернов В. Г. Оптоэлектронная модель нейрона. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков. «Вища школа», 1974, с. 118—124.
9. Шатохин А. В., Зозуля Ю. И. Математическая модель контурных и сводимых к ним изображений. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков. «Вища школа», 1974, с. 74—78.

УДК 62.506.2

В. П. КЛЕВЦОВ, канд. техн. наук

ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ ЯЗЫКА ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПЕРЦЕПТИВНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ЗРИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ

Осуществить техническое моделирование зрения и достаточно полно объяснить его функциональную структуру невозможно до тех пор, пока не описаны средства и способы символизации стимульных структур внешнего мира, используемые зрительной системой, ее язык. Особо важное значение имеет описание языка перцептивной деятельности, обеспечивающей поиск, синтез и селекцию стимулов различной сложности.

В проводимых в настоящее время исследованиях языков получил распространение путь структурной лингвистики, структурного моделирования естественных языков с помощью их формализованных описаний, так называемых структурных моделей языков [1], их синтаксиса, морфологии, семантики. Данная работа посвящена синтаксическому описанию языка зрения, т. е. описанию правил порождения и преобразования знаковых систем и их сочетаний.

Начало построению синтаксических структурных моделей было положено Н. Хомским [2]. Он исследовал применимость для интерпретации естественного языка трех моделей — марковских процессов с конечным числом состояний, непосредственных составляющих и трансформационной. В процессе исследований было установлено, что наибольшими возможностями обладает трансформационная модель, в которой, как и в модели непосредственных составляющих, определены словарь (алфавит) V_n , множество Σ начальных цепочек в V_n и множество F правил $X_i \rightarrow Y_i$ подстановки (некоторой цепочки вместо одного символа цепочки X_i). Помимо этих компонентов, модель дополняется трансформационной грамматикой. Элементарная трансформация t превращает вхождения $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ в контексте $\hat{Y}_1 \dots \dots \hat{Y}_{n-1} \dots \hat{Y}_{n+1} \dots \hat{Y}_n$ в некоторую цепочку $Y_{a_k} \hat{Z}_1 \hat{Y}_{a_k} \dots \hat{Y}_{a_k} \hat{Z}_{k+1}$, где a_k — натуральные числа. Другими словами, t превращает цепочку $Y_1 \dots \dots Y_n$ в новую цепочку $W_1 \dots \dots W_n$, связанную определенным образом с $Y_1 \dots \dots Y_n$. Результатом трансформации является предложение с новой структурой из непосредственных составляющих. Правила трансформации позволяют строить из ядерных предложений, составленных терминальными цепочками грамматики непосредственных составляющих, множества новых предложений. Трансформации можно соединять друг с другом, применять их к результатам уже произведенных трансформаций. Это дает возможность привести чрезвычайно сложную структуру языка к обозримому виду.

На основании такого подхода лингвистическую интерпретацию изображений осуществляли Р. Нарасимхан, К. Бриндинг, Р. Кириш и др. Лингвистическая модель [3—5] основана на использовании алфавита элементов и связей, а также грамматических правил формирования фраз (выражений). Правила позволяют выделять выражения, обладающие определенными свойствами, и делают возможным преобразование одной цепочки в другую. Применяя этот аппарат, можно строить сеть фраз, описывающих входное изображение, и распознавать его.

В целом результаты работ в этом направлении весьма скромны: описывались лишь узкие классы изображений, не учитывалась их пластичность. Авторы, сознавая частный характер своих

теорий, считали необходимой разработку метатеории поведения при решении задач [5].

Организация поведения с привлечением лингвистических представлений осуществлялась при создании двигательных систем роботов [6]. В результате было получено описание принципов построения многоуровневого языка формирования движений кинематической системы с большим числом независимых переменных. Лингвистический аппарат строится на основании правил построения ядерных движений и трансформационных правил образования более сложных движений. В частности, сложный двигательный акт строится из ядерных движений $S_1, S_2, \dots, S_p$ введением трансформационных правил T подстановки типа $S_i \rightarrow S_j$; $S_i \rightarrow S_i S_j$; $S_i \rightarrow R_0 S_i$; $S_i \rightarrow R_i S_i$; $\dots$; $R_0 \rightarrow R_1 R_0$ и т. д.

Эти правила описывают последовательности преобразований движений S и операторов R , изменяющих S_i и R . При этом движения задаются матрицей V приращений по соответствующим переменным для всех S_i . Указанные принципы могут являться основой для описания перцептивной деятельности зрительной системы (ЗС) с учетом их специфики.

Вообще описать перцептивный язык ЗС — значит определить списки входных и выходных параметров функциональных перцептивных блоков, а также законы изменений этих параметров. Мы рассматриваем случай, когда ЗС имеет дело с плоским неподвижным изображением, и далее в списках параметров перцептивных действий (ПД) не учитываем координату «время» t . Однако в целом мы ее не исключаем, полагая, что ЗС анализирует распределения входного сигнала по плоскости x, y и по длине l . Принципы построения языка ПД в обоих случаях одинаковы, причем одномерный язык проще, так как является частным случаем двумерного. Кроме того, двумерный язык — первоначальная, исходная форма записи входной информации. Поэтому главное внимание здесь уделяется описанию двумерного языка перцептивной системы ЗС.

Основываясь на результатах работ [7, 8], мы используем следующие лингвистические представления.

1. Основными лексическими элементами языка уровня j — это символы E_j элементов и R_j связей. Символом E_j обозначается элементарное (на уровне j) действие, изменяющее состояние соответствующего сенсорного элемента или его коэффициент передачи. Символу E_j соответствует ПД, описываемое кортежем метрических параметров $E_j = \langle p_1, p_2, \dots, p_n \rangle_j$. Множество $\{E\}_j$ для $j > 1$ характеризуется индивидуальными параметрами (адрес, величина, форма) $E_{j+1} = \langle p_1, p_2, \dots, p_n \rangle_{j+1}$ и групповыми характеристиками $\bar{E}_j$ (средними значениями параметров по $\{E\}_j$, образующему E_{j+1}).

Символу связи R_j соответствует ПД-связь, представляемая кортежем $R_j = \langle r_1, r_2, \dots, r_n \rangle_j$. ПД-связь отражает транс-

формацию некоторого первичного элемента E' в другой, вторичный E'' . Будем использовать для этого акта обозначение $E'' = RE'$ (в целях упрощения). Объектом трансформации могут быть не только элемент E , но и связь R . Преобразование первичной связи R (связи первого порядка) с помощью вторичной R^2 записывается в виде $R = R^2R$. Используются понятия внешних и внутренних связей. Внешняя R_j отражает разности индивидуальных характеристик элементов, внутренние $\bar{R}_{j-1}$ задаются групповыми параметрами отношений между элементами E_{j-1} в пределах E_j .

2. Алфавиты элементов A_E и связей A_R образуются аналогично друг другу как вероятностные множества значений одного или нескольких параметров элементов (связей). В частности,

$$A_E = M(E) = M_{p_1} \times M_{p_2} \times \dots \times M_{p_n} = M(p_1, p_2, \dots, p_n),$$

$$A_R = M(R) = M_{r_1} \times M_{r_2} \times \dots \times M_{r_n} = M(r_1, r_2, \dots, r_n),$$

где M_{p_n} , M_{r_n} — соответственно множества возможных значений n -го параметра элемента и связи.

3. Словарь $\{W\}_i$ на данном этапе развития (обучения) составлен списком статистически устойчивых (наиболее частых) и прагматически значимых классов (типов) комбинаций W_j . Вообще W_j — это система элементов E_j , соединенных связями R_j . Мы ограничиваемся словами, составленными из одного или нескольких E , соединенных связями первого и второго порядка (R , R^2).

4. Грамматика G — это совокупность правил образования слов W_j . Некоторые из них фактически уже введены выше. Перечислим эти правила (T_i) и поясним их, не учитывая конкретные характеристики E , R и номер уровня:

$$T_1: E \rightarrow M(E_i); T_2: R \rightarrow M(R); T_3: E \rightarrow RE;$$

$$T_4: E \rightarrow M(R_i E); T_5: M(E_i) \rightarrow RM(E_i); T_6: M(E_i) \rightarrow M(R_i E_i);$$

$$T_7: M(R_i E) \rightarrow M(E_k) M(R_i E);$$

$$T_8: RE \rightarrow RRE \rightarrow RRRE \rightarrow \dots mRE;$$

$$T_9: R \rightarrow R^2R \rightarrow R^2R^2R \rightarrow \dots mR^2R;$$

$$T_{10}: E \rightarrow RE \rightarrow R^2RE \rightarrow R^2R^2RE \rightarrow \dots;$$

$$T_{11}: E \rightarrow R(E) \rightarrow R^2R(RE) \rightarrow R^2R^2R(R^2RRE) \rightarrow \dots$$

Правила T_1 , T_2 порождают статистические множества соответственно элементов и связей. Порождение единичного элемента (связи), т. е. обратное преобразование T_1^{-1} и T_2^{-1} может рассматриваться либо как результат работы соответствующего оператора D или $D(R)$ при $\sigma_i \rightarrow 0$, либо как одиночное срабатывание оператора. Правило T_3 есть трансформация элемента E по закону R .

Правило T_4 порождает статистическое множество преобразований единичного элемента E с помощью связей R_i . Здесь E является детерминированным и задается однозначно: $\text{Det}(E)$, связь

задается неоднозначно и модифицируется случайными факторами: $\text{Mod}(R_i)$.

Для иллюстрации примем, что E изображается точкой в пространстве параметров, например $E(x, y)$, а связь — отрезком $R(\varphi, d)$. Тогда слово, созданное по правилу T_4 , будет иметь вид (рис. 1, а). Таким образом, T_4 порождает слова типа «снежинок» или «пучков».

Правило T_5 соответствует трансформации (по закону R) статистического множества элементов E_i . Здесь способ задания элементов и связи следующий: $\text{Mod}(E_i) \wedge \text{Det}(R)$. Это преобразование (рис. 1, б) дает комбинацию типа «ориентированные штрихи».

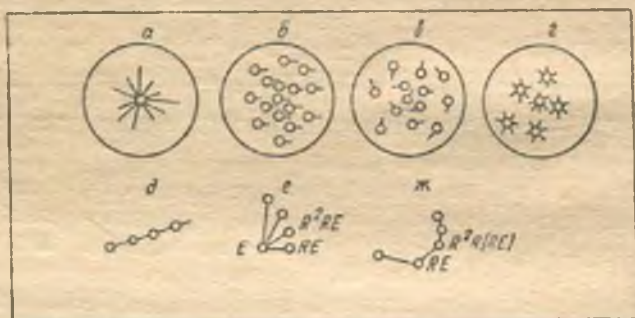


Рис. 1. Виды возможных преобразований элементов и связей.

Правило T_6 соответствует статистическому множеству трансформаций случайных элементов по случайному закону. Здесь способ задания имеет вид $\text{Mod}(E_i) \wedge \text{Mod}(R_i)$, причем одинаковый индекс (i) означает, что для каждого E используется только одна связь R . Порождаемая комбинация имеет вид «неориентированные штрихов» (рис. 1, е).

Правило T_7 превращает результат преобразования T_4 , т. е. слово типа «снежинка», в статистическое множество таких слов (рис. 1, г). Этот процесс — составной. Каждый порождаемый статистическим образом элемент E_k трансформируется по правилу T_4 .

Правило T_8 является логическим следствием правила T_4 . Добавление каждого очередного символа R означает новую трансформацию имевшегося выражения и соответствующих действий. Как видно, правила $T_3, T_8 - T_{11}$ описывают преобразования с единичными элементами и связями. Иллюстративным эквивалентом комбинации, порождаемой по T_8 , является «цепь» (рис. 1, д) со связями первого порядка. Если для R значение хотя бы одного $a_i > q$, где q — порог, то эта цепь будет марковской. Правило T_9 соответствует известному в математике рекурсивному способу преобразований с постоянным законом и изменяемым на каждом шаге преобразованием (E).

Правило T_0 описывает преобразования связей R с помощью связей R^2 второго порядка. В целом правило T_0 , как и T_2 , способно порождать множество связей. Однако в данном случае, по T_0 , мы имеем однозначную последовательность связанных связей, в отличие от вероятностного множества изолированных связей (по T_2). Полученная комбинация связей представляет собой структуру, которая может быть положена в основу создания двух важных классов слов, различающихся тем, к чему применяются трансформации T_0 .

Первый класс слов образуется по правилу T_{10} . Оно предусматривает на каждом шаге рекурсии трансформацию преобразования, применяемого к исходному элементу — прообразу E . Это правило, как и T_4 , порождает слова типа «пучков». Однако это не вероятностные, статистические «пучки», а детерминированные, точно заданные параметрами R^2 и R (рис. 1, е).

Правило T_{11} использует ту же структуру преобразований связей. Но, в отличие от T_{10} , T_{11} , оно на каждом шаге рекурсии определяет трансформацию и связи, и объекта преобразования. Другими словами, новая трансформация применяется к элементу, полученному в результате предыдущей трансформации (эти элементы в выражении T_{11} заключены в скобки). Правило T_{11} иллюстрируется рис. 1, ж.

В целом перечисленные правила образования слов представляют собой обобщенные формальные описания совокупностей операций и могут быть преобразованы в физические или математические конструкции, реализующие эти правила для заданного состава параметров таких символов, как E , R и R^2 , а также $M(E_i)$, $M(R_i)$ и т. д. В первом случае будет получена нейронная модель (сеть), во втором — алгоритм (программа).

Для применения абстрактных символьных преобразований к конкретным параметрам элементов и связей рассмотрим особенности лексических единиц на каждом уровне, работающем с двумерным входным сигналом. Ранее было показано [7, 8], что перцептивные механизмы создают и настраивают сенсорные конструкции, описываемые следующими параметрами: положением (x, y) , размером S , формой (k, Φ) , где k — коэффициент эллипсовидности, Φ — ориентация эллипса. Связи по положению представлены параметрами φ, d в полярной системе координат.

Данные нейрофизиологии и психологии восприятия свидетельствуют о возможности выделения следующих уровней: рецепторов ($j=0$); рецепторных групп, объединяемых одиночными ганглионами в РПС — рецептивные поля сетчатки ($j=1$); рецептивных полей коленчатого тела и зрительной коры, образованных множествами РПС ($j=2$) [9, 10]; глобальной регуляции внимания, или уровень формирования оперативного поля наблюдения ($j=3$) [7].

Уровень $j = 0$. Символ элемента (ПД): $E_0 = \langle x, y_0 \rangle$ (индекс номера уровня вынесен за скобки кортежа). Связи между элементами только внешние: $R_0 = R \langle x, y \rangle_0 = \langle \varphi, d \rangle_0$. Алфавиты элементов и связей образованы их множествами $M(E_0) = M(x, y)$; $M(R_0) = M(\varphi, d)$. Элементы обеспечивают измерение яркости в заданных точках, а взаимно-тормозные связи — разности яркостей в парах соседних (близких) точек.

Уровень $j = 1$. На этом уровне имеются механизмы пространственного накопления для усреднения параметров сигнала. Зона накопления (РПС) формируется с помощью оператора D_1 . ПД, подаваемое на его вход, описывается параметрами $E_1 = \langle x, y, S(x, y)_0 \rangle_1$, где $x_1, y_1 = x_0, y_0$ — координаты центра, $S_1(x, y)$ — величина РПС. Усредняются не только абсолютные сигналы, но и разностные. Для получения множества разностных сигналов формируется множество связей между элементами E_0 . Эти внутренние для E_1 связи задаются следующим образом: $R_0 = \langle \varphi_0, d_0, \sigma(\varphi_0), \sigma(d_0) \rangle$. Они обеспечивают каждому направлению φ_0 получение автокорреляционной функции входного потока для всех интервалов d внутри РПС. Алфавит элементов: $M(E_1) = M(x_1, y_1)$. Алфавит внешних связей: $M(R_1) = M(\varphi_1, d_1)$.

Уровень $j = 2$ предназначен для выделения локальных конфигураций (признаков). Наряду с круглыми зонами накопления, здесь формируются (операторами D_2) распределения f весовой функции на эллипсовидных областях, образованных множествами РПС. Такие области — наиболее эффективный аппарат описания удлинённых пятен, протяжённых краев, полос и т. п. Индивидуальные параметры каждой области: $E_2 = \langle x, y, S(x, y)_1, k, \Phi \rangle_2$. Групповые параметры множества $\{E_1\}$, образующего фрагмент сетчатки (ФС) E_2 , таковы: $\bar{E} = \langle \bar{S}(x, y)_0; \sigma[S(x, y)_0] \rangle_1$.

Внешние связи $R_2 = \langle \varphi, d, R \langle S, k, \Phi \rangle \rangle$ образованы разностями одного или нескольких индивидуальных параметров E_2 . Внутренние связи $\bar{R}_1$ аналогичны связям $\bar{R}_0$.

Алфавит элементов образуется множеством $M(E_2) = M(S_2, k_2, \Phi_2, x_2, y_2)$. Алфавит связей образуется аналогично, из сочетания параметров R_2 : $\varphi_2, d_2, R(S_2), R(k_2), R(\Phi_2)$. Такой обширный алфавит дает возможность создавать и перестраивать множества единичных, парных, тройных и вообще — системных зон накопления. В частности, все простые, сложные и сверхсложные РП зрительной коры, обнаруженные экспериментально [9, 10], являются комбинациями зон накопления различной формы, ориентации и т. д.

Уровень $j = 3$. На этом уровне должен находиться гипотетический оператор D_3 статистического управления множествами одиночных и системных образований из E_2 и R_2 . Уставка u_3 , подаваемая на вход D_3 , определяет параметры сферы внимания, распределяя познавательные действия по всему сетчаточному представлению в целом. Элемент E_3 имеет индивидуальные па-

параметры: $E_3 = \langle x, y, S(x, y)_2, k, \Phi \rangle_3$. Групповые параметры элемента E_3 описывают статистические характеристики множества фрагментов сетчатки, с которых снимается сигнал — средние величины площади ФС, коэффициента эллипсовидности и ориентации, а также разброс значений этих величин: $\bar{E}_2 = \langle \bar{S}(x, y)_1, \sigma[S(x, y)_1], \bar{k}, \sigma(k), \bar{\Phi}, \sigma(\Phi) \rangle_2$. Внешние связи R_3 между элементами E_3 представляются параметрами $R_3 = \langle \varphi, d, R \langle S, k, \Phi \rangle_3 \rangle_3$. Внутренние связи между элементами $\bar{E}_2$ в составе E_3 таковы:

$$\bar{R}_2 = \langle \bar{\varphi}_2, \bar{d}_2, \sigma(\varphi_2), \sigma(d_2), \bar{R} \langle S(x, y)_1, k\Phi \rangle_2, \sigma(R_2) \rangle.$$

Алфавиты элементов и связей здесь не приводятся ввиду громоздкости выражений. Они образуются множеством значений одного или нескольких параметров E_3, R_3 в любом сочетании. Нейрофизиологическим эквивалентом оператора D_3 , по крайней мере в области управления множеством селекторов D_2 форм и ориентаций, по-видимому, могут служить так называемые «столбы» [9, 11].

Аналогично строится система обозначений перцептивных действий ЗС со входной информацией в одномерной форме. Здесь тоже в общем случае выделяются несколько уровней, функциональные блоки которых анализируют распределение ориентаций и направлений стимулов и их фрагментов по длине. Задача анализа линейного стимульного материала имеет свою специфику — выделяются и синтезируются участки линии, различные и однородные по статистическим характеристикам на разных уровнях ее организации.

Рассмотрим некоторые примеры построения системных образований из элементов и связей двумерного перцептивного языка.

Правила T_1 и T_2 пояснялись выше. Правило T_3 создает пары, различающиеся по метрическим характеристикам, заданным в R .

Различия могут быть заданы по следующим параметрам: $r_{x, y} = \langle \varphi, d \rangle$ — по положению; r_t — по времени (с использованием временных задержек); r_s — по размеру; r_k — по форме; r_φ — по ориентации.

Соединение правил T_3, T_8 дает поэтапную трансформацию элемента — прообраза в последовательность элементов, каждый из которых отличается от соседнего по одному или нескольким параметрам. Результаты одной трансформации (T_3) и последовательности трансформаций ($T_3 T_8$) для элементов $E_0 - E_3$ по разным параметрам связей показаны на рис. 2.

Для каждой разновидности систем, порожденных по $T_3 T_8$, на рис. 2 обозначены элементы, из которых они строятся в ЗС, и параметры связей (преобразований).

Правило T_3 создает системы со статистической, случайной структурой, которые похожи на системы типа $T_3 T_8$, однако не

регулярны и не имеют порядка (последовательности) преобразований, т. е. в них все трансформации независимы и могут осуществляться параллельно — в сторону увеличения и уменьшения параметров прообраза E . Для примера на рис. 3, а показаны некоторые преобразования по T_3 , причем прообраз обозначен утолщенной линией. Пары E_3 , отличающиеся по групповым параметрам Φ_2 и S_2 (рис. 3, б), иллюстрируют работу правила T_3 . Правило T_6 осуществляет массовую статистическую реализацию правила T_3 . Правило T_7 является соединением правил T_1 и T_3 .

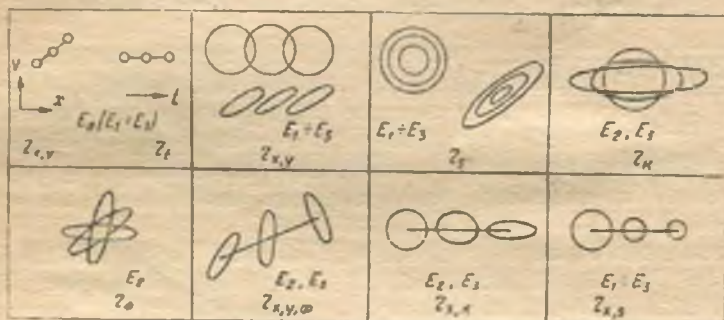


Рис. 2. Примеры построения систем из рецептов (E_0), рецептивных полей сетчатки (E_1), фрагментов сетчатки (E_2) и оперативных полей наблюдения (E_3).

Показ всех возможных преобразований $T_1 T_4 = T_7$ был бы слишком громоздким, поэтому мы приведем только два варианта преобразований для T_6 и T_7 (рис. 3, в).

Правила T_{10} , T_{11} используются в ЗС для построения различных детерминированных структур регулярного типа из элементов уровня E_1 , E_2 , E_3 , в том числе одномерных.

В целом сводка правил T_i является перечнем стандартных перцептивных приемов, последовательностей (как временных, так и пространственных) действий. В рамках этих правил можно решить широкий класс перцептивно-познавательных задач, отразить большое число системных образований из элементов разного уровня организации внешней оперативной среды. Любая визуальная система, рассчитанная на решение сложных задач в нетривиальной среде, должна использовать эти правила. В частности, они составляют основу формирования и оперативной настройки всех функциональных единиц зрения — рецептивных полей, исследований и еще не обнаруженных.

Однако никакой перечень априорно заданных правил не может обеспечить адекватного отражения всего разнообразия системных образований элементов среды (или оперативной обстановки), с которыми может встретиться визуальная система. Для

отражения незнакомых структурных особенностей среды, а также при новых задачах восприятия возникает необходимость модификации старых или применения новых правил построения слов. В этом случае словарный запас аппарата управления действиями на каждом уровне пополняется за счет использования разных последовательностей правил T и трансформации значений многочисленных переменных E , R и R^* . Таким образом можно построить огромное число слов на языке данного уровня. Эти слова как совокупности управляющих воздействий передаются на более низкие уровни и изменяют характеристики соответствующих звеньев.

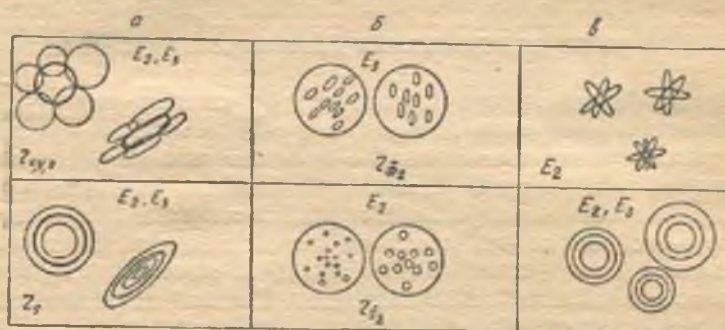


Рис. 3. Преобразования по правилам: а — T_4 ; б — T_6 ; в — T_8 , T_7 .

В целом процесс построения новых структур на основании перцептивного опыта является эвристическим, творческим. Отсюда — важный вывод о роли эвристических процедур в процессе зрительного восприятия.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бирюков Б. В., Геллер Е. С. Кибернетика в гуманитарных науках. М., «Наука», 1973. 382 с.
2. Хомский Н. Три модели описания языка. — «Кибернетический сб.», Вып. 2. М., Изд-во иностр. лит., 1961, с. 237—266.
3. Бридинг К. Дж. Язык для описания изображений. — В кн.: Автоматический анализ сложных изображений. М., «Мир», 1969, с. 65—86.
4. Kirsch R. A. Computer interpretation of English Text. and Picture Patterns. — «Trans. IEEE», 1961, vol. EC, August, p. 25—37.
5. Нарасимхан Р. Лингвистический подход к распознаванию образов. — В кн.: Автоматический анализ сложных изображений. М., «Мир», 1969. с. 22—50.
6. Игнатъев М. Б., Кулаков Ф. М., Покровский А. М. Алгоритмы управления работами — манипуляторами. Л., «Машиностроение», 1972. 247 с.
7. Клевцов В. П. Моделирование статистических форм перцептивной деятельности зрительной системы. Сообщения 1, 2. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 12. Харьков, с. 11—27.
8. Клевцов В. П. Условно-вероятностные принципы управления сенсорными механизмами зрения. — Сб. «Проблемы бионики», Вып. 13. Харьков, с. 14—20.

9. Глезер В. Д. Механизмы опознания зрительных образов. М.—Л., «Наука», 1966. 204 с.
10. Hubel D. H., Wiesel T. N. Receptive Fields. Binocular Interaction and Functional Architecture in the Cat's Visual Cortex.—*J. Physiology*, 1962. vol. 160. p. 106—113.
11. Цуккерман И. И. Техническое моделирование зрительных процессов. — В кн.: Бионика-1973. Т. 1. М., Изд-во АН СССР, 1973, с. 65—69.

УДК 62.506.2

С. Ф. КАЦАЛАП, В. Г. ЧЕРВОВ, канд. биол. наук

К АНАЛИЗУ МНОГОМЕРНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

Анализ многомерного динамического сигнала заключается в выделении и измерении параметров наиболее важных его свойств. При рассмотрении динамического процесса как входного сигнала некоторой абстрактной системы необходимо определить такие функциональные преобразования этой системы, в результате которых выходной сигнал равнялся бы определенному параметру процесса либо принимал экстремальные значения при наличии соответствующих свойств последнего. Решить поставленную задачу в общем виде довольно сложно, поэтому приходится ограничиться некоторыми ее частными случаями. Будем рассматривать лишь те задачи, в которых входной сигнал соответствует одномерному, двумерному или трехмерному объекту, изменяющему во времени свои параметры, т. е. размеры, форму, местоположение, ориентацию и т. п. Такое ограничение позволяют проводить аналогии этих задач с решаемыми зрительными анализаторами биологических систем и сравнивать полученные результаты. Ведь биологические системы взаимодействуют с изменяющимися подобным образом объектами внешнего мира, а экспериментальные исследования зрительных анализаторов показывают [1], что в них имеются нейронные структуры, избирательно реагирующие на определенные свойства пространственно-временных сигналов.

В [2, 3] определены алгоритмы, анализирующие механическое движение объектов. В настоящей работе сделана попытка выделить некоторые другие свойства динамических процессов.

Рассмотрим динамический процесс, описываемый пространственной координатой x и временной координатой t . Объект, который движется по оси x и изменяет свою форму во времени, можно представить входным сигналом $I[x + s(t), t]$, заданным на соответствующей области.

Найдем полную производную функции от данного сигнала:

$$\frac{dI}{dt} = \frac{\partial I}{\partial x} \frac{ds}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t}. \quad (1)$$

Дифференцируя (1) по x , получаем

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dl}{dt} \right) = \frac{\partial^2 l}{\partial x^2} \frac{ds}{dt} + \frac{\partial^2 l}{\partial t \partial x}. \quad (2)$$

Исключая из (1), (2) $\frac{ds}{dt}$, имеем

$$F = \frac{dl}{dt} \frac{\partial^2 l}{\partial x^2} - \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dl}{dt} \right) \frac{\partial l}{\partial x}. \quad (3)$$

Оператор (3) не реагирует на движение стимула, но отвечает на любые другие временные его изменения.

Рассмотрим динамический процесс, описываемый двумя пространственными координатами x, y и временной координатой t . Аналогично предыдущему случаю объект, движущийся в плоскости и изменяющий свою форму, представим входным сигналом $l[x + s_1(t), y + s_2(t), t]$, заданным на соответствующей области.

Найдем полную производную функцию от этого сигнала:

$$\frac{dl}{dt} = \frac{\partial l}{\partial x} \frac{ds_1}{dt} + \frac{\partial l}{\partial y} \frac{ds_2}{dt} + \frac{\partial l}{\partial t}. \quad (4)$$

Дифференцируя (4) по переменным x и y , находим

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dl}{dt} \right) = \frac{\partial^2 l}{\partial x^2} \frac{ds_1}{dt} + \frac{\partial^2 l}{\partial x \partial y} \frac{ds_2}{dt} + \frac{\partial^2 l}{\partial x \partial t}, \quad (5)$$

$$\frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{dl}{dt} \right) = \frac{\partial^2 l}{\partial x \partial y} \frac{ds_1}{dt} + \frac{\partial^2 l}{\partial y^2} \frac{ds_2}{dt} + \frac{\partial^2 l}{\partial y \partial t}. \quad (6)$$

Исключая из (4), (5), (6) $\frac{ds_1}{dt}$ и $\frac{ds_2}{dt}$, получаем

$$F = \frac{dl}{dt} \left[\frac{\partial^2 l}{\partial x^2} \frac{\partial^2 l}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 l}{\partial x \partial y} \right)^2 \right] + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dl}{dt} \right) \left(\frac{\partial l}{\partial y} \frac{\partial^2 l}{\partial x \partial y} - \frac{\partial l}{\partial x} \frac{\partial^2 l}{\partial y^2} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{dl}{dt} \right) \left(\frac{\partial l}{\partial x} \frac{\partial^2 l}{\partial x \partial y} - \frac{\partial l}{\partial y} \frac{\partial^2 l}{\partial x^2} \right). \quad (7)$$

Оператор (7) не реагирует на поступательное движение объекта в плоскости, а только на любые другие его временные изменения.

Рассмотрим динамический процесс, описываемый пространственными координатами x, y, z и временной координатой t . Аналогично предыдущим случаям объект, движущийся поступательно в пространстве и изменяющий свою форму, представим сигналом $l[x + s_1(t), y + s_2(t), z + s_3(t), t]$, заданным на соответствующей области.

Найдем полную производную от этого сигнала:

$$\frac{dl}{dt} = \frac{\partial l}{\partial x} \frac{ds_1}{dt} + \frac{\partial l}{\partial y} \frac{ds_2}{dt} + \frac{\partial l}{\partial z} \frac{ds_3}{dt} + \frac{\partial l}{\partial t}. \quad (8)$$

Дифференцируя (8) по переменным x, y, z , имеем

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dl}{dt} \right) = \frac{\partial^2 l}{\partial x^2} \frac{ds_1}{dt} + \frac{\partial^2 l}{\partial x \partial y} \frac{ds_2}{dt} + \frac{\partial^2 l}{\partial x \partial z} \frac{ds_3}{dt} + \frac{\partial^2 l}{\partial t \partial x}. \quad (9)$$

$$\frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{dl}{dt} \right) = \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{ds_1}{dt} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \frac{ds_2}{dt} + \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} \frac{ds_3}{dt} + \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial y}, \quad (10)$$

$$\frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{dl}{dt} \right) = \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} \frac{ds_1}{dt} + \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} \frac{ds_2}{dt} + \frac{\partial^2 I}{\partial z^2} \frac{ds_3}{dt} + \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial z}. \quad (11)$$

Исключая из (8), (9), (10) и (11) $\frac{ds_1}{dt}$, $\frac{ds_2}{dt}$, $\frac{ds_3}{dt}$, получаем

$$\begin{aligned} F = & \frac{dl}{dt} \left\{ \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} \right)^2 + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} \right)^2 + \frac{\partial^2 I}{\partial z^2} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \right)^2 - \right. \\ & - 2 \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} - \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \frac{\partial^2 I}{\partial z^2} \left. \right\} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dl}{dt} \right) \left\{ \frac{\partial I}{\partial x} \left[\frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \frac{\partial^2 I}{\partial z^2} - \right. \right. \\ & - \left. \left. \left(\frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} \right)^2 \right] + \frac{\partial I}{\partial y} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} - \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial z^2} \right) + \frac{\partial I}{\partial z} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} - \right. \right. \\ & - \left. \left. \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right) \right\} + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{dl}{dt} \right) \left\{ \frac{\partial I}{\partial x} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} - \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial z^2} \right) + \right. \\ & + \frac{\partial I}{\partial x} \left[\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^2 I}{\partial z^2} - \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} \right)^2 \right] + \frac{\partial I}{\partial z} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} - \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \right) \left. \right\} + \\ & + \frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{dl}{dt} \right) \left\{ \frac{\partial I}{\partial x} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} - \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right) + \frac{\partial I}{\partial y} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} - \right. \right. \\ & - \left. \left. \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \right) + \frac{\partial I}{\partial z} \left[\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \right)^2 \right] \right\}. \quad (12) \end{aligned}$$

Оператор (12) не реагирует на поступательное движение объекта в пространстве, но отвечает на любое временное изменение его формы.

Рассмотрим динамический процесс, описываемый двумя пространственными координатами x , y и координатой времени t , и определим такой оператор, который реагирует не на произвольное движение объекта в плоскости, а на другие временные его изменения. Входной сигнал, соответствующий стимулу, который совершает произвольное движение в плоскости и одновременно изменяет свою форму, может быть представлен функцией $I[x \cos \varphi(t) - y \sin \varphi(t) + s_1(t), x \sin \varphi(t) + y \cos \varphi(t) + s_2(t), t]$, заданной на соответствующей области. Найдем полную производную функцию от входного сигнала по времени, учитывая $\frac{\partial I}{\partial t}$, полученное при детектировании вращательного движения [3]:

$$\begin{aligned} \frac{dl}{dt} = & \frac{d\varphi}{dt} \left(-y \frac{\partial I}{\partial x} + x \frac{\partial I}{\partial y} \right) + \frac{ds_1}{dt} \left(\frac{\partial I}{\partial x} \cos \varphi - \frac{\partial I}{\partial y} \sin \varphi \right) + \\ & + \frac{ds_2}{dt} \left(\frac{\partial I}{\partial x} \sin \varphi + \frac{\partial I}{\partial y} \cos \varphi \right) + \frac{\partial I}{\partial t}. \quad (13) \end{aligned}$$

Дифференцируя (13) по переменным x , y , получаем

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dl}{dt} \right) = & \frac{d\varphi}{dt} \left(-y \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial I}{\partial y} + x \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} \right) + \frac{ds_1}{dt} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \cos \varphi - \right. \\ & - \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \sin \varphi \left. \right) + \frac{ds_2}{dt} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \sin \varphi + \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \cos \varphi \right) + \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x}, \quad (14) \end{aligned}$$

$$\frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{dI}{dt} \right) = \frac{d\varphi}{dt} \left(-\frac{\partial I}{\partial x} - y \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} + x \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right) + \frac{ds_1}{dt} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \cos \varphi - \right. \\ \left. - \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \sin \varphi \right) + \frac{ds_2}{dt} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \sin \varphi + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \cos \varphi \right) + \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial y}. \quad (15)$$

Дифференцируя (14) по переменной y , имеем

$$\frac{\partial^2}{\partial x \partial y} \left(\frac{dI}{dt} \right) = \frac{d\varphi}{dt} \left(-\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} - y \frac{\partial^3 I}{\partial x^2 \partial y} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} + x \frac{\partial^3 I}{\partial y^2 \partial x} \right) + \\ + \frac{ds_1}{dt} \left(\frac{\partial^3 I}{\partial x^2 \partial y} \cos \varphi - \frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y^2} \sin \varphi \right) + \frac{ds_2}{dt} \left(\frac{\partial^3 I}{\partial x^2 \partial y} \sin \varphi + \right. \\ \left. + \frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y^2} \cos \varphi \right) + \frac{\partial^3 I}{\partial t \partial x \partial y}. \quad (16)$$

Исключая из (13) — (16) $\frac{d\varphi}{dt}$, $\frac{ds_1}{dt}$ и $\frac{ds_2}{dt}$, находим искомый оператор

$$F = \frac{dI}{dt} \left[\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right)^2 - \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \right)^2 \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \left(\frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y} \right)^2 - \right. \\ \left. - \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \left(\frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y} \right)^2 + \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y^2} - \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^3 I}{\partial x^2 \partial y} + \right. \\ \left. + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y^2} - \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \frac{\partial^3 I}{\partial x^2 \partial y} \right] + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dI}{dt} \right) \left[\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^3 I}{\partial y^2} - \right. \\ \left. - \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^3 I}{\partial x^2 \partial y} - \left(\frac{\partial I}{\partial x} \right)^2 \frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y^2} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y} - \right. \\ \left. - \frac{\partial I}{\partial x} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right)^2 \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{dI}{dt} \right) \left[\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y} - \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^3 I}{\partial y^2} + \right. \\ \left. + \frac{\partial I}{\partial y} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \right)^2 - \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y^2} + \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right)^2 \frac{\partial^3 I}{\partial x^2 \partial y} - \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^3 I}{\partial x \partial y} \right] + \\ + \frac{\partial^3}{\partial x \partial y} \left(\frac{dI}{dt} \right) \left[\left(\frac{\partial I}{\partial x} \right)^2 \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} - \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} - \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right)^2 \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} + \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right]. \quad (17)$$

Аналогичным образом можно определить оператор, не реагирующий на произвольное движение объекта в пространстве, но отвечающий на другие изменения во времени его формы.

Оператор (3) при рассмотрении поступательного движения объекта в плоскости совпадает с детектором направленного движения [2]. Если же исследуется движение объекта в плоскости, то оператор (7) совпадает с детектором вращательного движения [3], а при исследовании поступательного движения в пространстве — с детектором направленного движения [2]. Поэтому в зависимости от ограничений, налагаемых на возможные изменения сигналов, один и тот же оператор может выделять различные свойства сигналов.

Например, если считать, что движущийся объект не изменяет своей формы в пространстве, то оператор (12) будет реагировать на вращение объекта. Если же принять, что данный движущийся объект не может вращаться, а только изменяет свои размеры,

то (12) станет детектировать это изменение, и т. д. Оператор (17) может служить детектором, который фиксирует приближение либо удаление объекта, не реагируя на произвольное движение объекта в плоскости восприятия. Этот же оператор может служить детектором, фиксирующим изменение размеров объекта, если речь идет об изменении объекта в плоскости и т. д.

Вернемся к рассмотрению динамического процесса с пространственной координатой x и координатой времени t и найдем оператор, который не реагирует на движение объекта, его линейное расширение или сжатие по оси x , а отвечает на другие временные его изменения. Представим соответствующий объект входным сигналом $I = I[n(t)x + s(t), t]$, заданным на соответствующей области.

Найдем полную производную функцию от этого сигнала:

$$\frac{dI}{dt} = \frac{\partial I}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial t} = \frac{\partial I}{\partial u} \left(x \frac{dn}{dt} + \frac{ds}{dt} \right) + \frac{\partial I}{\partial t}, \quad (18)$$

где

$$u = n(t)x + s(t), \quad n(t) \neq 0.$$

Дифференцируя входной сигнал по координате x , имеем

$$\frac{\partial I}{\partial x} = \frac{\partial I}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial x} = \frac{\partial I}{\partial u} n. \quad (19)$$

Из (19) определяем $\frac{\partial I}{\partial u}$ и, подставляя его значение в (18), получаем

$$\frac{dI}{dt} = \frac{1}{n} \frac{\partial I}{\partial x} \left(x \frac{dn}{dt} + \frac{ds}{dt} \right) + \frac{\partial I}{\partial t}. \quad (20)$$

Дифференцируя (20) по x , находим

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dI}{dt} \right) = \frac{1}{n} \frac{dn}{dt} \frac{\partial I}{\partial x} + \frac{x}{n} \frac{dn}{dt} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{1}{n} \frac{ds}{dt} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x}. \quad (21)$$

Дифференцируя (21) по x , получаем

$$\frac{\partial^2}{\partial x^2} \left(\frac{dI}{dt} \right) = \frac{2}{n} \frac{dn}{dt} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{x}{n} \frac{dn}{dt} \frac{\partial^3 I}{\partial x^3} + \frac{1}{n} \frac{ds}{dt} \frac{\partial^3 I}{\partial x^3} + \frac{\partial^3 I}{\partial t \partial x^2}. \quad (22)$$

Исключая из (20) — (22) $\frac{dn}{dt}$ и $\frac{ds}{dt}$, определяем искомый оператор

$$F = 2 \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{dI}{dt} \right) - 2 \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \right)^2 \frac{dI}{dt} - \left(\frac{\partial I}{\partial x} \right)^2 \frac{\partial^2}{\partial x^2} \left(\frac{dI}{dt} \right) + \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^3 I}{\partial x^3} \frac{dI}{dt}. \quad (23)$$

С использованием применяемой в данной работе методики можно определить подобные операторы при рассмотрении динамических процессов, протекающих в плоскости и в пространстве. Можно также получить операторы, которые не реагируют ни на перемещение объекта, ни на изотропное или анизотропное изменение его размеров, а только на другие всевозможные изменения

его формы. Основная трудность при определении подобных операторов заключается в громоздкости ссуществляемых алгебраических преобразований и их конечных результатов. Последнее приводит к сложности технических устройств, реализующих полученные операторы. Однако, как показывает опыт, многие из поставленных в данной работе задач при соответствующих ограничениях параметров входных сигналов успешно решаются зрительным анализатором человека. Поэтому вероятно, что анализаторы биологических систем могут осуществлять довольно сложные преобразования, ведущие к упрощению входного сигнала.

ЛИТЕРАТУРА

1. Милнер П. Физиологическая психология. М., «Мир», 1973. 647 с.
2. Кацалап С. Ф. Математическое исследование функциональных свойств нейронных структур, чувствительных к движению.—Сб. «Проблемы бионики». Вып. 13. Харьков, 1974, с. 30—36.
3. Кацалап С. Ф. Математические модели отображения некоторых видов механического движения.—Сб. «Проблемы бионики». Вып. 14. Харьков, 1975, с. 51—58.

УДК 62.506.2

Б. А. СМЕРНОВ

МОДЕЛИРОВАНИЕ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ЧЕЛОВЕКА-ОПЕРАТОРА С УЧЕТОМ ХАРАКТЕРИСТИК ОПЕРАТИВНОЙ ПАМЯТИ

Существуют различные методы моделирования одиночной и групповой деятельности человека-оператора в сложной системе управления [1, 2]. Однако до сих пор при составлении модели почти не принимались во внимание характеристики и особенности работы памяти человека, которые могут оказать существенное влияние на результаты его деятельности. Это наиболее характерно для систем передачи информации, в которых оператору приходится следить и обрабатывать в заданной последовательности определенное число сигналов, а также следить за изменениями последних во времени и в пространстве. Деятельность оператора в таких системах обуславливает повышенные требования к характеристикам оперативной памяти человека.

Для построения более полной и адекватной модели деятельности оператора в указанных системах необходимо учитывать закономерности протекания процессов запоминания, сохранения и воспроизведения информации. Иными словами, в модель деятельности оператора в качестве исходных данных необходимо вводить характеристики оперативной памяти человека.

Основные принципы, используемые при описании процессов памяти, заключаются в следующем [3]. В деятельности оператора участвуют два вида памяти человека — постоянная и оперативная

Вновь поступающая информация направляется в оперативную память, имеющую вполне определенный объем K_0 . Информация сохраняется в оперативной памяти в течение времени $\tau_{\text{оп}}$ определяемого длительностью следа памяти. Информация, хранящаяся в оперативной памяти воспроизводится полностью, немедленно и без потерь.

Если объем поступившей информации превышает объем оперативной памяти или время хранения информации больше длительности следа, то информации направляется в долговременную память. Воспроизведение информации из долговременной памяти несколько отличается от воспроизведения ее из оперативной. Во-первых, информация воспроизводится не полностью, а лишь с некоторой вероятностью q_1 (при длительном хранении) или q_k (при переполнении памяти). Во-вторых, увеличивается время воспроизведения (обработки) информации, поскольку к этому времени добавляется еще одна составляющая — время поиска информации в долговременной памяти. Общее время обработки в этом случае равно

$$\tau_{\text{обр}} = \tau_{\text{п}} + \tau_{\text{о.п}}, \quad (1)$$

где $\tau_{\text{о.п}}$ — время обработки информации, поступающей из оперативной памяти.

Изложенные принципы реализуются при построении моделей операторской деятельности. Блок-схема моделирующего алгоритма показана на рис. 1. В соответствии с общепринятыми правилами рабочие и вычислительные блоки на этой схеме имеют прямоугольную, а логические — овальную форму [4]. Работа алгоритма осуществляется следующим образом.

Блок 1 формирует моменты t_j поступления сигналов к человеку-оператору, т. е. формирует входящий поток сигналов в соответствии с заданным законом распределения. Блок 2 считает число N проведенных реализаций. Блок 3 формирует значение времени $\tau_{\text{о.п}}$ согласно заданному закону распределения. Логический блок 4 проверяет условие $t_j < t_{j-1}^{\text{окп}}$, где $t_{j-1}^{\text{окп}}$ — момент окончания обработки оператором предыдущего сигнала. Дальнейший алгоритм работы схемы будет зависеть в зависимости от результата проверки указанного условия. Невыполнение проверяемого условия свидетельствует об отсутствии очереди сигналов. В этом случае в работу включается блок 5, который формирует момент начала обработки сигнала $t_j'' = t_j$. Блок 6 формирует момент окончания обработки, а блок 7 подсчитывает число обслуженных (обработанных) сигналов.

Выполнение условия, проверяемого блоком 4, указывает на наличие очереди сигналов. Управление передается блоку 8, который считает длину очереди K , и блок 9 вычисляет время ожидания j -го сигнала в очереди по формуле $\tau_j^{\text{ож}} = t_{j-1}^{\text{окп}} - t_j$. Блок 10 формирует момент начала обработки сигнала, находящегося

в очереди. Блок 11 формирует случайную величину $\tau_{сл}$ — длительность следа оперативной памяти. Блок 12 проверяет выполнение логического условия $K < K_0$. Если оно выполнено, что

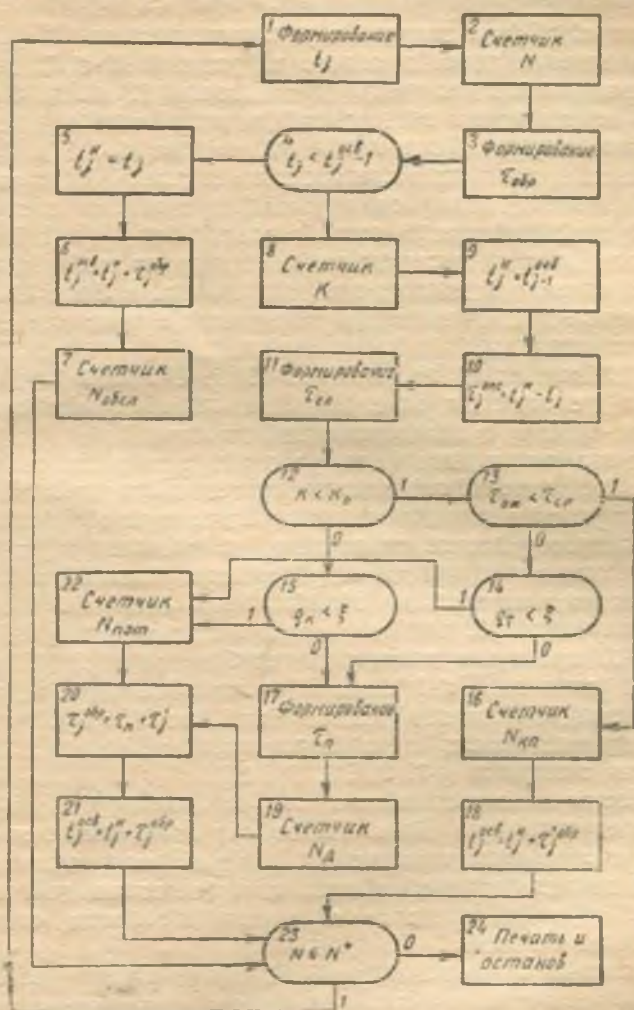


Рис. 1. Блок-схема алгоритма, моделирующего деятельность человека-оператора с учетом характеристик его оперативной памяти.

свидетельствует о непереполнении оперативной памяти, то управление передается блоку 13. Последний проверяет, сколько времени должна храниться информация в памяти человека. При необходимости воспроизведения информации через время, не пре-

вышающее $\tau_{\text{сл}}$, т. е. при выполнении условия $\tau_{\text{ож}} < \tau_{\text{сл}}$, обработка информации осуществляется с участием только оперативной памяти. В этом случае блок 16 подсчитывает количество сигналов, обслуженных оперативной памятью, а блок 18, определяет момент окончания обработки сигнала в условиях очереди $t_j^{\text{осв}} = t_j^{\text{н}} + \tau_j^{\text{оп}}$.

Невыполнение хотя бы одного из условий $K < K_0$ или $\tau_{\text{ож}} < \tau_{\text{сл}}$, проверяемых соответственно блоками 12 и 13, свидетельствует о переполнении оперативной и включении в работу долговременной памяти. Если при этом условия $q_k < \xi$ и $q_l < \xi$ (ξ — число равномерно распределенное в интервале 0—1), проверяемые блоками 14 и 15, окажутся невыполненными, то поступивший сигнал будет обработан. В этом случае блок 17 в соответствии с заданным законом распределения формирует значение времени поиска τ_n сигнала в долговременной памяти, а блок 19 подсчитывает количество сигналов, обработанных с участием долговременной памяти.

Блок 20 вычисляет по формуле (1) время обработки сигнала в этих условиях, а блок 21 определяет момент окончания обработки сигнала в долговременной памяти.

При выполнении одного из условий, проверяемых блоками 14 и 15, поступивший сигнал вытесняется из оперативной памяти, но не поступает в долговременную. В процессе обработки такого сигнала оператор допускает ошибку, обусловленную ограниченными возможностями человеческой памяти. Блок 22 подсчитывает количество неправильно обработанных сигналов и передает управление блоку 20, работа которого описана выше.

Блок 23 проверяет выполнение требуемого числа N реализаций. При условии $N < N^*$, где N^* — заданное число реализаций, работа схемы повторяется вновь. Если же $N = N^*$, то моделирование заканчивается, и его результаты выводятся на печать (показания счетчиков — 7, 8, 16, 18, 22).

В качестве исходных данных при построении модели используются следующие величины. Поток сигналов является случайным, его числовые характеристики и закон распределения определяются на основании обработки статистических данных. Аналогичным образом вычисляется время обработки оператором поступающих сигналов.

Как показали исследования [5], объем памяти человека — случайная величина, подчиненная биномиальному закону распределения

$$P_k = C_{K_2 - K_1}^{K_0 - K_1} \left(\frac{\bar{K} - K_1}{K_2 - K_1} \right)^{K_0 - K_1} \left(1 - \frac{\bar{K} - K_1}{K_2 - K_1} \right)^{K_1 - K_0}, \quad (2)$$

где P_k — вероятность того, что объем памяти равен K_0 ;
 K_1, K_2 — минимальное и максимальное значения объема памяти;
 $\bar{K}$ — среднее значение объема оперативной памяти.

Длительность следа памяти может быть описана законом равномерной плотности в интервале $0 - \tau_{\max}$ [5]:

$$f(\tau_{\text{сл}}) = \frac{1}{\tau_{\max}}. \quad (3)$$

Математическое ожидание длительности следа $\bar{\tau}_{\text{сл}} = 0,5\tau_{\max}$ зависит от фактической длины очереди и вычисляется (в секундах) по формуле

$$\bar{\tau}_{\text{сл}} = \frac{a}{K}, \quad (4)$$

где a определяется условиями деятельности и индивидуальными качествами оператора.

Время поиска информации является случайной величиной, которая подчинена нормальному закону распределения с математическим ожиданием, зависящим от длины очереди

$$\bar{\tau}_n = 0,2 + bK \text{ [сек]}, \quad (5)$$

и со среднеквадратическим отклонением $\sigma_n = 0,4\bar{\tau}_n$.

При установлении исходных данных необходимо помнить, что характеристики памяти определяются условиями деятельности, не являются абсолютными и справедливыми во всех случаях. Иными словами, нет характеристик памяти вообще, а есть данная характеристика, обусловленная конкретными условиями деятельности.

В процессе моделирования исследовалась работа пяти групп гипотетических операторов, отличающихся друг от друга различными значениями характеристик оперативной памяти и быстродействия, т. е. времени обработки поступившего сигнала (табл. 1).

Таблица 1

Группа	Качественная характеристика группы	Характеристика памяти					Характеристика быстродействия	
		K_0	a	b	q_k	q_r	$\tau_{0, n}$	σ_r
I	Обычный контингент операторов	4	60	0,33	0,5	0,5	5,0	1,25
II	Улучшение характеристик памяти на 25%	5	75	0,25	0,6	0,6	5,0	1,25
III	Улучшение быстродействия на 25%	4	60	0,33	0,5	0,5	4,0	1,00
IV	Ухудшение характеристик памяти на 25%	3	45	0,4	0,4	0,4	5,0	1,25
V	Ухудшение быстродействия на 25%	4	60	0,33	0,5	0,5	6,0	1,50

Группа I объединяет операторов, не отбираемых специально из их общего числа. Данные о двух следующих группах могут быть получены в результате профессионального отбора и предъявления повышенных требований к характеристикам памяти (группа II) или быстродействия операторов (группа III). При развитии утомления или под действием различных раздражителей эти характеристики могут ухудшаться (группы IV и V).

Таблица 2

Группа	Показатели	Плотность потока сигналов $\lambda^1/\text{с}$				
		0,02	0,04	0,08	0,12	0,16
I	$N_{\text{обсл}}$	3 703	3 301	2 488	1 588	199
	$N_{\text{пот}}$	0	4	94	312	1 789
	$N_{\text{к. п}}$	377	764	1 461	1 834	415
	$N_{\text{д. п}}$	16	27	53	362	1 693
II	$N_{\text{обсл}}$	2 688	3 244	2 543	1 403	635
	$N_{\text{пот}}$	0	0	35	317	865
	$N_{\text{к. п}}$	390	812	1 461	1 891	1 252
	$N_{\text{д. п}}$	18	40	57	485	1 341
III	$N_{\text{обсл}}$	3 770	3 480	2 783	2 215	1 133
	$N_{\text{пот}}$	0	23	170	144	678
	$N_{\text{к. п}}$	317	574	1 284	1 639	164
	$N_{\text{д. п}}$	9	19	48	97	651
IV	$N_{\text{обсл}}$	3 698	3 267	2 371	1 615	349
	$N_{\text{пот}}$	23	39	146	507	1 942
	$N_{\text{к. п}}$	375	747	1 426	1 617	564
	$N_{\text{д. п}}$	0	46	153	367	1 241
V	$N_{\text{обсл}}$	3 599	2 563	2 252	1 201	8
	$N_{\text{пот}}$	0	47	149	608	2 096
	$N_{\text{к. п}}$	471	845	1 604	1 671	160
	$N_{\text{д. п}}$	26	41	91	616	1 976

Деятельность оператора моделировалась для различных значений плотности потока поступающих сигналов. Общее число реализаций $N^* = 4096$. В результате моделирования определялись следующие характеристики деятельности оператора: число немедленно обслуженных сигналов $N_{\text{обсл}}$; количество сигналов, обслуженных

женных с некоторой задержкой вследствие ожидания в очереди $N_{к.п}$ или в результате обращения к долговременной памяти $N_{д.п}$; число допущенных оператором ошибок (потерь сигналов) $N_{пот}$ (табл. 2).

Данные этой таблицы позволили изобразить результаты моделирования для каждой из групп операторов графически: на рис. 2 показано количество потерянных сигналов $N_{пот}$, а на рис. 3 — число сигналов, обработанных с задержкой, — $N_{д.п}$.

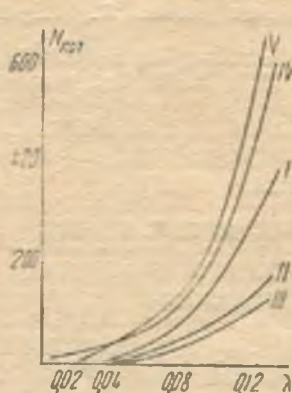


Рис. 2. Зависимость числа потерянных сигналов от плотности входящего потока для различных групп операторов.

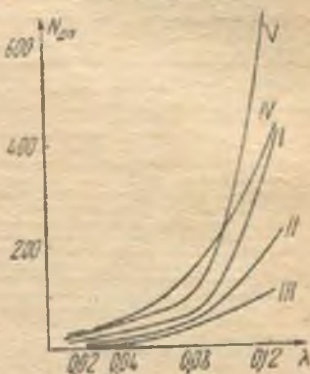


Рис. 3. Зависимость числа сигналов, обработанных с задержкой, от плотности входящего потока для различных групп операторов.

Из рис. 2 и 3 видно, что одинаковое по отношению к первоначальному уровню изменение характеристик памяти и быстрого действия оператора приводит примерно к такому же изменению надежности и скорости работы оператора.

На это следует обращать особое внимание при отборе операторов АСУ и организации их работы. Как правило, в процессе отбора, организации специальной подготовки и тренировок операторов прежде всего учитывают их скоростные качества, поскольку большинство АСУ критичны по времени обработки информации. В то же время оказывается, что изменение характеристик памяти оказывает не меньшее влияние на результаты работы оператора. С этим следует считаться при организации работы операторов в АСУ, так как в некоторых случаях недостаток скоростных качеств может быть компенсирован за счет резервов памяти, а в других, наоборот, наличие только скоростных качеств может привести к снижению результатов работы из-за ограниченных возможностей памяти оператора.

ЛИТЕРАТУРА

1. Смирнов Б. А. Применение метода статистического моделирования для исследования деятельности человека оператора. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 4. Харьков, 1970, с. 85—91.
2. Смирнов Б. А. Некоторые особенности моделирования групповой деятельности операторов. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 7. Харьков, 1971, с. 75—80.
3. Смирнов Б. А. О кибернетических моделях памяти. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 3. Харьков, 1970, с. 112—115.
4. Бусленко Н. П. Моделирование сложных систем. М., «Наука», 1968, 78 с.
5. Смирнов Б. А. Визначення законів розподілу характеристик оперативної пам'яті. — «Вісник Харк. ун-ту», 1971, № 70. Сер. психол., вип. 4, с. 32—37.

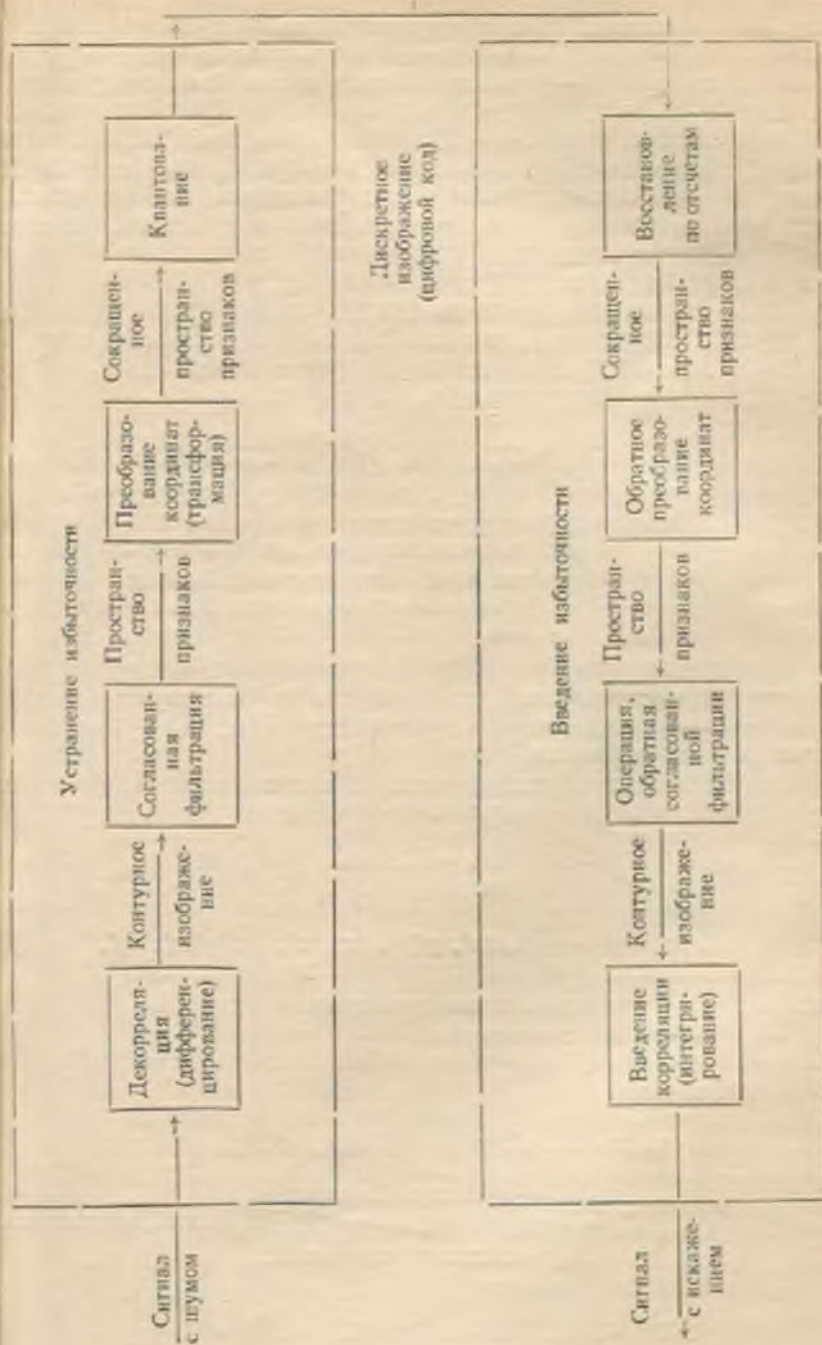
УДК 65.506.2

А. В. ШАТОХИН, Ю. И. ЗОЗУЛЯ, В. Г. ЧЕРВОВ
СОКРАЩЕНИЕ ИЗБЫТОЧНОСТИ ПРИ ОПИСАНИИ
И КОДИРОВАНИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Реальные зрительные изображения представляют собой источник сообщений с большой избыточностью. Сокращение этой избыточности является важной проблемой при решении задач распознавания и коррекции изображений, эффективном кодировании для передачи и хранения изображений, декодировании при воспроизведении, исходя из технических и эстетических соображений.

В общем случае различают два взаимно-дополняющих пути сокращения описания изображений: обобщенное квантование и статистическое кодирование [1]. При обобщенном квантовании учитываются свойства зрительной системы, а при статистическом кодировании — свойства реальных изображений.

Математическая основа для решения указанной проблемы вытекает из теории информации. Согласно развитому в этой теории представлению об ϵ -энтропии [2, 3], для заданного источника сообщений при известном критерии верности воспроизведения можно определить скорость формирования сообщений v . При этом исходные сообщения можно передать получателю с искажениями, сколь угодно малыми по критерию верности, если пропускная способность канала или емкость запоминающего устройства больше скорости формирования сообщений v . Практическая реализация этой теории при описании и кодировании изображений затруднена в связи с отсутствием правдоподобной модели изображения и аналитического представления критерия верности воспроизведения изображения. Несмотря на эти затруднения разработано много методов сокращения избыточности при описании и кодировании изображений. Основой всех методов служило использование статистических свойств изображений и разделение



критерия верности на совокупность частных критериев, определяющих независимо друг от друга верность воспроизведения изображения (например, «четкость», «контрастность» и др.) [1, 4, 5].

Анализ работ [1—5] позволил предложить блок-схему системы обработки реальных изображений при сокращении их описания и кодировании (рисунок). Процесс уменьшения избыточности представления сигналов заключается в фильтрации сигнала на фоне шума и последующего его квантования по координатам пространства-времени и по амплитуде. В свою очередь операция фильтрации разделяется на декорреляцию шума и согласование фильтрации сигнала.

В результате декорреляции (дифференцирования) изображение сводится к контурному, несущему полезный сигнал, а точки, в которых функция, описывающая контурное изображение, отличается от нуля, составляют множество меры нуля [5]:

$$f_{ij}(x, y) = \sum_{|l|=1}^{\partial} C_l D_{x,y}^l f_j(x, y) = \sum_{\alpha=0}^m C_{\alpha} D_n^{\alpha} \delta[S_j(x', y')], \quad (1)$$

где $f_{ij}(x, y)$ — функция, описывающая идеальное контурное изображение, полученное после декорреляции;

$f_j(x, y)$ — входное изображение с индексом j ;

$D^l = \partial^{|l|} / \partial x^i \partial y^j$ — дифференциальный оператор l -го порядка, $|l| = i_1 + i_2$.

При последующей согласованной фильтрации контурных изображений происходит выделение сигнала на фоне шума в счетном или конечном числе точек пространства $((x_u, y_u)$ — координаты пространства признаков).

Переход от двумерной функции к системе признаков можно представить в виде скалярного произведения

$$f_k^j = (f_{ij}, \varphi_k)$$

или

$$f_k^j(x_u, y_u) = \iint_{R^2} f_{ij}(x', y') \varphi_k(x_u, x', y_u, y') dx' dy',$$

где (x_u, y_u) — координаты центров признаков;

k — индекс признака;

φ_k — ядро, характеризующее систему признаков.

В общем случае

$$\varphi_k(x_u, x', y_u, y') = \delta[S_k(x_u, x', y_u, y')].$$

где δ — функция Дирака;

$S_k(x_u, x', y_u, y') = 0$ — уравнение контурных линий, выделяемых системой признаков.

В частном случае ядро

$$\varphi_k(x_u, x', y_u, y') = \delta[k + (x_u - x') + \alpha(y_u - y')]$$

характеризует преобразование Родона, позволяющее переходить от задания функции в пространстве точек к заданию ее в пространстве прямых. Ядро

$$\varphi_k(x_u, x', y_u, y') = \delta[k^2 - 1/2((x_u - x')^2 + (y_u - y')^2)] \quad (6)$$

дает преобразование Родона, позволяющее переходить от задания функции в пространстве точек к заданию ее в пространстве окружностей. Возможны и другие преобразования контурных изображений [5].

Для автоматического квантования сигнала по пространственным координатам необходимо выбрать преобразование (трансформацию) координат $\bar{\phi}$ [5]

$$\begin{aligned} x &= \phi_1(x', y'); & x' &= \phi_1^{-1}(x, y); \\ y &= \phi_2(x', y'); & y' &= \phi_2^{-1}(x, y), \end{aligned} \quad (7)$$

обеспечивающее минимальную полосу частот W'_x, W'_y пространственного спектра сигнала и тем самым — минимальное число точек отсчетов.

Квантование сигнала по амплитуде производится с учетом отношения сигнал/шум в преобразованном после фильтрации изображении.

Для восстановления сигнала по его дискретному представлению с верностью, не меньшей отношения сигнал/шум в исходном изображении, необходимо воспользоваться соответствующей функцией отсчетов [5]

$$F(x, y) = \frac{\sin[2\pi W'_x \phi_1^{-1}(x, y)] \sin[2\pi W'_y \phi_2^{-1}(x, y)]}{4\pi^2 W'_x W'_y \phi_1^{-1}(x, y) \phi_2^{-1}(x, y)} \quad (8)$$

и преобразованием, обратным согласованной фильтрации (3). Для того чтобы существовало такое обратное преобразование, при согласованной фильтрации следует использовать преобразование Родона и ему подобные. Это требование накладывает четкое ограничение на выбор пространства признаков.

Избыточность может оцениваться по дискретной форме изображения. Минимизируя избыточность R [5]

$$R = \frac{H_{\max} - H}{H_{\max}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^Q p_i \log_2 p_i}{l \log_2 h} = 1 - \frac{1}{K}, \quad (9)$$

где $Q = h^l$ — количество возможных состояний источника,
 h — число уровней квантования каждой координаты,
 l — количество координат на выходе источника,
 p_i — частота появления i -го состояния,
 K — коэффициент сжатия исходной информации источника сообщений.

при заданной верности воспроизведения (отношении сигнал/шум) можно выбрать конкретные параметры дифференциальных и фильтрующих алгоритмов преобразования координат и числа уровней квантования, рассмотренных выше.

В формуле (9)

$$K = \frac{l \log_2 h}{\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i}.$$

Здесь числитель характеризует количество информации, оцененное мерой Хартли, а знаменатель — энтропию источника сообщений. При достижении равномерного квантования выражение (9) упростится до $R = 0$ в силу того, что частота появления i -состояния (p_i) станет равновероятной. Такой вариант сокращения избыточности при описании и кодировании изображений является предельным и характеризуется максимальным коэффициентом сжатия ($K \rightarrow 1$).

При восстановлении многоградационного изображения по предельным дискретным отсчетам производятся операции, обратные используемым при устранении избыточности (см. рисунок). В обратные операции образуют единый процесс введения избыточности. В целом процессы устранения и введения избыточности необходимо рассматривать как единые преобразования (прямое и обратное), которые лишь формально можно разделить на ряд ступеней (см. рисунок). Эти преобразования составляют основную функциональную организацию нейрноподобной вычислительной среды и могут быть реализованы в виде многослойных структур [6].

ЛИТЕРАТУРА

1. Лебедев Д. С., Цуккерман И. П. Телевидение и теория информации. М., «Энергия», 1965. 219 с.
2. Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике. М., Изд. иностр. лит., 1963. 710 с.
3. Колмогоров А. Н., Тихомиров В. М. ϵ -энтропия и ϵ -емкость множеств в функциональных пространствах. — «Успехи мат. наук.», 1959, т. 19 вып. 2, с. 1—11.
4. Шатохин А. В., Зозуля Ю. И. Математическая модель контурных и сводимых к ним изображений (критический обзор). — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 12, Харьков, 1974, с. 74—78.
5. Шатохин А. В., Червов В. Г. Сокращение описания изображений (критический обзор). — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 13. Харьков, 1974, с. 121—132.
6. Зозуля Ю. И. Исследование структурно-функциональной организации нейронных сетей мозга и нейрноподобных вычислительных сред. Автореферат дис. на соиск. учен. степени канд. техн. наук. Харьков, 1973. 26 с.

МИНИМИЗАЦИЯ ЗАКОДИРОВАННЫХ СИНХРОННЫХ И АСИНХРОННЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ ГОЛОВНОГО МОЗГА. Сообщение 2 *

Выявление специфических особенностей системы количественного анализа ЭЭГ имеет важное значение при моделировании синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга и разработке логического устройства для их анализа.

Кодирование синхронных и асинхронных потенциалов, распределенных на участках головного мозга в разные моменты времени в виде сочетаний, может быть осуществлено с помощью пороговых элементов (ПЭ), которые представляют собой устройство с одним входом и одним выходом.

На каждый вход поступают синхронные потенциалы $x_1, \dots, x_n$ в различных комбинациях. Если потенциалы x_i меньше уровня анализа, который может быть имитирован весом входа, то устройство не срабатывает и сигнал на выходе равен логическому 0. Потенциал, превышающий на входе пороговое напряжение, приводит устройство во второе состояние, и на выходе появляется логическая «1», равная единице веса признака.

При кодировании совпадающие во времени потенциалы головного мозга образуют сложные, или синхронные электрические события, а полностью рассогласованные во времени потенциалы представляют собой простые, или асинхронные электрические события головного мозга. Кодирование производится в случае, если потенциалы равняются уровню анализа или превышают его. При технической реализации понятие уровня анализа не тождественно пороговому уровню. Оно шире по смыслу.

Переключательная функция, реализуемая одним или несколькими пороговыми элементами, называется пороговой. Признак основывается на этой функции. Поэтому система анализа может реализоваться по-разному — автоматически и вручную. Несмотря на свою меньшую точность при ручной обработке, переключательная функция имеет большие информативные возможности в тех случаях, когда пороговая функция, осуществляемая автоматически, ограничена. Это значит, что даже при автоматизации системы анализа синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга необходимость ручной обработки не исчезает, она может быть использована при специфических исследованиях, равно как и ручная обработка корреляционным методом.

Из совокупности признаков различных вариационных рядов выделяются те, которые при определенном функциональном состоянии головного мозга определяют наиболее вероятное распределение весов закодированных синхронных и асинхронных потенциалов.

* Окончание. Начало см. в сб. «Проблемы бионики», вып. 14, с. 68—75.

Общую (вероятную) направленность этих весов можно характеризовать пороговыми переключательными функциями.

Если считать, что кодирование посредством логического умножения можно использовать в любом случае, за исключением гиперсинхронизации, т. е. при синхронном появлении потенциалов положительной и соответственно отрицательной полярности всех анализируемых ЭЭГ отведений, то любую переключательную функцию, кроме константы «1», можно представить в совершенной конъюнктивной нормальной форме.

Математический аппарат несколько усложняется, при конъюнктивном кодировании синхронных потенциалов положительной отрицательной полярности, расположенных на ЭЭГ отведениях в сочетаниях.

Каждое сочетание, характеризующее признак, соответствует переключательной функции. Лишь после представления этой функции в совершенной конъюнктивной нормальной форме, выполнения операций склеивания и поглощения можно получить алгоритм. Он может состоять из членов (имплицентов) сокращенной конъюнктивной нормальной формы. Тем самым синтез закодированных синхронных потенциалов позволяет построить имплицентную матрицу.

Возможность использования алгоритмов минимизации переключательных функций для анализа и синтеза синхронных и асинхронных потенциалов, расположенных на участках головного мозга в определенных сочетаниях, усложняется трудоемкостью отыскания «склеивающихся» потенциалов.

Один из удобных методов минимизации закодированных синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга может быть основан на использовании диаграмм Вейча. Расположение клеток этой таблицы позволяет легко определить склеивающиеся имплиценты.

Вместе с тем представление признаков затрудняется увеличением числа закодированных синхронных и асинхронных потенциалов, комплекующих структуру этих признаков, так как теряется геометрический смысл указанных диаграмм. Если диаграмму Вейча для переключательных функций синхронных потенциалов четырех ЭЭГ отведений можно представить нанесенной на поверхность тора [1], то для синхронных потенциалов восьми ЭЭГ отведений геометрическую поверхность описать трудно.

Логические операции, используемые при кодировании синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга, можно реализовать с помощью дискретных автоматов, которые функционируют в моменты времени $t_0, t_1, t_2, \dots, t_n$, называемые иногда тактовыми моментами.

При автоматическом анализе пространственной организации синхронных и асинхронных потенциалов фиксируется множество состояний ЭЭГ на некотором стационарном уровне анализа, при некотором пороговому напряжению, при превышении которого устрои-

срабатывает. В каждый тактовый момент на выход автоматического устройства поступают потенциалы с определенного сочетания ЭГ отведений и в случае превышения зоны помех с выходного каскада снимается закодированный импульс, характеризующий единицу веса признака. Вес признака подсчитывается в течение ЭГ выборки.

Таблица минимизированных алгоритмов закодированных синхронных и асинхронных потенциалов позволяет применять детерминированные автоматы. Выходные импульсы, образующие таблицы, или, как их называют ленты дискретного автомата, после минимизирования и выделения определенной направленности пространственного распределения весов признака того или иного вариационного ряда упрощаются и могут быть использованы на практике как программы детерминированных автоматов. При этом следует учитывать, что регулирующие устройства должны срабатывать в некотором вероятностном интервале весов, например по истечении 10-секундной ЭГ выборки.

Указанные теоретические представления могут быть использованы при технической реализации в направлениях, отмеченных выше.

Из множества ПЭ, реализующих пороговые функции, наибольший практический интерес при проектировании логических устройств представляют те, у которых сумма модулей весов минимальна при минимальном пороге. Такой ПЭ называют минимальным. Количество переключательных функций, характеризующих участки головного мозга, на которых проявляются синхронные и асинхронные потенциалы, может быть значительно. Поэтому после установления общей направленности и выявления из совокупности сочетаний наиболее важных необходима минимизация, позволяющая выразить вероятностные распределения закодированных потенциалов в наиболее оптимальной форме, отсеять случайные, неопределенные и неинформативные признаки.

В один и тот же временной момент пороговыми схемами можно представить совокупность случайных электрических событий самого различного характера: потенциалы одинаковой и противоположной полярности, синфазные и асинфазные на уровне порога и т. д. При кодировании они могут быть представлены «+1» и «-1». Далее рассматриваются потенциалы положительной и соответственно отрицательной полярности, поэтому закодированные двоичным счетом синхронные и асинхронные потенциалы принимаются равными «1» и «0».

Синхронные и асинхронные потенциалы кодируются ПЭ со следующими структурами:

а конъюнкция [$W_1 = 1, W_2 = 1, \dots, W_n = 1; T = n - 1$]

б случае, когда кодируются гиперсинхронные потенциалы. Для схем, реализующих сочетания синхронных потенциалов анализ можно производить по характеру дизъюнктивной структуры:

в дизъюнкция [$W_1 = 1, W_2 = 1, \dots, W_n = 1; T = 0$];

г отрицание [$W_1 = -1; T = -1$].

Детальный анализ обуславливает характер дискретной структуры. Детальный анализ синхронных потенциалов при помощи ПЭ, реализующих конъюнкцию в сочетаниях, осуществляется согласно вариационным рядам $C_m^1, C_m^2, \dots, C_m^{m-1}, C_m^m$. Входы подключаются к соответствующим координатам регистрации.

На практике в случае выявления общей направленности достаточно анализировать не вариационный ряд, а его отдельные характеристические признаки. Тогда вариационный ряд «сворачивается» до одного-трех ПЭ. Это имеет принципиальное значение, так как в большинстве случаев отдельные участки головного мозга несут редко случайную, неопределенную информацию. Такой подход может облегчить электрофизиологу обоснование методик эксперимента.

Картина распределения синхронных и асинхронных потенциалов может быть смоделирована модульными и множительными ПЭ.

Для анализа пространственной синхронизации и асинхронизации на двух и более участках головного мозга целесообразно использовать также многопороговые элементы (МПЭ). При некотором m (m — число порогов) выходной импульс Y МПЭ «расщепляется» на ряд «однородных» переключательных функций f :

$$Y = \begin{cases} 1 & \text{при } f(x_1, x_2, \dots, x_n; W_1, W_2, \dots, W_k) > T_1, \\ 0 & \text{при } T_1 > f(x_1, x_2, \dots, x_n; W_1, W_2, \dots, W_k) > T_2, \\ 1 & \text{при } T_2 \geq f(x_1, x_2, \dots, x_n; W_1, W_2, \dots, W_k) > T_3, \\ \dots & \dots \\ 0 & \text{при } T_m \geq f(x_1, x_2, \dots, x_n; W_1, W_2, \dots, W_k). \end{cases}$$

«Однородные» переключательные функции формируют признаки одинаковой структуры и в динамике изменения уровня анализа могут «вырождаться» в иные структуры. В основном такие функции отличаются тем, что в один и тот же тактовый момент могут происходить на нескольких амплитудных уровнях. МПЭ позволяют анализировать синхронные и асинхронные потенциалы одновременно на нескольких пороговых уровнях. Преимущество такого анализа ЭЭГ заключается в возможности выявить интенсивность синхронизма и асинхронизма в зависимости от комплекса порогов. Таким образом, возникают условия для замены некоторых трудоемких, технически сложно реализуемых функций корреляционного анализа ЭЭГ синхронных и асинхронных компонентов более простыми и информативными МПЭ.

МПЭ позволяет «квантовать» потенциалы не во времени, как при корреляционной обработке ЭЭГ, а по амплитуде. «Амплитудная дискретизация» при стремлении к нулю интервалов между порогом позволяет перейти к анализу синхронных и асинхронных компонентов двух, трех, наконец, n случайных электрических процессов головного мозга одновременно.

В отличие от кросскорреляционного анализа, выявляется сопряженность пар электрических процессов, а истинное время

ное совпадение и рассогласование m электрических процессов головного мозга в любых сочетаниях вариационных рядов $C_m^1, C_m^2, \dots, C_m^{m-k}, \dots, C_m^m$. При этом можно выявить синфазные и асинфазные компоненты положительной и отрицательной полярности на тех пороговых уровнях, где они наиболее вероятны.

«Синфазная» однонаправленность позволяет в свою очередь обосновать «интенсивность» уровней анализа и тем самым вырабатывать объективные критерии оценки пространственно-временной организации случайных электрических процессов.

В практике и эксперименте могут быть использованы «двухпозиционные» мажоритарные ПЭ. Подобный ПЭ срабатывает тогда, когда на вход поступают синхронные и асинхронные потенциалы от большинства регистрируемых участков головного мозга. Принцип мажоритарности ПЭ удобно применить при отграничении диффузной синхронизации от общего объема анализируемой информации.

В технических приложениях наибольшее распространение получили мажоритарные элементы с тремя или пятью входами.

Мажоритарный ПЭ на пять входов описывается переключательной функцией:

$$\mu(x_1, x_2, \dots, x_5) = x_1x_2x_3 \vee x_1x_2x_4 \vee x_1x_2x_5 \vee x_1x_3x_4 \vee x_1x_3x_5 \vee x_1x_4x_5 \vee x_2x_3x_4 \vee x_2x_3x_5 \vee x_3x_4x_5.$$

Функция μ комплекзует синхронные потенциалы трех из пяти регистрируемых участков головного мозга. При этом возможности вариационного ряда C_5^3 не перекрываются, так как, несмотря на выявление диффузности синхронизма, не определяется ее пространственное положение, т. е. в процессе кодирования реализуются только временные операции, а пространственные — игнорируются.

Алгоритм распознавания однородных переключательных функций, основанный на вхождении в функцию потенциалов только с отрицанием или только без отрицания [2], создал предпосылки для введения положительных и отрицательных, равных или неравных уровней анализа электрической активности головного мозга.

В зависимости от способов кодирования двоичных переменных ПЭ могут быть импульсными, потенциальными и импульсно-потенциальными [1]. В ПЭ импульсного типа на вход поступают синхронные и асинхронные биоимпульсы тока или напряжения. В потенциальных ПЭ на выходе снимаются закодированные синхронные и асинхронные биопотенциалы.

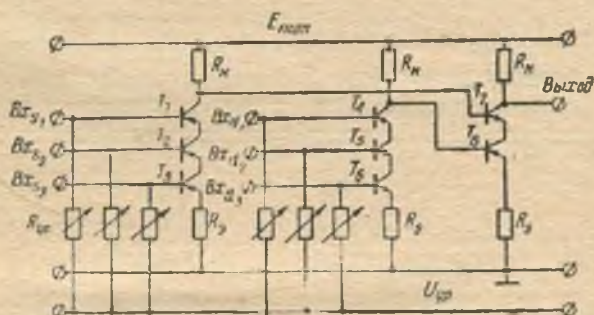
Наибольшее распространение получили ПЭ на ферритовых сердечниках и пленках, а также на транзисторах в интегральном и дискретном исполнении, туннельных диодах, параметронах.

При параллельном анализе синхронных и соответственно-асинхронных потенциалов головного мозга можно использовать логическую сеть ПЭ, реализующую совокупность вариационных рядов.

Синтез такой логической сети заключается в разработке наиболее оптимального соединения ПЭ между собой.

Необходимость в синтезе возникает потому, что анализ синхронных потенциалов может регистрироваться более чем с нескольких участков головного мозга, в связи с чем должно применяться несколько ПЭ.

При синтезе ПЭ необходимо учитывать физические и морфологические факторы, обуславливающие функционирование активных элементов мозга, точность регистрации, надежность, быстродействие и т. д. Система анализа синхронных и асинхронных потенциалов не является всеобъемлющей. Поэтому к ней должны предъявляться требования, удовлетворяющие основным условиям анализа.



Синтез позволяет получить на выходе логической конъюнкции закодированный импульс веса признака синхронных потенциалов, регистрируемых, к примеру (рисунок), на некоторых участках левого S и правого D полушарий. В случае появления синхронных потенциалов на участках vx_{s1} — vx_{s3} полушария S только на участках vx_{d1} — vx_{d3} полушария D на выходе сохранится логический «0», т. е. схема не сработает. На выходе схемы появится вес «1» признака при поступлении на вход синхронных потенциалов, превышающих пороговый уровень, и регистрируемых с некоторых участков обеих сторон.

Вариантный анализ синхронных потенциалов предполагает в конечном итоге построение логических схем, связанных с процессом решений.

В устройствах автоматического регулирования и распознавания образов применяются характеристические переключательные функции $H_{k,i}^m$.

Они оказываются полезными при анализе вариационных признаков закодированных синхронных потенциалов. Например, характеристическая переключательная функция $H_{6,8}^5$ представляет собой переключательные функции под номерами 6, 7, 8 одномерного вариационного ряда C_{n1}^5 . Характеристическая переключательная

функция указывает на вариационный ряд и на те признаки, которые необходимо выделить в этом ряду.

Функция $H_{k,i}^m$ маркирует признаки вариационного ряда.

Все сказанное позволяет сделать вывод о целесообразности использования логических схем для автоматического анализа пространственного распределения синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга.

ЛИТЕРАТУРА

1. Синтез схем на пороговых элементах. Под ред. Е. Н. Вавилова. М., «Сов. радио», 1970. 150 с. Авт.: Е. Н. Вавилов, Б. М. Егоров, В. С. Ланцев, В. Г. Тоценко.
2. Глушков В. М. Синтез цифровых автоматов. М., Физматгиз, 1962. 210 с.

УДК 62.506.2

А. Г. МУРАШКО, канд. техн. наук, Н. И. СЕНЧЕНКО,
А. Г. ЖИРОВ

О МОДЕЛИРОВАНИИ ПРОЦЕССОВ ПЕРЕРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В ЗРИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЕ ЧЕЛОВЕКА

1. Психофизические данные о зрении человека [1, с. 52] позволили предложить математическую модель обработки информации в зрительной системе человека. Эта модель представляет собой совокупность алгоритмов

$$U_i = \int_0^{\infty} B_i A_i(\lambda) d\lambda, \quad (1)$$

$$a_i \frac{\partial P_i}{\partial t} - b_i^2 \left(\frac{\partial^2 P_i}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 P_i}{\partial y^2} \right) + P_i = k_i U_i, \quad (2)$$

$$V_i = c_i \lg d_i P_i, \quad (3)$$

$$Q_i = \frac{1}{f_i} (V_i - N_i), \quad (4)$$

$$g_i \frac{\partial N_i}{\partial t} - h_i^2 \left(\frac{\partial^2 N_i}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 N_i}{\partial y^2} \right) + N_i = (1 - f_i) Q_i, \quad (5)$$

$$R_i = \frac{1}{r_i} (Q_i - T_i), \quad (6)$$

$$m_i \frac{\partial T_i}{\partial t} - n_i^2 \left(\frac{\partial^2 T_i}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T_i}{\partial y^2} \right) + T_i = (1 - r_i) R_i, \quad (7)$$

$$W_i = R_i - R_1, \quad (8)$$

$$S_2 = \sqrt{W_2^2 + W_3^2}, \quad (9)$$

$$S_3 = \arctg \frac{W_3}{W_2}; \quad (10)$$

$i = 1, 2, 3.$

Отдельные свойства зрения (инерция, адаптация, иррадиация и др.) моделировались на аналоговых и цифровых вычислительных машинах. При этом оказалось, что реакции математической модели того или иного свойства зрения на отдельные типы входных сигналов близки к теоретическим и хорошо согласуются с данными психофизических экспериментов.

Настоящая работа представляет собой попытку технически реализовать всю модель в целях дальнейших исследований процессов переработки информации в зрительной системе человека.

2. Сформулируем задачу следующим образом. Пусть имеется зрительная картина $U(x, y, t)$, заданная большим числом точек разложения, например 500 000, как в телевизионных системах. Телевизионное изображение представляется так: в некоторый фиксированный момент времени t_i на экране трубки имеется изображение A_i . В течение времени τ посредством электронного луча осуществляется развертка изображения. В этот период параметры изображения остаются неизменными, т. е. оно стационарно с возвращением луча в исходную точку. Затем луч опять обойдет весь экран сверху донизу, затратив на это время τ . Все изменения параметров изображения A_i , происшедшие в момент $t_{i+1} = t_i + \tau$, будут отличать вновь появившееся изображение A_{i+1} от A_i . После этого процесс повторится. Таким образом, в отдельные фиксированные моменты времени на экране появляются стационарные картины, которые, как бы накладываясь одна на другую, создают у зрителя эффект непрерывного слитного во времени и в пространстве изображения.

При определенных условиях наблюдения время, необходимое человеку для того чтобы начать рассказ о картине, характеризуется временем инерции зрительной системы. Последнее определяется некоторой постоянной a , зависящей от условий наблюдения и лежащей в пределах сотых долей секунды. Для упрощения рассуждений примем a равной 0,1 с и, исходя из этой величины, определим требования, предъявляемые к быстродействию ЦВМ.

Время τ , которое луч тратит на развертку изображения, примем равным 0,1 с (на самом деле оно составляет 0,04 с). Таким образом, через время, равное 0,1 с, с момента поступления сигналов U_i на вход ЦВМ в памяти машины должна появиться информация о зрительной картине. Если принять число элементов разложения равным 500 000 и учесть, что в результате одноразового решения необходимо выполнить около 1 000 операций, то получится, что ЦВМ должна иметь быстродействие порядка 5 000 операций в секунду. Наряду с требованием высокого быстродействия необходимо иметь оперативную память большой емкости. Это связано с тем, что при реализации уравнения (2) нужно запоминать информацию для каждой точки зрительного образа.

3. Определим возможность технической реализации алгоритма (1) — (10) посредством вычислительных машин с программируемой структурой. Для этого рассмотрим общую структурную схему

дели (рис. 1). Схема содержит десять блоков. Блок 1 является датчиком входных сигналов и преобразует информацию о параметрах зрительной картины в пропорциональный ей сигнал согласно уравнению (1).

Блоки 3, 4, 6, 8—10 можно реализовать с использованием вычислительных блоков как АВМ, так и цифровых интегрирующих машин (ЦИМ).

Основную трудность представляет решение уравнения (2). Реализовать блоки 5 и 7 при условии, что уже реализован блок 2, нетрудно. Коэффициенты g и m , имеющие размерность времени (секунда), и коэффициенты h и n , имеющие размерность угловых единиц (угловая минута), количественно на два порядка больше соответствующих коэффициентов a и b , входящих в уравнение (2). Поэтому уравнения (5) и (7) могут быть решены на ЦИМ в реальном масштабе времени.

Рассмотрим способы реализации блока 2. Преобразуем уравнение (2) в вид, удобный для моделирования на АВМ:

$$a_i \frac{\partial P_i}{\partial t} = k_i U_i - P_i + b_i^2 \times \\ = \left(\frac{\partial^2 P_i}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 P_i}{\partial y^2} \right). \quad (11)$$

Пространственные переменные уравнения (11) представим как конечные разности. При этом узловое уравнение можно записать в виде

$$P_i \approx \frac{1}{a_i h^2} \int_0^t (P_1 + P_2 + P_3 + P_4 - 5P_i + k_i U_i) dt. \quad (12)$$

Выражение (12) можно реализовать на АВМ. Однако при большом количестве точек, взятых на объективной зрительной картине, а значит, и узловых точек, аналоговая схема настолько усложняется, что применение ее становится нецелесообразным, во-первых, из-за аппаратной сложности, во-вторых, из-за трудностей согласования постоянной времени интегрирования каждого из интеграторов с пределами изменения постоянных инерции зрения и по другим причинам.

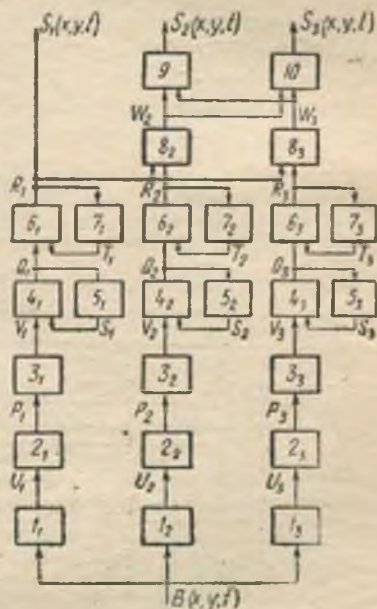


Рис. 1.

Реализация уравнения (11) на сеточной модели требует памяти большой емкости. Кроме того, трудно обеспечить достаточно быстрое действие коммутатора, обходящего узловые точки в заданной последовательности и в заданном темпе.

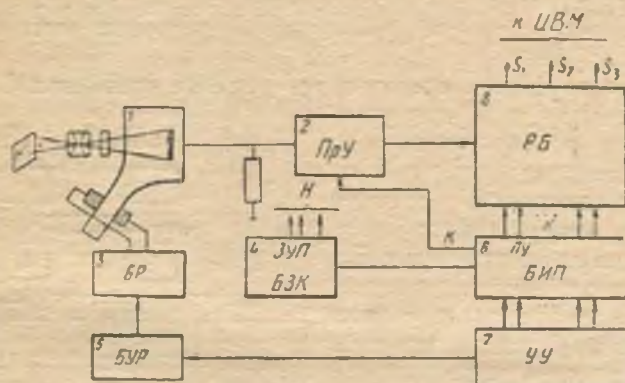


Рис. 2.

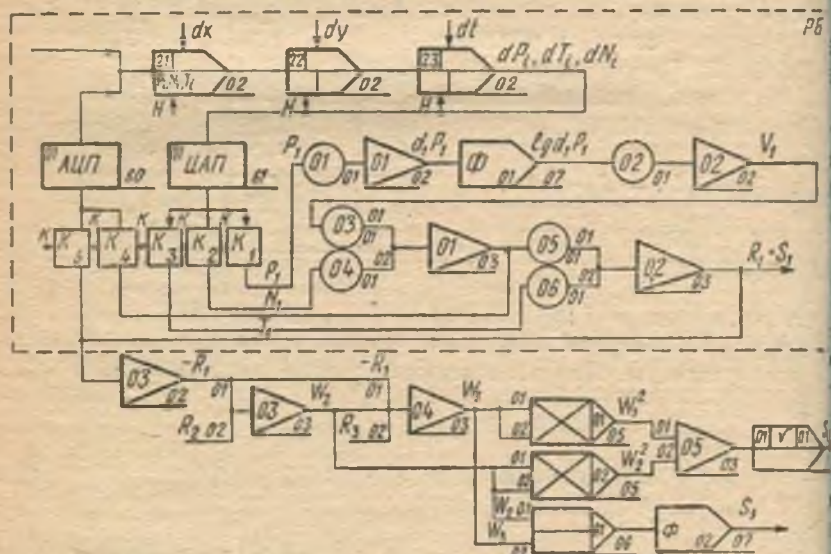


Рис. 3.

При замене уравнения (2) интегральной формой [2, с. 21]

$$P_i(x, y, t) = \frac{k}{4\pi b^2} \int_0^t d\tau \iint_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{t-\tau}{a}} e^{-\frac{(\xi-x)^2 + (\eta-y)^2}{4b^2 \frac{t-\tau}{a}}} U_i(\xi, \eta, \tau) \times d\xi d\eta, \quad (1)$$

представляется возможным реализовать (13) схемой, построенной на базе цифровых интеграторов и выполняющей последовательное интегрирование сначала по ξ , затем по η и, наконец, по τ .

Однако при таком способе представления уравнения (2) достижение необходимого быстродействия остается первостепенной задачей. Действительно, при сохранении указанного количества точек зрительной картины (500 000) необходимо за время $\tau = 0,1$ с выполнить интегрирование по ξ и η для одного сечения куба, в то время как современные ЦИМ выполняют 1 000 000 решений в секунду.

Таким образом, в настоящее время еще невозможно создать техническую систему, способную осуществить преобразование информации в реальном масштабе времени и приближающуюся в чисто информационном смысле по своим количественным показателям к зрительной системе человека.

4. Предложенную задачу технической реализации можно решить с использованием вычислительных блоков ЦИМ и АВМ при условии сужения класса входных сигналов в количественном отношении, т. е. представления зрительной картины только 10 000 точек (100×100) [3, с. 99].

Попытка решить и такую упрощенную задачу с помощью ЦВМ не приводит к удовлетворительным результатам, так как для этого необходима ЦВМ с быстродействием 10^8 операций в секунду.

На кафедре математического моделирования Харьковского института радиоэлектроники создается техническая модель переработки информации в зрительной системе человека (рис. 2). Блок-схема модели содержит восемь блоков. Блок 1 представляет собой телевизионную передающую трубку (видикон, суперорбитрон и др.), с которой происходит считывание информации. С сопротивления R снимается напряжение, пропорциональное яркости зрительной картины. Это напряжение преобразуется затем в блоке 2 в число-импульсный код. Преобразователь типа аналог-код построен по принципу импульсного взвешивания и имеет быстродействие около 200 000 преобразований в секунду. Блок развертки 3 и блок управления разверткой 5 осуществляют развертку изображения с заданной частотой. Пусковые импульсы они получают от общего управляющего устройства 7. В блоке 4 хранятся программы вычислений и константы, которые автоматически вводятся в соответствующие вычислительные блоки по командам от логического блока и блока изменения программ 6. Информация решающего блока в виде чисел S_1, S_2, S_3 , пропорциональных светлоте, цветовому тону и насыщенности для каждой из 10 000 точек зрительной картины, вводится в ЦВМ. Решающий блок 8 состоит из аналоговых и цифровых вычислительных блоков, а также имеет согласующую систему. Аналого-цифровая модель, представленная на рис. 3, осуществляет преобразование информации по алгоритмам (1) — (10) для одного канала структурной схемы (рис. 1). Цифровые интеграторы (02), имеющие номера 21, 22

23, осуществляют преобразование информации в соответствии с алгоритмом (13), т. е. согласно интегральной форме модели. Они выполняют преобразование информации и по алгоритмам (5). Они записанным также в виде интегрального оператора. Для переключения цепей служат коммутирующие элементы $K_1 - K_6$ и блоки. Аналоговые блоки 01 01, 02 01, 07 01, 01 02, 02 02 реализуют алгоритм (3), т. е. логарифмическую функцию, а блоки 01 01 04, 03 01, 01 05, 01 06, 03 02 — алгоритмы (4) и (6). Интегратор 02 03, суммирующий блок 03 04, блоки перемножения 05 01 и 05 02, суммирующий блок 03 05 и блок, реализующий стандартную процедуру извлечения квадратного корня, осуществляют преобразование информации по алгоритмам (8) и (9). Блок деления 06 01 и функциональный преобразователь реализуют алгоритм (10).

Для согласования информации, представленной аналоговыми и цифровыми величинами, используются специальные аналоговые и цифро-аналоговые преобразователи (60 01 и 61 01).

Формальное описание структуры имеет вид [4, с. 82].

Программа для одного канала СС	Программы перекоммутации
0, 22 01 22 02 00	0, 61 01 01 04 00
0, 22 02 22 03 00	0, 01 04 03 01 02
0, 22 03 61 01 00	0, 03 01 60 01 00
0, 61 01 01 01 00	
0, 01 01 02 01 00	0, 61 01 01 06 00
0, 02 01 07 01 00	0, 01 06 03 02 02
0, 07 01 01 02 00	0, 03 02 60 01 00
0, 01 02 02 02 00	
0, 02 02 01 03 00	
0, 01 03 03 01 01	
0, 03 01 01 05 00	
0, 01 05 03 02 01	

Общая часть структурной схемы

0, 03 02 02 03 00
 0, 02 03 03 03 01 03 04 01
 0, 03 04 05 01 01 05 01 02 06 01 02
 0, 05 01 03 05 01
 0, 03 05 11 01 00
 0, 03 03 05 02 01 05 02 02 03 01 01
 0, 05 02 03 05 02
 0, 06 01 07 02 00

Модель имеет три выхода и построена для одного канала преобразования информации в зрительной системе. Полная схема из трех каналов будет содержать девять цифровых интеграторов, двенадцать суммирующих блоков, три функциональных преоб-

зователя, три блока реализации стандартных процедур и шесть аналого-цифровых и цифро-аналоговых преобразователей. Однако число вычислительных блоков можно уменьшить, если усложнить блок управления, логический блок и блок изменения программ. Поэтому в дальнейшем предполагается исследовать возможность минимизации устройства и создания оптимальных алгоритмов работы данной модели с точки зрения их технической реализации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Шабанов-Кушнаренко Ю. П., Рвачев В. Л., Мурашко А. Г. Математичні моделі зору. Київ, «Техніка», 1966. 95 с.
2. Тихонов А. Н. Об уравнении теплопроводности для нескольких переменных. — Бюл. Моск. ун-та, 1938, т. 1, вып. 9, с. 45.
3. Мурашко А. Г. О технической реализации алгоритмов переработки информации в зрительной системе человека. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 2, Харьков, 1970, с. 92—101.
4. Мурашко А. Г., Сенченко Н. И., Терентьев М. Ф. Об одном способе формального описания структурных схем для АВМ. — В сб.: Аналоговая и аналого-цифровая вычислительная техника. Вып. 5. М., «Сов. радио», 1973, с. 80—86.

УДК 681.142.36

И. Б. СИРОДЖА, канд. техн. наук, *А. Е. СЕМЕНОВА*,
Э. П. ЧОРНОШТАН

ПРИМЕНЕНИЕ АППАРАТА R -ФУНКЦИЙ ПРИ АНАЛИЗЕ РУКОПИСНЫХ НОРМАЛИЗОВАННЫХ ЗНАКОВ

Трудности при распознавании рукописной буквенно-цифровой информации объясняются большим количеством различных типов пишущих инструментов, а также почти неограниченными изменениями формы знаков, обусловленными различными индивидуальными особенностями людей.

В целях обеспечения высокой надежности распознавания и получения достаточно простого технического решения вводятся ограничения (нормализующие рамки, правила написания знаков и т. д.), которые способствуют уменьшению количества форм и размеров знаков, а также улучшению качества начертания [1, с. 48—50; 2, с. 22—24]. Однако даже эти меры не исключают проблему распознавания большого количества инвариантных реализаций одного и того же знака, наличие которых обусловлено тем, что операторы не в состоянии писать абсолютно точно по линиям нормализующих рамок. Все же при этом в начертаниях знаков отсутствуют элементы, сильно искажающие их форму, а расположение линий знаков около линий нормализующих рамок таково, что подавляющее большинство линий (признаков) располагается в пределах некоторых зон определенной

ширины. То значение, которое имеют эти зоны для формирования описания каждого из знаков, позволяют назвать их зонами вариаций признаков (ЗВП).

Естественно, что количество вариантов написания знака прямо зависит от ширины зон вариаций. Отсюда возникает задача определения допустимой ширины зон вариаций, которую можно решить только с помощью ЦВМ. В связи с тем, что вычислительная машина оперирует цифрами, необходимо ввести некоторую меру, которая позволяла бы измерять степень сходства между знаками как внутри классов, так и между знаками разных классов при различных изменениях начертания элементов знаков, не выходящих за пределы ЗВП определенной ширины.

В настоящей работе известные меры сходства анализируются в целях выбора наиболее подходящей меры, пригодной для решения поставленной задачи, и предлагаются два алгоритма, построенные на использовании выбранной меры.

Выбор меры сходства

Все разработанные к настоящему времени меры сходства можно разбить на три группы: коэффициент связи, расстояние в гиперпространстве, коэффициент корреляции.

1. Если обозначить через N_l^1 количество единичных признаков l -го знака, N_k^1 — количество единичных признаков k -го знака, N_{kl}^1 — количество единичных признаков, принадлежащих обоим знакам, то мера сходства

$$S_{kl} = \frac{N_{kl}^1}{N_k^1 + N_l^1 - N_{kl}^1} \quad (1)$$

называется коэффициентом связи. Эта мера сходства изменяется в пределах $0 < S_{kl} \leq 1$, причем ее максимальному значению соответствует максимальное сходство.

2. Расстояние в гиперпространстве между l -м и k -м знаками определяется по уравнению

$$P_{kl} = \sqrt{\sum (x_{ki} - x_{li})^2}, \quad (2)$$

где i — номер признака.

Изменение этой меры ограничено пределами $0 < P_{kl} < \sqrt{n}$, где n — количество признаков. Ее минимальное значение соответствует максимальному сходству.

3. Известно, что существует определенная зависимость между признаками в исходном множестве объектов. Поэтому приведенные выше меры сходства не являются достаточно удовлетворительными, так как совпадающие и несовпадающие (коррелированные и некоррелированные) признаки используются с одинаковыми весами.

Образцом меры близости, в которой используются коэффициенты парной корреляции, может служить величина [3, с. 207]

$$K_{kl} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n r_{ij} [1 - |x_{ki} - x_{li}|] \times \\ \times [1 - |x_{kj} - x_{lj}|] [1 - 2|x_k - x_{kl}|], \quad (3)$$

где r_{ij} — коэффициент корреляции между i -м и j -м признаками. Максимуму функции (3) соответствует максимальное сходство между знаками.

Несмотря на существенные различия, все рассмотренные выше меры имеют одну общую черту: для их определения необходимо парно сравнить и выявить количество признаков, общих для предъявленного и эталонных знаков. Чтобы обеспечить высокую надежность распознавания при использовании этих мер, необходимо выполнить дополнительные операции (центрирование, масштабирование, смещение и т. д.), смысл которых состоит в том, чтобы привести предъявленный знак как можно ближе к эталонному образцу [4, с. 46—61]. Кроме того, при машинном решении уравнений (1)—(3) необходимо задавать координаты каждой точки для изображения. Это значительно усложняет задачу определения допустимой ширины зон вариаций признаков, поскольку данная задача предполагает многократное изменение конфигураций знаков одного класса и определение расстояний между знаками новой конфигурацией и их эталонным образцом.

Гораздо проще эта задача решается с применением интегральной меры близости, которая оказалась эффективной при распознавании печатных знаков и идентификации личности по почерку [5, с. 138]:

$$p_{i,j} = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{L_i} \int_{F_i} \varphi_i(x, y) dL_i + \frac{1}{L_j} \int_{F_j} \varphi_j(x, y) dL_j \right). \quad (4)$$

Здесь $\varphi_i(x, y)$, $\varphi_j(x, y)$ — нормальные функции; F_i , F_j — контуры изображений; L_i , L_j — длины контуров изображений i -го и j -го знаков; x , y — координаты точек изображения в плоскости xOy .

Нормальное уравнение изображения

Для составления нормальных уравнений изображений знаков используются некоторые правила аналитического описания объектов с помощью аппарата R -функций на основании теоремы объединения изображений [6, с. 65].

Теорема. Если $\varphi_k(x, y)$ — нормальное уравнение k -го элемента сложного изображения ($k = 1, 2, \dots, n$), то нормальное уравнение для знака, составленного из n простых элементов, можно представить в виде

$$\varphi^1(x, y) = \varphi^1(x, y) \wedge \varphi^2(x, y) \wedge \dots \wedge \varphi^n(x, y), \quad (5)$$

в котором простые элементы изображения объединяются путем использования операции R-конъюнкции ($\wedge_1$).

В качестве нормальных уравнений элементов изображения могут быть использованы нормальные уравнения отрезков прямых, дуг, эллипсов и т. д. [6, с. 104—114]. В целях аналитического описания нормализованных рукописных знаков достаточно применить нормальные уравнения отрезков, для представления которых необходимо располагать лишь координатами их концевых точек.

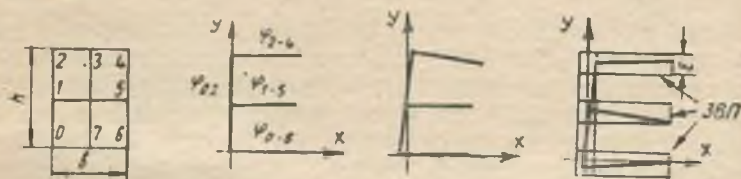


Рис. 1

Для примера запишем нормальное уравнение знака Е, приведенного на рис. 1. Если точки закрепления 0, 1, 2, 4, 5, служат концевыми точками отрезков, нормальные уравнения которых обозначим через φ_{0-2} , φ_{2-4} , φ_{0-6} , φ_{1-5} , то нормальное уравнение знака можно представить в виде

$$\varphi^E(x, y) = \varphi_{0-2} \wedge \varphi_{2-4} \wedge \varphi_{0-6} \wedge \varphi_{1-5}.$$

Естественно, что описание изображений знаков одного класса должно отражать индивидуальный характер конфигурации каждого знака в отдельности:

$$\varphi^{E_1}(x, y) = \varphi_{0-2}^1 \wedge \varphi_{2-4}^1 \wedge \varphi_{0-6}^1 \wedge \varphi_{1-5}^1;$$

$$\varphi^{E_2}(x, y) = \varphi_{0-2}^2 \wedge \varphi_{2-4}^2 \wedge \varphi_{0-6}^2 \wedge \varphi_{1-5}^2;$$

$$\vdots$$

$$\varphi^{E_r}(x, y) = \varphi_{0-2}^h \wedge \varphi_{2-4}^h \wedge \varphi_{0-6}^h \wedge \varphi_{1-5}^h,$$

где r — количество различных реализаций знака;

h — количество возможных начертаний элементов знака в пределах ЗВП допустимой ширины.

Каждое уравнение системы (6) представляет собой описание одной реализации знака, а обобщенное описание знака должно включать в себя все допустимые описания конфигураций знаков данного класса. Введение ограничений на ширину зоны вариации признаков позволяет получить обобщенное уравнение описания нормализованного знака. Если считать, что все ЗВП имеют одинаковую ширину, то количество возможных вариантов начертания, а следовательно, и количество нормальных уравнений все

признаков в отдельности будет одинаковым. Тогда обобщенное описание знака может быть представлено уравнением

$$\varphi^{E_q}(x, y) = (\varphi_{0-2}^1 \vee_1 \varphi_{0-2}^2 \vee_1 \dots \vee_1 \varphi_{0-2}^h) \wedge_1 (\varphi_{2-4}^1 \vee_1, \\ \vee_1 \varphi_{2-4}^2 \vee_1 \dots \vee_1 \varphi_{2-4}^h) \wedge_1 (\varphi_{1-5}^1 \vee_1 \varphi_{1-5}^2 \vee_1, \\ \vee_1 \dots \vee_1 \varphi_{2-4}^h) \wedge_1 (\varphi_{0-6}^1 \vee_1 \varphi_{0-6}^2 \vee_1 \dots \vee_1, \vee_1 \varphi_{0-6}^h),$$

где $q = 1, 2, \dots, r; h = \omega^2$,

или в более общем виде

$$\varphi^{E_q}(x, y) = \left(\bigvee_{m=1}^h \varphi_{0-2}^m \right) \wedge_1 \left(\bigvee_{m=1}^h \varphi_{2-4}^m \right) \wedge_1 \left(\bigvee_{m=1}^h \varphi_{1-5}^m \right) \times \\ \times \wedge_1 \left(\bigvee_{m=1}^h \varphi_{0-6}^m \right), \quad (7)$$

где знаком $\vee_1$ обозначена операция R -дизъюнкции, а $q = 1, 2, \dots, r; h = \omega^2$.

Выражение (7) представляет собой аналитическое уравнение, и поэтому легко задается вычислительной машине путем указания координат концевых точек простых элементов знака.

Описание алгоритмов

Задача определения допустимой величины ЗВП решается в два этапа. На первом вычисляются расстояния между эталонными образцами знаков. Результатом работы алгоритма является матрица расстояний $\{p_{i,j}\}$. На втором этапе анализ полученной матрицы расстояний позволяет выбрать допустимое значение расстояния $p_{i,j' \text{ доп}}$ внутри классов при определенной ширине ЗВП. При этом $p_{i,j' \text{ доп}}$ должно быть меньше минимального $p_{i,j \text{ min}}$ значения расстояний между классами.

Алгоритм «Символ-1». Исходная информация программы задается в виде числового массива I (рис. 2), включающего число всех знаков, между которыми необходимо определить значение $p_{i,j}$, массив $\{x, y\}$ координат концов отрезков, из которых состоит аналитическое описание эталонных образцов, а также число n отрезков, входящих в описание каждого знака.

Матрица $\{p_{i,j}\}$ вычисляется в определенной последовательности. После команды «пуск» в блок 2 поступает числовая информация о первом знаке $\{x, y\}$, которая дополняется путем вычисления этим блоком длины L_1 контура и промежуточных точек $\{x', y'\}$ на отрезках, принадлежащих данному знаку. Затем в блок 3 поступает исходная информация о втором знаке, над которым выполняются аналогичные операции, т. е. вычисление длины L_2 и промежуточных точек на отрезках.

Полученная информация поступает в блок 4, который и определяет степень сходства первого и второго знаков путем вычис-

ления $p_{1,2}$. При этом подынтегральная функция, которая является функцией изображения (уравнения контура изображения знака находится посредством вспомогательного блока 5.

После вычисления $p_{1,2}$ из третьего выхода блока осуществляется обращение к блоку 1 (малый цикл), в результате действия которого из числового массива вызывается исходная информация о следующем (третьем) знаке, определяются промежуточные точки на отрезках, длина контура L_3 , а затем $p_{1,3}$ — мера близости между первым и третьим знаками. Эти операции выполняются по малому циклу, до тех пор пока не будут составлены

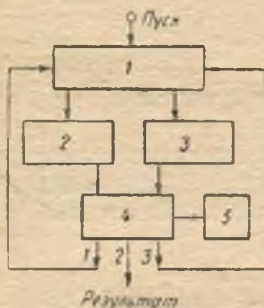


Рис. 2.

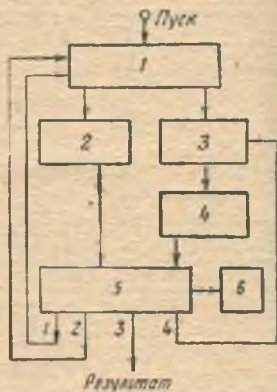


Рис. 3.

все пары с первым знаком $p_{1,2}, p_{1,3}, \dots, p_{1,i}, \dots, p_{1,\mu}$. При этом включается большой цикл, образованный первым выходом блока 4 с входом блока 1. В результате в блок 2 поступает исходная информация о втором знаке, которая хранится на протяжении всего цикла, а в блок 3 — информация сначала о третьем знаке, затем о четвертом и т. д. В итоге получается новый набор значений $p_{1,i} - p_{2,3}, p_{2,4}, \dots, p_{2,i}, \dots, p_{2,\mu}$.

На основании работы описанной программы получена матрица расстояний $\{p_{i,j}\}$ (табл. 1).

Алгоритм «Символ-2» — предназначен для решения второй части поставленной задачи.

Исходная информация программы задается в виде числового массива 1 (рис. 3), состоящего из чисел: μ изображений знаков для которых необходимо определить расстояние $p_{1,i}$ в различных классах; l предъявлений знаков одного класса; $\omega = k$, определяющего ширину зон вариаций признаков; π отрезков, из которых состоят описания изображений знаков. Кроме того, в числовой массив входят координаты точек концов этих отрезков.

Как и в первой программе, по команде «пуск» из числового массива вызывается описание первого символа, но в данном случае оно поступает в блоки 2 и 3. В блоке 2 определяются

Таблица 1

Начертания букв	Б	В	Г	Ж	И	Л	М	Т	У	Ш	Щ	Ъ	Ы	Э
Б	0,000													
В	0,653	0,000												
Г	0,557	0,507	0,000											
Ж	0,459	0,393	0,837	0,000										
И	0,518	0,348	0,882	0,593	0,000									
Л	0,958	0,870	1,537	0,417	0,442	0,000								
М	0,685	0,542	0,835	0,392	0,342	0,503	0,000							
Т	0,663	0,560	0,785	0,300	1,210	1,152	1,033	0,000						
У	0,758	0,687	1,141	0,501	0,483	0,872	0,483	0,934	0,000					
Ш	0,958	0,902	1,275	0,868	0,456	0,842	0,307	1,138	0,863	0,000				
Щ	0,289	0,292	0,840	0,307	0,296	0,488	0,352	0,624	0,296	0,558	0,000			
Ъ	0,412	0,332	0,948	0,534	0,459	0,622	0,385	0,877	0,337	0,640	0,324	0,000		
Ы	0,491	0,512	0,756	0,533	0,296	0,675	0,352	0,740	0,591	0,288	0,291	0,319	0,000	
Э	0,350	0,393	0,408	0,567	0,362	0,717	0,398	0,876	0,463	0,463	0,200	0,088	0,190	0,000

длина L_1 первого знака и дополнительные координаты, принадлежащие контуру изображения знака.

В блоке 3 изображение знака претерпевает некоторые случайные изменения, обусловленные действием датчика случайных чисел (ДСЧ). Эти изменения заключаются в том, что отрезки, принадлежащие знаку, меняют координаты конечных точек в пределах некоторых зон, ширина которых заранее обуславливается.

Таким образом, в блоке 3 генерируется тот же по смыслу, что и в блоке 2, знак, который, однако, отличается от эталонного некоторыми отклонениями в конфигурации и представляет собой одно из возможных описаний знака инвариантного начертания.

Новые координаты конечных точек отрезков знака, полученного в блоке 3, поступают в блок 4, где определяются для контура L_1 и промежуточные координаты. Информация об описании эталонного и инвариантного знаков поступает в блок 5, где вычисляется $p_{1,1'}$.

После определения $p_{1,1'}$ с четвертого выхода блока 5 осуществляется обращение к блоку 3, в котором генерируется следующее случайное инвариантное описание знака того же класса, затем вычисляется значение $p_{1,1'}$ для этой пары знаков и т. д. После предъявления t инвариантных знаков при ширине зоны, равной k , с первого выхода блока 5 поступает команда смене значения $\omega = k$ на $\omega = k - 1$. При этом значение $p_{1,1'}$ для t предъявлений первого знака по описанию выше цикла. Затем то же находится для $\omega = k - 2$ и т. д.

На следующих этапах работы алгоритма со второго выхода блока 5 вызываются описания эталонных образцов второго, третьего и последующих знаков, для которых также определяются расстояния $p_{2,2'}$, $p_{3,3'}$, ...

По описанному алгоритму было получено 720 значений (для восьми знаков, по 90 предъявлений для каждого из них или по 240 предъявлений для $\omega = 5$; $\omega = 4$; $\omega = 3$). Список знаков был выбран таким, чтобы в их конфигурации входили признаки, используемые для составления описания всех знаков (букв и цифр). В результате работы алгоритма для размеров эталонных знаков $h = 24$ и $b = 18$ получены следующие значения отношений:

для $\omega = 5$ $p_{1,1' \min}/p_{1,1' \max} = 0,288/0,365 \approx 0,80$;

для $\omega = 4$ $p_{1,1' \min}/p_{1,1' \max} = 0,288/0,231 \approx 1,00$;

для $\omega = 3$ $p_{1,1' \min}/p_{1,1' \max} = 0,288/0,173 \approx 1,66$.

Это значит, что области классов знаков, приведенных в таблице (за исключением знака Б), при $\omega = 5$ и 4 пересекаются, т. е. надежное распознавание рукописных нормализованных знаков с применением интегральной меры близости возможно только в том случае, если ширина ЗВП не превышает $1/8$ высоты ($1/6$ ширины) знака ($\omega = 3$).

Для понижения требований к начертанию знаков необходимо, чтобы их конфигурации отличались одна от другой как можно больше. В качестве примера неудачного выбора конфигурации может служить знак Б (см. последнюю строку табл. 1), который верным знаком имеет $\rho_{i,j} = 0,087$. Это расстояние увеличивается при конфигурации знака Б, изображенного в первой строке табл. 1.

Об удачном выборе конфигурации знаков свидетельствует табл. 2, составленная для восьми цифр (1, 2, 3, 4, 6, 7, 9), согласно которой $\rho_{i,j\min} = 0,385$:

$$\text{для } \omega = 5 \quad \rho_{i,j\min}/\rho_{j,j'\max} = 0,385/0,365 = 1,08;$$

$$\text{для } \omega = 4 \quad \rho_{i,j\min}/\rho_{j,j'\max} = 0,385/0,281 = 1,37;$$

$$\text{для } \omega = 3 \quad \rho_{i,j\min}/\rho_{j,j'\max} = 0,385/0,173 = 2,21.$$

Отсюда следует, что области этих знаков не пересекаются даже при $\omega = 5$, а надежное распознавание обеспечивается при $\omega = 4$ (6 высоты и 1/4 ширины знака).

Таблица 2

перта- ния	1	2	3	4	5	6	7	9
1	0,000							
2	1,130	0,000						
3	0,785	0,588	0,000					
4	1,190	1,110	0,503	0,000				
5	0,460	1,270	0,882	0,603	0,000			
6	0,862	0,462	0,515	1,070	1,240	0,000		
7	0,712	0,385	0,551	0,916	0,896	0,385	0,000	
9	1,200	0,408	0,459	0,574	0,452	0,769	0,402	0,000

Таким образом, допустимая ширина ЗВП зависит от конфигурации знаков и их количества, поскольку чем больше число классов знаков, тем труднее обеспечить непохожесть последних друг на друга.

При правильном подборе конфигураций знаков интегральная мера близости может являться достаточно вариативным средством распознавания, позволяющим изменять конфигурации знаков в довольно широких пределах, в связи с чем к начертанию знаков можно предъявлять не очень жесткие требования.

Необходимо также отметить, что использование аппарата функций для аналитического описания в сочетании с применением интегральной меры близости дает возможность организовать простой алгоритм распознавания рукописных нормализованных знаков с автоматическим генерированием инвариантных знаков.

1. Рахманов М., Рудаков А. Технические носители информации. Автоматизация процесса их обработки. — В кн.: Автоматизация ввода письменных знаков в ЭВМ. Вильнюс, 1968, с. 47—72.
2. Цифрочитающий автомат для распознавания стилизованных знаков. — В кн.: Автоматизация ввода письменных знаков в ЭВМ. Т. II. Вильнюс, 1968, с. 22—31. Авт.: А. А. Бурлака, М. О. Гликлик, Ю. А. Сергеев, М. П. Шендер.
3. Боннер Р. Е. Некоторые методы классификации. — В кн.: Автоматический анализ сложных изображений. М., «Мир», 1969, с. 205—234.
4. Ковалевский В. А. О корреляционном методе распознавания. — В кн.: Читающие автоматы. Киев, «Наукова думка», 1965, с. 46—61.
5. Сироджа И. Б. Алгоритм распознавания геометрических образов. «Техническая кибернетика», 1967, № 5, с. 136—144.
6. Рвачев В. Л. Геометрические приложения алгебры логики. К., «Техника», 1967. 212 с.

УДК 62.506.2

С. Ф. КАЦАЛАП

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ АДАПТИВНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ СИГНАЛОВ

Автоматическая обработка сигналов различной природы привлекает все большее внимание исследователей. Важное место этой проблеме занимает задача о распознавании образов, которая успешно решается анализаторами биологических систем. Поэтому благодаря использованию результатов исследования последних лет облегчаются поиски алгоритмов анализа сигналов и разработку соответствующих технических устройств. В свою очередь теоретические исследования различных алгоритмов анализа сигналов могут служить основой для постановки соответствующих биологических экспериментов, что позволит подойти к более глубокому изучению природы информационных процессов естественных анализаторов и к уточнению алгоритмов распознавания.

Результаты психофизических исследований [1, 2] показывают, что анализаторы биологических систем инвариантны к различным преобразованиям сигналов. В частности, зрительный анализатор инвариантен к сдвигу, повороту, изменению масштаба, к некоторым видам деформации изображения. Задачи об инвариантности подобных преобразований решаются путем применения операторов нормализации [3—5] либо представлением описания сигнала с помощью так называемых ортогональных инвариантных моментов [6, 7].

В настоящей работе задача ставится в несколько ином плане. Она сводится к определению оператора, не реагирующего на входной сигнал и на изменения его параметров, которые соответствуют таким преобразованиям, как сдвиг, поворот, линей-

расширение (сжатие) по осям декартовых координат, зеркальное отображение, линейное изменение амплитуды. Естественно, что такой адаптивный оператор зависит от входного сигнала, сигнала-формирователя. При другом входном сигнале реакция оператора принимает на области значения, отличные от нуля. Таким образом, полученный адаптивный оператор будет фиксировать области нового сигнала, отличающиеся от инвариантного преобразованного входного сигнала-формирователя.

Пусть имеется одномерный входной сигнал, заданный некоторой дифференцируемой необходимое число раз функцией

$$y = Af(ax + b) + B. \quad (1)$$

Найдем такие преобразования входного сигнала, в результате которых сигнал не будет зависеть только от $ax + b$:

$$\frac{\frac{d^2 y}{dx^2} \frac{dy}{dx}}{\left(\frac{d^2 y}{dx^2}\right)^2} = \frac{\frac{d^2 f(ax + b)}{dx^2} \frac{df(ax + b)}{dx}}{\left(\frac{d^2 f(ax + b)}{dx^2}\right)^2} = F(ax + b), \quad (2)$$

где $\frac{dy}{dx}$, $\frac{d^2 y}{dx^2}$, $\frac{d^3 y}{dx^3}$ — соответствующие производные от входного сигнала по переменной x .

Из (2) найдем обратную функцию по отношению к аргументу:

$$ax + b = F^{-1} \left[\frac{\frac{d^2 y}{dx^2} \frac{dy}{dx}}{\left(\frac{d^2 y}{dx^2}\right)^2} \right]. \quad (3)$$

Дважды дифференцируя (3) по переменной x , получаем оператор, реакция которого не зависит от параметров a , b :

$$R(x) = \frac{d^2}{dx^2} F^{-1} \left[\frac{\frac{d^2 y}{dx^2} \frac{dy}{dx}}{\left(\frac{d^2 y}{dx^2}\right)^2} \right]. \quad (4)$$

Реакция оператора (4) принимает тождественно нулевое значение при входном сигнале (1). В случае воздействия на него другими сигналами (4) может принимать нулевое значение только в отдельных точках области. Таким образом, оператор (4) инвариантен к амплитуде сигнала, к его постоянной составляющей, линейному расширению (сжатию) сигнала по оси x , смещению его вдоль этой оси и к зеркальному отображению.

Пусть имеется двумерный входной сигнал, заданный некоторой функцией, дифференцируемой необходимое число раз:

$$z = Af(ax \cos \alpha - ya \sin \alpha + c_1, bx \sin \alpha + by \cos \alpha + c_2) + B. \quad (5)$$

Можно показать, что для (5) справедливы соотношения:

$$\begin{aligned} \left(\frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y} \right)^2 - \frac{\partial^2 z}{\partial x^2} \frac{\partial^2 z}{\partial y^2} &= A^2 a^2 b^2 \left[\left(\frac{\partial^2 f}{\partial u \partial v} \right)^2 - \frac{\partial^2 f}{\partial u^2} \frac{\partial^2 f}{\partial v^2} \right]; \\ \left(\frac{\partial z}{\partial x} \right)^2 \frac{\partial^2 z}{\partial y^2} + \left(\frac{\partial z}{\partial y} \right)^2 \frac{\partial^2 z}{\partial x^2} - 2 \frac{\partial z}{\partial x} \frac{\partial z}{\partial y} \frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y} &= \\ &= A^3 a^2 b^2 \left[\left(\frac{\partial f}{\partial u} \right)^2 \frac{\partial^2 f}{\partial v^2} + \left(\frac{\partial f}{\partial v} \right)^2 \frac{\partial^2 f}{\partial u^2} - 2 \frac{\partial f}{\partial u} \frac{\partial f}{\partial v} \frac{\partial^2 f}{\partial u \partial v} \right], \end{aligned}$$

в которых

$$u = ax \cos \alpha - ay \sin \alpha + c_1; \quad v = bx \sin \alpha + by \cos \alpha + c_2.$$

Обозначим операторы, стоящие в левых частях (6) и (7), символами L и Q соответственно. Используя эти символы, получаем такие преобразования (5), в результате которых выходной сигнал будет зависеть только от u и v :

$$\frac{Q}{L} = P = A \varphi(u, v).$$

Еще раз (применяя) к (8) преобразования P , находим

$$P(P) = A \psi(u, v).$$

Разделив (9) на (8), будем иметь

$$\frac{P(P)}{P} = \frac{\psi(u, v)}{\varphi(u, v)} = F(u, v).$$

Наряду с (10) можно найти другие операторы, выполняющие аналогичные преобразования, например:

$$R = \frac{Q(Q)}{L^2}; \quad R = \frac{L(L)Q^2}{L^2}.$$

Выходной сигнал (10) рассмотрим как входной для последующих преобразований:

$$z_1 = F(ax \cos \alpha - ay \sin \alpha + c_1, bx \sin \alpha + by \cos \alpha + c_2). \quad (11)$$

Найдем обратную функцию относительно аргумента u :

$$u = ax \cos \alpha - ay \sin \alpha + c_1 = F^{-1}(z_1, bx \sin \alpha + by \cos \alpha + c_2).$$

Определим из (13) частные производные первого и второго порядка:

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial x} &= a \cos \alpha = \frac{\partial F^{-1}}{\partial z_1} \frac{\partial z_1}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial v} b \sin \alpha; \\ \frac{\partial u}{\partial y} &= -a \sin \alpha = \frac{\partial F^{-1}}{\partial z_1} \frac{\partial z_1}{\partial y} + \frac{\partial f}{\partial v} b \cos \alpha; \\ \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} &= 0 = \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1^2} \left(\frac{\partial z_1}{\partial x} \right)^2 + \frac{\partial F^{-1}}{\partial z_1} \frac{\partial^2 z_1}{\partial x^2} + \end{aligned}$$

$$+ 2 \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1 \partial v} \frac{\partial z_1}{\partial x} b \sin \alpha + \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial v^2} b^2 \sin^2 \alpha; \quad (16)$$

$$\frac{\partial^2 u}{\partial y^2} = 0 = \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1^2} \left(\frac{\partial z_1}{\partial y} \right)^2 + \frac{\partial F^{-1}}{\partial z_1} \frac{\partial^2 z_1}{\partial y^2} +$$

$$+ 2 \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1 \partial v} \frac{\partial z_1}{\partial y} b \cos \alpha + \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial v^2} b^2 \cos^2 \alpha; \quad (17)$$

$$\frac{\partial^2 u}{\partial x \partial y} = 0 = \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1^2} \frac{\partial z_1}{\partial x} \frac{\partial z_1}{\partial y} + \frac{\partial F^{-1}}{\partial z_1} \frac{\partial^2 z_1}{\partial x \partial y} +$$

$$+ \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial v^2} b^2 \sin \alpha \cos \alpha + \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1 \partial v} \frac{\partial z_1}{\partial x} b \cos \alpha + \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1 \partial v} \frac{\partial z_1}{\partial y} b \sin \alpha. \quad (18)$$

Определив из (16) $b \sin \alpha$, из (17) — $b \cos \alpha$ и подставив их в (18), после соответствующих преобразований будем иметь

$$\left[\frac{\partial^2 z_1}{\partial x^2} \left(\frac{\partial z_1}{\partial y} \right)^2 + \frac{\partial^2 z_1}{\partial y^2} \left(\frac{\partial z_1}{\partial x} \right)^2 - 2 \frac{\partial^2 z_1}{\partial x \partial y} \frac{\partial z_1}{\partial x} \frac{\partial z_1}{\partial y} \right] \left[\left(\frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1 \partial v} \right)^2 - \right.$$

$$\left. - \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial v^2} \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1^2} \right] + \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial v^2} \frac{\partial F^{-1}}{\partial z_1} \left[\left(\frac{\partial^2 z_1}{\partial x \partial y} \right)^2 - \frac{\partial^2 z_1}{\partial x^2} \frac{\partial^2 z_1}{\partial y^2} \right] = 0. \quad (19)$$

Используя принятые обозначения, представим (19) в виде

$$P + \frac{\frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial v^2} \frac{\partial F^{-1}}{\partial z_1}}{\left(\frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1 \partial v} \right)^2 - \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial v^2} \frac{\partial^2 F^{-1}}{\partial z_1^2}} = 0. \quad (20)$$

Решая (20) относительно v , имеем

$$v = bx \sin \alpha + by \cos \alpha + c_2 = \Phi(z_1). \quad (21)$$

Путем дифференцирования (21) дважды по любым переменным можно получить искомый оператор:

$$R(z) = \frac{\partial^2 \Phi(z_1)}{\partial x \partial y}. \quad (22)$$

Таким образом, оператор (22) инвариантен к таким преобразованиям входного сигнала, как линейное изменение амплитуды, линейное расширение (сжатие) вдоль x и y , поворот, зеркальное отображение, смещение и изменение постоянной составляющей.

Рассматриваемые преобразования входного сигнала удобно разделить на две группы. К первой следует отнести те из них, которые формируются независимо от входного сигнала, т.е. нормирующие операторы, например (2), (10), и (11). Во вторую группу включаются преобразования, зависящие от входного сигнала.

Система, реализующая предложенные алгоритмы, должна состоять из жесткой и перестраиваемой структур. Жесткая

«запоминает» преобразования входного сигнала, которым система инвариантна, а перестраивающаяся — входной сигнал, на который система адаптируется.

С использованием предлагаемой методики можно получить также операторы для частных случаев инвариантных преобразований.

Подобным способом находятся аналогичные операторы для трехмерного сигнала.

Предложенные алгоритмы анализа сигналов могут найти применение в задачах о распознавании образов, при разработке устройств ориентации на местности, в системах контроля в различных типах сортирующих автоматов.

Моделирование нейронов слухового анализатора

Эксперименты показывают, что в некоторых нейронах различных отделов слухового анализатора реакции на стационарные сигналы отсутствуют и появляются лишь в условиях действия звуков с изменяющимися во времени параметрами. Многие из этих нейронов проявляют специфическую реакцию на определенные признаки звука: изменение частоты в сигнале, частотной модуляции, направление изменения частоты и частотной амплитудной модуляции [2].

В результате рассмотрения частного случая одномерного сигнала получим оператор, реагирующий только на изменение во времени параметров гармонического сигнала.

Пусть имеется входной сигнал

$$y = A \sin(\omega t + \varphi).$$

Найдем вторую производную от этого сигнала:

$$\frac{d^2 y}{dx^2} = -A\omega^2 \sin(\omega t + \varphi).$$

Разделив (24) на (23), получим

$$\frac{\frac{d^2 y}{dt^2}}{y} = -\omega^2.$$

Дифференцируя (25) по переменной t , определяем искомый оператор

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\frac{d^2 y}{dt^2}}{y} \right) = \frac{\frac{d^3 y}{dt^3} y - \frac{dy}{dt} \frac{d^2 y}{dt^2}}{y^2} = 0; \quad R(t) = y \frac{d^3 y}{dt^3} - \frac{dy}{dt} \frac{d^2 y}{dt^2}.$$

Таким образом, (26) принимает тождественно равное нулю значение при синусоидальном входном сигнале. При временных изменениях параметров A и ω этого сигнала (26) может принимать нулевое значение только в отдельные моменты времени.

ЛИТЕРАТУРА

- Физиология сенсорных систем. Ч. 1-я. Физиология зрения. В серии «Руководство по физиологии». Под ред. Г. В. Гершуни. Л., «Наука», 1971. 416 с.
- Физиология сенсорных систем. Ч. 2-я. В серии «Руководство по физиологии». Под ред. Г. В. Гершуни. Л., «Наука», 1972. 702 с.
- Нормализация зрительных картин при изменении масштаба. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 8. Харьков, 1972, с. 13—20. Авт.: Е. П. Путятин, И. В. Шульгин, Д. М. Абрамов, Р. А. Берман.
- Нормализация вращений плоских изображений. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 9. Харьков, 1972, с. 61—69. Авт.: Е. П. Путятин, В. П. Юрченко, Д. М. Абрамов и др.
- Нормализация изображений при изменении яркости и контрастности. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 11. Харьков, 1973, с. 5—13. Авт.: Е. П. Путятин, Б. К. Лопатченко, В. Б. Левиков, Б. Я. Сердюченко.
- Минг Куэй Ху. Математическая модель зрительного восприятия. — В кн.: Проблемы бионики. Биологические прототипы и синтетические системы. М., «Мир», 1965, с. 308—318.
- Гинзис В. М., Иваницкий Г. Р. Задачи и современное состояние машинного анализатора хромосом. — В кн.: Современные проблемы машинного анализа биологических структур. М., «Наука», 1970, с. 34—65.

УДК 612.014.3(519.85)(62.506)

С. Н. ГРИНЧЕНКО, С. Л. ЗАГУСКИНА, канд. биол. наук,
Л. Д. ЗАГУСКИН

МОДЕЛЬ ОПТИМИЗАЦИИ ЭНЕРГЕТИКИ НЕЙРОНА

Процессы оптимизации энергетики нейрона все чаще изучаются с позиций бионики, поскольку система регуляции энергетических процессов в нервной клетке, будучи тесно связанной с ее функцией, является весьма надежным, эффективным и экономичным механизмом. Наши исследования изолированного одиночного механорецепторного нейрона рака показали существенное различие организации энергетических процессов при стационарном функциональном состоянии нейрона и смене режима его деятельности. Адекватное раздражение этого нейрона ведет после переходного процесса длительностью около двух минут к стабилизации частоты импульсной активности на более высоком уровне. Этот переходный процесс характеризуется значительным усилением колебаний напряжения кислорода над поверхностью клетки, увеличением активности цитохромоксидазы и ее перераспределением в соме нейрона [1—3]. В стационарном функциональном состоянии дыхание и окислительный метаболизм стабилизируются на более низком, чем в период переходного процесса, уровне, но на более высоком, чем в исходном состоянии покоя.

Важнейшим фактором регуляции энергетических процессов в нейроне оказалась пространственная реорганизация митохондрий. Для подробного изучения перестроек митохондрий нами была разработана методика прижизненной краски янусом зеленым

(1 : 100 000), позволяющая выявлять митохондрии с высокой селективностью (электронномикроскопический контроль) и без влияния на электрическую импульсную активность в течение не менее восьми часов.

Результаты исследований показали, что завершение перемещения и установление нового режима деятельности нейрона с более высокой частотой импульсации характеризуются закономерной пространственной реорганизацией митохондрий в мере увеличения степени их агрегации [3, 4]. Тот факт, что агрегация митохондрий наступает значительно позже увеличения дыхания, а также результаты изучения направленности перестройки митохондрий в модельных опытах со стимуляторами и ингибиторами дыхания позволили предположить, что агрегация митохондрий приводит к оптимизации энергетики нейрона, сдерживая избыточный рост дыхания митохондрий при усилении функциональной активности нейрона. Торможение нейрона, характеризующееся более быстрой и интенсивной активацией энергии по сравнению с возбуждением, сопровождается первичной дезагрегацией митохондрий, и только затем наступает их агрегация [1, 3, 5].

Дезагрегация митохондрий, увеличивая их суммарную свободную поверхность, доступ субстратов окисления и АДФ, способствует синтезу АТФ и росту энергетики. Агрегация же митохондрий, приводящая к контактному угнетению их дыхания, наоборот, тормозит синтез АТФ, минимизируя энергетические затраты нейрона.

Объем настоящей статьи не позволяет рассмотреть все проблемы регуляции дыхательной активности и продукции митохондрий АТФ, а также взаимодействие этих механизмов; отметим, однако, что все они (энергетический — через уровень АДФ/АТФ, осмотический, ионный, субстратный, кислородный и т. д.) в конечном счете отражаются на степени агрегации митохондрий. Ограничим анализом двух основных характеристик: степени агрегации митохондрий и суммарной их энергетической продукции (синтез и расход АТФ в нейроне). Первая характеристика изучена нами в динамике непосредственно в эксперименте; о временном изменении синтеза и расхода энергии мы судили по экспериментально изученным изменениям потребления кислорода и активности цитохромоксидазы, а также по данным литературы [6].

В настоящей статье мы ограничились описанием предлагаемой модели и функционирования ее для случая возбуждения нейрона. Следует отметить, что модель адекватна и для других вариантов изменения функциональных состояний нейрона, исследованных нами в эксперименте.

На нейрон подавалось ступенчатое постоянное воздействие $x_{вх}(t)$ (рис. 1, в). Анализ ответной реакции нейрона по электрической активности и реорганизации митохондрий после этого момента t_1 позволяет предположить, что в расходе нейрона

энергии E_t можно выделить две составляющие: $E_{\text{вых}}$ — расход ее на непосредственную реакцию на поступившее (изменившееся) входное воздействие («функциональная составляющая»), и E_A — расход энергии, связанный с агрегацией митохондрий («регулярная составляющая»); в свою очередь, в последней выделяются составляющие расхода на поиск новой степени агрегации E_n и расхода собственно на агрегацию $E_{\text{св}}$ (энергия связи), начинающиеся в момент t_2 (рис. 1, а).

Как видно из рисунка, основная часть суммарного расхода E_t в переходном режиме представляет собой расход на агрегацию E_A , но, начиная с некоторого момента t_3 , устанавливается новое постоянное значение суммарного расхода E , которому соответствует новая оптимальная степень агрегации митохондрий.

Накопление свободной энергии нейроном (рис. 1, б) происходит с некоторым сдвигом во времени по отношению к ее расходу. Кривая фактически представляет собой расчетную (фиктивную) функцию синтеза энергии нейроном в случае, если бы увеличение степени агрегации не происходило (неоптимальная организация). Разница между этими кривыми $\Delta E_{\text{фискт}}$ представляет собой уровень энергии, сэкономленной в результате произошедшей пространственной реорганизации митохондрий.

Анализ поведения уровней расходуемой и синтезируемой нейроном энергии (рис. 1) позволил предложить модель оптимизации энергетики нейрона (рис. 2).

Воздействия $x_1(t), \dots, x_l(t), \dots, x_n(t)$ на нейрон суммируются в блоке пространственно-временной суммации ПВΣ, выходом которого является величина суммарного входного воздействия $x_{\text{вх}}(t)$. В модель введен блок функционального преобразователя ФП I, преобразующий величину суммарного входного воздействия $x_{\text{вх}}(t)$ во входную энергию $E_{\text{вх}}$:

$$E_{\text{вх}} = F_1(x_{\text{вх}}(t), y_{\text{вых}}), \quad (1)$$

где величина выходной частоты импульсации нейрона $y_{\text{вых}}$ выступает в качестве параметра функции F_1 .

Результаты экспериментов позволяют предположить, что нейрон расходует энергию для достижения двух целей: осуществления своей функции, т. е. на генерацию импульсов соответствующей выходной частоты $y_{\text{вых}}$ в ответ на прошедшее $x_{\text{вх}}(t)$, и на реорганизацию митохондрий (поиск новой оптимальной их орга-

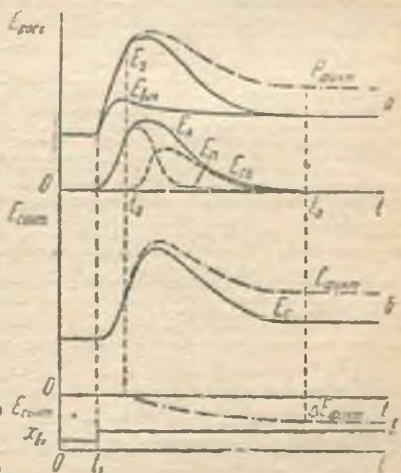


Рис 1.

низации и агрегацию). В соответствии с этим блок генерации энергии в нейроне удобно разделить на две составляющие: функциональной составляющей ФС, реализующий функцию

$$E_{\text{вых}} = F(E_{\text{вх}})$$

и блок регуляторной составляющей РС, реализующий функцию

$$E_A = G(E_{\text{вх}}, Z).$$

Как видно из рис. 1, регуляторная составляющая потока расходуемой нейроном энергии E_A в установившемся режиме равна нулю (сводится к общетрофической), но непосредственно по моменту прихода входного воздействия она резко увеличивает, достигая 60—90% суммарного расхода энергии нейроном (с учетом энергетического обеспечения пластического обмена) [2, 6]. Эта энергия затрачивается на функционирование основного регуляторного механизма — поисковой системы экстремального регулирования (СЭР), которая, изменяя динамический порог нейрона h , влияет (как параметр) на функциональный преобразователь ФП II, преобразующий выходную (функциональную) составляющую потока генерируемой нейроном энергии $E_{\text{вых}}$ в выходную часть импульсации $y_{\text{вых}}$:

$$y_{\text{вых}} = F_2(E_{\text{вых}}, h).$$

Цитологической основой этого процесса может быть наблюдаемый в эксперименте осмотический механизм изменения диаметра аксонного холмика, являющийся динамической составляющей влияния перестроек митохондриального аппарата на генерацию импульсов [8].

Изменение гидратации аксонного холмика и, следовательно, изменение импульсной активности нейрона происходит благодаря активным перестройкам организации митохондрий и использованию для этого их энергии. Количественные цитологические исследования показали, что переходный процесс сопровождается образованием своеобразного барьера митохондрий на границе периферии аксонного холмика и релаксационными колебаниями диаметра последнего.

Через обратную связь — параметрическое влияние величины выходной активности нейрона $y_{\text{вых}}$ на функциональный преобразователь ФП I — результат работы СЭР так воздействует на величину $E_{\text{вх}}$, чтобы минимизировать энергетические траты на функциональное поведение нейрона:

$$E_{\text{вх}} \xrightarrow{h} \min.$$

Биологический смысл этого процесса очевиден: установление новой устойчивой к воздействию и оптимальной для нового режима организации митохондрий приводит, хотя и ценой больших кратковременных энергетических затрат, к их минимизации.

вследствие того, что собственно генерация импульсов при оптимальной микроструктуре сомы нейрона требует минимальной энергии.

Оптимальное значение $E_{вых}$ (для каждого конкретного $E_{вх}$) заранее неизвестно, поэтому можно считать, что механизмом его обнаружения и отслеживания может быть только механизм, аналогичный известным в технике поисковым системам экстремального регулирования. Классические системы автоматического регулирования (САР) требуют априорного задания соответствующих установок, что превращает нейрон в логический элемент.

Наличие же в нейроне механизма поискового экстремального регулирования делает его активным элементом, превращает из простого функционального преобразователя в активную систему, способную изменять свое функционирование целенаправленно в зависимости от заранее неизвестных характеристик внешней среды. При таком модельном представлении нейрона флуктуации уровней его энергетических показателей, наблюдаемые в эксперименте, более значительные в моменты переходных процессов [2, 3], можно трактовать как поисковые колебания, присущие САР.

Анализ результатов прижизненных исследований реорганизации митохондрий разных нейронов при стандартном воздействии позволяет предположить, что алгоритм функционирования САР, связанный с индивидуальными особенностями пространственных перестроек митохондрий в этих нейронах — многомерный алгоритм — является вероятностным. Направление рабочего шага вырабатывается им не с помощью каких-то аналитических вычислений, а за счет вероятностных (статических) оценок градиента показателя качества, который представляет собой, по нашему мнению, функционал неравновесия реакции $АДФ \rightleftharpoons АТФ$ в масштабах всей сомы нейрона.

В технике наиболее близкими аналогами таких алгоритмов являются, по-видимому, методы случайного поиска [9, 10] и методы многомерного экстремального регулирования с коррекцией [9, 11, 12].

Энергетические затраты на функционирование САР в свою очередь минимизируются, причем физическим носителем этого регуляторного механизма также являются процессы перестроек митохондрий: кроме влияния на динамический порог h , реорганизация митохондрий влияет и на регуляторную составляющую потока генерируемой нейроном энергии, причем ввиду одного и того же физического носителя обоих процессов их постоянные во времени совпадают.

Рассмотрим этот вопрос подробнее. Проанализируем реакцию митохондрий нейрона на пришедшее на него ступенчатое входное воздействие $x_{вх}(t)$ (рис. 1, а). Через некоторое время $\tau_i^{(1)}$ ($i = 1, \dots, k$, где k — число митохондрий), зависящее от расстояния i -й митохондрии от поверхностной мембраны и проводимости

среды между мембраной и i -й митохондрией, ее активность начинает быстро возрастать. Скорость нарастания активности также индивидуальна и может быть оценена с помощью введения постоянной времени $\tau_i^{(2)}$. Введя оценку $\tau_i = \tau_i^{(1)} + \tau_i^{(2)}$, можно определить время нарастания активности каждой из k митохондрий.

Перестройка их организации после прихода $x_{\text{вх}}(t)$ связана пространственными перемещениями митохондрий, обладающих значительной массой (в сравнении с массой ионов, осуществляющих передачу информации в клетке). Продолжительность процесса агрегации можно оценить с помощью введения постоянной времени такого процесса T , которая по нашим экспериментальным данным на порядок больше суммарной постоянной времени активации дыхания митохондрий σ .

$$\sigma = \sum_{i=1}^k \tau_i. \quad (6)$$

Это следует из величины латентных периодов изменения потребления кислорода и реорганизаций митохондрий [3, 5].

Таким образом, переходную функцию отклика процесса генерации нейроном энергии на ступенчатое входное воздействие можно представить как последовательность одного инерционного звена с большой постоянной времени T и множества инерционных звеньев с малыми постоянными времени τ_i . Как известно, несколько последовательно включенных инерционных звеньев с постоянными времени τ_i можно заменить одним с новой постоянной времени σ (6), при условии наличия в рассматриваемом контуре хотя бы одного инерционного звена с постоянной времени $T \gg \sigma$.

Итак, переходная функция объекта регулирования внутреннего контура I (рис. 2) — регуляторной составляющей потока энергии РС — имеет вид:

$$W_{\text{об}}(p) = K_{\text{об}} \frac{1}{1 + pT} \cdot \frac{1}{1 + p\sigma}. \quad (7)$$

где $K_{\text{об}}$ — коэффициент усиления объекта;

p — оператор дифференцирования.

При оптимизации E_A , в противоположность $E_{\text{вых}}$, его оптимальное значение неизвестно заранее: $E_A^{(\text{opt})} = 0$ (затраты энергии на агрегацию сводятся к нулю, общие регуляторные затраты — к общетрофическим). Следовательно, система регулирования должна отслеживать нулевую уставку, для чего поиск не нужен, и такой задачей справляется САР.

Известно [13], что в целях регулирования объекта вида (7) САР должна обладать интегрирующими свойствами для ликвидации статической ошибки, а также пропорциональными свойствами, чтобы компенсировать большую инерционность в объекте. Вследствие этого в контуре I регулирования энергии, затрачиваемой

а
н
с
е
в
с
и
н
о
н
ь
п
б
б
е
н
го
и
е
с
о
ю
е
н
а
7
н
и
—
т
с
7
з
а
т
и

(8)

Здесь K_p — коэффициент усиления регулятора;
 T_p — постоянная времени регулятора.

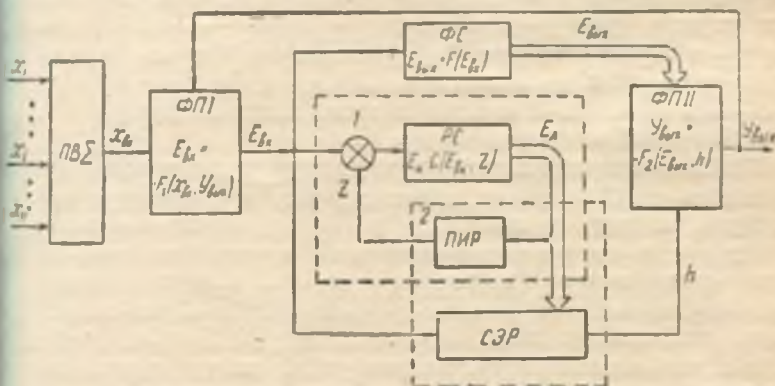


Рис. 2.

Постоянная времени регулятора T_p в общем случае выбирается в зависимости от величин постоянных времени объекта T и σ . Выбрав ПИР оптимальным для нашего объекта образом (настройка на симметричный оптимум [13]), получим передаточную функцию ПИ-регулятора:

(9)

В установившемся состоянии на выходе такого звена сигнал равен нулю, а переход от скачка к нулевому уровню происходит по экспоненциальному закону:

Передаточная функция контура регулирования относительно возмущения $E_{вх}$

(10)

где $W_1(\rho)$ — передаточная функция замкнутого контура.

Для оптимального в смысле симметричного экстремума ПИ-регулятора [13]

(11)

Ввиду $\sigma \ll T$ знаменатель (11) можно упростить. В результате получим выражение передаточной функции $W_{E_{\text{вх}}}(p)$:

$$W_{E_{\text{вх}}}(p) = K_{\text{об}} \cdot \frac{\sigma}{T} \cdot \frac{p^2 \sigma}{1 + p^2 T^2 + p^2 \sigma^2 + p^2 \sigma^2}.$$

Вид этой функции совпадает с видом функции E_A (см. рис. 1), что подтверждает правильность представления об объекте как о наборе инерционных звеньев и выбор в качестве системы регулирования регуляторной составляющей РС ПИ-регулятора.

Поведение функции E_A зависит, согласно (12), от постоянных времени T и σ и коэффициента усиления объекта $K_{\text{об}}$ в идеальном случае (при $K_{\text{об}} = \text{const}$; $T = \text{const}$; $\sigma = \text{const}$) функция $E_A(t)$ — гладкая (см. рис. 1, а). Флуктуации этих параметров, время поисковых перестроек организации митохондрий нарушают гладкость функции и вызывают отклонения ее значений от идеальной кривой как от среднего.

Чтобы подчеркнуть тот факт, что физическим носителем обоих процессов регулирования является процесс реорганизации митохондрий, на рис. 2 блоки СЭР и ПИР объединены в блок 2.

Одним из этапов экспериментальной проверки описанной модели оптимизации энергетики нейрона можно рассмотреть предложенную в [14] модель динамического нейрона с поисковым экстремальным регулированием параметров. Регуляторный механизм в этой модели представляет собой экстремальный регулятор с коррекцией (ЭРК) [11], целевая функция которого

$$V = \left(\sum_{j=1}^n x_j x_j + F \right)^2 + y^2,$$

где x_j — коэффициенты весов входов нейрона;

x_j — его входы ($j = 1, \dots, n$);

y — его выход;

F — воздействие,

согласно [15], рассматривается как функционал энергетических затрат.

Выходом ЭРК является величина порога h , вычитаемая суммарного входного воздействия; если эта разность отрицательна, выход равен нулю (частная модель нейрона).

Исходя из представления о связи перестроек организации митохондрий с изменениями порога и об удовлетворительном приближении энергетической характеристики нейрона с помощью функции V , можно говорить о том, что такая модель в достаточной степени отражает основные свойства поискового экстремального регулирования параметров и динамику нейрона. Результаты модельных экспериментов на ЭЦВМ «БЭСМ»-4 показали, что переходные процессы изменения функции V и $y_{\text{вых}}$ у такой модели нейрона, возникающие после подачи на неё ступенчатого воздействия F , в основном подобны наблюдаемым в эксперименте (рис. 1, а, функция $E_E(t)$ и рис. 1, б, функция $E_C(t)$).

Связанный с процессом экстремального регулирования процесс минимизации расходов энергии на эту функцию — ПИ-регулирование — можем рассматривать как механизм корректирующий, оптимизирующий первый механизм.

Таким образом, перестройка организации митохондрий в соматическом нейроне реализует механизм поискового экстремального регулирования порогового параметра нейрона и оптимизирующий его механизм пропорционально-интегрального регулирования, причем алгоритмы этих процессов реализуются на молекулярно-субсистемном, по отношению к нейрону, уровне.

ВЫВОДЫ

1. Предложена модель оптимизации энергетики нервной клетки, в основу которой положены экспериментальные факты о связи изменения степени агрегации митохондрий с изменением их дыхания и окислительного метаболизма в переходном процессе возбуждения нейрона.

2. Оптимизация потоков энергии в нейроне, реальным носителем алгоритмов которой является функциональная реорганизация митохондрий, обеспечивается введением в модель контура поискового экстремального регулирования и контура пропорционально-интегрального регулирования.

В заключение авторы выражают благодарность Б. М. Владимирскому и А. И. Самарину за обсуждение работы и полезные советы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Математический анализ распределения цитохромоксидазы в возбужденной и заторможенной нервной клетке. — «Докл. АН СССР», 1967, т. 177, № 1, с. 205—208. (Авт.: А. Б. Коган, С. Л. Загускин, Б. М. Владимирский, Л. Д. Загускина).
2. Коган А. Б., Загускина Л. Д., Загускин С. Л. Вызванные колебания напряжения кислорода над поверхностью одиночного механорецепторного нейрона речного рака. — «Физиол. журн. СССР», 1974, т. 60, № 4, с. 541—547.
3. Загускина Л. Д., Загускин С. Л. Об интенсивности колебаний потребления кислорода одиночной нейрорецепторной клеткой. — Сб. «Колебательные процессы в биологических и химических системах». Пущино-на-Оке, 1971, № 2, с. 157—160.
4. Загускина Л. Д. Пространственная реорганизация митохондрий, окислительного метаболизма и флюктуации дыхания при возбуждении и торможении нейрона. — «Сб. V Всесоюз. конф. по нейрокибернетике». Ростов-на-Дону, 1973, 106 с.
5. Загускин С. Л., Эм В. С., Загускина Л. Д. Возможный механизм оптимизации энергетики в нервной клетке: функциональная реорганизация митохондрий. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 14, Харьков, 1974, с. 5—16.
6. Giacobini E. Chemical studies on individual neurons. In: Neurosciences research. N. Y. Acad. Press. 1969, № 2, p. 111—202.
7. Granfield P. F., Bink F., Bronk D. W. The oxygen up take of the peripheral nerve of the rat. J. Neurochem., 1957, vol. 1, № 3, p. 243—245.
8. Загускин С. Л. О роли функциональных перестроек микроструктуры и гидратации нейтроплазмы в следовых процессах и модуляции импульсной активности нейрона. — «Сб. V Всесоюз. конф. по нейрокибернетике». Ростов-на-Дону, 1973, 107 с.
9. Растринин Л. А. Экстремальное регулирование методом случайного поиска. — «Автоматика и телемеханика», 1960, т. 21, № 9, с. 1264—1271.

10. Растрингин Л. А. Статистические методы поиска. М., «Наука», 1976. 376 с.
11. Шолохов В. Г. Некоторые результаты исследования систем многомерного экстремального регулирования на электронной моделирующей установке — Сб. «Автоматика и вычислительная техника». Вып. 13. Рига, 1974. с. 149—168.
12. Шолохов В. Г., Гринченко С. Н. Исследование некоторых многомерных систем экстремального регулирования. — Сб. «Экстремальные задачи и их приложения к вопросам планирования, проектирования и управления сложными системами». Тезисы докладов. Горький, 1971. 170 с.
13. Фред Ф., Орттенбургер Ф. Введение в электронную технику регулирования. М., «Энергия», 1973. 189 с.
14. Поисковое экстремальное регулирование в нейронных структурах. — VI Всес. конф. по экстремальным задачам, ч. 2. Таллин, 1973, с. 108. Авт.: А. И. Самарин, С. Н. Гринченко, Б. А. Финкельштейн, В. Н. Ефимов.
15. Griffith V. V. A model of the plastic neuron. — IEEE Trans., ME-7, 2/3, p. 243—253.

УДК 62.506.2

В. Ф. АНАНИН

НЕКОТОРЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ МЕХАНИЗМА БЛИЗОРУКОСТИ

История поиска причины близорукости сводится в основном к дискуссии двух диаметрально противоположных точек зрения [1, 2]. Согласно первой близорукость возникает вследствие длительной работы глаз на близком расстоянии, а согласно второй близорукость считается наследственным фактором. Не отрицая роли наследственности, большинство исследователей [1, 3] в соответствии с накопившимся к настоящему времени клиническим материалом придерживается первой точки зрения, т. е. внешний фактор (длительная работа глаз на близком расстоянии) они считают основной причиной возникновения близорукости.

Однако раскрытие причины близорукости лишь частично решает проблему близорукости, так как незнание самого физиологического механизма ее возникновения не позволяет перейти к научно-обоснованным методам профилактики близорукости. К сожалению, многочисленные попытки исследователей [1—3] не привели к каким-либо существенным результатам.

В настоящее время решение проблемы близорукости свелось в конечном итоге, к исследованию механизма удлинения глазного яблока вдоль его передне-задней оси в процессе длительной работы глаз на близком расстоянии. Конкретнее, задача состоит в том, чтобы разобраться, почему при работе на близком расстоянии происходит деформация глазного яблока, которая приводит к появлению остаточной деформации опорной оболочки глаза, смещению сетчатки и как следствие возникновению близорукости. К сожалению, на основе существующей точки зрения механизм

аккомодации [4—8] объяснить причину и механизм изменения формы глазного яблока, появления остаточных деформаций не представляется возможным. Поэтому необходимо, прежде всего, уточнить саму схему механизма аккомодационного аппарата глаза человека.

С этой целью проведено ряд исследований [10—13], результаты которых показали, что процесс аккомодации осуществляется при одновременном изменении двух компонентов оптической системы глаза — кривизны наружных поверхностей хрусталика и смещении сетчатки вследствие деформации глазного яблока в соответствии с кривой, приведенной на рис. 1.

С помощью этой схемы можно объяснить причину и механизм изменения формы глазного яблока в процессе длительной работы глаз на близком расстоянии. Для этого впервые был применен не клинический, инженерный подход. При этом оптическую систему глаза рассматривали как двухкомпонентную. Биомеханику аккомодационного аппарата глаза оценивали с учетом законов механики и гидродинамики. Применительно к наружной оболочке глаза использовали такие понятия как упругость, упругая и остаточная деформация и др.

Только такой подход с учетом механического материала дал возможность ближе подойти к раскрытию механизма близорукости.

Рассмотрим более подробно этот механизм.

Предположим, что перед нами пациент с эмметропической рефракцией. При этом заднее фокусное расстояние его оптической системы составляет 23 мм и для него справедлива кривая, приведенная на рис. 1.

Если пациент смотрит вдаль, то деформация глазного яблока будет находиться в пределах микрофлуктуаций его рефракции, т. е. 0,2 — 0,2 Д. Когда пациент начинает следить за приближающимся к нему предметом, в его оптической системе одновременно происходят два процесса: изменение формы хрусталика и смещение сетчатки вследствие деформации глазного яблока. При этом величина последней будет определяться в соответствии с представленной выше кривой. Это значит, что на участке АС кривой деформация глазного яблока незначительна. Если допустить, что эта зона соответствует зоне упругой деформации опорной оболочки глаза, т. е. склеры, то можно считать, что длительная

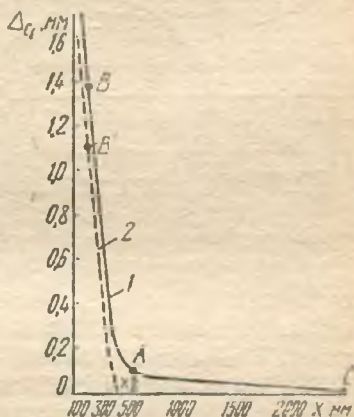


Рис. 1. Кривая смещения сетчатки глаза при аккомодации для эмметропического (1) и близорукого глаза (2) в зависимости от расстояния.

деформация глазного яблока в этой зоне не приведет к явлению остаточной деформации склеры.

Таким образом, склеру, живую биологическую ткань, оцениваем по аналогии с техническими материалами, для которых справедливы такие понятия как упругость, остаточная деформация и т. д. Правомочна ли такая аналогия? На наш взгляд, определенной степени она справедлива. Свидетельством этому могут служить результаты, полученные в работе [14], где было подтверждено, что для склеры, так же как и для ряда технических материалов, при больших перегрузках, т. е. растяжениях, характерны явления остаточной деформации, причем величина последней тем больше, чем больше нагрузка. И вместе с тем при определенных незначительных нагрузках деформация отсутствует.

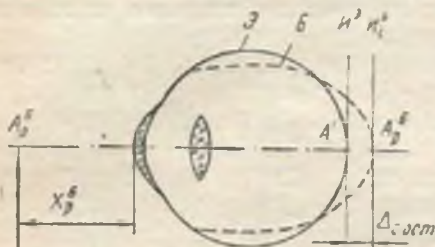


Рис. 2. Схема перехода эметропической рефракции глаза в миопическую.

Накопившийся к настоящему времени клинический материал (1, 2), полученный в результате анализа миопических глаз, подтверждает, что явление остаточной деформации имеет место и в живых глазах. Сам же факт изменения формы глазного яблока миопических глаз в сторону его увеличения в направлении передне-задней оси привел исследователей к необходимости отбросить более конкретный вопрос, который фактически является узким во всей проблеме близорукости — почему в процессе длительной работы глаз на близком расстоянии происходит изменение формы глазного яблока в сторону его увеличения?

Если зону, ограниченную участком AC , мы определили как зону упругой деформации склеры, то за ее пределами должны начинаться зона, в которой при длительной работе глаз возникают явления остаточной деформации. Пусть эта зона ограничена отрезком AB . При этом чем ближе к точке B работают глаза, тем вероятность появления остаточной деформации при одном и том же отрезке времени выше, нежели на участке, ближе к точке A .

Таким образом, в соответствии с кривой видно, что работа глаз на близком расстоянии связана с большой деформацией глазного яблока и при длительной работе в зоне AB начинают накапливаться явления остаточной деформации, которые, в конечном итоге, приводят к смещению сетчатки в сторону ее удаления от задней поверхности хрусталика. С появлением остаточной деформации $\Delta_{c, \text{ост}}$ сетчатка сместится относительно своего первоначального положения I^3 и займет положение I^B (рис. 2). Соответственно длина глазного яблока увеличится на $\Delta_{c, \text{ост}}$.

$$L_t = L_0 + \Delta_{c, \text{ост}}$$

L_0 — длина глазного яблока вдоль передне-задней оси при покое аккомодации до появления остаточной деформации;
 L_t — длина глазного яблока вдоль передне-задней оси при покое аккомодации при наличии остаточной деформации.

Возникновение остаточной деформации мы не связываем с какими-либо существенными изменениями оптических параметров отдельных компонентов оптической системы глаза. Поэтому фокусное расстояние оптической системы глаза, по крайней мере для малых значений $\Delta_{c, \text{ост}}$ остается неизменным, а смещается лишь сетчатка, выполняющая роль приемной плоскости изображений. В этом случае изображения бесконечно удаленных предметов по-прежнему будут проецироваться в первоначальное положение сетчатки, т. е. в т. A^1 . Изображения же предметов на самой сетчатке будут восприниматься расфокусированными. При этом степень расфокусировки будет прямо пропорциональна величине $\Delta_{c, \text{ост}}$. Говорить же о повышенной преломляющей способности оптической системы близорукого глаза в данном случае неправильно. Последняя остается без изменений, а имеет место лишь смещение сетчатки.

С появлением $\Delta_{c, \text{ост}}$ эметропический глаз переходит в миопический. Его дальняя точка находится на конечном расстоянии, величина которого определяется $\Delta_{c, \text{ост}}$.

Состояние покоя аккомодации для миопического глаза будет на отрезке X_D^B , в то же время для эметропического $X_D^B = \infty$. В связи с этим при покое аккомодации заднее фокусное расстояние оптической системы миопического глаза f^{1B} можно принять равным заднему фокусному расстоянию оптической системы того же эметропического глаза f^{1B} , т. е.

$$f^{1B} = f^{1B} = f_n'.$$

Тогда изменение длины оси глаза в зависимости от степени близорукости, определяемой величиной остаточной деформации в соответствии с законами оптики, можно представить в виде уравнения

$$L_t = L_0 + \Delta_{c, \text{ост}} = L_0 + \frac{0,75 f_n'^2}{X_D^B}. \quad (2)$$

Графическая зависимость (2) для $f_n' = 23$ мм приведена на рис. 3.

Из анализа кривой видно, что наименьшее значение остаточной деформации, а следовательно, незначительное увеличение длины глаза, имеет место у миопов с малой степенью близорукости.

Теперь рассмотрим аккомодацию близорукого глаза при работе на близком расстоянии. Миопический глаз в отличие от эметропического начинает аккомодировать со своей ближайшей точки.

Кривая деформации миопического глаза будет иметь тот характер, что и эметропический с разницей лишь в том, начинаться она будет с расстояния X_D^B (см. рис. 1, кривая В). В связи с этим нельзя согласиться с точкой зрения, что у миопических глаз степень напряженности цилиарного тела в процессе работы на близком расстоянии меньше, а значит и аккомодационный аппарат развит слабее. В действительности могут быть миопы как со слабо развитым цилиарным мускулом, так и с гипертрофированным. Все зависит от времени работы участка кривой, на котором находится близорукий глаз. Если

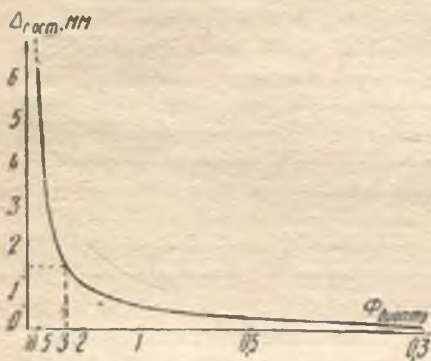


Рис. 3. Кривая изменения длины оси миопического глаза в зависимости от степени близорукости.

миоп в процессе работы находится на близком расстоянии, то он находится в зоне усиленной деформации глазного яблока. В этом случае его аккомодационный аппарат вместе с цилиарным мускулом работает в усиленном режиме, что, естественно, требует аккомодационной мышцы большего напряжения. Невозможно, что ряд авторов находили у миопических и гипертрофированные цилиарные мускулы [1. 2].

Сам факт объемного увеличения аккомодационной

мышцы у отдельных миопов можно рассматривать как результат активного действия. Эти данные, на первый взгляд, могут противоречить установленной в литературе точке зрения, что близорукие глаза особенно в 3—4Д, при работе на близком расстоянии практически не аккомодируют.

В действительности никакого противоречия нет, если иметь в виду, что в процессе работы на близком расстоянии миоп находится за своей ближайшей точкой X_D^B в опасной зоне АВ, где получения четкого изображения на сетчатке глаза он вынужден деформировать свое глазное яблоко в соответствии с кривой (см. рис. 1). Подобная ситуация наиболее вероятна для лиц с высокой степенью близорукости. И, наоборот, для лиц с меньшей степенью близорукости, порядка 0,5—2,5Д, для которых ближайшая точка находится на участке от 2 до 0,4 м, вероятность усиленной деформации глазного яблока мала, так как на этом участке она незначительная.

Если же пациент не выходит за пределы этого участка опасную зону, то он аккомодируется с меньшим напряжением, чем эметропический глаз. Кроме того, миопический глаз без коррекции на дальние дистанции, в отличие от эметропического, также не аккомодирует. Все это, естественно, разгружает ак-

адаптационный аппарат миопов слабой степени и тем самым приводит к постепенному ослаблению их аккомодационной способности. Поэтому мы вправе ожидать больший процент с ослабленной аккомодационной способностью именно у лиц со слабой степенью близорукости от 0,5 до 2,5 Д.

Наши исследования позволяют сделать следующие выводы. Механизм близорукости связан с явлением остаточной деформации опорной оболочки глаза — склеры, в результате чего происходит смещение сетчатки в сторону удаления от хрусталика относительно своего первоначального положения и как следствие этого переход эметропической рефракции в миопическую.

Остаточная деформация склеры возникает в результате длительной работы глаза на расстоянии менее 400 мм вследствие усиленной деформации глазного яблока на этом участке.

ЛИТЕРАТУРА

1. Дашевский А. И. Близорукость. М., Медгиз, 1962, 153 с.
2. Раппахковский Л. Б. Близорукость. М., Медгиз, 1966, 125 с.
3. Аветисов Э. С. Современные направления в изучении этиологии и патогенеза миопии. — «Вестн. офтальмол.», 1967, № 5, с. 38—45.
4. Gullstrand A. Zusatz zu «Die Dioptrik des Auges» — В кн. Handbuch der physiologischen Optik von H. Helmholtz. Hrsg. von A. Gullstrand u. and Hamburg und Leipzig, 1909, № 1, S. 43—57.
5. Gullstrand A. Wie ich den intrakapsularen Akkommodationsmechanismus fand. — Arch. f. Augenh. 1912, № 72, S. 169—190.
6. Helmholtz M. Über die Akkommodation des Auges. — Arch. f. Ophth., 1855, № 1, 2, S. 34—41.
7. Helmholtz M. Handbuch der physiologischen Optik. Bd. 1—2. Hamburg und Leipzig, 1909—1911. 70. S.
8. Mulze K. Akkommodation des menschlichen Auges. Berlin, 1956. 93 S.
9. Pau H. Zeitfragen der Augenheilkunde. Leipzig, 1954. 134 S.
10. Анянин В. Ф. Модель аккомодационного механизма глаза, объясняющая процесс возникновения близорукости. — Сб. «Научная сессия, посвященная 30-летию ВНИИМП». М., 1968, с. 67—68.
11. Анянин В. Ф., Бегунова Г. Б. Некоторые соображения об аккомодационном аппарате глаза человека. — Сб. «Новые оптические медицинские приборы». М., ВЭМИ, 1968, с. 11—20.
12. Анянин В. Ф., Бегунова Г. Б., Киприянова Т. И. Объективная регистрация аккомодации глаза при интраокулярной коррекции оффки. — «Офтальмол. журн.», 1972, № 2, с. 92—97.
13. Анянин В. Ф. Биомеханика аккомодационного аппарата глаза человека. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 11. Харьков, 1973, с. 69—74.
14. Аветисов Э. С., Маслова И. П., Булач Э. Х. О физических и гистологических свойствах склеры. — «Вестн. офтальмол.», 1971, № 1, с. 9—13.

ВЫБОР КРИТЕРИЯ УПРАВЛЕНИЯ В ОБУЧАЮЩЕЙ СИСТЕМЕ НА БАЗЕ ЭВМ

В настоящее время для обучения человека определенным навыкам и умениям все шире применяются электронно-цифровые вычислительные машины (ЭВМ).

Применение ЭВМ, обладающих большими логико-информационными возможностями, позволяет значительно сократить сроки подготовки специалистов. Кроме того, широкое внедрение ЭВМ в учебный процесс и построение на их основе автоматизированных обучающих систем обусловлено еще и тем, что структура и возможности современных электронно-цифровых вычислительных машин обеспечивают доступ человека к ЭВМ в режиме постоянного диалога.

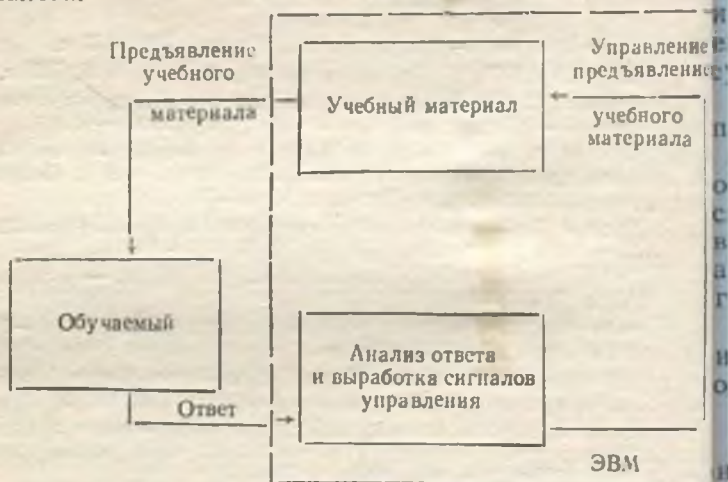


Рис. 1. Обучающая система на базе ЭВМ.

Обучающую систему на базе ЭВМ можно представить системой с замкнутым контуром управления, функциональная схема которой приведена на рис. 1.

В этой системе объектом управления является обучаемый, выполняющий определенные действия над учебным материалом (заданием). На основе анализа действий обучаемого и в соответствии с принятым критерием управления управляющий объект ЭВМ принимает необходимое решение и вырабатывает сигналы управления процессом обучения. Задача ЭВМ состоит в том, чтобы обеспечить процесс обучения человека путем изменения его поведения с целью приобрести обучаемым определенные умения и навыки.

Процесс усвоения обучаемым учебного материала зависит от многих и, в частности, от психо-физиологических факторов, всесторонний учет которых весьма затруднителен. Поэтому разработка критериев управления поведением человека в обучающей системе на базе ЭВМ представляет собой сложную задачу. Кроме того, эта обучающая система может быть эффективной только в том случае, если в нее введен тщательно разработанный учебный материал, и ЭВМ в ней работает как обучающая машина. Для этого необходимо следующее [1]:

- управлять предъявлением учебного материала;
- анализировать ответ;
- регистрировать и суммировать все взаимодействия человека с ЭВМ;
- добавлять, изменять или сокращать учебный материал за-
ражений.

Одной из важных задач, перечисленных выше, является анализ ответа, на основе которого вырабатываются команды управления действиями обучаемого. Управление процессом обучения осуществляется в соответствии с принятым критерием управления.

В работе [2] приведен критерий управления, основанный на определении количества информации, воспринимаемой обучаемым в единицу времени. Этот критерий вычисляется по матрице выборочных ответов. Однако применение критерия управления, основой которого является принцип выборочного ответа, не позволяет использовать в полной мере возможности ЭВМ как обучающей машины, так как этот принцип допускает вероятность угадывания правильного ответа.

Ниже рассматривается другой подход к определению критерия управления. В основу предлагаемого критерия положен метод дифференцированной оценки знаний обучаемого [3].

Этот метод заключается в следующем.

Чтобы оценить степень усвоения определенного учебного материала, обучаемому задают несколько вопросов в определенной последовательности. Эти вопросы являются основными.

Ответ обучаемого может быть правильным, неполным (или содержать ошибки) или неправильным. В случае неполного или неправильного ответа производится анализ на ЭВМ допущенной ошибки и в зависимости от ее типа обучаемому задается соответствующий дополнительный вопрос.

Ответы на основные и дополнительные вопросы учитываются своими весами. Наибольшие веса присваиваются правильным ответам на основные вопросы. Правильным же ответам на дополнительные вопросы определяют веса таким образом, чтобы они отражали определенную степень усвоения учебного материала. Неправильным ответам присваиваются нулевые веса.

После получения ответов от обучаемого определяется средний уровень усвоения учебного материала как среднее арифметическое весов этих ответов. Затем этот уровень сравнивается с уста-

новленным минимальным порогом, который находится заранее как среднее арифметическое минимальных весов всех правильных ответов на дополнительные вопросы. При превышении этого порога принимается решение об усвоении учебного материала; обучаемый переводится на следующий этап обучения. В противном случае повторяется предыдущий этап, на котором учебный материал слабо усвоен.

Таким образом, под управлением в обучающей системе на ЭВМ понимается очередность предъявления соответствующего учебного материала обучаемому, которая устанавливается путем анализа степени усвоения им предъявленного ранее учебного задания. Эффективность процесса обучения зависит от принятого критерия управления.

При построении математической модели предлагаемого критерия управления приняты следующие допущения:

- ошибки при вводе ответов обучаемым в ЭВМ отсутствуют;
- технические средства и математическое обеспечение обучающей системы абсолютно надежны;
- время обдумывания и ввода ответа не превышает допустимого.

Введем следующие обозначения.

$B = \{b_i\}$, $i = 1, 2, 3, \dots, N$ — конечное множество основных вопросов, выдаваемых обучаемому;

$A = \{a_i\}$, $i = 1, 2, 3, \dots, N$ — конечное множество правильных ответов на вопросы $b_i \in B$.

Необходимо отметить, что каждому элементу множества b_i поставлен в однозначное соответствие элемент множества $a_i \in A$.
 $P_i = \{p_l\}$, $l = 1, 2, 3, \dots, N$ — конечное множество дополнительных вопросов в случае ошибочного ответа на вопрос $b_i \in B$, причем $P_i \subseteq Q$, $i = 1, 2, \dots, M$, где M — число типов ошибок на i -й вопрос, Q — конечное множество дополнительных вопросов;

$O_i = \{o_l\}$, $l = 1, 2, \dots, M$ — конечное множество правильных ответов на вопросы $p_l \in P_i$, причем $O_i \subseteq R$, где R — конечное множество правильных ответов на дополнительные вопросы $p_l \in P_i$.

Следует указать, что каждому элементу $p_l \in P_i$ поставлен в однозначное соответствие элемент $o_l \in O_i$;

$H = \{h_j\}$, $j = 1, 2, \dots, K$ — конечное множество ответов обучаемого.

Введем пороговую функцию $D = f(x, y)$, в которой
 y — уровень знаний обучаемого, определенный в результате анализа всех его ответов;
 x — установленный минимальный порог уровня знаний,

$$D = \begin{cases} 1 & \text{при } y \geq x, \\ 0 & \text{при } y < x. \end{cases}$$

Обозначим H_1 — решение, принимаемое в случае усвоения учебного материала на данном этапе обучения; H_2 — решение, принимаемое в противном случае.

В соответствии с (1) решение H_1 принимается, когда $D = 1$, а H_2 — когда $D = 0$.

Для вывода формулы, по которой определяется уровень знаний y , введем пороговые функции:

$$\delta_i = \begin{cases} 1, & \text{если } h_i = a_i \in A, \quad t_{\text{отв}} \leq t_{\text{доп}}, \\ 0, & \text{если } h_i \notin A, \end{cases} \quad (2)$$

$$p_i = \begin{cases} 1, & \text{если } h_i = a_i \in A, \quad t_{\text{отв}} > t_{\text{доп}} \text{ или} \\ & \text{если } h_i = o_i \in O_i, \quad t_{\text{отв}} \leq t_{\text{доп}}, \\ 0, & \text{если } h_i \notin O_i \text{ или} \\ & \text{если } h_i = o_i \in O_i, \quad t_{\text{отв}} > t_{\text{доп}}, \end{cases} \quad (3)$$

$$k_{ii} = \begin{cases} 1, & \text{если } \delta_i = 0, \quad p_i = 1, \\ 0, & \text{если } \delta_i = 0, \quad p_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

и весовые коэффициенты ответов обучаемого:

c_i — весовой коэффициент ответа на основной вопрос $b_i \in B$, когда $h_i \in A$;

q_i — весовой коэффициент ответа на дополнительный вопрос $p_i \in Q$, когда $h_i \in R$.

С учетом (2) — (4) значение y определяется по следующему соотношению:

$$y = \frac{\sum_{b_i \in B} \delta_i \cdot c_i + \sum_{p_i \in P_i, P_i \in Q} p_i \cdot c_i \cdot k_{ii}}{\sum_{i=1}^N \delta_i + \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^M k_{il}}. \quad (5)$$

Составим блок-схему алгоритма принятия решения с учетом изложенного при следующих допущениях:

— вопросы $b_i \in B$, $p_i \in Q$, ответы $a_i \in A$, $o_i \in R$ размещены в оперативной памяти ЭВМ в рабочих массивах;

— для регистрации всех взаимодействий обучаемого с ЭВМ в оперативной памяти отведен массив рабочих ячеек,

— счетчик времени ответа $t_{\text{отв}}$ запускается после выдачи очередного вопроса обучаемому.

Разработанная с учетом этих замечаний блок-схема алгоритма принятия решения приведена на рис. 2.

Регистрация всех взаимодействий обучаемого с ЭВМ, используемая в приведенном алгоритме, позволяет производить обработку учебного материала в методическом отношении и корректировку весов ответов обучаемого. Предложенный критерий управления и алгоритм принятия решения в обучающей системе на базе ЭВМ позволяют осуществить концепцию адаптивного подхода к процессу обучения.

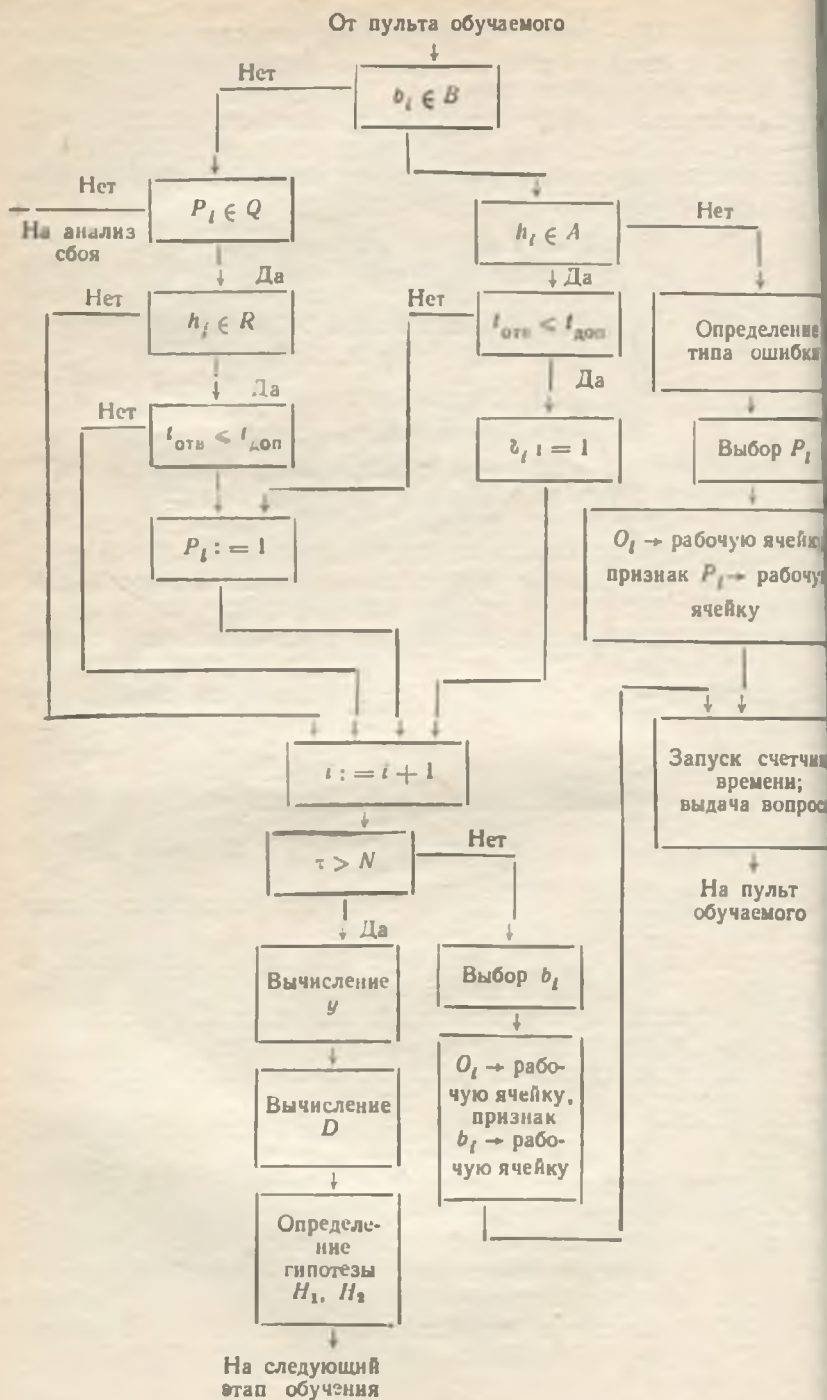


Рис. 2. Блок-схема алгоритма принятия решения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Кибернетика и проблемы обучения. Сб. переводов под ред. А. И. Берга. М., «Прогресс», 1970. 388 с.
2. Некоторые принципы построения автоматизированного класса. — Сб. «Некоторые проблемы биологической кибернетики». Л., «Наука». 1972, с. 383—388. (Авт.: А. В. Горский, Б. П. Кузьмин, А. Я. Рац и др.)
3. Беспалко В. П. Программированное обучение. М., «Высшая школа». 1970. 299 с.

УДК 62.506.2

А. М. ПРЯНИЦКИЙ, Ю. А. ВАСИЛЕНКО, канд. техн. наук,
И. Б. СИРОДЖА, канд. техн. наук, Н. Г. ГОЛУБЬ

МОДЕЛИРОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ РАСПОЗНАВАНИЮ ОБРАЗОВ НА ЭЦВМ

Распознавание образов, присущее живым организмам, является одной из загадок функционирования и взаимодействия входных анализаторов и отдельных участков мозга. Возможность быстро анализировать большое количество поступающей на вход информации определяется способностью живых организмов производить поэтапное сжатие информации, выделять информативные признаки и упорядочивать их в целях распознавания входной ситуации.

Математическое моделирование процесса составления описания изображения, процесса выделения информативных признаков и построение распознающего правила при распознавании, а также синтез технических распознающих систем является основой для познания законов функционирования живых анализаторов.

В предлагаемой работе рассмотрен один из возможных подходов к проблеме обработки больших массивов информации. Пусть G — множество сигналов; R — разбиение множества G на подмножества $H_0, H_1, \dots, H_{k-1}$; $f_R(X)$ — некоторая конечнозначная функция, задающая R . Множества $H_0, H_1, \dots, H_{k-1}$ называются образами, а элементы X множества G называются изображениями, или представителями образов [1, 4, 6, 7].

В роли элементов X множества G в данной работе рассмотрим дискретные наборы признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$, где P_i принимает значение из конечного множества $\{0, 1, \dots, k_i - 1\}$. Если $X \in H_i$ ($i = 0, 1, \dots, k - 1$), то будем говорить, что изображение принадлежит образу H_i .

Постановка задачи.

1. Имеются признаки $P_1, P_2, \dots, P_n$.
2. Имеется функция $f_R(X)$, принимающая k значений, причем эта функция не обязательно определена на всех наборах признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$ и может быть недетерминированной (на одном и том же наборе функция $f_R(X)$ может принимать несколько значений из множества $\{0, 1, 2, \dots, k - 1\}$).

3. Имеется обучающая последовательность (выборка)

$$(X_1, f_R(X_1)), (X_2, f_R(X_2)), \dots, (X_M, f_R(X_M)),$$

где X_i — набор признаков, поступающий на i -м этапе;

$f_R(X_i)$ — значение функции $f_R(X)$ на наборе X_i .

4. Имеется оператор построения решающей функции $O[1, 4]$.

5. Задана некоторая априорная информация L . Как известно [1, 5—7], основная задача обучения распознаванию образов состоит в том, чтобы по последовательности совокупностей обучающих пар $X_i, f_R(X_i)$ построить такую последовательность функций $f_0, f_1, f_2, \dots$, которые все больше и больше должны приближаться к функции $f_R(X)$. Построение функций $f_0, f_1, f_2, \dots$ происходит следующим образом [1, 4]. Обучающая система воспринимает некоторую (конечную) совокупность обучающих пар B_0 . На основании B_0 (с приложением априорной информации) система S строит функцию f_0 . Функция f_0 должна совпадать с $f_R(X)$ на тех X , которые входят в обучающие пары B_0 , т. е. если $(X_i, f_R(X_i)) \in B_0$, то $f_0 = f_R(X)$.

Затем система S вновь воспринимает некоторую конечную совокупность обучающих пар B_1 и на основании B_1 и f_0 с помощью некоторого оператора O строит новую функцию $f_1 = O(f_0, B_1)$. Если система S построила функцию f_i и восприняла на $(i+1)$ этапе некоторую новую обучающую совокупность пар B_{i+1} , тогда $f_{i+1} = O(f_i, B_{i+1})$.

В основу алгоритма обучения распознаванию дискретных наборов и построения решающей функции положено распознающее дерево [3, 4].

При исследовании распознающего дерева оказалось, что сложность даже минимизированного дерева D при $n \geq 13$ является уже значительной. Необходимо учесть, что сначала в памяти системы S нужно ввести все дерево D , а потом, применив указанный в [3, 4] алгоритм расстановки меток, перейти к дереву D . Естественно, что память системы S должна быть значительной.

Алгоритм обучения распознаванию дискретных наборов

В данной работе предлагается алгоритм, который в процессе обучения распознаванию дискретных наборов использует сравнительно небольшую память. При этом важность (информативность) исходных признаков P_i определяется на каждом шаге обучения по отношению к распознающей функции $f_R(P_1, P_2, \dots, P_n)$.

Информативность $W(P_i)$ признака P_i по отношению к $f_R(X)$ определяется [2, 4]:

$$W(P_i) = \sum_{j=0}^{k_i-1} \frac{b_j}{h} p_{ij}, \quad (2)$$

$$p_i = \max \frac{q_i^m}{b_i}, \quad 0 \leq m \leq k-1;$$

b_i — количество всех наборов, на которых P_i принимает значение j ;

q_i^m — количество всех наборов, на которых признак P_i принимает значение j , а функция $f_R(X)$ принимает значение x_m ($m = 0, 1, \dots, k-1$), ($j = 0, 1, \dots, k_i-1$);

h — количество всех наборов на данном шаге обучения;

$\frac{q_i^m}{b_i}$ — вероятность того, что $f_R(X)$ принимает значение x_m при условии, что P_i равно j .

Таким образом, $W(P_i)$ характеризует информацию, которую можно получить о функции $f_R(X)$, зная значение признака P_i в наборах X_s . Признак, для которого эта информация наибольшая, обладает самой большой информативностью по отношению к $f_R(X)$.

Сущность алгоритма состоит в следующем. Пусть M — множество всех наборов, на которых известна функция $f_R(X)$ (считаем, что M близко к области определения $f_R(X)$). Система обладает внешней памятью, в которую занесены все значения выборки.

Необходимо, обрабатывая память, построить по возможности простую схему вычисления функции $f_R(X)$.

Сначала находим все значения, которые принимает функция $f_R(X)$. Пусть этими значениями будут $x_0, x_1, \dots, x_{k-1}$. Если $k > 2$, то с помощью формулы (2) находим среди всех признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$ максимальный по важности признак P_i , т. е. такой признак, для которого величина $W(P_i)$ является максимальной.

Пусть этим признаком будет P_1 . Ставим его в начальную вершину последовательно строящегося распознающего дерева и над вершиной отмечаем все значения функции $f_R(X)$. Данная конструкция представляет собой дерево, имеющее всего один и только один ярус.

Пусть уже построено дерево D_t , которое имеет t ярусов. Если $t = n + 1$, то на этом построение дерева заканчивается. Последнее представляет собой также окончание процесса обучения распознаванию. Пусть $t \leq n$. Рассмотрим сначала случай $t < n$. Если возле каждой вершины t -го яруса дерева D_t стоит не более одного символа, то на этом построение дерева D_t заканчивается. Если нет, тогда рассматриваем все вершины $a_{1t}, a_{2t}, \dots, a_{it}$ t -го яруса, возле каждой из которых стоит, по крайней мере, два символа.

Замечание 1. Напоминаем, что символы, которые стоят возле вершин дерева D_t , представляют собой значения функции $f_R(X)$.

Дальше дерево D_t переходит в дерево D_{t+1} следующим образом. При построении дерева D_{t+1} из вершин $a_{1t}, a_{2t}, \dots, a_{it}$ (только из этих вершин) проводятся стрелки. Рассуждения сейчас проведем только для одной вершины a_{1t} . Для остальных вершин $a_{2t}, \dots, a_{it}$ достройка дерева D_t является аналогичной. Пусть P_i ($1 \leq i \leq n$) — признак, который стоит в вершине a_{1t} .

В вершину a_{1t} ведет путь $a_{00}, a'_{11}, \dots, a'_{1t}$, где a_{00} — начальная вершина дерева D_t и $a'_{1t} = a_{1t}$. Пусть P'_j — признак, который стоит в вершине a'_{1j} ($j = 1, 2, \dots, n$). Для того чтобы дальнейшие выкладки сделать более удобными, положим $n = i$ и $P_i = P_j$ ($j = 1, 2, \dots, i-1$). Заметим еще раз, что последние формулы не представляют собой каких-то ограничений на числа i и n признака P_j . Все это сделано для того, чтобы избавиться от громоздкой индексации при дальнейшем изложении. Пусть числа $l_1, l_2, \dots, l_{i-1}$ удовлетворяют соотношениям $a_{j+i} = (a_j, l_1, l_2, \dots, l_{i-1})$; l_j представляют собой некоторое значение признака P_j ($j = 1, 2, \dots, i-1$).

Для признаков $P_{i+1}, P_{i+2}, \dots, P_n$ рассматриваем множество наборов $M_0, M_1, \dots, M_{k-1}$; $l_{i+1}, l_{i+2}, \dots, l_n \in M_j$ тогда и только тогда, если $l_1, l_2, \dots, l_{i-1}, j, l_{i+1}, l_{i+2}, \dots, l_n \in M$. В каждом множестве M_j рассматриваем функцию $f_R^{(j)}(X)$ такую, что

$$f_R^{(j)}(l_1, l_2, \dots, l_n) = f_R(l_1, l_2, \dots, l_{i-1}, j, l_{i+1}, \dots, l_n).$$

Для каждой функции $f_R^{(j)}$ среди признаков $P_{i+1}, P_{i+2}, \dots, P_n$ находим с помощью формулы (2) максимальный признак $P_{t,j}$, т.е. признак, для которого величина $W(P_{t,j})$ является максимальной.

Замечание 2. Следует отметить, что здесь вместо M будем фигурировать M_j , а вместо f_R — функция $f_R^{(j)}$ ($j = 0, 1, 2, \dots, k_{i-1}$). От вершины a_{1t} проводим следующим образом стрелку. Если $M_j = \emptyset$, тогда от вершины a_{1t} стрелка с номером j не проводится. Если $M_j \neq \emptyset$, тогда от вершины a_{1t} проводится стрелка с номером j . В конце этой стрелки рисуется вершина a_{1j} . В вершине a_{1j} ставится признак $P_{t,j}$. Возле вершины a_{1j} ставятся все значения функции $f_R^{(j)}(X)$. Аналогичные действия совершаются над остальными вершинами $a_{2t}, \dots, a_{it}$. На этом построение дерева D_{t+1} при $t < n$ заканчивается.

Если $t = n$, тогда совершаются следующие действия. Как и выше, выбираются в t -м ярусе все вершины $a_{1t}, a_{2t}, \dots, a_{it}$, возле каждой из которых стоят, по крайней мере, два символа (если таких вершин нет, то процесс обучения обрывается в дереве D_t).

Аналогично, как и выше, находятся числа $l_1, l_2, \dots, l_n$. Если значение $f_R(l_1, l_2, \dots, l_{n-1}, j)$ не определено, тогда вершины a_{1t} не проводится стрелка с номером j . Если f_R

$l_1, \dots, l_{n-1}, j)$ определено, тогда из вершины a_{1i} проводится стрелка с номером j . В конце этой стрелки рисуется вершина a_{1j} , где ставится значение $f_R(l_1, l_2, \dots, l_{n-1}, j)$.

ВЕТВ	PF	j/k	P	l	R	ЭТА	V
1 1 1	1 1 1	1 1 1	0 0 0	0 1 2	2 1 1	3 2 1	-1 2 1
1 1 1	2 2 2	2 2 2	0 0 0	0 1 2	0 0 2	2 1 0	-1 1 0
1 1 1	3 3 3	1 1 1	1 1 1	0 1 2	0 1 2	0 0 0	0 0 0
2 2 2	2 2 2	4 4 4	0 0 0	0 1 2	1 0 0	1 1 0	-1 1 0
2 2 2	3 3 3	1 1 1	2 2 2	0 1 2	1 2 0	0 0 0	0 0 0
3 3 3	2 2 2	4 4 4	1 1 1	0 1 2	0 2 1	0 0 0	0 0 0
4 4 4	3 3 3	2 2 2	1 1 1	0 1 2	0 1 0	0 0 0	0 0 0
5 5 5	3 3 3	8 8 8	3 3 3	0 1 2	2 0 0	0 0 0	0 0 0



Рис. 1. Этапы выбора признаков.

Аналогичные действия совершаются с остальными вершинами $a_{1j}, \dots, a_{1n}$. На этом построение дерева D_{t+1} в случае $t = n$ заканчивается.

Замечание 3. С помощью указанного выше алгоритма также можно обрабатывать множество M , на котором задана много-

значная функция $f_R(X)$, т.е. функция, которая при одном том же наборе может принимать несколько значений.

Алгоритм в случае многозначной $f_R(X)$ действует точно же, как и в случае однозначной $f_R(X)$. Единственная разница состоит в том, что в случае $l = n$ в вершине a_{ij} будет сто не одно значение $f_R(l_1, l_2, \dots, l_{n-1}, j)$, а несколько, т.е. та значений $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$, что $\alpha_i = f(l_1, l_2, \dots, l_{n-1}, j)$ ($i = 2, \dots, m$).

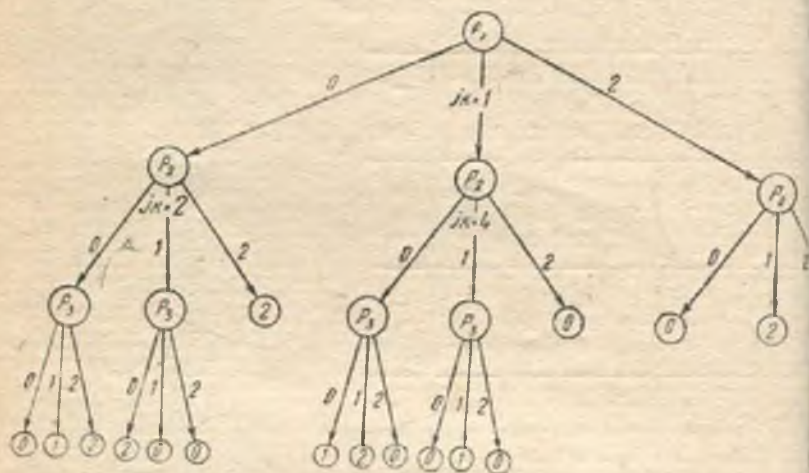


Рис. 2. Результирующее распознающее дерево.

Могут быть случаи, когда значения функции $f_R(X)$ повторяются, т.е. одна и та же пара $(X, f_R(X))$ может встретиться несколько раз. При этом, кроме значений $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ в вершину a_{ij} еще заносятся числа $d_1, d_2, \dots, d_m$, где d_i — число повторений значения α_i ($i = 1, 2, \dots, m$). Точнее d_i — это число вхождений пары вида $((l_1, l_2, \dots, l_{n-1}, j), \alpha_i)$ в множество

Величину $\frac{d_i}{d_1 + d_2 + \dots + d_m}$ можно интерпретировать как вероятность того, что функция $f_R(X)$ принимает значение α_i ($i = 2, \dots, m$) на наборе $l_1, l_2, \dots, l_{n-1}, j$.

Причиной многозначности функции $f_R(X)$ может быть то, что система признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$ не является полной для распознавания сигналов множества G . Основные этапы построения «распознающего дерева» по изложенному алгоритму представлены на рис. 1, 2. Рассмотренный алгоритм был реализован на БЭСМ-4. Программы, реализующие, описанный метод, составлены на языке АЛГОЛ-60 и содержат в целом 245 команд. Программа «Распознающее дерево» состоит из двух процедур.

процедуры «Дерево» и процедуры «Экзамен». Обращение к процедуре «Дерево» имеет следующий вид.

ДЕРЕВО (k , M , $\bar{M}$, XS , FXS , MAC , $КОЛ$, $УТУП$, $ЭXS$, FXS , $ВИ$),

где k — значность логики признаков (например, для двузначной логики $\{0, 1\}$ $k = 2$), арифметическое выражение типа `integer`;

M — количество столбцов матрицы признаков XS , арифметическое выражение типа `integer`;

$\bar{M}$ — количество строк матрицы признаков XS , арифметическое выражение типа `integer`;

XS — матрица признаков, описание: `integer array XS [1:  $\bar{M}$ , 1:  $M$ ]`;

FXS — вектор значений каждого набора (строки) матрицы признаков XS , описание `integer array FXS [1:  $\bar{M}$ ]`;

MAC — массив, используемый для запоминания переставляемых столбцов в матрице признаков XS , описание: `integer array MAC [1: 2, 1:  $M$ ]`;

$КОЛ$ — количество перестановок столбцов в матрице признаков XS , переменная типа `integer`;

$УТУП$ — количество тупиков распознающего дерева, переменная типа `integer`;

$ЭXS$ — экзаменационная матрица, полученная в результате обучения, описание: `integer array ЭXS [1:  $KM$ , 1:  $M$ ]`,

где $KM = K^M$ — максимально возможное количество строк экзаменационной матрицы для логики k ;

$ЭFXS$ — вектор значений каждой строки экзаменационной матрицы, описание: `integer array ЭFXS [1:  $KM$ ]`;

$ВИ$ — признак, управляющий выдачей на АЦПУ значений переменных для построения распознающего графа, переменная типа `boolean`.

Если $ВИ = \text{true}$ — происходит выдача информации на АЦПУ в такой последовательности: $BETB$, PF , IK , P , i , R , $ЭТА$, V , где $BETB$ — номер ветви графа;

PF — индекс признака;

IK — индекс, указывающий, откуда надо строить граф;

P — вершина, в которой максимальное количество ошибок;

i — значение признаков;

R — значение функции $F \times S$, которое она чаще всего принимает на наборах, содержащих признак PF ;

$ЭТА$ — характеристика качества правильных ответов;

V — количество ошибок (если $V = -1$, то данная i -я вершина содержит максимальное количество ошибок и из нее надо строить следующий граф).

Таких последовательностей должно быть k для данного графа.

В процедуре ДЕРЕВО предусмотрены промежуточные вычисления при зажатых разрезах КЗУ-1 в режиме БЛ КЗУ: 2 — Φ , HXS , $HFXS$,

где Φ — индекс признака;

MI — длина вектора $HFXS$;

HXS — обучающая матрица;

$HFXS$ — вектор значений каждого набора (строки) обучающей матрицы 4 — MI , АЛФА, W .

Здесь MI — массив количества наборов, на которых выполняются соотношения $HXS-i$ и $HFXS-j$ (j — значение F);

АЛФА — массив максимальных значений MI по j ;

W — массив значений важности признаков; 5 — Φ , PF ,

Здесь Φ , PF — значения переставляемых столбцов матрицы в соответствии с выбранным максимально важным признаком;

XS — новая исходная матрица признаков;

6 — ТУПИК, ВЕТВЬ, Φ , R ,

где ТУПИК — значение тупиковой ветки;

R — значение тупиковой вершины;

Φ — индекс признака;

ВЕТВЬ — номер ветви графа;

7 — V — массив ошибок (в конце обучения значения элементов этого массива должны быть равны или —1).

Некоторые дополнительные сведения о процедуре «ДЕРЕВО»

Процедура «ДЕРЕВО» состоит из четырех внутренних процедур:

ФЭКЗ — формирует экзаменационную матрицу EXS , полученную в результате обучения (длина ФЭКЗ — 142, ячеек);

ГРАФ — строит распознающее дерево (длина ГРАФ — 13, ячеек);

ПЕРЕСТ — переставляет столбцы в обучающей матрице, формирует новую матрицу XS в соответствии с выбранным максимально важным признаком (длина ПЕРЕСТ — 0114, ячеек);

МАТРИЦА — запоминает промежуточные состояния обучающей матрицы PXS , $PFXS$ (длина МАТРИЦА — 0117, ячеек);

ФОРМ — формирует промежуточные обучающие матрицы HXS и $HFXS$ (длина ФОРМ — 0102, ячеек).

Длина самой процедуры ДЕРЕВО — 0315, ячеек.

В процедуре ДЕРЕВО используются рабочие массивы:

R , ЭТА [1: M , 0: $k-1$], V [1: KH , 0: $k-1$],

PXS [1: KH , 1: $\bar{M}$, 1: M], $PFXS$ [1: KH , 1: $\bar{M}$],

$P1$, $P2$, $P3$ [1: KH], $R1$ [1: KH , 1: 2], $R2$ [1: KH , 1: KH],

HXS [1: $\bar{M}$, 1: $M-1$], $HFXS$ [1: $\bar{M}$], MI [1: M , 0: $k-1$,

0: $k-1$], R , АЛФА [1: M , 0: $k-1$], A [0: 7], W [1: M],

$$\sum_{i=1}^M k^i$$

для этих массивов указаны максимальные границы $KH = \frac{\sum_{i=1}^M k^i}{k}$.
 В процессе работы процедуры ДЕРЕВО получаем экзаменационные массивы ЭХС[1:УТУП, 1:М], ЭФХС[1:УТУП] и, как правило, УТУП < КМ. Для успешной работы процедуры необходимо, чтобы $K^M \times M \leq 3000_{10}$.

Примечание 1. При совместной работе процедуры ДЕРЕВО и процедуры ЭКЗАМЕН целесообразно процедуру ПЕРЕСТ выделять в самостоятельную процедуру (см. примечание 2).

Инструкция к пользованию процедурой «ЭКЗАМЕН»

Обращение к этой процедуре имеет вид:

ЭКЗАМЕН (КОЛ, МАС, М, ХС, FXS, ЭХС, ЭФХС, ОШ1, ОШ, М, М1), где

КОЛ — количество перестановок столбцов в обучающей матрице (получается после работы процедуры ДЕРЕВО), арифметическое выражение типа integer;

МАС — массив переставленных столбцов в обучающей матрице (получается после работы процедуры ДЕРЕВО), описание с максимально возможной границей: integer array МАС [1:2, 1:М] (фактически МАС [1:2, 1:КОЛ]);

М — количество строк экзаменуемой матрицы ХС, арифметическое выражение типа integer;

ХС — экзаменуемая матрица признаков, описание: integer array FXS [1:М, 1:М];

FXS — вектор значений каждого набора (строки) матрицы ХС, описание: integer array FXS [1:М];

ЭХС — экзаменационная матрица признаков, описание с максимально возможной границей: integer array ЭХС [1:КМ, 1:М], где $KM = K^M$ (фактически ЭХС [1:М1, 1:М]);

ЭФХС — вектор значений каждой строки экзаменационной матрицы, описание с максимально возможной границей: integer array ЭФХС [1:КМ] (фактически ЭФХС [1:М1]);

ОШ1 — количество ошибок, связанных с неверными наборами ХС; переменная типа integer;

ОШ — количество ошибок, связанных с неверным значением для данного набора ХС, переменная типа integer;

М — количество столбцов в матрицах ЭХС и ХС, арифметическое выражение типа integer;

М1 — количество строк матрицы ЭХС, арифметическое выражение типа integer.

Длина процедуры ЭКЗАМЕН — 0331, ячейка.

Примечание 2. При своей работе процедура ЭКЗАМЕН может обращаться к процедуре ПЕРЕСТ, поэтому необходимо описать эту процедуру. Обращение имеет вид ПЕРЕСТ (PL, X,

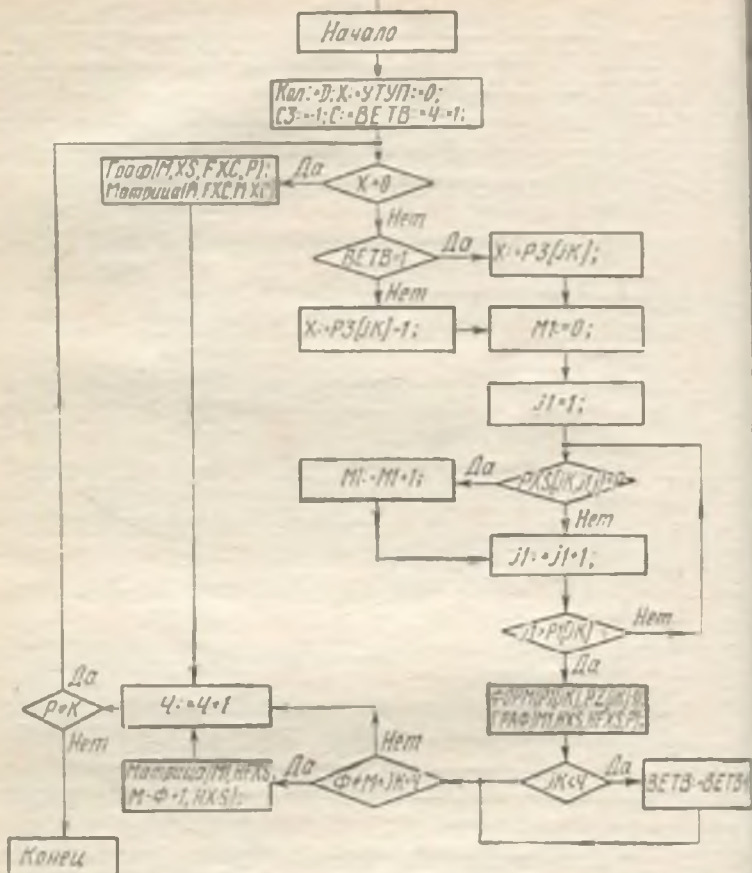


Рис. 3. Блок-схема процедуры «ДЕРЕВО».

$M, XS)$, где PL и X — значения переставленных столбцов матрицы XS , арифметическое выражение типа integer. $\bar{M}$ — количество строк матрицы XS , арифметическое выражение типа integer.

XS — матрица признаков, описание integer array $XS[1:M, 1:L]$

В процедуре ЭКЗАМЕН предусмотрен вывод значений ОШ, ОШ1, а также условные выводы при зажатых разрядах КЗ1 в режиме БЛЗУ;

$$45 - j, FXS[j], \exists FXS[j1],$$

где j — номер строки данного набора XS ;

$FXS[j]$ — значение j -й строки в данной последовательности

$EXXS[j^1]$ — значение j^1 -й строки в экзаменационной последовательности, j^1 — номер строки в экзаменационном наборе EX

$M - XS[j, 1], XS[j, M]$ — значение j -й строки признаков, для которой оказалось неверным значение $FXS[j]$;

43 — $XS[j, 1], XS[j, M]$ — значение j -й строки признаков, которой нет в экзаменационной матрице $ЭFXS$.

На рис. 3, 4 приведены блок-схемы программы «Распознающее дерево».

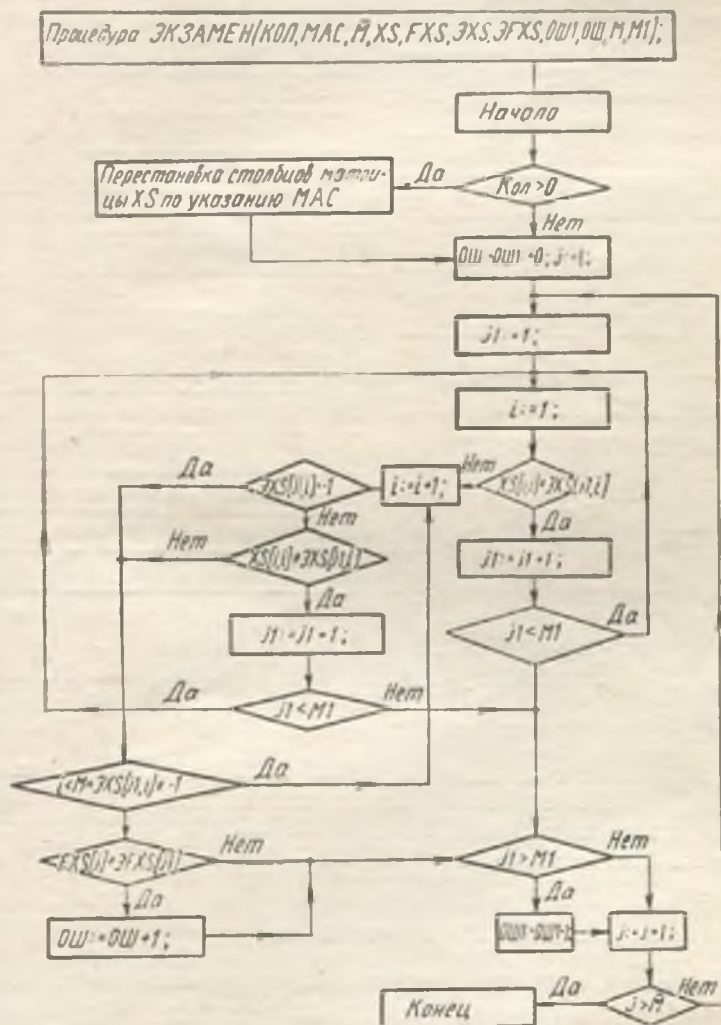


Рис. 4. Блок-схема процедуры «ЭКЗАМЕН».

Таблица 1
Исходная матрица признаков XS
и вектор течений набора признака
($k = 3$, $\bar{M} = 12$, $M = 3$)

$i \setminus$	XS			FXS
	$i1 = 1$	$i1 = 2$	$i1 = 3$	
1	0	0	0	0
2	0	0	1	1
3	0	1	0	2
4	0	1	1	0
5	1	0	0	1
6	1	0	1	2
7	1	1	0	0
8	1	1	1	1
9	0	0	2	2
10	0	2	1	2
11	2	1	1	2
12	2	2	1	1

Таблица 2
Результирующие (экзампонационные)
матрица признаков ΦXS и вектор
значений набора признаков ΦFXS
(УТУП = 17)

C	ΦXS			ΦFXS
	$\phi = 1$	$\phi = 2$	$\phi = 3$	
1	0	0	0	0
2	0	2	-1	2
3	0	0	1	1
4	0	0	2	2
5	1	0	0	1
6	1	0	1	2
7	1	0	2	0
8	2	0	-1	0
9	2	1	-1	2
10	2	2	-1	1
11	1	1	0	0
12	1	1	1	1
13	1	1	2	0
14	0	1	0	2
15	0	1	1	0
16	0	1	2	0
17	0	1	2	0

Пример построения «Распознающего дерева» (трехзначная логика) приведен в табл. 1 и 2.

Примечание 3. Если признак $\Phi XS[C, \phi] = -1$, то это означает, что его значение для распознающего дерева безразлично в пределах выбранной k -значной логики, т. е. он может принимать любое значение от 0 до $k - 1$.

ЛИТЕРАТУРА

1. Пряницкий А. М. Общие аспекты обучения распознаванию образов. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 10. Харьков, 1973, с. 113—120.
2. Василенко Ю. А., Пряницкий А. М. Об оценке важности информационных признаков при распознавании дискретных наборов. — Журн. «Управляющие системы и машины», № 2, Киев, с. 38—40.
3. Пряницкий А. М., Василенко Ю. А. О методах распознавания симметричности булевых функций. — Сб. «Приборы и системы автоматизации». Вып. 26. Харьков, 1973, с. 124—127.

1. Пряницкий А. М. Об одном методе построения решающей функции при обучении распознаванию образов. (См. статью в настоящем сборнике).
5. Загоруйко И. Г. Методы распознавания и их применение. М., «Сов. радио», 1972. 206 с.
6. Хант Э., Марин Дж., Стоун Ф. Моделирование процесса формирования понятий на вычислительной машине. М., «Мир», 1970. 301 с.
7. Нильсон Н. Обучающиеся машины, пер. с англ. М., «Мир», 1967. 202 с.

УДК 62. 506. 2

А. М. ПРЯНИЦКИЙ

ОБ ОДНОМ МЕТОДЕ ПОСТРОЕНИЯ РЕШАЮЩЕЙ ФУНКЦИИ ПРИ ОБУЧЕНИИ РАСПОЗНАВАНИЮ ОБРАЗОВ

В связи с необходимостью применять распознавание образов в различных областях науки и техники проблема эта привлекает все большее внимание специалистов. Актуальность создания общей теории распознавания не вызывает никакого сомнения. Однако трудности, стоящие на пути ее разработки, требуют значительных усилий и времени. Поэтому наряду с разработкой общей теории распознавания образов возникает необходимость в создании алгоритмов обучения распознаванию образов, в которых строгий математический подход сочетался бы с эвристическим [4, 5]. Такие алгоритмы распознавания должны обладать простотой выбора и формирования информативных признаков, простотой построения решающей функции, быстродействием, гибкостью и способностью к различным модификациям [5, 6].

В данной работе предложен алгоритм обучения распознаванию образов на основе использования некоторой графической структуры (распознающего дерева) [1, 3].

Постановка задачи.

Пусть G — множество сигналов, R — разбиение множества G на подмножества $H_0, H_1, \dots, H_{\kappa-1}$ (система образов на множестве), $f_R(X)$ — некоторая конечнозначная функция, задающая R [1].

Образы в самом общем виде могут задаваться вероятностными распределениями $P(H_0/X), P(H_1/X), \dots, P(H_{\kappa-1}/X)$ — вероятностью (или в непрерывном случае плотность вероятности) принадлежности $X (X \in G)$ образу $H_i (i = 0, 1, \dots, \kappa-1)$.

Как известно (1, 4, 6), основная задача обучения распознаванию образов состоит в том, чтобы построить такую последовательность функций $f_0, f_1, \dots, f_m$, которые все больше и больше должны приближаться к функции $f_R(X)$. Вопрос обучения распознаванию образов $H_0, H_1, \dots, H_{\kappa-1}$ возникает тогда, когда обучаемая система не имеет полной информации об этих образах. Информация может быть двух видов: априорная L и в виде обучающей последовательности

$$\{X_1, f_R(X_1)\}, \{X_2, f_R(X_2)\}, \dots, \{X_m, f_R(X_m)\}, \quad (1)$$

где

$$f_R(X_i) \in \{0, 1, \dots, \kappa-1\} \quad (i = 1, 2, \dots, m).$$

Задача обучения распознаванию образов будет заключаться в том, чтобы найти такую функцию $f_m(X)$, которая по возможности была бы простой и как можно точнее аппроксимировала выборку (1), т. е. схема, реализующая функцию $f_m(X)$, должна быть экономичной, быстродействующей и надежной. При увеличении выборки (1) функция $f_m(X)$ перейдет в некоторую функцию $f_{m+r}(X)$, где r — число новых обучающих пар, добавляемых в выборку (1). Требуется также, чтобы переход от $f_m(X)$ к $f_{m+r}(X)$ был по возможности «плавным». Последнее очень важно для упрощения структуры алгоритмов обучения распознаванию образов. Рассмотрим вопрос аппроксимирования выборки (1).

Пусть $y_1, y_2, \dots, y_s$ — все различные между собой точки последовательности $X_1, X_2, \dots, X_m$; M_i — количество вхождения точки y_i в последовательность $X_1, X_2, \dots, X_m$, тогда $\sigma_i = \frac{M_i}{m}$ ($i = 1, 2, \dots, S$) [2] представляет собой частоту вхождения точки y_i в последовательность $X_1, X_2, \dots, X_m$. Если R_j^i ($i = 1, 2, \dots, \kappa-1$) — количество вхождений пар вида (y_i, j) в последовательность (1), то величина $t_i^j = \frac{R_j^i}{M_i}$ представляет собой частоту принадлежности точки y_i образу H_j . Поскольку функция $f_m(X)$ имеет вероятностный характер, т. е. задается распределением вида

$$f_m(H_0/X), f_m(H_1/X), \dots, f_m(H_{\kappa-1}/X), \quad (2)$$

то различимость («близость») между обучающей (1) выборкой и функцией $f_m(X)$ можно задать так:

$$\delta_m = \sum_{i=1}^s \delta_i \left(\sum_{j=0}^{\kappa-1} |t_i^j - f_m(H_j/y_i)| \right). \quad (3)$$

Если система образов $H_0, H_1, \dots, H_{\kappa-1}$ является детерминированной, т. е. все образы $H_0, H_1, \dots, H_{\kappa-1}$ представляют собой непересекающиеся подмножества множества G , тогда функцию $f_m(X)$ можно считать некоторой детерминированной функцией, у которой аргумент X принимает значение G , а $f_m(X)$ принимает значение из $(0, 1, \dots, \kappa-1)$.

В этом случае число δ_m имеет более простой вид:

$$\delta_m = \sum_{i=1}^s \delta_i S_g / f_R(y_i - f_m(y_i)), \quad (4)$$

где

$$S_g X = \begin{cases} 0, & \text{если } X = 0 \\ 1, & \text{если } X \neq 0. \end{cases}$$

Требование по возможности близкой аппроксимации обучающей выборки (1) функцией $f_m(X)$ эквивалентно уменьшению величины числа δ из (3) или (4).

Однако образы $H_0, H_1, \dots, H_{k-1}$ характеризуются не только вероятностными распределениями $P(H_i/X)$ ($i = 0, 1, \dots, k-1$), но и еще некоторым вероятностным распределением $P(X)$, где $P(X)$ — вероятность появления точки X из G . Предполагается, что в выборке (1) точки $X_1, X_2, \dots, X_m$ появляются независимо одна от другой и согласно распределению $P(X)$. Величины c_i , фигурирующие в (3) и (4), представляют собой подходящие оценки вероятностей $P(y_i)$ ($i = 1, 2, \dots, s$).

Как видно из изложенного выше, в данной работе принимается такая концепция: задача обучения распознаванию образов состоит в аппроксимации выборки (1) некоторой функции $f_m(X)$. Заметим, что эта концепция не исключает случаев, когда на образах $H_0, H_1, \dots, H_{k-1}$ известна определенная априорная информация. Например, пусть образы $H_0, H_1, \dots, H_{k-1}$ задаются функцией $f_R(X)$. О функции $f_R(X)$ известно, что она принадлежит классу L . В этом случае на аппроксимирующую функцию $f_m(X)$ кроме указанных требований можно наложить еще условие $f_m(X) \in L$ (или какое-нибудь другое, которое реагирует на то, что $f_R(X) \in L$). В роли множества сигналов G будем рассматривать наборы $P_1, P_2, \dots, P_n$, где P_i принимает значения из конечного множества $\{0, 1, 2, \dots, k_i-1\}$. Координаты P_i ($1 \leq i \leq n$) в наборах являются признаками. Обучающая пара $X, f_R(X)$ имеет вид $(P_1, P_2, \dots, P_n, O_j)$ ($j = 0, 1, \dots, k-1$), т. е. функция $f_R(X)$ принимает значения $O_0, O_1, \dots, O_{k-1}$.

Самый тривиальный алгоритм обучения состоит в том, что некоторая обучающая система последовательно запоминает обучающие пары $X_i, f_R(X_i)$ выборки (1). Это запоминание происходит до тех пор, пока уже не будет появляться новый пар. Данный алгоритм обладает следующим недостатком: при вычислении $f_R(X)$ нужно совершать большое число сравнений. Это число может равняться количеству пар выборки, т. е. $k_1 \cdot k_2 \cdot \dots \cdot k_n$ [1, 3].

Предполагается алгоритм обучения, который обладает значительно большим быстродействием (в смысле вычисления $f_R(X)$). Вычисление функции $f_R(X)$ происходит не более, чем за $k_1 + k_2 + \dots + k_n$ сравнений. В основу алгоритма положена специальная графическая схема вычисления распознающей функции $f_R(X)$ (распознающее дерево).

Алгоритм обучения распознаванию образов

Введем сначала понятие распознающего дерева. Распознающее дерево (РД) представляет собой некоторую конструкцию, состоящую из вершин и стрелок. Среди вершин РД есть конечные и неконечные вершины. В каждой неконечной вершине стоит один из символов P_i ($i = 1, \dots, n$). Из каждой такой вершины выхо-

дит k_i стрелок. Эти стрелки пронумерованы от 0 до $k_i - 1$, т. е. каждой стрелке, выходящей из вершины, в которой стоит символ P_i , соответствует значение признака P_i .

При изображении РД будем считать, что стрелки нумеруются слева направо: самая левая стрелка имеет номер 0, а самая правая — $k_i - 1$. В каждой конечной вершине стоят символы $O_0, O_1, \dots, O_{k-1}$ (т. е. символы значений функций $f_R(X)$). В каждой конечной вершине нет выходящих стрелок. Каждая стрелка, выходящая из неконечной вершины, входит в другую неконечную или конечную вершину. Среди всех вершин РД есть только одна неконечная вершина, в которую не входит ни одна стрелка. Эта вершина называется начальной вершиной. Пусть a — вершина в РД. Через $q(s)$ будем обозначать символ, который стоит в вершине a .

Вершина b называется следующей за вершиной a , если некоторая стрелка, выходящая из a , входит в вершину b . Тот факт, что b является следующей вершиной за a , будем обозначать через $b = (a)$. Если в вершину b входит j -я стрелка вершины a , этот факт будем обозначать через $b = (a)_j$. Последовательность вершин $a_1 a_2 \dots a_r$ называется путем в РД, если $a_{i+1} = (a_i)$ ($i = 1, 2, \dots, r-1$). РД должно удовлетворять еще следующим условиям:

1) Для каждого пути $a_1 a_2 \dots a_r$ выполняется соотношение: если $i \neq j$, то $q(a_i) \neq q(a_j)$ ($i, j = 1, 2, \dots, r$).

2) Для любой вершины b существует путь $a_0 a_1 \dots a_r$, где a_0 — начальная вершина и $a_r = b$. Другими словами, существует путь соединяющий начальную вершину с любой вершиной РД.

3) Для любой вершины b существует такой путь $a_1 a_2 \dots a_r$, что $a_1 = b$ и a_r — конечная вершина, т. е. любую вершину РД можно соединить с некоторой конечной вершиной.

Путь $a_0 a_1 \dots a_r$ в РД, где a_0 — начальная, а a_r — конечная вершины, называется полным путем в РД. На дереве рис. 1 имеет место три признака P_1, P_2, P_3 . При этом признак P_1 принимает три значения (0, 1, 2), а признаки P_2 и P_3 по два значения (0, 1). Стрелки, соответствующие этим признакам, нумеруются слева направо.

Каждое РД, в которое входят признаки $P_1, P_2, \dots, P_n$ ($P_i \in 0, 1, \dots, k_i - 1$) ($i = 1, 2, \dots, n$), однозначно представляет некоторую функцию $f_R(X)$, определенную на множестве $G = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ $0 \leq P_i \leq K_i - 1$ и принимающую значения из множества $\{O_0, O_1, \dots, O_{k-1}\}$.

Функция $f_R(X)$ определяется по дереву РД следующим образом. Пусть $m_1 m_2 \dots m_n$ — некоторый набор признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$. По $m_1 m_2 \dots m_n$ строим следующим образом полный путь в РД. Пусть a_0 — начальная вершина в РД и $P_{i_0} = q(a_0)$. Далее полагаем $a_1 = (a_0)_{m_1}$, $P_{i_1} = q(a_1)$, $a_2 = (a_1)_{m_2}$, $P_{i_2} = q(a_2)$, $\dots$. Этот процесс продолжаем до тех пор, пока не будем

построен полный путь $a_0 a_1 \dots a_r$. После этого полагаем $f_R \times (m_1 m_2 \dots m_n) = q(a_r)$.

Только что указанное построение $f_R(X)$ проиллюстрируем на примере дерева рис. 1.

Пусть $P_1 = 0$, $P_2 = 0$, $P_3 = 0$. Набору 0, 0, 0 соответствует путь, состоящий из крайних левых вершин дерева рис. 1, т. е. путь вида $P_1 P_2 P_3$, O_0 . Так как путь оканчивается символом O_0 , то $f_R(000) = O_0$.

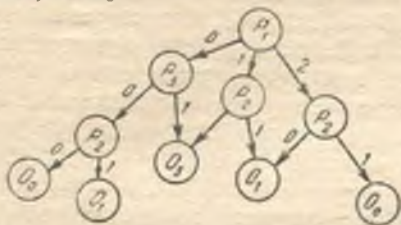


Рис. 1.



Рис. 2.

Пусть $P_1 = 2$, $P_2 = 0$, $P_3 = 0$. Набору 2, 0, 0 соответствует путь, который на дереве рис. 1 обозначен жирными стрелками, т. е. путь вида $P_1 P_2$, O_1 . Так как этот путь оканчивается символом O_1 , то $f_R(2, 0, 0) = O_1$. Аналогично убеждаемся, что $f_R(2, 1, 1) = O_0$, $f_R(1, 0, 0) = O_3$ и т. д.

Покажем теперь, что каждую функцию $f_R(X)$, определенную на наборах $P_1 P_2, \dots, P_n$ ($0 \leq P_i \leq k_i - 1$), можно представить с помощью некоторого РД. Последнее проиллюстрируем на следующем примере.

Пусть G — множество наборов вида P_1, P_2 , где $P_1 \in \{0, 1, 2\}$ и $P_2 \in \{0, 1\}$.

Пусть функция $f_R(X)$ задается таблицей.

Строим следующее дерево (рис. 2). В начальную вершину a_0 ставим признак P_1 . К каждой стрелке, выходящей из вершины a_0 , подвешиваем вершину a_1 и помещаем признак P_2 .

P_1	0	1	2	0	1	2
P_2	0	0	0	1	1	1
$f_R(X)$	O_0	O_1	O_1	O_0	O_0	O_1

Примечание. Алгоритм обоснован на следующей априорной информации: признаки $P_1, P_2, \dots, P_n$ расположены в порядке убывания их важности или существенности, т. е. признак P_i считается более существенным, чем признак P_{i+1} . Эта информация может быть известна перед процессом обучения или получена в процессе обучения [2].

Для того чтобы из дерева рис. 2 получить РД, необходимо в концах нижних стрелок этого дерева расставить конечные вершины. Эти вершины расставляем следующим образом. Берем

произвольный набор m_1, m_2 ($0 \leq m_1 \leq 2, 0 \leq m_2 \leq 1$). Ему в табл. 1 соответствует некоторое значение t ($t \in \{0, 1\}$) функции $f_R(X)$. Набору m_1, m_2 также в дереве рис. 2 соответствует некоторая нижняя стрелка. Например, набору $0, 0$ соответствует крайняя слева стрелка дерева рис. 2. В конце нижней стрелки, соответствующей набору m_1, m_2 , ставим символ O_i . В результате только что указанной расстановки конечных вершин мы из таблицы в дереве рис. 2 получаем РД рис. 3. Построенное распознающее дерево представляет собой регулярное РД. Оно имеет начальную вершину a_0 , в которой стоит признак P_1 . Этот признак принимает три значения. Каждому значению соответствует стрелка, исходящая из вершины a_0 . К стрелке подвешиваются вершины второго яруса a_{1i} , в которые помещается признак P_2 . В третьем ярусе расставляются значения функции O_i на данных наборах.

Таким образом, мы получили регулярное распознающее дерево, которое представляет функцию $f_R(X)$, заданную таблицей. Аналогично строится РД для функции $f_R(X)$, которая задана на произвольном наборе признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$ ($0 \leq P_i \leq k_i - 1$).

Построение РД для функции $f_R(X)$ зависит от порядка признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$. Так как количество различных перестановок признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$ равно $n!$, то для одной и той же функции $f_R(X)$ можно построить $n!$ различных РД.

Рассмотрим свойства регулярных РД. Вершины в дереве, в которых стоят символы P_i ($1 \leq i \leq n$), будем называть вершинами i -го яруса. Посмотрим, сколько нужно операций сравнения, чтобы вычислить функцию $f_R(X)$ с помощью регулярного РД.

Пусть $m_1, m_2, \dots, m_n$ произвольный набор признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$ ($0 \leq m_j \leq k_j - 1$) ($j = 1, 2, \dots, n$). Набору $m_1, m_2, \dots, m_n$ соответствует в дереве полный путь $a_1 a_2 \dots a_n a_{n+1}$, где a_1 — начальная вершина, a_{n+1} — конечная вершина и $a_{j+1} = (a_j)_{m_j}$ ($j = 1, 2, \dots, n$). Причем $q(a_j) = P_j$ и $f(m_1, m_2, \dots, m_n) = q(a_{n+1})$. Чтобы пройти путь $a_1 a_2 \dots a_n a_{n+1}$, нужно совершить следующее сравнение. Для того чтобы от вершины a_1 попасть в вершину a_2 , нужно совершить не более k_1 сравнений (точнее, нужно m_1 последовательно сравнивать с $0, 1, \dots, k_1 - 1$). Аналогично, чтобы из вершины a_j попасть в вершину a_{j+1} , нужно произвести не более чем $k_j - 1$ сравнений (точнее, нужно m_j последовательно сравнивать с $0, 1, 2, \dots, k_j - 1$).

Таким образом, для достижения вершины a_{n+1} нужно совершить не более, чем $k_1 + k_2 + \dots + k_n$ сравнений. Достигнув вершины a_{n+1} , мы тем самым заканчиваем вычисление $f_R(X)$. Значит, для вычисления по регулярному РД функции $f_R(X)$ зависящей от признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$ ($0 \leq P_j \leq k_j - 1$) ($j =$

$= 1, 2, \dots, n$), нужно совершить не более, чем $k_1 + k_2 + \dots + k_n$ сравнений, т. е. на регулярном РД можно добиться быстрого действия, равного $k_1 + k_2 + \dots + k_n$ сравнений. Число $k_1 + k_2 + \dots + k_n$ сравнительно невелико и его можно реализовать на современных вычислительных машинах.

Посмотрим теперь, какую память занимает регулярное РД. Эту память будем оценивать по количеству его вершин. Подсчитаем количество вершин в дереве. В первом ярусе стоит одна вершина, во втором — k_1 вершин и, вообще, если в i -м ярусе стоит V вершин, то в $(i+1)$ ярусе $k_i \cdot V$ вершин. Действительно, от каждой вершины i -го яруса исходит k_i стрелок. Каждая из этих стрелок входит в одну и только одну вершину $(i+1)$ -го яруса. Таким образом, если в i -м ярусе V вершин, то в $(i+1)$ -м ярусе находится $k_i \cdot V$ вершин. Из этих рассуждений заключаем, что в i -м ярусе находится $k_1 \cdot k_2 \cdot \dots \cdot k_{i-1}$ вершин. Так как дерево состоит из ярусов $1, 2, \dots, n+1$, то количество всех вершин равно

$$\alpha = 1 + k_1 + k_1 \cdot k_2 + \dots + k_n = 1 + \sum_{i=1}^{n+1} k_1 \cdot k_2 \cdot \dots \cdot k_{i-1}.$$

Если $k_1 = k_2 = \dots = k_n = k$, то $\alpha = 1 + k + k^2 + \dots + k^n = \frac{k^{n+1} - 1}{k - 1}$. В частности, при $k = 2$ имеем $\alpha = 2^{n+1}$. Только что приведенные подсчеты показывают, что число α может быть очень большим даже при малых $k_1, k_2, \dots, k_n$ и n . Например, при $n = 20$ и $k = 2$ имеем

$$\alpha = 2^{n+1} - 1 = 2^{20+1} - 1 \approx 2^{21} \approx 2 \cdot 10^6.$$

Если память измерять количеством требующихся ячеек, то в случае $n = 20$ и $k = 2$ нам потребуется $2 \cdot 10^6$ ячеек. Эта память превосходит оперативную память большинства современных вычислительных машин. Посмотрим, каким образом можно уменьшить память РД.

Минимизация регулярного распознающего дерева

Пусть a — некоторая вершина данного дерева. Все вершины, стоящие внизу вершины a и связанные с ней путями, образуют тоже распознающее дерево, которое обозначим через D_a . Дерево D_a называется поддеревом исходного дерева. Например, все вершины, обведенные жирными кружками в дереве рис. 2, образуют поддерево данного дерева. Поддерево D_a представляет некоторую распознающую функцию, которую мы обозначим через $f_a(X)$. Две вершины a и b в дереве называются эквивалентными, если $f_a(X) = f_b(X)$. Множество S всех вершин дерева разбивается на классы $C_1, C_2, \dots, C_Q$ эквивалентных между собой вершин. Отождествив между собой эквивалентные вершины, получим дерево, содержащее только Q вершин.

Разбить Q на классы $C_1, C_2, \dots, C_Q$ можно следующим образом. Над вершинами дерева расставляем символы, которые назовем метками. В роли меток можно брать произвольные символы. Метку, стоящую возле вершины a , будем обозначать через $\alpha(a)$. Расстановка меток происходит следующим образом. В вершине $(n+1)$ яруса в роли меток выступают символы, которые стоят в этих вершинах. Другими словами, для вершин a_{n+1} яруса выполняется условие $\alpha(a) = q(a)$. Пусть уже метки расставлены на всех вершинах $i+1, \dots, n+1$ ярусов. Тогда на i -м ярусе метки расставляются следующим образом.

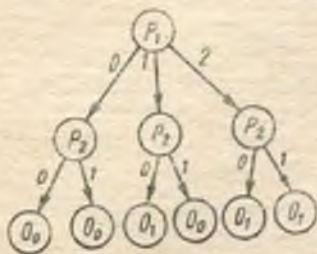


Рис. 3.

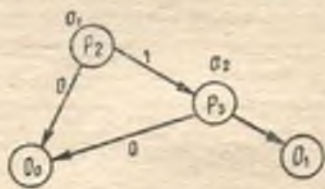


Рис. 4.

Пусть a — вершина i -го яруса и $(a)_0, (a)_1, \dots, (a)_{k_i-1}$ — вершины, которые непосредственно идут за вершиной a (напомним, что $(a)_j$ — это вершина, в которую входит j -я стрелка, выходящая из вершины a ($j = 0, 1, \dots, k_i - 1$)). Вершины $(a)_0, (a)_1, \dots, (a)_{k_i-1}$ принадлежат $(i+1)$ -му ярусу. Поэтому возле них уже расставлены некоторые метки $\alpha((a)_0), \dots, \alpha((a)_{k_i-1})$. Если $\alpha((a)_0) = \alpha((a)_1) = \dots = \alpha((a)_{k_i-1}) = \alpha$, тогда возле вершины ставится метка, отличная от всех меток, стоящих возле вершин $i+1, i+2, \dots, n+1$ ярусов.

Пусть a и b — две вершины i -го яруса. Возле этих вершин ставятся тогда и только тогда одинаковые метки, когда $\alpha((a)_j) = \alpha((b)_j)$ для всех $j = 0, 1, \dots, k_i - 1$. Применяя этот процесс, мы расставим метки возле вершин исходного дерева. Рассмотрим, например, следующее дерево рис. 3. Применяя указанный выше процесс расстановки меток, получим дерево рис. 4.

Таким образом, в данном случае множество всех меток имеет вид $\{O_0, O_1, \alpha, \beta\}$.

Утверждение. Вершины дерева эквивалентны, когда они обозначены одинаковыми метками.

Будем доказывать это утверждение индукцией, начиная с вершин n -го яруса и кончая вершиной 1-го яруса.

Заметим сначала, что все поддеревья D_a , соответствующие вершинам a i -го яруса, зависят только от признаков $P_1, P_2, \dots, P_n$. Значит и функции f_a , соответствующие вершинам

i -го яруса, тоже зависят только от $P_i, P_{i+1}, \dots, P_n$. Из структуры дерева непосредственно вытекает

$$f_a(m_i, m_{i+1}, \dots, m_n) = f_{b_{m_i}}(m_{i+1}, \dots, m_n), \quad (5)$$

где a — вершина i -го яруса; $b_{m_i} = a_{m_i}$ и m_i произвольные значения признаков P_j ($j = i, i+1, \dots, n$).

Перейдем теперь непосредственно к доказательству. Пусть a и b — произвольные вершины n -го яруса. Функция f_a и f_b зависят только от признака P_n . Из указанного процесса расстановки меток находим, что

$$\begin{aligned} f_a(j) &= \alpha((a)_j), \quad f_b(j) = \alpha((b)_j) \\ (j &= 0, 1, 2, \dots, k_n - 1). \end{aligned} \quad (6)$$

Если $\alpha(a) = \alpha(b)$, то

$$\begin{aligned} \alpha((a)_j) &= \alpha((b)_j) \\ (j &= 0, 1, 2, \dots, k_n - 1). \end{aligned} \quad (7)$$

Из (5) и (6) непосредственно вытекает, что $f_a = f_b$. Если $\alpha(a) \neq \alpha(b)$, то найдется такое j ($0 \leq j \leq k_n - 1$), что

$$\alpha((a)_j) \neq \alpha((b)_j). \quad (8)$$

Из (6) и (8) получаем, что $f_a \neq f_b$, т. е. вершины эквивалентны для всех вершин n -го яруса. Предположим, что это утверждение имеет место для всех вершин $i+1, i+2, \dots, n-1$, n -го яруса и докажем, что данное утверждение имеет место для всех вершин $i, i+1, \dots, n$ -го яруса.

Пусть a — вершина i -го яруса. Рассмотрим сначала случай, когда

$$\alpha((a)_0) = \alpha((a)_1) = \dots = \alpha((a)_{k_i-1}) = \alpha. \quad (9)$$

Для простоты записи введем обозначения $(a)_j = b_j$ ($j = 0, 1, \dots, k_i - 1$). Вершины $b_1, b_2, \dots, b_{k_i-1}$ принадлежат $(i+1)$ -му ярусу. Отсюда, из индуктивного предположения и (8) вытекает

$$f_{b_1} = f_{b_2} = \dots = f_{b_{k_i-1}}. \quad (10)$$

Из (5) и (10) получаем

$$f_{b_1} = f_{b_2} = \dots = f_{b_{k_i-1}} = f_a. \quad (11)$$

Пусть b — произвольная вершина $i+1, i+2, \dots, n$ -го яруса, для которой выполняется соотношение $\alpha(a) = \alpha(b)$. Отсюда и из (9) получаем

$$\alpha(a) = \alpha(b) = \alpha(b_1) = \dots = \alpha(b_{k_i-1}). \quad (12)$$

Но вершины $b_1, b_2, \dots, b_{k_i-1}$ принадлежат $i+1, i+2, \dots, n$ -м ярусам. Отсюда, из (12) и индуктивного предположения вытекает

$$f_b = f_{b_1} = f_{b_2} = \dots = f_{b_{k_i-1}}. \quad (13)$$

Из (11) и (13) непосредственно имеем $f_b = f_a$.

Пусть теперь вершина a i -го яруса удовлетворяет условию найдутся такие j и l , что $\alpha((a)_j) \neq \alpha((a)_l)$. Отсюда и из (5) заключаем, что функция f_a существенно зависит от признака P . Все функции f_b , где b — произвольная вершина $i+1, i+2, \dots, n$ -го яруса, не зависят от признака P_i . Значит, $f_a \neq f_b$ для произвольной вершины b в $i+1, i+2, \dots, n$ ярусах. Итак, мы показали, что вершина a i -го яруса тогда и только тогда обозначается символом, отличным от символов, стоящих при вершинах $i+1, i+2, \dots, n$ -го яруса, когда вершина a не эквивалентна ни одной вершине $i+1, i+2, \dots, n$ -го яруса. Нам осталось рассмотреть случай, когда произвольные вершины a и b принадлежат i -му ярусу.

Пусть $\alpha(a) = \alpha(b)$. Тогда $\alpha((a)_j) = \alpha((b)_j)$ для всех $j = 0, 1, \dots, k_i - 1$.

Отсюда и из индуктивного предположения имеем $f(a)_j = f(b)_j$ для всех $j = 0, 1, 2, \dots, k_i - 1$. Из последнего и (5) вытекает $f_a = f_b$. Пусть теперь $\alpha(a) \neq \alpha(b)$. Тогда найдется такое j ($0 \leq j \leq k_i - 1$), что $\alpha((a)_j) \neq \alpha((b)_j)$. Отсюда и из индуктивного предположения получаем $f(a)_j \neq f(b)_j$. Из последнего и (5) непосредственно вытекает $f_a \neq f_b$.

Итак, мы показали, что эквивалентность вершин имеет место для всех вершин $i, i+1, \dots, n$ -го яруса в предположении, что оно верно для всех вершин $i+1, i+2, \dots, n$ -го яруса. Утверждение доказано.

Пусть $x_1, x_2, \dots, x_l$ — все метки, которые стоят возле вершин $1, 2, \dots, n$ -го яруса. Для каждой метки x_j ($j = 1, 2, \dots, l$) выберем такую вершину a_j , что $\alpha(a_j) = x_j$ и найдутся такие вершины b и c , что $b = (a)$, $c = (a)$ и $\alpha(b) \neq \alpha(c)$. Напомним, что $b(a)$, означает, что b — вершина, следующая за вершиной a . Заметим, что вершину a_j мы рассматриваем вместе с признаком $q(a_j)$, который находится в этой вершине.

Из вершин $a_1, a_2, \dots, a_l$ строим следующим образом дерево

D . Вершинами дерева D являются вершины $a_1, a_2, \dots, a_l$. Всеми этими вершинами исчерпываются неконечные вершины дерева

D . Конечными вершинами дерева D являются вершины, в которых стоят символы $O_0, O_1, \dots, O_{k-1}$.

В начале разработки алгоритма распознавания имели дело с деревом D вида рис. 3. $O_0, O_1, \dots, O_{k-1}$ — все символы, которые стоят в вершинах этого дерева. Расставив в дереве D метки указанным выше образом, мы получим систему меток $x_1, x_2, \dots, x_l$. Эти метки будут стоять возле всех неконечных вершин дерева D .

Все метки возле конечных вершин дерева D совпадают с метками, стоящими в данных вершинах этого дерева, т. е. для всех конечных вершин a дерева D выполняется соотношение $\alpha(a) = q(a)$.

Итак, множество всех вершин дерева $\bar{D}$ имеет вид

$$\{a_1, a_2, \dots, a_\lambda, O_0, O_1, \dots, O_{k-1}\}.$$

Стрелки во всех вершинах дерева $\bar{D}$ расставляются следующим образом.

Пусть a_j ($0 \leq j \leq \lambda$) — произвольные вершины из совокупности $a_1, a_2, \dots, a_\lambda$. Пусть $P_{ij} = q(a_j)$. Тогда из вершины a_j будет выходить $k_{ij} - 1$ стрелок (т. е. количество стрелок, соответствующее количеству значений признака P_{ij}). Пусть $(a_j)_0, \dots, (a_j)_{k_{ij}-1}$ — все вершины исходного дерева D , непосредственно следующие за вершиной a_j .

Рассматриваем метки $\alpha((a_j)_0), \dots, \alpha((a_j)_{k_{ij}-1})$ в исходном дереве D (так как дерево $\bar{D}$ еще не построено). Метки $\alpha((a_j)_0), \dots, \alpha((a_j)_{k_{ij}-1})$ принадлежат множеству $a_1, a_2, \dots, a_\lambda, O_0, O_1, \dots, O_{k-1}$. Тогда меткам $\alpha((a_j)_0), \dots, \alpha((a_j)_{k_{ij}-1})$ однозначно соответствуют вершины $g_0, g_1, \dots, g_{k_{ij}-1}$, которые принадлежат множеству $a_1, a_2, \dots, a_\lambda, O_0, O_1, \dots, O_{k-1}$. Но последние вершины принадлежат дереву $\bar{D}$. Значит, вершины $g_0, g_1, \dots, g_{k_{ij}-1}$ тоже принадлежат дереву $\bar{D}$. Каждая из вершин g_m ($0 \leq m \leq k_{ij} - 1$)

является той вершиной, в которую в дереве $\bar{D}$ входит m -я стрелка, выходящая из вершины a_j данного дерева. На этом построение дерева $\bar{D}$ заканчивается. Дерево $\bar{D}$ реализует ту же функцию $f_k(X)$, что и исходное дерево D .

Пронллюстрируем построение дерева $\bar{D}$, взяв в качестве исходного дерева D дерево рис. 3. Вершинами a_1 и a_2 ($\lambda = 2$) в данном случае являются вершины, обведенные на этом дереве жирными кружками (рис. 4).

Из рис. 3 и 4 видно, что переход от дерева D к $\bar{D}$ может дать хороший эффект в смысле экономии памяти. Исследование алгоритма минимизации памяти в общем виде (построение самого сложного дерева D среди всех минимизированных деревьев $\bar{D}$) позволяет утверждать, что эффект уменьшения памяти распознающей системы представляет значительную величину.

ВЫВОДЫ

1. Предложен алгоритм распознавания дискретных наборов с помощью распознающего дерева, который позволяет значительно увеличить быстродействие распознающей системы.

2. Предложен алгоритм минимизации регулярного распознающего дерева, который значительно уменьшает память распознающей системы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Пряницкий А. М. Общие аспекты обучения распознаванию образов. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 10. Харьков, 1973, с. 113—120.
2. Василенко Ю. А., Пряницкий А. М. Об оценке важности информационных признаков при распознавании дискретных наборов. — Журн. «Управляющие системы и машины», № 2, Киев, 1972, с. 38—40.
3. Пряницкий А. М., Василенко Ю. А. О методах распознавания симметричности булевых функций. — Сб. «Приборы и системы автоматизации». Вып. 26. Харьков, 1973, с. 124—127.
4. Загоруйко И. Г. Методы распознавания и их применение. М., «Сов. радио», 1972. 206 с.
5. Хант Э., Марин Дж., Стоун Ф. Моделирование процесса формирования понятий на вычислительной машине. М., «Мир», 1970. 301 с.
6. Нильсон Н. Обучающиеся машины. Пер. с англ. М., «Мир», 1967. 202 с.

УДК 62.506.2

Е. П. ПУТЯТИН, канд. техн. наук, В. В. ПРОКОПЕНКО, канд. техн. наук,
О. М. АБРАМОВ, А. А. ГЕНКИН, К. Л. МУРАВЬЕВ

ВОПРОСЫ ПОМЕХОЗАЩИЩЕННОСТИ НОРМАЛИЗАТОРОВ ПЛОСКИХ ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Как следует из работ [1—3], процедура нормализации состоит из двух этапов: измерения параметров преобразования входных изображений и обратного (нормализующего) преобразования. Параметры нормализации определяются отображениями $\Phi < B >$, которые физически реализуются в блоке анализатора. Отображения $\Phi < B >$ однозначно определяются функционалами. В настоящей работе обсуждаются вопросы помехозащищенности этих функционалов. Всюду далее предполагается, что на входное полутоновое изображение $B(x, y)$ действует аддитивный шум $n(x, y, t)$. Результирующее входное изображение имеет в этом случае вид

$$B^*(x, y, t) = B(x, y) + n(x, y, t). \quad (1)$$

Функция $n(x, y, t)$ предполагается интегрируемой в области поля зрения D .

Обычно для случайного поля $B^*(x, y, t)$ многомерный закон распределения неизвестен. Ввиду этого ограничимся анализом основных статистических характеристик — математического ожидания и дисперсии. Будем исходить из того, что для случайного

Если $B^*(x, y, t)$ известны математическое ожидание $m^*(x, y, t)$ и корреляционная функция $K^*(x, x', y, y', t, t')$.

Тогда, как это следует из основных теорем теории случайных процессов, математическое ожидание функции помехи будет определяться как разность $m_n(x, y, t) = m^*(x, y, t) - B(x, y)$, а корреляционная функция помехи будет совпадать с корреляционной функцией смеси. Дисперсия помехи $D_n(x, y, t)$ также совпадает с дисперсией случайного поля $B^*(x, y, t)$.

Для изображения $B^*(x, y, t)$, представляющего собой аддитивную смесь (1), линейный функционал $\iint_D B^*(x, y, t) K(x, y) \times$
 $\times dx dy$ будет состоять из двух слагаемых: первое представляет собственно линейный функционал, а второе — случайную функцию, зависящую от времени.

Функцию помехи $n(x, y, t)$ всегда можно представить в виде суммы центрированной помехи $\tilde{n}(x, y, t)$ и ее математического ожидания $m_n(x, y, t)$.

В первую очередь необходимо отстроиться от влияния слагаемого $m_n(x, y, t)$, т. е. среднего статистического уровня фона. Наиболее просто это осуществить для однородных помех. В этом случае $m_n(x, y, t)$ — постоянная величина и, следовательно, для отстройки от среднего фона достаточно воспользоваться нормализатором контрастности [4]. После действия этого нормализатора входное изображение преобразуется в изображение с нулевым средним статистическим фоном. Если изображение $B(x, y)$ имеет еще и собственный фон, то нормализатор F , «подавляет» не только средний статистический, но и собственный фон изображения. При этом

$$F[B^*(x, y, t)] = B(x, y) + \tilde{n}(x, y, t) = \tilde{B}(x, y, t). \quad (2)$$

Поскольку $\tilde{n}(x, y, t)$ — центрированная случайная величина и $M \left[\iint_D \tilde{n}(x, y, t) K(x, y) dx dy \right] = 0$, то применяя операцию математического ожидания к линейному функционалу, получаем

$$M \left[\iint_D B^*(x, y, t) K(x, y) dx dy \right] = \iint_D B(x, y) K(x, y) dx dy. \quad (3)$$

Сказанное означает, что для исключения случайной ошибки линейного функционала требуется технически осуществить две операции: нормализацию контрастности и операцию математического ожидания.

Интеграл от однородной помехи $\tilde{n}(x, y, t)$ свойствами однородности (а тем более эргодичности) не обладает [5, с. 42]. Поэтому вычисление математического ожидания сводится к усреднению интеграла по множеству его реализаций.

Теперь рассмотрим нелинейный функционал

$$\Phi \langle \bar{B} \rangle = f[\Phi_1 \langle \bar{B} \rangle, \Phi_2 \langle \bar{B} \rangle, \dots, \Phi_k \langle \bar{B} \rangle, \dots],$$

где $\Phi_k \langle \bar{B} \rangle$ ($k = 1, 2, \dots$) — линейный функционал;
 f — некоторая нелинейная функция.

Для таких изображений $\Phi_k \langle \bar{B} \rangle = \Phi_k \langle B \rangle + \Delta\Phi_k$. Применяя к каждому из функционалов $\Phi_k \langle \bar{B} \rangle$ операцию математического ожидания, можно полностью исключить ошибку нелинейного функционала, однако при этом велики аппаратные затраты. Возникает вопрос, можно ли применить операцию математического ожидания один раз, непосредственно к самому нелинейному функционалу с сохранением той же точности вычисления.

Положительно эта задача решается в случае малых значений $\Delta\Phi_k$, тогда допустима линеаризация нелинейной функции от системы случайных величин. При малых дисперсиях выполняется приближенно следующее равенство:

$$M[\Phi \langle \bar{B} \rangle] \equiv f[\Phi_1 \langle B \rangle, \dots, \Phi_k \langle B \rangle, \dots], \quad (4)$$

где $\Phi_k \langle B \rangle = M[\Phi_k \langle \bar{B} \rangle]$.

Соотношение (4) будет выполняться с некоторой допустимой наперед заданной погрешностью Δ , если (см. [6, с. 262])

$$|\Delta| \gg \left| \frac{1}{2} \sum_k \left(\frac{\partial^2 \Phi}{\partial \Phi_k^2} \right) D_k + \sum_{k < n} \left(\frac{\partial^2 \Phi}{\partial \Phi_k \partial \Phi_n} \right) K_{kn} \right|. \quad (5)$$

Здесь D_k — дисперсия функционала $\Phi_k \langle \bar{B} \rangle$;

K_{kn} — корреляционный момент функционалов $\Phi_k \langle \bar{B} \rangle$ и $\Phi_n \langle \bar{B} \rangle$ для фиксированного времени t^0 .

Это неравенство позволяет предъявить определенные требования к величинам дисперсий линейных функционалов $\Phi_k \langle \bar{B} \rangle$. В случае соблюдения этих требований можно существенно повысить помехозащищенность нелинейных функционалов путем применения к ним операции математического ожидания. Приведем примеры оценок дисперсии функционалов.

Пример 1. Рассмотрим функционалы

$$\Phi_1 \langle B \rangle = \ln \iint_D B(x, y) e^x dx dy; \quad \Phi_2 \langle B \rangle = \ln \iint_D B(x, y) e^y dx dy,$$

которые являются простейшими нелинейными функционалами, пригодными для построения нормализаторов смещения [3].

Неравенство (5) для них запишется в виде

$$|\Delta| \geq \frac{1}{\Phi_{10}^2} D_{10}, \quad |\Delta| \geq \frac{1}{\Phi_{10}^2} D_{20},$$

где $\Phi_{10} = \iint_D B(x, y) e^x dx dy$, $\Phi_{20} = \iint_D B(x, y) e^y dx dy$; D_{10} , D_{20} — дисперсии функционалов Φ_{10} и Φ_{20} .

Будем считать, что погрешность определения величин смещения изображения как в направлении оси абсцисс, так и в направлении оси ординат одинакова.

Подставляя условие $B(x, y) = B_0(x-l, y-m)$ под знаки интегралов Φ_{10} и Φ_{20} и производя замену переменных, получаем

$$D_{10} \leq 2 |e^l \iint_D B_0(x, y) e^x dx dy|^2 |\Delta|,$$

$$D_{20} \leq 2 |e^m \iint_D B_0(x, y) e^y dx dy|^2 |\Delta|.$$

Но $\iint_D B_0(x, y) e^x dx dy = 1$, $\iint_D B_0(x, y) e^y dx dy = 1$ ¹, следовательно,

$$D_{10} \leq 2e^{2l} |\Delta|, \quad D_{20} \leq 2e^{2m} |\Delta|. \quad (6)$$

Как видим, требования к дисперсиям линейных функционалов становятся более жесткими при отрицательных величинах смещений изображения в поле зрения. Физически это означает следующее.

Для отрицательных величин смещений носитель изображения находится в левой (нижней) половине поля зрения ($x < 0$, $y < 0$). Здесь $\Phi_1 < B >$ и $\Phi_2 < B >$ становятся неустойчивыми (ввиду малости $B(x, y) e^x$, $B(x, y) e^y$ и большой крутизны логарифмической функции для малых значений аргумента). Отметим, что если удовлетворяется соотношение (6), то функционалы Φ_1 и Φ_2 допускают линеаризацию и, следовательно, операцию математического ожидания можно применять непосредственно к этим функционалам.

Пример 2. Оценим допустимые величины дисперсий для отношения линейных функционалов (например, функционалов центра тяжести)

$$\Phi < B > = \frac{\Phi_1 < B >}{\Phi_2 < B >}. \quad (7)$$

Неравенство (5) запишется в виде

$$|\Delta| \geq \left| \frac{\Phi_1}{\Phi_2^3} D_2 - \frac{1}{\Phi_2^2} K_{12} \right|. \quad (8)$$

Наиболее жесткие требования к величине дисперсии D_2 будут предъявляться тогда, когда $K_{12} = 0$. Это соответствует случаю,

¹ Поскольку $\Phi_1 < B_0 > = 0$, $\Phi_2 < B_0 > = 0$ [1].

когда между функционалами Φ_1 и Φ_2 отсутствует корреляционная связь. При этом

$$D_2 \leq \left| \frac{\Delta \Phi_2^3}{\Phi_2^3} \right|. \quad (9)$$

Если, например, функционал (7) соответствует абсциссе центра тяжести изображения, то

$$D_2 \leq \left| \frac{\Delta \left[\iint_B B(x, y) dx dy \right]}{\iint_B B(x, y) x dx dy} \right|. \quad (10)$$

Подставляя в формулу (10) функции изображений, выраженные через эталонные $B_0(x, y)$, и учитывая, что [1, 2]

$$\iint_D B_0(x, y) x dx dy = 0, \quad \iint_D B_0(x, y) dx dy = \iint_D B(x, y) dx dy,$$

получаем

$$D_2 \leq \delta \left[\iint_D B_0(x, y) dx dy \right]^2, \quad (11)$$

где $\delta = \Delta/l_{\max}$ — приведенная погрешность.

Таким образом, если выполняется условие (11), то достигнуть требуемой помехозащищенности функционала (7) можно, применив одну операцию математического ожидания к отношению линейных функционалов. В противном случае необходимо определять математическое ожидание и числителя, и знаменателя.

Условие (11) само по себе пригодно для анализа любых функционалов, представимых в виде отношения двух линейных функционалов. Оно может быть применено для функционалов, характеризующих косой сдвиг [2] (например, отношение центробежного момента к моменту инерции), произвольные растяжения по осям, пропорциональное изменение яркости изображения и т. д.

В методическом плане рассмотренные два примера практически исчерпывают подходы к анализу помехозащищенности функционалов, используемых в работах [1—4] для построения операторов нормализации. В самом деле, пусть функционал представляется в виде $\Phi\langle B \rangle = f[\Phi'\langle B \rangle]$, где f — нелинейная функция, $\Phi'\langle B \rangle$ — функционал, равный отношению двух линейных функционалов. Тогда, если для изображений B выполняется условие (9) с заданной точностью Δ выполняется равенство

$\Phi\langle \tilde{B} \rangle = f\{M[\Phi'\langle \tilde{B} \rangle]\}$. Заметим, что непосредственное применение операции математического ожидания к исходному функционалу, т. е. $M\Phi\langle \tilde{B} \rangle \cong M\{f[\Phi^1\langle B \rangle]\}$, конструктивных преимуществ не имеет, но, как следует из примера 1, еще более сужает допустимый диапазон изменения дисперсий функционалов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Путятин Е. П. Теоретические предпосылки нормализации изображений. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 10, Харьков, 1973, с. 82—89.
2. Нормализация изображений при аффинных преобразованиях. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 8, Харьков, 1972, с. 44—52. (Авт. Е. П. Путятин, В. П. Юрченко, Б. В. Левиков, В. А. Берман).
3. Путятин Е. П., Шульгин И. В., Юрченко В. П. Построение инвариантов смещения и поворота зрительных картин. — Сб. «Биологическая, медицинская кибернетика и бионика». Вып. 3. Изд-во ИК АН УССР, Киев, 1970, с. 51—64.
4. Нормализация изображений при изменении яркости и контрастности. — Сб. «Проблемы бионики», Вып. 11. Харьков, 1973, с. 5—13. (Авт.: Е. П. Путятин, Б. К. Лопатченко, В. Б. Левиков, В. Я. Сердюченко).
5. Свешников А. А. Прикладные методы теории случайных функций. М., «Наука», 1968, с. 262—267.
6. Вентцель Е. С. Теория вероятностей. М., Физматгиз, 1969, с. 252—259.

УДК 62.506.2

Е. П. ПУТЯТИН, канд. техн. наук, В. В. ПРОКОПЕНКО, канд. техн. наук,
А. А. ГЕНКИН, К. Л. МУРАВЬЕВ, Н. К. СЕРГЕЕВА

НОРМАЛИЗАЦИЯ ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В СЛУЧАЕ АФФИННЫХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ И ИЗМЕНЕНИЙ ЯРКОСТИ

В статье [1] рассмотрены вопросы автоматического приведения к эталонному виду плоских полутоновых изображений, носитель которых подвергается сравнительно несложным преобразованиям: изменению размера и смещениям в поле зрения в условиях изменения освещенности и наличия равномерного фона. В основу построения операторов нормализации при таких преобразованиях положены суперпозиции частичных нормализаторов для пропорционального изменения яркости и наличия равномерного фона [2].

В настоящей работе рассматривается возможность построения нормализующей суперпозиции для восьмипараметрической группы преобразований, образованной аффинными преобразованиями носителя, изменением равномерного фона и пропорциональным изменением яркости (на практике последнему преобразованию соответствует изменение освещенности изображения).

Произвольное полутоновое изображение $B(x, y)$ и его эталон связаны в этой группе преобразованием

$$B(x, y) = kB_0(a_{11}x + a_{12}y + a_{13}, a_{21}x + a_{22}y + a_{23}) + r = V \circ B_0 \circ T, \quad (1)$$

где T — аффинное преобразование носителя;

V — преобразование яркости.

Как показано в [1], множество $\bar{V}$ преобразований яркости образует группу, являющуюся прямым произведением группы изменений равномерного фона и группы пропорционального изменения яркости.

Очевидно, что преобразования V и T коммутируют. Произведение групп $\bar{T}$ и $\bar{V}$ образует новую группу G . Исследуем нормализатор F группы G . Представим его в виде суперпозиции $F = F_T F_V$.

Так как группа G является прямым произведением подгрупп $\bar{V}$ и $\bar{T}$, то в силу доказанного в [3, 4] частичные нормализаторы F_V и F_T являются независимыми и, следовательно, для их отображений выполнено условие

$$\bar{\Phi}_V \langle B \rangle = \bar{\Phi}_V \langle F_T(B) \rangle = \bar{\Phi}_V \langle B \circ \bar{\Phi}_T \rangle.$$

Учитывая, что $\bar{\Phi}_T \langle B \rangle \in \bar{T}$, последнее условие перепишем так:

$$\bar{\Phi}_V \langle B \rangle = \bar{\Phi}_V \langle B_0 \circ T \rangle. \quad (2)$$

Пусть нормализатору F_V соответствует преобразование [1]

$$F_V(B) = \frac{B(x, y) - \min B(x, y)}{\max B(x, y) - \min B(x, y)}. \quad (3)$$

Функционалы, входящие в это преобразование, являются инвариантами по отношению к аффинным преобразованиям T , т. е. для них выполняется условие (2)

$$\begin{aligned} \min B(x, y) &= \min B_0 \left[T \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \right]; \\ \max B(x, y) &= \max B_0 \left[T \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \right]. \end{aligned} \quad (4)$$

Покажем, что оператор F_V действительно является частичным нормализатором по отношению к преобразованию V . Для этого рассмотрим действие оператора (3) на изображение, представленное с помощью эталона соотношением (1).

Имеем

$$\begin{aligned} F_V(B) &= \frac{V \circ B_0 \circ T - \Phi_1 \langle V \circ B_0 \rangle}{\Phi_2 \langle V \circ B_0 \rangle - \Phi_1 \langle V \circ B_0 \rangle} = \\ &= \frac{kB_0 \left[T \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \right] + r - \min \langle kB_0(x, y) + r \rangle}{\max \langle kB_0(x, y) + r \rangle - \min \langle kB_0(x, y) + r \rangle} = \\ &= \frac{B_0 T - \min B_0(x, y)}{\max B_0(x, y) - \min B_0(x, y)}. \end{aligned}$$

Примем эталонные значения функционалов равными

$$\begin{aligned} \Phi_1 \langle B_0 \rangle &= \min \langle B_0(x, y) \rangle = \min B_0(x, y) = 0, \\ \Phi_2 \langle B_0 \rangle &= \max \langle B_0(x, y) \rangle = \max B_0(x, y) = 1. \end{aligned}$$

С учетом этого

$$F_V(B) = B_0 \circ T.$$

Таким образом, после действия нормализатора $F_V(B)$ множество изображений представляется как множество орбит, полученных действием на множество эталонов только аффинной группы T . Метод приведения таких изображений к эталонному виду описан в [5].

В [1] для нормализации действия преобразований яркости и контрастности могут быть использованы интегральные функции типа

$$\Phi_i \langle B \rangle = \frac{\iint_D B(x, y) L_i(x, y) dx dy}{\iint_D L_i(x, y) dx dy}, \quad i = 1, 2, \quad (5)$$

где $L_1(x, y)$, $L_2(x, y)$ — произвольные линейно независимые функции;

D — поле зрения, в котором предьявляется изображение $B(x, y)$.

Исследуем возможность применения функционалов (5) для построения частичного нормализатора $F_V(V \circ B_0 \circ T)$. С этой целью проверим, выполняется ли для них соотношение (2). Имеем

$$\iint_D B(u, v) L_i \left[T^{-1} \left(\frac{u}{v} \right) \right] dudv |J|^{-1} = \iint_D B(u, v) L_i(u, v) dudv.$$

Отсюда

$$\iint_D B(u, v) \left\{ L_i \left[T^{-1} \left(\frac{u}{v} \right) \right] - L_i \left(\frac{u}{v} \right) \right\} dudv = 0,$$

т. е. $\iint_D B(u, v) K(u, v) dudv = 0$ для всех $B(u, v)$. Нетрудно показать, что последнее справедливо лишь для $K(u, v) = 0$, и при этом выполняется условие

$$L_i \left[T^{-1} \left(\frac{u}{v} \right) \right] |J|^{-1} = L_i(u, v). \quad (6)$$

Исследуем функциональное уравнение (6).

Для произвольных аффинных преобразований T якобиан J принимает произвольные численные значения и, следовательно, функциональное уравнение (6) не имеет решения ни при каких $L_i(u, v)$.

В ряде более простых случаев уравнение (6) имеет решение. Так, для преобразований с единичным якобианом (параллельные смещения, повороты, косые сдвиги вдоль одной из осей координат, суперпозиции смещений с поворотами и косыми сдвигами) уравнению удовлетворяет функция $L_i(u, v) = \text{const}$. Такие функции рассмотрены в работе [1].

Для диагональных преобразований [1] ($J = \lambda\mu$) подходящей функцией является $L_i(u, v) = 1/uv$, в частности, для преобразования

вания подобия можно предложить три линейно независимые функции $1/uv$, $1/u^2$, $1/v^2$. Но ни одна из этих функций не пригодна для построения функционала в силу наличия особенностей в точках $u = 0$, $v = 0$.

Таким образом, использование функционалов вида (5) в частичном нормализаторе F_V суперпозиции $F = F_T F_V$ невозможно. Если же проводить нормализацию изображений вида $B = V \circ B_0 \circ T$, применяя частичные нормализаторы $F_T F_V$ в обратном порядке, т. е. $F = F_V F_T$, то она осуществима только для однопараметрических преобразований яркости, ее пропорционального изменения.

Если частичный нормализатор F_V представить в виде суперпозиции двух нормализаторов $F_V = F_k F_r$, то из сказанного выше следует, что возможна еще одна суперпозиция операторов, пригодная для нормализации изображений $B = V \circ B_0 \circ T$:

$$F(B) = F_k F_T F_r. \quad (7)$$

Здесь F_k — нормализатор контрастности; F_r — нормализатор фона.

В качестве отображения Φ_r для частичного нормализатора F_r суперпозиции (7) можно использовать не только $\min B(x, y)$, но и функционал вида

$$\Phi_r(B) = \frac{\iint_{D_0} r dx dy}{\iint_{D_0} dx dy}, \quad (8)$$

где D_0 — некоторая область такая, что $B = B_0 \circ T \in D_0$.

Физически это означает, что в области D_0 яркость полезного изображения B при любых преобразованиях носителя $B_0 \circ T$ должна быть равной нулю. Функционал (8) широко применяется в технике преобразования изображений для устранения влияния фона.

Нормализаторы F_T и F_k в суперпозиции (7) соответствуют описанным в [2, 5].

ЛИТЕРАТУРА

1. Автоматическая нормализация при комбинированных преобразованиях изображений. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 11. Харьков, 1973, с. 75—80. (Авт.: Е. П. Путятин, Б. К. Лопатченко, В. Б. Левиков, О. М. Абрамов).
2. Нормализация изображений при изменении яркости и контрастности. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 11, Харьков, 1973, с. 5—13. (Авт.: Е. П. Путятин, Б. К. Лопатченко, В. Б. Левиков, В. Я. Сердюченко).
3. Путятин Е. П., Трепетин М. С. Теоретические предпосылки нормализации изображений. Сообщение III. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 12, Харьков, 1974, с. 85—94.
4. Путятин Е. П., Трепетин М. С. Теоретические предпосылки нормализации изображений. Сообщение II. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 12, Харьков, 1974, с. 78—85.
5. Нормализация изображений при аффинных преобразованиях. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 8. Харьков 1972, с. 44—52. (Авт.: Е. П. Путятин, В. П. Юрченко, Б. В. Левиков, В. А. Берман).

СВОЙСТВА ОТОБРАЖЕНИЯ И БИОНИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕРВНОЙ СИСТЕМЫ

Сообщение 4.

Формы отображения

При анализе систем отображения любой природы нужно в каждом конкретном случае уточнять содержание отображения как процесса и результата. Также уточнение необходимо потому, что способы существования объектов различной природы отличаются. Но в сфере разных форм существования, содержащих, как отмечал Гегель, особые формы опосредствования, необходимы и особые способы рассуждений¹. Особенности рассуждений проявляются уже при выборе первичных понятий. Пренебрежение спецификой форм существования не позволяет конкретно согласовать рассуждения и результаты, полученные, например, в сфере абстрактных математических объектов и отношений, с рассуждениями, проведенными для объектов материальных.

Все разнообразие форм отображения определяется прежде всего особенностями соотносящихся объектов и свойствами отношений между ними. Так, основным критерием существования материальных объектов является их способность воздействовать на другие объекты, находиться с ними в отношении. Но отношение материальных объектов выражается не иначе как во взаимных изменениях этих объектов. Объективное существование первого объекта для второго неотличимо от тех изменений, которые вызваны первым объектом, второму объекту больше ничего не дано, кроме этих изменений. Это изменение — относительная реализация, соответствующая характеру воздействия первого объекта на второй, есть и отображение первого материального объекта во втором.

Особенности воздействия со стороны первого объекта выступают для второго как свойства первого. Объективной форме существования можно поставить в соответствие форму отображения — *объективное отображение*.

В отличие от рассмотренных выше материальных форм существования в процессе отображения в отношения могут вступать объекты качественно различной природы. Покажем это на примере отображения субъектом² свойств и отношений окружающих его материальных объектов. Содержание такого процесса отображения включает следующие основные элементы: множество внешних

¹ Гегель Г. В. Ф. Наука логики, т. 2. М., «Мысль», 1972. 113 с.

² Субъект понимается в узком смысле слова (см., например, [1]).

по отношению к субъекту материальных объектов и отношений; отображающую систему субъекта, которая состоит из элементов, находящихся в специфических материальных отношениях; множество отображенных объектов и отношений, представляющее собой множество состояний отображающей системы, определяемых внешними воздействиями и внутренними особенностями отображающей системы в момент отображения; воздействия отображаемых объектов на отображающие структуры субъекта; воздействия отображаемых объектов на отображенные ранее объекты (если таковые уже имеются), хранящиеся в памяти субъекта; обратное воздействие отображенного на отображаемое и другие внешние объекты посредством действий субъекта и т. д. Перечисленных элементов отображения уже достаточно для того, чтобы видеть каков диапазон качественно различных объектов, вступающих в отношение в процессе отображения.

В рассматриваемом отображении можно выделить следующие особые пары соотносящихся объектов, формы их сосуществования и формы отображения.

1) Пары отображаемых объектов, внешних по отношению к субъекту. Каждый элемент в такой паре существует по отношению к другому объективно, воздействуя на этот другой элемент и изменяя его в соответствии с характером воздействия и особенностями объекта, на который воздействие направлено. Объективному отношению и сосуществованию соответствует особая форма отображения — *объективное отображение*.

2) Пары, образуемые внешними объектами и субъектом. Внешние объекты действуют на отображающие структуры субъекта, изменяя их и существуя таким образом для них. Назовем такое отношение указанных объектов, соответствующее ему существование и отображение *объектно-субъектным*.

3) Пары чувственных образов, целостных образований в отображенном, соответствующих внешним объектам и возникающих на уровне представления и воображения. Назовем отношение, сосуществование и взаимное отображение указанных объектов *субъективными*. Субъективные формы существования и отображения очень разнообразны (см., например, [2]), и их подробный анализ выходит за рамки настоящей работы. Будем предполагать, что рассмотренная выше объектно-субъектная форма отображения соответствует уровню ощущения и еще не приводит к восприятию внешнего объекта как целого для субъекта, т. е. не является в указанном смысле субъективной формой отображения.

4) Пары, составленные из отображаемых объектов и субъективных образов. Существование внешнего объекта для возникшего ранее чувственного образа этого объекта и чувственного образа для внешнего объекта, соответствующее отношение и форму отображения можно назвать *объектно-субъективными*. Адекватное отображение внешнего мира было бы принципиально невозможным без обратного воздействия (прямого или косвенного)

отображенного объекта на отображаемый и другие внешние объекты. Следует отметить важность выделения соответствующей формы существования и отображения, подчеркивая тем самым возможность объективизации и субъективных образов посредством действий, психомоторики [3, с. 72].

В процессе отображения отношения могут иметь место не только между различными объектами, но и между отображенными состояниями одного и того же объекта в различные промежутки времени.

В общем случае процесс отображения может быть описан как процесс, в результате которого элементам, отношениям и состояниям одной системы (отображаемой) ставятся в соответствие (объективно или в субъективном) элементы, отношения и состояния другой системы (отображающей). При этом элементы и отношения первой и второй систем могут быть различной природы.

Для классификации форм отображения мы воспользовались выше таким признаком, положенным в основание классификации, как конкретная природа соотносящихся объектов и рассмотрели при этом лишь простейшие примеры непосредственных отношений объектов различной природы. В общем случае в основу классификации форм отображения целесообразно положить помимо указанного и такие признаки, как особенность отношения объектов и конкретное указание на характер отображаемого. Так, в работе А. Д. Урсула [4, с.28-30] предлагается выделять в качестве особых форм отражения «внутреннее отражение», соответствующее внутреннему взаимодействию частей целого, «одностороннее отражение» и «взаимоотражение» соответственно для воздействия одного объекта на другой и их взаимодействия. Здесь же предлагается различать формы отображения по характеру того, что конкретно отображается. Например, если отражается структура объекта, то целесообразно назвать соответствующее отображение «структурным», если же отражается содержание — «содержательным».

Можно выделить отображение, при котором элементам оригинала ставятся в соответствие отображенные элементы, «поэлементное отображение», и «отображение отношений», если отношениям элементов одного множества объектов ставятся в соответствие некоторые отношения элементов другого множества. Примеры таких отношений можно найти в математике. Частным случаем отношений можно считать и функции [5, с. 20—21], которые в указанном выше смысле относятся к поэлементному отображению. Другим примером может служить гомоморфное отображение отношений [5, с. 161], при котором из того, что выполняется отношение А для прообразов (элементов оригинала), следует, что выполняется отношение В для образов (элементов в отображенном). Строго говоря, математические образы и прообразы не рассматриваются вне интерпретации как отображаемое и отображенное, как первичное и вторичное соответственно.

Ранес были рассмотрены наиболее важные свойства отношений, которые, как отмечалось,¹ могут быть положены в основу классификации форм существования. Но каждой разновидности существования и сосуществования соответствует и особая форма отображения. Названия форм отображения удобно вводить таким образом, чтобы в нем указывалась конкретная природа взаимодействующих объектов, особенности их отношения и что конкретно отображается (элементы, отношения между ними, состояние и т. д.). Например, объективно-субъективное, непрерывное, частичное, существенное отображение.

В отдельных случаях, когда природа соотносящихся объектов несущественна, в названиях соответствующих абстрактных форм отображения будем опускать признаки соотносящихся объектов. Если же важно подчеркнуть только природу соотносящихся объектов, будем опускать признаки отображения, связанные с особенностями отношений объектов. При необходимости в названии отображения будет указываться дополнительно, что отображается: элементы (при поэлементном отображении), отношения между ними и их свойства (при отображении отношений) или то и другое одновременно. Например, субъективно-объектное одностороннее (образ воздействует на материальный объект посредством действий субъекта) дискретное отображение элементов чувственного образа — объективизация элементов чувственного образа.

Для каждой формы существования и отображения нужна своя особая система понятий, содержание каждого из которых достаточно четко ограничено. Переход от одной формы отображения к другой должен сопровождаться указанием отличительных признаков одной относительно другой или относительно некоторой эталонной формы отображения. Однако в настоящее время не существует разветвленной системы понятий и рассуждений, последовательно учитывающей особенности различных форм существования и отображения объектов. Трудности создания такой системы заключаются в том, что необходимо ввести для каждой формы существования и отображения свою особую систему исходных понятий. Если это не сделано, мы вынуждены признать, что под одним и тем же названием скрывается несколько различных понятий с различным содержанием.

Наиболее упорядоченной в этом отношении является система математических понятий, которые становятся общеупотребительными в математике только при четком указании их содержания. Когда совершается переход от расплывчатого и привычного понятия к точно формулируемому, то это последнее называется экспликацией исходного понятия [5, с. 9].

¹ Бугай Ю. П. Свойства отображения и бионическое моделирование нервной системы. Сообщение 2. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 13. Харьков, 1974, с. 86—93.

Идеальным положением в теории систем отображения было бы возникновение эксплицированной системы понятий, состоящей из согласованных подсистем уточненных понятий, выделенных для частных форм отображения. Система математических понятий в определенном смысле может служить образцом для создания понятийного аппарата теории систем отображения. Но для того, чтобы можно было воспользоваться результатами, полученными при исследовании математических форм отображения, и не допускать при этом ошибки неправомерного распространения данных математики на сферу нематематических объектов, необходимо подробнее рассмотреть особенности математических объектов, отношений, форм существования и отображения.

Объекты и отношения в математике

Непосредственным предметом исследования математики являются системы математических объектов, которые служат средством отображения отношений материальной действительности. Математические отношения имеют место между объектами любой физической природы и не зависят от качественной определенности объектов. Важнейшие математические отношения, такие как принадлежность предметов множеству, отношение порядка, тождественности, подобия и другие являются результатом абстрагирования и идеализации соответствующих конкретных отношений объективного мира. Связь других отношений с объективной действительностью может быть совсем не очевидной, но это не означает, что она вообще отсутствует [6, с. 20—21].

В математике отношение задается через указание на объекты, между которыми оно имеет место. Если дано множество элементов M и множество пар $M \times M$ (обозначение множества всех пар) вида (x, y) , где x и y — элементы множества M , то бинарным отношением A на множестве M называют подмножество A пар множества $M \times M$. Говоря более формально, отношение — это пара (A, M) , где M — множество, на котором определено отношение, а A — множество пар, для которых это отношение выполнено. Множество M называют областью задания A [5, с. 14].

Часто необходимо рассматривать более общий случай отношений между элементами различных множеств M и L . Такое отношение определяется как подмножество A множества $M \times L$. Здесь $M \times L$ обозначает множество пар вида (x, y) , $x \in M$, а $y \in L$. Формально такое отношение обозначается как тройка вида (A, M, L) .

Наряду с описанными выше бинарными отношениями в математике рассматривают также тернарные и вообще n -арные отношения. n -Арное отношение определяется как подмножество A множества $M_1 \times M_2 \times \dots \times M_n$, т. е. множество n -к вида $(x_1, x_2, \dots, x_n)$, где $x_i \in M_i$. В частности, все M_i могут совпадать [5, с. 20]. Формально такое n -арное отношение можно записать $(A, M_1, M_2, \dots, M_n)$.

Во втором сообщении было введено понятие «пространство отображения», обозначающее множество элементов Q , состоящее из подмножеств Q_1 -отображаемых, Q_2 -отображающих и Q_3 -отображенных элементов $x \in Q_1$, $y \in Q_2$, $z \in Q_3$, находящихся в отношении сосуществования. Если отвлечься от конкретной физической природы указанных объектов и лишь считать их относящимися к разным множествам Q_1 , Q_2 , Q_3 , то формально отображение, рассматриваемое как отношение, можно записать в виде (R, Q_1, Q_2, Q_3) , где R — тернарное отношение. Учитывая, что отображенное есть результат отношения отображаемого и отображающего, процесс отображения можно рассматривать как бинарную операцию $x * y = z$.

Ниже будут рассмотрены четко определенные (эксплицированные) математические отношения, а также и близкие к ним по смыслу нематематические отношения, имеющие соответственно такие же названия (например, отношение сходства, эквивалентности и т. п.). Для того чтобы каждый раз не уточнять, о каком же именно отношении идет речь, будем там, где это удобно, названия математических отношений, свойств этих отношений и само слово «отношение», понимаемое в математическом смысле, брать в кавычки.

Отношением вообще будем называть любое реальное воздействие, взаимодействие, связь. Содержание понятий, обозначающих конкретные отношения, изменяется в зависимости от природы взаимодействующих объектов и свойств отношений между ними.

Так, содержание понятия «отношение» включает следующие основные компоненты: предположение об абстрактном существовании членов отношения — элементов множества, самого множества M , множества пар $M \times M$ на множестве M , подмножества пар A , которое и называют отношением. Конкретное «отношение» включает, кроме того, предположение о существовании свойств отношений и конкретного набора свойств данного отношения. Отметим, что математические объекты вообще конструируются посредством определений и фактически постулируются соответствующими аксиомами. В математике используется еще более сильная идеализация материального существования объектов, абстракция абсолютной осуществимости. В применении к какому-либо абстрактному объекту эта идеализация предполагает возможность отвлечения не только от материальных возможностей построения этого объекта, но и вообще от наличия какого-либо эффективного способа его построения. Это наиболее сильная из известных абстракций осуществимости [2], с. 153—155].

Но никакая абстрактная форма существования объекта не может лишить материальный и идеальный объект последней возможности быть реальным — проявляться для субъекта, т. е. если некоторый объект мыслится субъектом, то тем самым он существует для субъекта в идеальной субъективной форме. Если субъект способен посредством действий объективизировать свое представление

об объекте, то такой объект становится косвенно (через действия субъекта) существующим и для других субъектов и объектов.

Резюмируя все сказанное о критериях существования материальных и идеальных объектов, можно сказать, что способность объектов любой природы проявляться каким-либо образом относительно субъектов и объектов, воздействуя на них и изменяя их, является универсальным критерием их существования. Эта мысль, будучи почти тривиальной для материальных форм существования, оказывается не очевидной для абстрактных форм существования.

Если согласиться с универсальностью этого критерия и применимостью его к существованию абстрактных математических объектов, то уже нельзя просто постулировать существование объектов, как это делается при определении «отношения» не указывая на то, о существовании относительно чего идет речь. Определение «отношения», рассмотренное выше, становится корректным относительно универсального критерия существования, если иметь в виду, что существование элементов множества, самого множества, множества пар, подмножества пар является существованием относительно субъекта — субъективным существованием.

В связи со сказанным отметим некоторые особенности математического «отображения» (понятие «отображение», понимаемое в математическом смысле, будем обозначать соответствующим словом в кавычках). «Отображение» является одним из основных понятий математики. Им обозначают какое-либо правило или закон соответствия множеств [7, с. 291] абстрактных объектов, которыми могут быть предметы, их свойства, отношения предметов, свойства отношений, отношения отношений и т. д. Особенностью «отображения» в силу специфики существования абстрактных математических объектов является субъективное существование (в форме субъективных образов) множества элементов-оригиналов и элементов-образов еще до установления соответствия между оригиналами и образами. В то время как отображенное в материальном обязательно возникает в процессе отображения как его продукт.

Существенной особенностью «отношений» и соответствующих «отображений» является наличие атрибутивных свойств каждого конкретного «отношения». В отображении важнейшее место занимают такие отношения как сходство, эквивалентность, подобие, упорядоченность и другие. Было бы очень важно уточнить содержание этих в основном интуитивных понятий по аналогии с математическими «отображением», «эквивалентностью», «сходством», «упорядоченностью» и т. д. При решении практических задач отображения необходимо, например, выяснять существует ли сходство или эквивалентность среди отображаемых объектов, отображаемого и отображенного, нескольких объектов в отображенном и т. п., или заведомо необходимо обеспечить сходство, эквивалентность или подобие объектов в каком-либо отношении.

Для математических объектов четко установлено, что при наличии, например, рефлексивности, симметричности и транзитив-

ности «отношения» объекты находятся в «отношении» эквивалентности, тождества, равенства. «Всякий раз, когда можно установить, что между предметами существует отношение, обладающее признаками симметричности, транзитивности и рефлексивности, с помощью этого отношения можно абстрагировать некоторое, присущее им общее свойство. Иными словами, чтобы отождествить исследуемые предметы в каком-либо отношении, необходимо наложить определенные ограничения на эти отношения» [8, с. 468]. Хотелось бы столь же уверенно рассуждать в сфере нематематических объектов, отношений и форм отображения, но для этого необходим более детальный сравнительный анализ рассмотренных математических и нематематических понятий.

ЛИТЕРАТУРА

1. Архипцев Ф. Т. Субъект и объект в теории отражения. — В кн.: Ленинская теория отражения и современная наука. Отражение, познание, логика. София, «Наука и искусство», 1973, т. I. 526 с.
2. Петров Ю. А. Логическая функция категорий диалектики. М., «Высшая школа», 1972. 271 с.
3. Платонов К. К. О системе психологии. М., «Мысль», 1972. 216 с.
4. Урсул А. Д. Отражение и информация. М., «Мысль», 1973, с. 28—30.
5. Шрейдер Ю. А. Равенство, сходство, порядок. М., «Наука», 1971. 254 с.
6. Петров Ю. А. Философские проблемы математики. М., «Знание», 1973, с. 20—21.
7. Толковый словарь математических терминов. Под ред. В. А. Диткина. М., «Просвещение», 1965. 291 с.
8. Славков С. Математические абстракции как отображение реальности. — В кн.: Ленинская теория отражения и современная наука. Отражение, познание, логика. София, «Наука и искусство», 1973. 468 с.

УДК 627.383.8 + 681.142.36

Ю. И. НЕФЕДОВ, канд. техн. наук

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕЛЕВИЗИОННЫХ СИСТЕМ ДЛЯ ПРОСТРАНСТВЕННО-ВРЕМЕННОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ *Сообщение 2¹*

Изотропное пространственное дифференцирование

Роль пространственных дифференциальных операций в устранении избыточности визуальной информации, поступающей в зрительную систему, чрезвычайно велика. Об этом свидетельствуют многочисленные нейрофизиологические и психофизиологические исследования зрительной системы человека и животных. Наиболее изучены нейронные структуры зрительного анализатора, выделяющие контуры изображений. Исследования на моделях показали, что такие структуры осуществляют приближенное пространственное изотропное двойное дифференцирование изображений [1—3].

¹ Сообщение I в сб. «Проблемы бионики», вып. 14, с.

В качестве весовой функции пространственного фильтра-детектора контуров может использоваться любая функция, пригодная для аппроксимации второй производной δ -функции [3]. На рис. 1, а показана пространственная конфигурация весовой функции детектора контуров. Знаками плюс и минус на рисунке отмечены области, отвечающие на δ -возмущение реакциями положительной и отрицательной полярности. Такую же конфигурацию имеют рецептивные поля зрительной системы, выделяющие контуры изображений. Если уменьшать площадь данной весовой функции, то ее предельное значение будет равно второй производной δ -функции:

$$g(x - x_0, y - y_0) = \delta''(x - x_0, y - y_0). \quad (1)$$

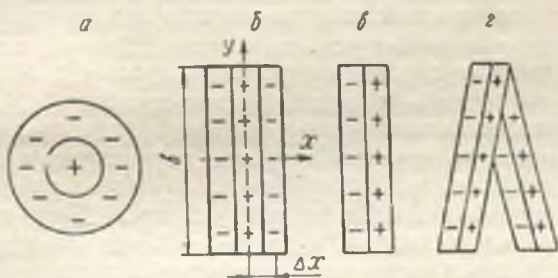


Рис. 1.

Вычисление свертки весовой функции (1) с входным изображением эквивалентно вычислению лапласиана этого изображения. Заметим, что значение лапласиана приближенно равно разности между яркостью изображения в данной точке и средним значением яркости по кольцевой окрестности с центром в этой точке [4].

Существует множество разнообразных методов приближенного вычисления лапласиана при сканировании. Один из них основан на одновременном сканировании изображения двумя лучами — сфокусированным и расфокусированным — и вычитании полученных видеосигналов (либо вычитании интенсивностей света, если фильтрация осуществляется на экране двухлучевого индикатора) [1—4].

Синтез апертуры, изображенной на рис. 1, а, может осуществляться с помощью линий задержек и регистров [5, 6].

Для приближенного вычисления лапласиана используется также ряд оригинальных методов, в которых сканирование осуществляется одним лучом.

В одном из таких методов используется высокочастотная дефокусировка сканирующего электронного луча передающей трубки и вычитание значений видеосигнала, задержанных на половину периода частоты дефокусировки [4]. Вместо дефокусировки можно использовать высокочастотную развертку луча по окружности малого радиуса. Это заметно увеличит контурный сигнал [1].

Для выделения контуров изображений на телевизионных системах со сканирующим световым пятном (типа «бегущий луч») применяется оригинальный метод, основанный на явлении хроматической аберации линз [4]. Сканирующее пятно света проектируется на изображение через линзу с сильной хроматической аберацией. В результате на одной границе спектра луч света будет сфокусирован, а на другой — расфокусирован. Сфокусированный и расфокусированный потоки промодулированного света разделяются при помощи светофильтров, преобразуются в электрические сигналы, а затем вычитаются.

Приближенное вычисление лапласиана можно осуществить непосредственно в передающей телевизионной трубке — суперортиконе. Этот метод основан на явлении перераспределения вторичных электронов при накоплении энергии на мишени суперортикона [7]. На мишени из сфокусированного электронного изображения вычитается расфокусированное (низкочастотное), созданное возвратившимися на мишень медленными электронами.

Изотропное выделение контуров двуградационных изображений можно осуществить простым методом, основанным на двухстороннем ограничении видеосигнала. Для этого видеосигнал разделяется на две составляющие, одна из которых превышает средний уровень размаха видеосигнала, а другая — лежит ниже этого уровня. Затем производится вычитание полученных составляющих видеосигнала. Эффект выделения контуров достигается за счет неидеальной крутизны переходной характеристики разлагающего устройства.

Пространственное дифференцирование по направлениям

Чтобы устранить избыточность визуальной информации, иногда целесообразно использовать операции дифференцирования и двойного дифференцирования по определенным направлениям. Так, на интерферометрических снимках полезная информация зачастую содержится лишь в отклонениях интерференционных полос от определенного направления. Выделить эту информацию без искажений можно при помощи пространственного фильтра с весовой функцией

$$g(x - x_0, y - y_0) = \delta''[(x - x_0) \sin \alpha + (y - y_0) \cos \alpha] \delta[(x - x_0) \cos \alpha - (y - y_0) \sin \alpha], \quad (2)$$

обеспечивающей двойное дифференцирование изображения в направлении под углом α , совпадающим с направлением интерференционных полос, не несущих полезной информации.

Дифференцирование и двойное дифференцирование в одном направлении просто осуществить на телевизионных системах. Для этого следует расположить обрабатываемое изображение таким образом, чтобы заданное направление дифференцирования совпадало

до с направлением строчной развертки в передающей трубке, а затем продифференцировать видеосигнал данного изображения [8]. Если же условия обработки не позволяют поворачивать входное изображение относительно передающей трубки, то дифференцирование в любом заданном направлении можно приближенно осуществить при помощи линий задержек и вычитающего устройства, вычислив первые либо вторые разности в этом направлении. Такой способ дифференцирования требует использовать линии задержек на время строки или двух строк разложения, что значительно усложняет построение системы обработки.

Приближенное дифференцирование и двойное дифференцирование по направлению проще осуществить, используя в передающей трубке высокочастотную прямолинейную микроразвертку с одновременным медленным перемещением луча вдоль строк разложения. Рассмотрим, как выполняется дифференцирование по направлению. В каждой точке изображения приближенное значение дифференциала по направлению, совпадающему, например, с координатной осью y , равно первой разности значений яркости

$$\Delta B(x_i, y_i) = B(x_i, y_{i+1}) - B(x_i, y_i). \quad (3)$$

На рис. 2 приведена блок-схема системы, реализующей данный оператор. На блок-схеме показаны: передающая телевизионная камера (ПК), генератор высокочастотных разверток (ГВР), генератор низкочастотных разверток (строчно-кадровых) (ГНР), генератор импульсов (ГИ), дешифратор последовательного действия (ДШ), коммутаторы видеосигнала (К), линия задержки (ЛЗ), инвертор (И), сумматор (С), видеоконтрольное устройство (ВУ).

Для формирования прямолинейной микроразвертки на отклоняющую систему передающей трубки с ГВР подаются высокочастотные напряжения, перемещающие луч в определенном направлении с постоянной скоростью. За период T высокочастотной развертки необходимо получить два значения видеосигнала, соответствующие двум значениям яркости соседних элементов разложения (3). Для выделения этих значений видеосигнала используются блоки ГИ, ДШ, К.

Запуск ГИ осуществляется синхронно с высокочастотной разверткой. За время T в ГИ формируются два импульса, поступающие на вход ДШ. Частота импульсов на каждом выходе ДШ вдвое меньше частоты импульсов ГИ. Выходные сигналы ДШ открывают коммутаторы видеосигналов K_1 и K_2 на время, равное $\frac{T}{2}$. K_1 открывается на время первого, а K_2 — на время второго полупериода высокочастотной прямолинейной развертки. Выходной сигнал K_1 задерживается на время $\frac{T}{2}$, а затем инвертируется. Полученное значение видеосигнала суммируется с видеосигналом, формирующимся на выходе K_2 . Суммарный сигнал равен приближенному значению дифференциала (3) в направлении прямолинейной

высокочастотной микроразвертки. Так как микроразвертка производится одновременно с медленным перемещением луча вдоль строк разложения, то за один кадр разложения осуществляется дифференцирование всего изображения. Изменение направления прямолинейной микроразвертки приводит к изменению направления дифференцирования.

Рассмотренный принцип приближенного дифференцирования может быть использован и для вычисления вторых разностей в направлении микроразвертки:

$$\Delta^2 B(x_i, y_{j+1}) = B(x_i, y_j) - 2B(x_i, y_{j+1}) + B(x_i, y_{j+2}). \quad (4)$$

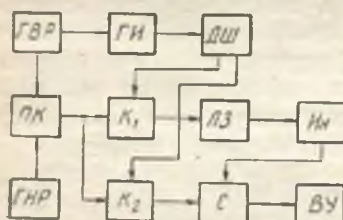


Рис. 2.

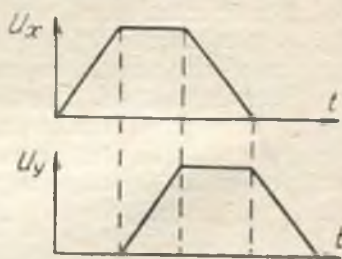


Рис. 3.

Для реализации этого оператора необходимо за период высокочастотной прямолинейной микроразвертки сформировать три значения видеосигнала, соответствующие трем значениям яркости в направлении микроразвертки, и выполнить с полученными сигналами операции сложения и вычитания. В этом и состоят конструктивные отличия системы, вычисляющей вторые разности по направлению от ранее рассмотренной.

Описанный способ приближенного дифференцирования и двойного дифференцирования по направлению с использованием локальных прямолинейных микроразверток не требует применения линий задержки на длительность одной и двух строк разложения, а это намного упрощает построение системы обработки.

Градиент

Еще одним полезным дифференциальным оператором является градиент. Этот оператор позволяет найти для каждой точки изображения производную в направлении наиболее быстрого изменения яркости. Модуль градиента (наибольшая производная по направлению) определяется через производные по любым двум взаимно-ортогональным направлениям:

$$|\nabla B(x, y)| = \sqrt{\left[\frac{\partial B(x, y)}{\partial x}\right]^2 + \left[\frac{\partial B(x, y)}{\partial y}\right]^2}.$$

Телевизионные системы в сочетании с простыми электронными устройствами позволяют найти приближенное значение модуля градиента в каждой точке изображения. Один из простых методов приближенного определения модуля градиента основан на вычислении суммы попарных разностей значений яркости [4]. Если выделить на изображении площадку, охватывающую три строки разложения по три элемента разложения на каждой строке и обозначить яркость каждого из девяти элементов ($B_{i,j}$, $B_{i+1,j}$, ..., $B_{i+2,j+2}$), считая слева направо и сверху вниз, то приближенное значение модуля градиента можно найти из соотношения

$$|\nabla B_{i+1,j+1}| \approx |(B_{i,j} + B_{i+1,j} + B_{i+2,j}) - (B_{i,j+2} + B_{i+1,j+1} + B_{i+2,j+2})| + |(B_{i,j} + B_{i,j+1} + B_{i,j+2}) - (B_{i+2,j} + B_{i+2,j+1} + B_{i+2,j+2})|. \quad (5)$$

Синтез данного оператора можно осуществить, используя телевизионную систему, линии задержки для получения данных о восьми значениях яркости, а также суммирующие и вычитающие устройства. Однако такой способ синтеза сопряжен с рядом технических трудностей, вызванных, главным образом, необходимостью применения линий задержек на время одной и двух строк разложения. Значения видеосигнала, соответствующие восьми значениям яркости в соотношении (5), можно получить более просто, если использовать в разлагающих устройствах, кроме строчно-кадровой развертки, быструю микроразвертку по квадрату. За период микроразвертки необходимо сформировать восемь значений видеосигнала. Принцип формирования дискретных значений видеосигнала такой же, и как при дифференцировании по направлению (см. рис. 2). Генератор импульсов (ГИ) запускается от сигналов генератора высокочастотной микроразвертки (ГВР). За период микроразвертки в ГИ формируются через равные промежутки времени восемь импульсов, поступающих на дешифратор (ДШ) последовательного действия. В ДШ имеется отдельный выход для каждого из восьми импульсов, последовательно поступающих на вход. Выходные сигналы ДШ используются для коммутации видеосигнала. Дискретные значения видеосигнала с выходов семи коммутаторов (К) подаются на линии задержки, обеспечивающие одновременное поступление данных сигналов на входы суммирующих устройств. Максимальная задержка видеосигнала не превышает длительности периода микроразвертки. Далее с полученными значениями видеосигнала выполняются операции сложения и вычитания в соответствии с соотношением (5). Сочетание быстрой микроразвертки по квадрату с медленным перемещением центра квадрата вдоль строк разложения дает возможность обработать все изображение за один кадр.

Быстрое перемещение луча передающей трубки по квадрату можно осуществить, подавая на горизонтальную и вертикальную

отклоняющие системы высокочастотные напряжения, эпюры которых показаны на рис. 3. Нетрудно заметить, что напряжения такой формы проще всего сформировать из положительных полупериодов синусоидальных сигналов, отсекая при помощи ограничителя их вершин и задерживая один из сигналов (u_x или u_y) на треть полупериода.

При синтезе оператора (5) необходимо использовать большое количество сумматоров, а это несколько усложняет построение системы вычисления градиента. Для устранения данного недостатка приближенное вычисление модуля градиента можно осуществить по упрощенному алгоритму:

$$|\nabla B_{i+1, j+1}| \approx |B_{i+1, j} - B_{i+1, j+2}| + |B_{i, j+1} - B_{i+2, j+1}|, \quad (6)$$

при синтезе которого необходимо использовать всего одно суммирующее устройство. Данные о значениях яркости в ортогональных направлениях ($B_{i+1, j}$, $B_{i+1, j+2}$ и $B_{i, j+1}$, $B_{i+2, j+1}$) можно получить, используя в передающей трубке более простую высокочастотную микроразвертку — микроразвертку по окружности. Способ технической реализации данного алгоритма в остальном существенно не отличается от способа, рассмотренного ранее.

Пространственные интегрально-дифференциальные операции

Операции пространственного интегрирования и дифференцирования, выполняемые по взаимно ортогональным направлениям, позволяют выделить прямолинейные контуры и линии, ориентированные в направлении пространственного интегрирования [9—11]. Идеализированная весовая функция такого фильтра

$$g(x - x_0, y - y_0) = \delta^* [(x - x_0) \sin \alpha + (y - y_0) \cos \alpha] \cdot 1 \left[\frac{b}{2} - |(x - x_0) \cos \alpha - (y - y_0) \sin \alpha| \right], \quad (7)$$

где b — длина прямолинейной области иррадиации, ориентированной ортогонально направлению под углом α , в котором вычисляется вторая производная δ -функции. Свертка данной весовой функции с изображением обеспечивает двойное дифференцирование изображения в направлении под углом α и пространственное интегрирование в ортогональном направлении.

Разнообразные пространственные интегрально-дифференциальные операции выполняются в нейронных структурах зрительной системы млекопитающих. Данные о конфигурации рецептивных полей таких структур могут использоваться для нахождения весовых функций различных пространственных фильтров [9, 12]. Например, конкретный вид весовой функции фильтра, предельное значение которой записано в виде соотношения (7), может быть найден из анализа данных о функциях и структуре простых рецептивных полей клеток зрительной коры. Конфигурации таких рецептивных полей показаны на рис. 1, б, в. Известные нейро-

физиологические данные о функциях и структуре сложных и сверхсложных рецептивных полей клеток зрительной коры могут намного облегчить отыскание весовых функций пространственных фильтров, выполняющих сложные интегрально-дифференциальные операции [9].

Пространственные фильтры, осуществляющие простые интегрально-дифференциальные операции, можно легко реализовать на телевизионных системах. В качестве примера рассмотрим синтез на телевизионной системе с «бегущим» лучом пространственного фильтра с весовой функцией, изображенной на рис. 1, б.

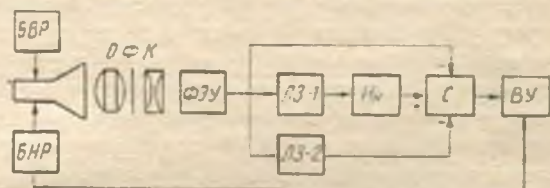


Рис. 4.

Блок-схема телевизионного фильтра приведена на рис. 4. На блок-схеме показаны: блок высокочастотной развертки (БВР), электронно-лучевая трубка (ЭЛТ) с коротким послесвечением люминофора, объектив (О), фотолампочка (Ф) с исследуемым изображением, конденсор (К), фотоэлектронный умножитель (ФЭУ), блок низкочастотных разверток (БНР), включающий синхрогенератор и генераторы строчно-кадровых разверток, линии задержки (ЛЗ-1, ЛЗ-2), инвертор (И), сумматор (С), усилитель-ограничитель (УО), видеоконтрольное устройство (ВУ).

В данной системе осуществляется интегрирование по направлению и приближенное двойное дифференцирование в ортогональном направлении, совпадающем с направлением строк разложения. Алгоритм, приближенно реализуемый в телевизионной системе, можно представить в виде соотношения

$$u(x, y) = 2[g(x, y) * I(x, y)] + [-g(x - \Delta x, y) * I(x, y)] + [-g(x + \Delta x, y) * I(x, y)], \quad (8)$$

в котором

$$g(\psi, y) = \delta(\psi) \left[\frac{b}{2} - |y| \right], \quad (9)$$

где ψ может принимать значения x , $x - \Delta x$, $x + \Delta x$, соответствующие координатам соседних элементов разложения (рис. 1, б).

Допустим, что на фотолампочке изображена длинная светлая полоса, границы которой параллельны направлению кадровой развертки.

Если пространственное интегрирование осуществляется в том же направлении, а двойное дифференцирование изображе-

ция — в ортогональном направлении, то на экране ВУ будут видны лишь контуры данной полосы. Изменение ориентации полосы приведет к исчезновению выходных сигналов системы.

Для пространственного интегрирования по направлению используется высокочастотная прямолинейная микроразвертка луча ЭЛТ. Принцип формирования таких микроразверток подробно рассматривался ранее (см. сообщение 1). Пусть направление микроразвертки, создаваемой напряжениями БВР, совпадает с ориентацией границ полосы. Пилообразные напряжения строчной и кадровой разверток поступают с БВР на отклоняющую систему ЭЛТ и перемещают на фотопластинке световой луч, имеющий форму поперечного сечения в виде отрезка прямой. При просвечивании фотопластинки осуществляется модуляция интенсивности светового луча. Вследствие того, что высокочастотная микроразвертка ориентирована параллельно границам полосы, фронт границ не искажается. ФЭУ преобразует промодулированный световой поток в видеосигнал. Блоки ЛЗ-1, ЛЗ-2, И, С используются для приближенного двойного дифференцирования видеосигнала в направлении строк разложения. В ЛЗ-1 и И видеосигнал задерживается на время τ_1 , равное длительности элемента разложения ($\tau_1 \approx 0,002T_c$), а затем инвертируется. На выходе И формируется сигнал, соответствующий свертке входного изображения с положительной компонентой апертуры, изображенной на рис. 1, б (т. е. первому члену суммы в соотношении (8)). В ЛЗ-2 видеосигнал задерживается на время $\tau_2 = 2\tau_1$. Сигналы отрицательной полярности, поступающие с ФЭУ и ЛЗ-2 на входы С, соответствуют свертке входного изображения с отрицательными компонентами апертуры (т. е. второму и третьему членам суммы в соотношении (8)).

Значение выходного сигнала инвертора (И) устанавливается так, чтобы на выходе сумматора (С) постоянная составляющая видеосигнала была равна нулю. В результате на выходе С формируются контурные сигналы, поступающие на ВУ. Если на входном изображении имеются световые границы и линии, не совпадающие по форме и ориентации с направлением высокочастотной микроразвертки (т. е. с ориентацией апертуры), то эти элементы изображения расфокусируются высокочастотной микроразверткой. Видеосигнал от данных элементов по величине будет намного меньше интегрального контурного сигнала, формирующегося в направлении микроразвертки. Видеосигнал от расфокусированных элементов изображения отсеивается в усилителе-ограничителе (УО).

Теоретические исследования переходных характеристик рассмотренной телевизионной системы и ее разрешающей способности по ориентации световых границ при разной ширине апертур [9, 10] показали, что узкие апертуры могут обеспечить высокую угловую разрешающую способность системы при большом отношении сигнал/помеха.

В результате проведенных на телевизионной системе экспериментов [9, 11] установлено, что операции пространственного интегрирования и дифференцирования можно выполнять не только в ортогональных направлениях, но и в любых других, отличающихся друг от друга направлениях. При этом угол между направлениями, в которых осуществляется пространственное интегрирование и дифференцирование, должен превышать разрешающую способность системы по углу.

Относительная независимость направлений пространственного интегрирования и дифференцирования значительно расширяет функциональные возможности телевизионных фильтров. Можно, например, используя рассмотренные принципы синтеза весовых функций (апертур), реализовать фильтры, выделяющие контуры прямолинейных световых границ, ориентированных в двух или нескольких различных направлениях [9, 10]. Пример апертуры такого фильтра показан на рис. 1, 2. Для синтеза подобных апертур могут быть использованы высокочастотные микроразвертки и линия задержки на элемент строки разложения.

В заключение следует отметить, что использование телевизионных пространственных фильтров позволяет выполнять дифференциальные интегральные и интегрально-дифференциальные операции над изображениями за меньшее время по сравнению с использованием для этих целей ЭВМ [9]. Построение телевизионных фильтров не является сложной технической задачей, а их эксплуатация намного проще по сравнению с ЭВМ.

ЛИТЕРАТУРА

1. Нефедов Ю. И., Червов В. Г., Бугай Ю. П. Исследование возможности изотропного выделения контуров изображений в телевизионной передающей системе. — Сб. «Радиотехника». Вып. 11. Харьков, 1969, с. 156—163.
2. Нефедов Ю. И., Червов В. Г., Бугай Ю. П. Моделирование процессов первичной обработки информации в зрительном анализаторе с помощью телевизионной системы. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 3. Харьков, 1970, с. 142—148.
3. Бугай Ю. П. Исследование нейроподобных элементов и систем как устройств первичной переработки информации. Автореф. дис. на соиск. учен. степени канд. техн. наук. Харьков, 1968. 27 с.
4. Розенфельд А. Распознавание и обработка изображений. — М., «Мир», 1972. 230 с.
5. Межов Ф. Д., Серединский А. В., Цуккерман И. И. Телевизионные модели некоторых рецептивных полей. — «Проблемы физиологической оптики», 1966, т. 13, с. 136—141.
6. Коновалов В. И. Пространственная фильтрация электронных изображений с помощью логических апертур. — «Вопросы радиоэлектроники», 1966, сер. 9, вып. 1, с. 57—71.
7. Цуккерман И. И. Преобразования электронных изображений. Л., «Энергия», 1972. 184 с.
8. Автоматическая система для первичной обработки оптических интерферограмм плазмы. — «Автометрия», 1974, № 1, с. 89—91. (Авт.: Л. А. Душин, Ю. И. Нефедов, В. С. Таран и др.).

9. Нефедов Ю. И. Исследование принципов переработки информации в зрительной системе и их использование при построении телевизионных пространственно-временных фильтров изображений. — Автореф. дис. на соиск. учен. степени канд. техн. наук. Харьков, 1971. 211 с.
10. Нефедов Ю. И., Червов В. Г., Бугай Ю. П. Исследование возможности анизотропного выделения контуров изображений в телевизионной передающей системе. — Сб. «Радиотехника». Вып. 11. Харьков, 1969 с. 170—177.
11. Нефедов Ю. И., Червов В. Г., Шатохин А. В. Устройство предварительной обработки изображений на входе цифровых вычислительных машин. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 10. Харьков, 1973, с. 125—129.
12. Цуккерман И. И. О вводе информации в мозг и вычислительную машину. — «Информация и кибернетика», М., «Сов. радио», 1967, с. 199—215.

УДК 62.506.2

Ю. П. АЛЕЯНИКОВ, А. П. КОРОБЕЙНИКОВ
МОДЕЛЬ ДЕТЕКТОРА ПРОСТЫХ ПРИЗНАКОВ

В ряде работ [2, 3, 6—9] было показано наличие детекторов простых признаков в сетчатке глаза разных животных. По мнению некоторых авторов, детекторы представляют собой специализированные конструкции типа нейронных сетей.

Информация в сетчатке передается с помощью энергетических процессов, описываемых кривыми различной формы. В предлагаемой модели эти кривые аппроксимируются прямоугольными импульсами, взаимодействие которых предполагается аналогом информационных процессов, протекающих в детекторе. Механизм взаимодействия основан на временных задержках импульсов, поэтому процессы в модели описываются с помощью межимпульсных интервалов. Модель состоит из трех блоков: блок 1 — рецептивное поле, блок 2 — ячейки выделения межимпульсных интервалов, блок 3 — суммирующие пороговые элементы (рис. 1).

В первом блоке происходит кодирование простого признака с помощью межимпульсных интервалов. Во втором — классификация межимпульсных интервалов. В третьем блоке классифицируются простые признаки. Аналогами второго и третьего блоков могут служить горизонтальные, биполярные клетки и дендриты ганглиозных клеток [3, 5, 9]. Соединение «рецепторных» элементов с классифицирующими элементами при помощи отрезков линий задержки представляет собой возможную схематическую аналогию функциональных связей, выполняемых горизонтальными и биполярными клетками [1].

Рецептивное поле (блок 1) представляет собой квадратную матрицу, образованную элементами, которые играют роль рецепторов. Все элементы соединены со вторым и третьим блоками с помощью линий задержки. Организация рецептивного поля несколько отличается от предлагавшейся ранее [7]. Время задержки импульса каждого «рецепторного» элемента является функцией

его положения в рецептивном поле. Элементы могут находиться в одном из двух состояний: возбужден — не возбужден. Если элемент возбужден, то на его выходе появляется импульс. Результатом появления в рецептивном поле простого признака будет кодовый набор импульсов.

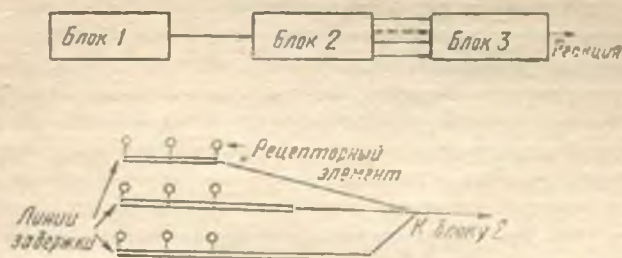


Рис. 1.

Был реализован вариант детектора с рецептивным полем 3×3 элемента. Элементы каждой строки соединялись с отводами линии задержки через равные промежутки. Полученные таким образом линейки связывались с блоками 1 и 2 отрезками линий задержки возрастающей длины. Возбуждение рецептивного поля порождало на его выходе группу импульсов, определяемую геометрией возбужденных элементов.

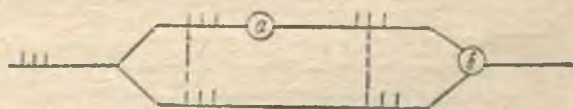


Рис. 2.

Одновременное возбуждение элементов вертикальных, горизонтальных или наклонных рядов соответствовало появлению в рецептивном поле вертикальных, горизонтальных или наклонных отрезков прямой. В результате на выходе рецептивного поля возникали группы импульсов с соответствующими межимпульсными интервалами. Эти группы поступали на ячейки классификации межимпульсных интервалов. Каждая ячейка состояла из элемента задержки *a* и элемента совпадения *b*. Группы импульсов поступали на элемент совпадения через элемент задержки и непосредственно (рис. 2).

Если в группе содержался интервал, соответствующий задержке в ячейке, то на выходе элемента совпадения появлялся импульс. С классифицирующих ячеек импульсы поступали на суммирующие пороговые элементы, возбуждающиеся в случае появления на

их входе определенного числа импульсов. Элементы третьего блока, выделяющие простые признаки, можно объединять для классификации совокупностей простых признаков. Поскольку импульсный код простого признака формируется с помощью разности задержек, то он инвариантен по отношению к параллельному переносу в рецептивном поле.

Благодаря использованию в модели способу кодирования, появившийся в рецептивном поле простой признак преобразуется в определенную последовательность межимпульсных интервалов. Это обстоятельство позволяет осуществить с помощью блоков 2 и 3 «накопление» только данных интервалов (когерентное накопление). Такое накопление дает возможность выделять один неслучайный признак на фоне потока других случайных признаков [4]. Так, при нормально распределенном потоке межимпульсных интервалов, порождаемых случайными признаками, вероятность выделения ложного признака на один-два порядка выше, чем при использовании для классификации суммирующих пороговых элементов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Вестлейк Ф. Р. О возможности протекания нейроголографических процессов в мозге. — Сб. «Кибернетические проблемы бионики». Вып. 11. М., «Мир», 1972, с. 116—173.
2. Глезер В. Д. Механизмы опознавания зрительных образов. Л., «Наука», 1966. 204 с.
3. Гусельников В. П., Ерченков В. Г. Исследование функциональной организации сетчатки птиц. — В кн.: «Вопросы функциональной организации зрительной системы позвоночных». Л., «Наука», 1973, с. 41—49.
4. Коган А. Б., Алейников Ю. П. Вероятностный принцип одновременной обработки нескольких когерентных потоков информации. Мат. 5 конф. по нейрокибернетике. Ростов-на-Дону, 1973, с. 7—14.
5. Шмелев Л. А. Гипотетический механизм переработки информации в дендритах нейрона. — Сб. «Оптимизация. Исследование операций. Бионика». М., «Наука», 1973, с. 125—134.
6. Barlow H. B., Hill R. M., Levick W. R. Retinal ganglion cells responding selectively to direction and speed of image motion in the rabbit. — J. Physiol, 1964, p. 56—64.
7. Dodwell P. C. Shape recognition in rats. — Brit. J. Physiol, 1957, p. 13—22.
8. Lettwin J. Y., Maturana H. R., McCulloch W. S., Pitts W. H. What the frog's eye tells the frog's brain. — Proc. JRE, 1959, p. 1940—1951.
9. Maturana H. R., Frenk S. Directional movement and horizontal edge detectors in the pigeon retina. — «Science», 1963, p. 103—105.

К ВОПРОСУ О ПОСТРОЕНИИ ОБЩЕГО АЛГОРИТМА
МОРФОЛОГИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ГЛАГОЛЬНЫХ ФОРМ
РУССКОГО ЯЗЫКА

Целью данной статьи является исследование процесса моделирования способности идеально грамотного человека решать задачи морфологической классификации. При создании действующих моделей морфологии языка необходимо: 1) исследовать рассматриваемый процесс классификации; 2) описать функцию, реализуемую человеком, в виде системы формальных правил; 3) построить алгоритм, эквивалентный этой системе; 4) реализовать его на ЭЦВМ; 5) провести исследование полученных моделей для их использования. Рассмотрим наиболее важные этапы моделирования на примере формализации процесса морфологической классификации личных глагольных форм по признакам всех собственно грамматических категорий глагола: наклонения *М*, времени *Т*, числа *N*, лица *L* и рода *G*, так как «глагол — самая сложная и емкая грамматическая категория русского языка» [1, с. 337].

При моделировании нам приходится опираться на понятие «слово» и, хотя для формализации достаточно понимать словоформу как отрезок между двумя соседними пробелами, остановимся на этом термине более подробно. В теории моделей языка «слово» относится к неопределяемым понятиям, в языкознании этот термин также не имеет общепринятого значения [1]. У каждого человека существует свое понятие слова, изменчивое со временем. При предъявлении испытуемому буквенной цепочки он может ответить, является ли данная цепочка словом русского языка. Человек своим поведением реализует некоторый предикат (неопределенный, когда человек затрудняется при ответе), который можно положить в основу определения понятия «слова». Используя различные режимы проведения экспериментов, можно сформулировать систему отличающихся понятий «слова»: понимаемые, употребляемые, узнаваемые, принимаемые слова и т. д. Объединение этих понятий поможет более четко определить, что такое «слово».

Очевидно, что не любая цепочка конечной длины, составленная из русских букв и знака «дефис», является словом. Выделяя из множества таких цепочек те, которые в принципе могут служить словами и построены по принципу словообразования продуктивных типов [1—3], получим множество *W* псевдослов русского языка. В *W* не включены слова непродуктивных групп, немногочисленные и часто устаревшие. Классификацию слов и псевдослов целесообразно проводить отдельно друг от друга,

иначе задача классификации может оказаться некорректно поставленной.

Человек способен определять многие грамматические (внутренние) признаки не только слов, но и псевдослов на основании формальных (внешних) признаков. Модели процессов классификации псевдослов представляют интерес наряду с моделями классификации слов из множества W^c всех слов русского языка (которое как и W , не имеет четких границ) или из словаря [4] (четко очерченное множество). Модели, действующие на псевдословах, будут отражать основные закономерности языка (не учитывая отживших и малочисленных явлений) и учитывать перспективы его развития.

Данных традиционной грамматики и исследований в области автоматического анализа недостаточно для моделирования процессов классификации псевдослов. Необходимы эксперименты с человеком, которые проводились по нуль-методу, и тщательный анализ языковых фактов. Основным множеством глагольных форм русского языка является множество глаголов расширенной парадигмы. Исключая из последнего аналитические формы, получим множество R , состав (слова, псевдослова и т. п.) которого не оговариваем. Тогда множества

$$X = W \cap R$$

и

$$X^c = W^c \cap R$$

объединяют все личные псевдоглагольные и глагольные формы соответственно.

Введем функцию $f = \langle F, X, Y \rangle$ (назовем ее классификатором псевдослов), которую человек реализует в процессе морфологической классификации псевдоглагольных форм из $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ с учетом омографии (графического совпадения словоформ). Для формирования области $Y = \{y_1, \dots, y_m\}$ значений функции f и ее графика F следует эксплицировать те грамматические категории, частных значений которых недостаточно для однозначной классификации.

Под категорией предлагаем понимать систему $S^0 = \{S_1^0, \dots, S_k^0\}$ множеств словоформ, каждый элемент $S_i \in S$ которой характеризуется одним и тем же признаком значения данной категории, число значений равняется k , $k \geq 2$. Если $S' \subset X$, где $S' = \bigcup_{i=1}^k S_i^0$ — соединение системы S^0 , то S' целесообразно дополнить множеством S'' (слова из S'' характеризуются отсутствием признаков значений данной категории) так, чтобы $S' \cup S'' = X$. В результате получим категорию $S = \{S_1, \dots, S_r\}$, причем $S_i = S_i^0$ ($i = \overline{1, k}$), $S_r = S''$, $r = k + 1$ (если $S' = X$, то $S = S^0$). Для однозначной классификации словоформ, включая и омографичные, по при-

знаку категории, которая не является разбиением, предлагаем следующий принцип.

Если существующих значений $S_i \in S$ недостаточно для однозначной классификации словоформ по признаку категории S , то необходимо заменить ее формальной категорией $S' = \{S', \dots, S'_i\}$ так, чтобы классификация всех слов стала однозначной.

S — разбиение множества $S' = \bigcup_{i=1}^m S'_i = S' = X$, а $t - r$ равняется числу непустых пересечений множеств $S_i (i = \overline{1, k})$.

Рассмотрим для примера грамматическую категорию S_M^0 наклонения, $S_M^0 \cup S_{M_1}^0 = X^c$, $S_M^0 = S_M = \{S_{M_1}, S_{M_2}\}$. S_{M_1} — множество глагольных форм, обладающих признаками изъявительного наклонения, S_{M_2} — повелительного. $S_{M_1} \cap S_{M_2} \neq \emptyset$, так как существует x^c (например, *вели, шли*) такое, что $(x^c \in S_{M_1}) \wedge (x^c \in S_{M_2})$, следовательно, S_M не является разбиением. Заменяем $S_M = \{S_{M_1}, S_{M_2}\}$ формальной категорией $S'_M = \{S'_{M_1}, S'_{M_2}, S'_{M_3}\}$ наклонения, где

$$S'_{M_1} = S_{M_1} \setminus S_{M_2},$$

$$S'_{M_2} = S_{M_2} \setminus S_{M_1},$$

$$S'_{M_3} = S_{M_1} \cap S_{M_2}.$$

S'_M составляют глаголы только изъявительного наклонения, S'_{M_2} — только повелительного, S'_{M_3} — изъявительного и повелительного.

Аналогичным образом заменим остальные собственно грамматические категории (для слов) $S_T = \{S_{T_1}, S_{T_2}, S_{T_3}\}$, $S_L = \{S_{L_1}, \dots, S_{L_4}\}$, $S_O = \{S_{O_1}, \dots, S_{O_4}\}$ формальными $S'_T = \{S'_{T_1}, \dots, S'_{T_3}\}$, $S'_L = \{S'_{L_1}, \dots, S'_{L_4}\}$, $S'_O = S'_O$. Формальные категории для псевдослов имеют такой же вид (кроме $S'_L = \{S'_{L_1}, \dots, S'_{L_4}\}$), но отличаются от соответствующих категорий для слов, поэтому индекс f в их описании заменим на n .

Разбиение множества X по признакам M, T, N, L и G одновременно можно выполнить, исследуя сочетания грамматических признаков. Для слов это разбиение получено в виде $S' = \{S'_1, \dots, S'_{17}\}$, для псевдослов — $S^n = \{S^n_1, \dots, S^n_{15}\}$. Каждому элементу $S'_i \in S'$ взаимно однозначно соответствует $y_i \in Y$, т.е.

$$S'_i \Leftrightarrow y_i, \quad (1)$$

¹ Можно считать $S'_O = \{S'_{O_1}, \dots, S'_{O_4}\}$, тогда в S'_{O_4} войдут формы 3-го лица единственного числа, а в S'_{O_3} — все, кроме этих форм и родовых.

где

$$\begin{aligned}
 y_1 &= \langle M_1^f, T_1^f, N_1^f, L_1^f, G_4 \rangle, \\
 y_2 &= \langle M_1^f, T_1^f, N_1^f, L_2^f, G_4 \rangle, \\
 y_3 &= \langle M_1^f, T_1^f, N_1^f, L_3^f, G_4 \rangle, \\
 y_4 &= \langle M_1^f, T_1^f, N_2^f, L_1^f, G_4 \rangle, \\
 y_5 &= \langle M_1^f, T_1^f, N_2^f, L_2^f, G_4 \rangle, \\
 y_6 &= \langle M_1^f, T_1^f, N_2^f, L_3^f, G_4 \rangle, \\
 y_7 &= \langle M_1^f, T_2^f, N_1^f, L_1^f, G_4 \rangle, \\
 y_8 &= \langle M_1^f, T_2^f, N_1^f, L_2^f, G_4 \rangle, \\
 y_9 &= \langle M_1^f, T_2^f, N_1^f, L_3^f, G_4 \rangle, \\
 y_{10} &= \langle M_1^f, T_2^f, N_2^f, L_1^f, G_4 \rangle, \\
 y_{11} &= \langle M_2^f, T_3^f, N_1^f, L_1^f, G_4 \rangle, \\
 y_{12} &= \langle M_2^f, T_3^f, N_2^f, L_1^f, G_4 \rangle, \\
 y_{13} &= \langle M_2^f, T_3^f, N_2^f, L_2^f, G_4 \rangle, \\
 y_{14} &= \langle M_3^f, T_4^f, N_2^f, L_2^f, G_4 \rangle, \\
 y_{15} &= \langle M_3^f, T_5^f, N_3^f, L_5^f, G_4 \rangle.
 \end{aligned}$$

Индекс f , которым отмечаются признаки, означает, что они характеризуют формальные классы. Для выявления системы правил отыскания y_j ($j = \overline{1, m}$, $m = 15$), сформируем разбиение $\{P_1, \dots, P_{15}\}$ множества P внешних признаков таким образом, чтобы

$$P_i \leq S_j. \quad (2)$$

Из условий (1) и (2) следует, что

$$P_i \leq S_j \leq y_j.$$

Предложим теоретико-множественное описание функций, которые человек реализует при обработке слозесной информации. Через $P_l(x)$ обозначим l последних букв словоформы x , начиная с l -й (счет букв ведется с конца слова) и кончая последней. $P_l(x)$ для любого $l = \overline{1, d}$ (d — длина слова), будем считать множеством. Назовем полным множеством $P(x)$ внешних признаков словоформы следующее множество признаков:

$$P(x) = p_1(x) \cup p_2(x) \cup \dots \cup p_d(x) = \bigcup_{l=1}^d p_l(x).$$

На основании введенных обозначений график F функции f в общем виде можно представить так:

$$F = \{ \langle x, y \rangle : K(x, y) \}. \quad (3)$$

где

$$K(x, y) = \bigwedge_{i=1}^m (P(x) \cap P_{y_i} \neq \emptyset \Rightarrow y = y_i),$$

а P_i — множество внешних признаков, соответствующих y_i , которое должно быть выявлено при решении конкретной задачи классификации.

При описании классификатора псевдослов мы столкнулись с омографией форм на «ите» и «ли» (при классификации слов еще с омографией форм на «усь» и «ешь»), которая разрешается намного проще, чем омография слов.

График F искомой функции f (классификатора псевдослов) получен в виде (3), где

$$K(x, y) = \bigwedge_{i=1}^{2,10} (P(x) \cap P_i \neq \emptyset \Rightarrow y = y_i) \wedge ((P(x) \cap P_1 \neq \emptyset) \wedge (P(x) \cap P_{11} = \emptyset) \Rightarrow y = y_1) \wedge ((P(x) \cap P_{15} \neq \emptyset) \wedge (P(x) \cap P_{10} = \emptyset) \Rightarrow y = y_{15}) \wedge (P(x) \cup \bigcup_{j=1,15} P_j \neq \emptyset \Rightarrow y = y_{11})),$$

$$P_1 = \{\tilde{y}, \tilde{ю}^1\}, \quad P_2 = \{\tilde{иш}^*, \tilde{еш}^*\}, \quad P_3 = \{\tilde{ет}, \tilde{ит}\}, \quad P_4 = \{\tilde{ем}, \tilde{им}\},$$

$$P_5 = \{\tilde{ете}\}, \quad P_6 = \{\tilde{ут}, \tilde{ют}, \tilde{ат}, \tilde{ят}\}, \quad P_7 = \{\tilde{л}\},$$

$$P_8 = \{\tilde{ла}\}, \quad P_9 = \{\tilde{ло}\}, \quad P_{10} = \{\tilde{лили}, \tilde{лали}, \tilde{лели}, \tilde{лоли}\},$$

$$P_{11} = \{\tilde{трус}^*\}, \quad P_{12} = \{\tilde{мте}, \tilde{мте-ка}, \tilde{м-ка}\}, \quad P_{13} = \{\tilde{ьте}, \tilde{йте}, \tilde{ьте-ка}, \tilde{йте-ка}, \tilde{ите-ка}\}, \quad P_{14} = \{\tilde{ите}\}, \quad P_{15} = \{\tilde{ли}\}.$$

Следующие далее этапы: построение алгоритма, эквивалентного полученной системе правил $K(x, y)$ и реализация его на ЭЦВМ не вызывают затруднений, так как сводятся лишь к иным представлениям уже полученной системы правил. Реализация алгоритма была проведена на языке АЛГОЛ (для транслятора АЛГОЛ-ЦЭМИ ЭЦВМ «Урал-14Д» [5]) с использованием созданных для этой цели стандартных процедур ввода, вывода, сравнения

¹ Знак «~» введен для упрощения записи. Он означает, что в подмножество P_j входит не только приведенный в таблице признак, но и полученный из него приписыванием постфикса *ся* или *сь* за буквой, отмеченной сверху волнистой чертой. Например, для P_1 имеем: $y, ю, усь, юсь$.

и других. Вероятность достоверного предсказания модели определялась на основании техники статических вычислений с точностью $\varepsilon = 0,015$ и вероятностью $p(t) = 0,95$. Она оказалась равной 1.

Вероятность достоверного предсказания, хотя и является важной характеристикой модели, не дает нам полного представления о ценности модели (особенности приближенной) и ее функционировании на различных классах словоформ. С целью более полной характеристики качества функционирования модели предложим ряд математических критериев.

Для преобразователей, осуществляющих классификацию, можно определить вероятность, с которой входному сигналу, обладающему каким-либо признаком из множества выходных сигналов, будет поставлен в соответствие этот или другой признак из того же множества. Для моделей морфологической классификации можно вычислить вероятность p_{ij} ($i = \overline{1, m}, j = \overline{1, m}$), с которой слово, входящее в класс S_i^l (S_i^n), будет отнесено в класс S_j^l (S_j^n). Матрица

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{m1} & p_{m2} & \dots & p_{mm} \end{pmatrix},$$

составленная из таких вероятностей, подробно и наглядно опишет функционирование модели. Для элементов каждого класса в матрице P указана вероятность достоверного предсказания, а в случае ошибки — не только ее вероятность, но и характер.

Роль вероятностей p_{ij} для характеристики модели может быть различной, ввиду того, что частоты употребления словоформ из разных классов заметно отличаются. Обозначим через p_i ($i = \overline{1, m}$) вероятность появления на входе модели слова из класса S_i^l , тогда матрица — строка $(p_1 \dots p_m)$, устанавливающая вероятности поступления на вход модели словоформ из классов $S_1^l \div S_m^l$, отразит только свойства конкретного текста. Для описания роли каждой вероятности p_{ij} целесообразно ввести матрицу

$$V = \begin{pmatrix} p_1 & p_2 & \dots & p_m \\ p_{11} & p_{22} & \dots & p_{mm} \end{pmatrix},$$

которая характеризует ценность модели. Аналогичным образом введены матрицы P^r и V^r , характеризующие действие моделей, классифицирующих слова на уровне контекста, и матрицы P^r и V^r расформирования класса S_i^l ($i = \overline{r+1, m}$). Разработанные критерии были использованы для оценки моделей в целях их практического использования.

Построенная модель может войти в создаваемый нами комплекс алгоритмов и программ для подсистемы морфологического анализа автоматизированной системы лингвистической обработки документов, а также иметь самостоятельное значение.

ЛИТЕРАТУРА

1. Виноградов В. В. Русский язык. «Высшая школа», 1972. 614 с.
2. Грамматика современного русского литературного языка. Отв. ред. Шведова Н. Ю. М., «Наука», 1970. 767 с.
3. Грамматика русского языка. Т. I. Ред. коллегия: акад. Виноградов В. В. и др. М., 1960. 719 с.
4. Орфографический словарь русского языка. (Около 104 тыс. слов). Изд. 2-е. Ред. Бархударов Ф. Г. и др. М., «Сов. энциклопедия», 1971. 520 с.
5. Транслятор АЛГОЛ-ЦЭМИ для ЭЦВМ «Урал-14Д». Инструкция. М., 1971. 24 с. (Авт.: К. С. Кузьмин, М. Р. Левинсон, И. В. Максимова, А. В. Юнисова).

УДК 62.506.2

Е. А. СОЛОВЬЕВА, Е. В. ШУМИЛОВА

НЕКОТОРЫЕ ВОПРОСЫ АВТОМАТИЧЕСКОЙ МОРФОЛОГИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ПРИЧАСТИЙ РУССКОГО ЯЗЫКА

Моделирование словесного поведения человека включает в себя задачи морфологической классификации. Целью данной статьи является исследование и моделирование способности грамотного человека классифицировать причастия русского языка.

В работе [1] получены алгоритмы анализа причастий по признакам времени и залога (основные глагольные признаки причастий), формы (полная или краткая), а также алгоритм выделения множества причастий из всего множества глагольных форм. Остановимся на классификации причастий по тем признакам, которыми характеризуются прилагательные. Следует отметить, что, несмотря на то, что причастия «входят в морфологический разряд прилагательных» [2, с. 418], они являются формами глагола [2 и др.] и их нельзя рассматривать как отглагольные прилагательные [3].

Построение функций, моделирующих способность человека классифицировать причастия, основано на изучении словесного поведения человека и его способности опираться на формальные признаки словоформ. Полученные функции являются алфавитными операторами, поэтому целесообразно задавать их в виде алгоритмов. Существенной чертой кибернетического рассмотрения систем является обязательное наличие критерия эффективности, позволяющего при необходимости создать действующую модель [4]. Реализации функций в виде алгоритмов и программ для ЭЦВМ представляют собой действующие модели словесного поведения человека. Выбор способа записи лингвистических алгоритмов является важным вопросом, от которого зависят многие качества

алгоритмов; мы считаем удобным записывать алгоритмические модели на языке граф-схем [5].

В флективных языках, в особенности славянских, чрезвычайно распространены совпадающие словоформы (называемые омонимами первого рода [6]). Ствлечсья от столь характерного явления, обычно называемого нейтрализацией, «нельзя даже в модели, если мы хотим, чтобы модель отражала существенные черты исследуемых языков» [6, с. 95]. При классификации причастий по признаку категории числа (а также категорий рода, падежа) на морфологическом уровне, т. е. при предъявлении человеку лишь цепочек букв без дополнительных признаков, ответы испытуемых не будут совпадать с частными значениями рассматриваемых категорий, ввиду существования графической омонимии между этими значениями. На основании ответов испытуемых можно выделить три формальных значения числа N_1^f , N_2^f и N_3^f , вместо двух грамматических значений — единственного N_1 и множественного N_2 . Если понимать значения в виде множеств словоформ, которым они соответствуют, то классы N_1^f , N_2^f и N_3^f можно выразить через значения N_1 и N_2 следующим образом:

$$N_1^f = N_1 \setminus N_2, \quad (1)$$

$$N_2^f = N_2 \setminus N_1, \quad (2)$$

$$N_3^f = N_1 \cap N_2. \quad (3)$$

В класс (1) попадают причастия, способные характеризоваться только значением единственного числа, во (2) — только множественного, а в (3) — как единственного, так и множественного (в зависимости от контекста). При переходе к контексту формальные классы будут перегруппировываться так, что класс (3) сформируется и пополнит классы (1) и (2). Каждому причестию в контексте будут соответствовать признак числа N_1 или N_2 . Классифицируя словоформы на морфологическом уровне, необходимо выделять все признаки, которые им соответствуют, так как это не только облегчает анализ на других уровнях, но и позволяет создать точные модели поведения человека при морфологической классификации.

На вход модели A_N , описывающей способность человека классифицировать причастия русского языка по признаку числа, может подаваться любое русское причастие $x \in X$, как существующее в языке, так и вновь образованное по правилам грамматики. В результате функционирования модели на ее выходе возможен один из трех выходных сигналов $y_i \in Y$, соответствующий N_i^f . Блок-схема алгоритма аналогична схеме, предложенной в работе [7]. Блок нормализации отражает специфику причастий, как форм глагола, — он отбрасывает постфикс «ся» при наличии его в причастии. Граф-схема блока классификации приведена на

рис. 1. Распознаватели Φ_k ($k = \overline{1, 2}$) проверяют конец слова на совпадение с одним из буквосочетаний, входящих в P_k : $P_1 = \{\text{им, ым}\}$, $P_2 = \{\text{ие, их, ими, ые, ых, ыми, ы}\}$. Выходной блок состоит из трех параллельно соединенных операторов U_j замены слова на выходной сигнал-признак y_j , причем j -й выход блока классификаций соединен с оператором U_j .

Модели способности человека классифицировать полные причастия по признаку падежа и рода аналогичны предложенной выше модели A_N , построены на основании того же подхода и имеют аналогичную структуру. Для их иллюстрации приведем здесь модель A_C классификации полных причастий мужского рода по признаку падежа. На морфологическом уровне вместо множеств причастий C_1, C_2, C_3, C_4, C_5 и C_6 , соответствующих грамматическим значениям именительного, родительного, дательного, винительного, творительного и предложного падежей, выделены формальные классы

$C_1^I - C_6^I$, где $C_i^I = C_i$ ($i = 3, 5, 6$); $C_1^I = C_2^I = C_4^I = \emptyset$, $C_7^I = C_1 \cap C_3 = C_1$; $C_8^I = C_2 \cap C_4 = C_2$. С целью упростить модель переобозначим формальные классы: $C_1^I = C_3$, $C_2^I = C_5$, $C_3^I = C_6$, $C_4^I = C_1 \cap C_3$, $C_5^I = C_2 \cap C_4$.

Выходной сигнал $y_j \in Y$ обозначает принадлежность заданного полного причастия мужского рода к классу C_j^I . Блок классификации модели A_C приведен на рис. 2, а P_k ($k = \overline{1, 4}$), соответствующие Φ_k , имеют вид $P_1 = \{\text{ему, ому}\}$, $P_2 = \{\text{им, ым}\}$, $P_3 = \{\text{ем, ом}\}$, $P_4 = \{\text{ий, ый}\}$.

Были получены также модели классификации кратких причастий по признакам числа и рода. При такой классификации отсутствует явление омографии, поэтому классы разбиения по признакам этих категорий совпадают с их частными грамматическими значениями. Общий алгоритм A^k классификации кратких причастий по признакам числа и рода очень прост (рис. 3). Множество входных сигналов X алгоритма включает в себя всевозможные краткие причастия русского языка. Множество выходных сигналов Y состоит из признаков: y_1 (мн. число), y_2 (ед. число, м. род), y_3 (ед. число, ж. род) и y_4 (ед. число, ср. род). Φ_1 проверяет последнюю букву слова на совпадение с буквой «ы», Φ_2 — с «о», Φ_3 — с «а». U_j ($j = \overline{1, 4}$) заменяет слово на сигнал-признак y_j .

Предложенные автоматические модели полностью справедливы и для классификации русских прилагательных. При работе только с прилагательными блоки нормализации полных причастий можно

отбросить. Модели реализованы на языке транслятора АЛГОЛ-ЦЭМИ ЭЦВМ «Урал-14Д» и функционируют безошибочно. Простота и универсальность созданных моделей подтверждают перспективность примененного подхода к решению задач морфологической классификации.



Рис. 1. Блок классификации модели A_n .

Рис. 2. Блок классификации модели A_c .

Рис. 3. Алгоритм A^k .

ЛИТЕРАТУРА

1. Шабанов-Кушнарченко Ю. П., Соловьева Е. А. К вопросу об автоматическом морфологическом анализе причастий русского языка. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 12. Харьков, 1974, с. 46—50.
2. Грамматика современного русского литературного языка. М., «Наука», 1970, 767 с.
3. Гвоздев А. Н. Современный русский литературный язык. Ч. 1. Изд-е 4-е. М., «Просвещение», 1973, 432 с.
4. Джоржд Ф. Модели в кибернетике. — В кн.: «Моделирование в биологии», М., ИЛ, 1972, с. 229—260.
5. Калужнин Л. А. Об алгоритмизации математических задач. — Сб. «Проблемы кибернетики». Вып. 2. М., Физматгиз, 1959, с. 51—67.
6. Ревзин И. И. Методы моделирования и топология славянских языков. М., «Наука», 1967, 299 с.
7. Соловьева Е. А. Автоматический морфологический анализ суженной парадигмы глагола. — Сб. «Проблемы бионики». Вып. 12. Харьков, 1974, с. 139—142.

М. Ф. БОНДАРЕНКО, канд. техн. наук, А. Ф. ОСЫКА
ОБ ОДНОМ АЛГОРИТМЕ СКЛОНЕНИЯ ЧИСЛИТЕЛЬНЫХ
РУССКОГО ЯЗЫКА

В данной работе предлагается алгоритм, моделирующий одну из функций человеческого мозга, связанную с обработкой словесной информации при склонении количественных и порядковых числительных русского языка. Эта задача значительно отличается от задачи моделирования парадигматического изменения других частей речи, в которых изменяется лишь окончание, а чередование и выпадение букв внутри основы, супплетивность основ являются скорее исключением, чем правилом. При склонении числительных картина иная: восемьсот — восьмистам, двести — двухсот и т. п.

Задача моделирования склонения числительных русского языка представляет интерес еще и потому, что объясняет языковую способность человека обрабатывать бесконечное множество входных сигналов, например, множество числительных, называющих числа натурального ряда, с помощью конечного набора правил и небольшого объема постоянной информации.

На вход описываемого алгоритма подается последовательность $X_n, X_{n-1}, \dots, X_i, \dots, X_2, X_1$, где X_i — числительное, которое пишется одним словом и стоит в именительном падеже, в дальнейшем оно будет именоваться компонентом. Исключение составляют компоненты: тысяча, миллион, миллиард и т. д., которые в составном числительном могут иметь форму не только именительного падежа, но и родительного единственного и множественного числа. Если во входной последовательности $n=1$, то на вход поступило простое числительное, если $n > 1$, то на входе — составное числительное [1]. На выходе алгоритм выдает все падежные формы входного числительного, соответствующие неодушевленному типу склонения.

Необходимая для работы алгоритма постоянная информация занесена в две таблицы. В табл. 1 помещены основы числительных и их варианты. В табл. 2 приводятся окончания количественных и порядковых числительных, сгруппированные по типам склонения. В графе H табл. 1 проставлены номера основ числительных, в графах 1—3 помещены номера типов склонения количественных числительных, а в графах 4—7 — номера типов склонения порядковых числительных, с окончаниями которых сочетаются соответствующие основы. В графе O табл. 2 даются номера типов склонения числительных. В графе 1 записаны окончания именительного падежа, в графе 2 — родительного и т. д. Пустая клетка обозначает «нулевое окончание» (значимое отсутствие окончания), прочерк «—» указывает, что соответствующая основа не может стоять в данном падеже. Наличие в

табл. 1 трех основ *ст*, двух основ *десять* и двух основ *сот* объясняется тем, что данные табл. 1 и 2 используются для решения целого ряда задач по анализу и синтезу числительных русского языка, которые во многом обусловили состав и порядок размещения информации в описываемых таблицах [2].

Алгоритм обрабатывает входную последовательность справа налево, нумерация компонентов ведется в том же направлении. Для работы алгоритма используется четыре условных элемента памяти А, В, С и Д, именуемых ниже ячейками.

Описание алгоритма

1. Взять очередной компонент и проверить, является ли он первым во входной последовательности. Если да, то перейти к п. 2, иначе — к п. 3.

2. Проверить, совпадает ли какая-нибудь основа табл. 1 ($28 \leq H \leq 34$) с началом первого компонента. Если да, то перейти к п. 4, иначе — к п. 3.

3. Найти в табл. 1 первую основу ($1 \leq H \leq 22$), которая совпадает с началом анализируемого компонента. Перейти к п. 4.

4. Удалить из анализируемого компонента совпадающую часть и проверить: $5 \leq H \leq 9$? (H — номер основы в табл. 1, которая была выделена из состава анализируемого компонента). Если да, то перейти к п. 24, иначе — к п. 5.

5. Проверить: $P > 3$ букв? (P — остаток анализируемого компонента). Если да, то перейти к п. 21, иначе — к п. 6.

6. Проверить на совпадение остаток анализируемого компонента с окончаниями именительного падежа в тех строках табл. 2, номера которых записаны в графах 1—7 табл. 1 для последней выделенной из состава анализируемого компонента основы. Если совпадение произошло, то перейти к п. 7. Если нет, то взять из табл. 1 основу № 27 и вернуться к п. 6.

7. Запомнить номер строки в табл. 2, в которой окончание именительного падежа совпало с остатком анализируемого компонента P , и проверить: $24 \leq H \leq 27$? (H — номер основы в табл. 1, которая была выделена последней из состава анализируемого компонента). Если да, то перейти к п. 8, иначе — к п. 9.

8. Проверить $O > 21$? (O — номер заполненной строки в табл. 2). Если да, то перейти к п. 9, иначе — к п. 14.

9. В ячейку С записать сам анализируемый компонент без остатка P . Перейти к п. 10.

10. Проверить, стоит ли в табл. 2 прочерк (—) на пересечении последней заполненной строки и очередной (начиная с первой) графы. Если да, то перейти к п. 11. Если нет, то записать данное окончание в ячейку Д и перейти к п. 12.

11. В ячейку С записать основу, следующую в табл. 1 непосредственно за последней выделенной из состава анализируемого компонента основой. Запомнить номер строки табл. 2, стоящий

в графе 1 табл. 1 для основы записанной в ячейку С Перейти к п. 10.

Таблица 1

Н	К	1	2	3	4	5	6	7
1	девятьсот	7	—	—	23	24	25	34
2	ст	7	—	—	—	—	—	—
3	десять	5	—	—	23	24	25	34
4	сорок	8	—	—	—	—	—	—
5	тысяч	9	10	—	30	31	32	33
6	миллион	11	12	—	30	31	32	33
7	миллиард	11	12	—	30	31	32	33
8	триллион	11	12	—	30	31	32	33
9	квадрильон	11	—	—	30	31	32	33
10	двадцать	5	—	—	23	24	25	34
11	тридцать	5	—	—	23	24	25	34
12	девять	5	—	—	23	24	25	34
13	восемь	21	—	—	—	—	—	—
14	восемь	20	—	—	22	23	24	25
15	семь	5	—	—	—	—	—	—
16	шесть	5	—	—	22	23	24	25
17	пять	5	—	—	23	24	25	34
18	четыре	16	—	—	—	—	—	—
19	три	15	—	—	—	—	—	—
20	два	14	13	—	—	—	—	—
21	один	1	—	—	—	—	—	—
22	один	2	3	4	—	—	—	—
23	надцать	5	—	—	23	24	25	34
24	десять	6	—	—	23	24	25	34
25	сот	17	—	—	23	24	25	34
26	ст	18	—	—	—	—	—	—
27	ст	19	—	—	—	—	—	—
28	сорок	—	—	—	22	23	24	25
29	тридцать	—	—	—	26	27	28	29
30	двадцать	—	—	—	23	24	25	31
31	один	—	—	—	22	23	24	25
32	один	—	—	—	22	23	24	25
33	первый	—	—	—	23	24	25	31
34	сот	—	—	—	23	24	25	31

12. В ячейку Y_{i0} записать последовательно и без пробела содержимое ячеек С и Д (где i — номер очередного компонента, 0 — номер падежа компонента на выходе). Если содержимое Д равно «нулевому окончанию» — опустить его. Перейти к п. 13.

13. Проверить, было ли записано в ячейку Д окончание из графы 6 табл. 2. Если да, то перейти к п. 31, иначе — к п. 7.

14. В ячейку С записать последнюю взятую из табл. 1 основу. Перейти к п. 15.

15. Проверить, стоит ли в табл. 2 прочерк (—) на пересечении запомненной в п. 7 строки и очередной (начиная с первой) графы. Если да, то перейти к п. 16. Если нет, то записать данное окончание в ячейку Д и перейти к п. 17.

Таблица 2

0	1	2	3	4	5	6
1	—	—	—	—	—	—
2	0	ого	ому	0	им	ом
3	а	ой	ой	у	ой	ой
4	и	их	им	н	ими	им
5	ь	я	и	ь	ью	и
6	—	и	и	—	ью	и
7	0	а	а	0	а	а
8	—	а	а	—	а	а
9	а	и	е	у	ей	е
10	и	—	ам	и	амя	ах
11	—	а	у	—	ом	е
12	ы	ов	ам	ы	ами	ах
13	а	ух	ум	а	умя	ух
14	е	ух	ум	е	умя	ух
15	и	ех	ем	и	емя	ех
16	е	ех	ем	е	мя	сх
17	—	—	—	—	—	—
18	и	—	ам	и	ами	ах
19	а	—	ам	а	амн	ах
20	—	и	и	—	ью	и
21	ь	—	—	—	ью	—
22	ой	ого	ому	ой	ым	ом
23	ая	ой	ой	ую	ой	ой
24	ое	ого	ому	ое	ым	ом
25	ые	ых	ым	ые	ыми	ых
26	ий	ьего	ьему	ий	ьим	ьем
27	яя	ьей	ьей	юю	ьей	ьей
28	еа	ьего	ьему	ьего	ьим	ьем
29	иа	ьих	ьям	ие	ьими	ьих
30	ный	ного	ному	ный	ным	ном
31	ная	ной	ной	ную	ной	ной
32	ное	ного	ному	ное	ным	ном
33	ные	ных	ным	ные	ными	ных
34	ый	ого	ому	ый	ым	ом

16. Проверить, была ли взята последней из табл. 1 основа № 25. Если да, то в ячейку С записать основу *ст*, а в ячейку Д — окончание, стоящее в табл. 2 на пересечении строки 18 и очередной графы. Если нет, то в ячейку С записать основу *сот*, а в ячейку Д — «нулевое окончание». Перейти к п. 17.

17. В ячейку А записать основу из табл. 1, выделенную из состава анализируемого компонента в п. 3. Запомнить номер строки табл. 2, который помещен в графе 1 табл. 1 для основы, записанной в ячейку А. Перейти к п. 18.

18. Проверить, стоит ли в табл. 2 прочерк (—) на пересечении последней запомненной строки и очередной (начиная с первой) графы. Если да, то перейти к п. 19. Если нет, то записать данное окончание в ячейку В и перейти к п. 20.

19. В ячейку А записать основу *восемь*. Запомнить номер строки 20 в табл. 2. Перейти к п. 18.

20. В ячейку Y_{iv} записать последовательно и без пробелов содержимое ячеек А, В, С и Д (где i — номер очередного компонента, v — номер падежа компонента на выходе). Если содержимое ячейки Д равно «нулевому окончанию» — опустить его. Перейти к п. 13.

21. Проверить, вкладывается ли в остаток анализируемого компонента P какая-нибудь основа из табл. 1 ($23 \leq H \leq 26$) (вложение может произойти не обязательно, начиная с первой буквы остатка P , но не позднее, чем с третьей). Если да, то удалить из остатка P выделенную основу и предшествующие ей буквы, если они имеются. Перейти к п. 22. Если вложение не произошло, то перейти к п. 23.

22. Проверить: $P > 3$ букв? (P — вновь полученный остаток анализируемого компонента). Если да, то перейти к п. 23, иначе — к п. 6.

23. Считать, что последней из состава анализируемого компонента выделена основа № 5, в качестве остатка взять 3 последние буквы анализируемого компонента и перейти к п. 6.

24. Проверить на совпадение остаток анализируемого компонента P с окончаниями именительного и родительного падежей в тех строках табл. 2, номера которых записаны в графах 1, 2 табл. 1 для основы, выделенной из состава анализируемого компонента. Если совпадение произошло, то перейти к п. 25. Если нет, то перейти к п. 23.

25. Записать в ячейку С последнюю взятую из табл. 1 основу. Запомнить номера графы и строки табл. 2, на пересечении которых стоит первое окончание, совпавшее с остатком P . Перейти к п. 26.

26. Проверить: $V = 1$? (V — номер графы в табл. 1, запомненный в п. 25). Если да, то перейти к п. 27, иначе — к п. 30.

27. В ячейку Д записать окончание, стоящее на пересечении последней запомненной строки и очередной (начиная с первой) графы табл. 2. Перейти к п. 28.

28. В ячейку Y_{iv} (где i — номер очередного компонента, v — номер падежа этого компонента на выходе) записать последовательно и без пробелов содержимое ячеек С и Д. Если содержимое ячейки Д равно «нулевому окончанию» — опустить его. Перейти к п. 29.

29. Проверить, было ли записано в ячейку Д окончание из главы 6 табл. 2. Если да, то перейти к п. 32, иначе — к п. 26.

30. Проверить: $V = 104$? (V — номер очередной (начиная с первой) графы табл. 2, из которой берется окончание для записи в ячейку Д). Если да, то в ячейку Д записать остаток анализируемого компонента P и перейти к п. 28. Если нет, то запомнить номер строки табл. 2, записанный в графе 2 табл. 1 для последней взятой из табл. 1 основы. Перейти к п. 27.

31. Проверить: $O > 21$? (где O — номер последней запомненной строки табл. 2). Если да, то перейти к п. 23, иначе — к п. 32.

32. Проверить, является ли анализируемый компонент последним во входной последовательности. Если да, то перейти к п. 34, иначе — к п. 1.

33. Выдать шесть выходных строк — падежных форм входной последовательности. Вид строки:

$X_{n-}, X_{n-1-}, \dots, X_{i-}, \dots, X_{2-}, Y_{1v}$, где X_i — компонент входной последовательности, $-$ — знак пробела, Y_{1v} — содержимое ячейки, сформированное в результате работы алгоритма, v — номер падежа, $v = 1, \dots, 6$. Конец работы алгоритма.

34. Выдать шесть выходных строк — падежных форм входной последовательности. Вид строки:

$Y_{lv-}, Y_{n-1v-}, \dots, Y_{iv-}, \dots, Y_{2v-}, Y_{1v}$, где Y_{lv} — содержимое ячейки, сформированное в результате работы алгоритма, i — номер компонента во входной последовательности, n — номер падежа, $v = 1, \dots, 6$, $-$ — знак пробела. Конец работы алгоритма.

ЛИТЕРАТУРА

1. Грамматика русского языка. Т. 1. М., Изд-во АН СССР, 1960. 719 с.
2. Бондаренко М. Ф., Осыка А. Ф. Алгоритм морфологического анализа порядковых числительных русского языка. — Сб. «Проблемы бноники». Вып. 12, Харьков, 1974. 144 с.
3. Доклады на конференции по обработке информации, машинному переводу и автоматическому чтению текста. Вып. 3. М., Изд-во АН СССР, 1961. 12 с.

УДК 62.506.2

Л. И. ЯКИМЕНКО канд. физ.-мат. наук

ВЕРОЯТНОСТНЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ АЛГОРИТМИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ МОРФОЛОГИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ И ИХ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ

В связи с расширением сферы применения ЭВМ для решения новых задач творческого характера назрела необходимость в развитии системного подхода к решению проблемы автоматической классификации языкового материала на различных уровнях, опирающегося на современные методы математического моделирования поведения человека. В [1—4] предпринята попытка использования такого подхода применительно к частному, но важному классу задач морфологической классификации. Разработанные модели морфологической классификации словесной информации основаны на использовании аксиомы существования достаточного набора признаков $P(p_i) \subset P$. Здесь

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_n\} \quad (1)$$

конечное множество, образованное совокупностью всех морфологических признаков; $P(p_i)$ — конкретный набор признаков, необходимый для построения разбиения множества S (слов русского языка) на базе заданного морфологического признака $p_i \in P$. Множество (1) целесообразно представить в виде

$$P = P^f \cup P^e, \quad P^f \cap P^e = \emptyset. \quad (2)$$

Подмножество P^f включает формальные признаки, т. е. признаки, которые можно установить по структуре слова (например, наличие символа или совокупности символов на s -й позиции и т. п.), а P^e — внешние признаки, отражающие принадлежность слова к той или иной грамматической категории (род, число, тип склонения, одушевленность и др.).

Конкретные наборы формальных и внешних признаков $P(p_i) \subset P$ устанавливаются в результате формального анализа исходного множества, который, очевидно, эквивалентен стадии построения формализованной математической теории при формальном методе моделирования.

Отметим, что

$$P(p_i) = P_1 \cup P_2 \cup \dots \cup P_i \cup \dots \cup P_N, \quad (3)$$

где P_i — необходимый набор признаков для выбранного элемента $x_i \in S$. Если $P(p_i) \cap P^e \neq \emptyset$, тогда входным элементам необходимо присваивать дополнительную информацию в виде внешних признаков

$$p_k^e \subset P(p_i) \cap P^e. \quad (4)$$

Такой режим функционирования моделей будем называть полуавтоматическим в отличие от автоматического, когда внешние признаки входным словам не присваиваются.

Множество всех задач морфологической классификации в связи с разбиением (2) можно также разбить на два подмножества T^f и T^e , образованные задачами классификации по формальным и внешним признакам соответственно. В [1—4] дано решение следующих задач класса T^e :

T_p^e — задача классификации по идентичности типов склонения;

T_R^e — задача классификации по идентичности родов;

T_n^e — задача классификации по идентичности чисел;

T_l^e — задача классификации по идентичности лексических значений. (Нижний индекс введен для обозначения конкретной задачи).

В названных работах модели были доведены до стадии практической реализации на ЭВМ, однако вопросы детального качественного исследования характеристик построенных моделей не затрагивались. Вместе с тем необходимость провести данное исследование вытекает уже из того, что аксиома существования достаточного

набора признаков, положенная в основу построения моделей, верна, как правило, лишь для почти всех $x_i \in S$. Поэтому можно предполагать, что элементы $x_i \in S$, для которых аксиома неверна, будут обрабатываться моделями с ошибками, что снизит уровень достоверности их предсказания. В связи с этим возникает вопрос об оценке достигнутого уровня достоверности предсказания моделей.

Для количественной характеристики этого уровня введем специальную математическую величину — вероятность достоверного предсказания модели, которую в соответствии с общими положениями теории вероятностей [5] формально определим как

$$W_t = \frac{N - N_m}{N}. \quad (5)$$

Здесь N — мощность множества S ; N_m — мощность подмножества тех элементов, которые обрабатываются моделью с ошибками.

Кроме вероятности достоверного предсказания, введем еще два критерия оценки качества моделей:

$$\Delta W_t = W_{t \max} - W_t \quad (6)$$

и

$$\delta W_t = W_t - W_{t \min}, \quad (7)$$

где $W_{t \max}$ — предельное значение вероятности достоверного предсказания, которое достигается при использовании данных исчерпывающего формального анализа. В связи с тем, что при построении моделей фактически использовались результаты частичного формального анализа, не исключена возможность, что величины W_t , соответствующие таким моделям, будут меньше некоторых предельно достижимых величин $W_{t \max}$. Таким образом, критерий (6) характеризует полноту данных формального анализа, заложенных в моделях.

Величина $W_{t \min}$ — это значение W_t для исследуемой модели, которое достигается при полном исключении на ее входе дополнительной информации в виде внешних признаков. Критерий (7) описывает устойчивость характеристик модели при переходе с полуавтоматического режима анализа входной информации на автоматический.

Введенные критерии можно определить с помощью специальных машинных экспериментов с реальными моделями в различных режимах их функционирования. Эти эксперименты, в силу динамического характера изучаемого объекта (естественного человеческого языка), а также неизбежных технических трудностей при попытке исследования на генеральной совокупности, приобретают статистический характер, а их постановка и проведение должны осуществляться в соответствии с техникой статистических вычислений.

Достоинство статистического подхода состоит в оценке W_i на основе обработки относительно небольшого числа элементов, образующих подмножество (или частичную совокупность) $S_p \subset S$. Мощность подмножества S_p по условию должна удовлетворять соотношению

$$N_p \ll N, \quad (8)$$

а свойства явления, установленные путем анализа частичной совокупности S_p , должны хорошо отражать свойства этого явления на генеральной совокупности. Чтобы удовлетворить этому требованию, при составлении выборки нужно исходить из тщательного отношения к ее представительности. В качестве единицы наблюдения в данном случае естественно выбрать входное слово вместе с выработанным на выходе преобразователя F [1] признаком p_i , а в качестве признака, отмечаемого при наблюдении, — признак r_i . Сравнение этого признака с эталонным позволяет обнаружить ошибки, которые, как и сами признаки p_i , являются случайными величинами.

К числу нетривиальных вопросов в данном случае относится, во-первых, определение мощности экспериментального подмножества (или выборки) S_p и, во-вторых, конкретный набор элементов, образующих это подмножество.

Задача определения W_i принадлежит классу задач по нахождению доли неточных предсказаний в общей совокупности на основании доли этого значения в частичной совокупности, поэтому качественный ответ на первый вопрос дает теорема Бернулли [6]. Число единиц частичной совокупности определяется с помощью формулы, возникающей при доказательстве теоремы Бернулли, данным Лапласом и Марковым:

$$n > \frac{pq l^2}{\epsilon^2}. \quad (9)$$

Эта формула определяет минимальное число единиц частичной совокупности $n = N_p$ при заданных значениях p и q — вероятности появления или не появления события при отдельном испытании вероятности предположения $P(i)$, отражающей степень уверенности, с которой делается заключение об искомой величине, и допустимой ошибке ϵ . Число l находится по заданной вероятности $P(i)$ с помощью таблицы значений интеграла вероятности. Мощность N_p в соответствии с (9) не зависит от объема генеральной совокупности в силу (8). Достигаемая ошибка выбирается так, чтобы с достаточной точностью измерялась величина $\frac{N_p}{N}$. Допуская, что ожидаемое значение этой величины имеет порядок нескольких процентов, полагаем $\epsilon = 0,03$. Тогда при $P(i) = 0,95$ по формуле (9) находим, что $N_p = 1000$. Абсолютное число ошибочных предсказаний при этом будет непосредственно

совпадать с долей таких предсказаний, выраженной в промиллях ($1\text{‰} = 0,001$).

Конкретный набор элементов $x_i \in S_p$ определяется путем выбора на основании таблицы случайных чисел необходимого числа страниц в словаре иностранных слов и составления списка слов в том порядке, в каком они следуют в словаре. Случайность и равномерность состава элементов множества S_p обеспечивается тем, что формальные структуры большинства иностранных и соответствующих им русских слов не совпадают.

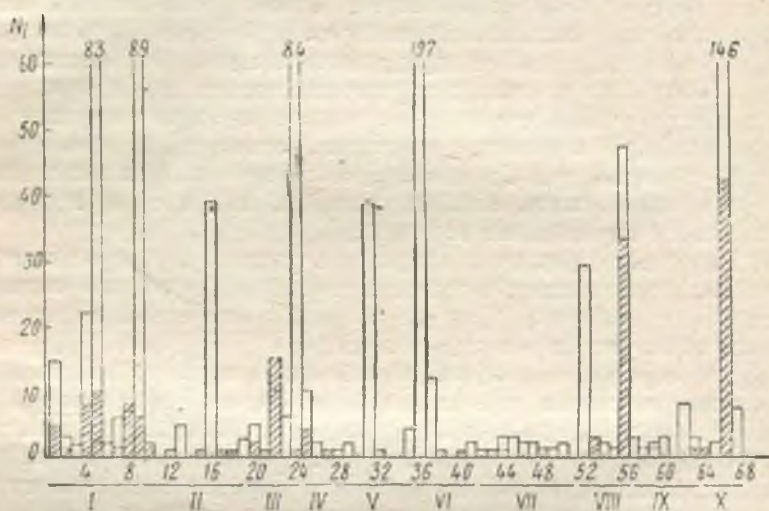


Рис. 1.

Практически каждый машинный эксперимент по определению W_i сводится к подаче на вход исследуемой модели всех элементов определенной частичной совокупности S_p . В качестве первичных экспериментальных данных целесообразно использовать выходные сигналы преобразователя F , так как они несут максимальную информацию о достигнутых технических характеристиках модели. Эти данные удобно представить в виде рядов распределения, отражающих статистическое соответствие между классами и количеством представителей в них. В качестве примера на рис. 1 приведен типичный ряд распределения для модели T_p^o . Чертеж выполнен по способу прямоугольников. Здесь i — номер класса (столбики, отмеченные штрихами и пунктиром, соответствуют i' -классам одушевленных существительных), а N_i — количество представителей в классе i .

Полную совокупность классов можно разбить на отдельные группы по принципу идентичности конечных символов элементов x_i . Такие группы (I—X) отмечены на рисунке фигурными скоб-

ками. Для структуры групп характерно наличие одного или двух резко выраженных максимумов и ряда классов-спутников, значительно уступающих по объему доминирующему классу. Естественно считать доминирующий класс определяющим представителем каждой группы. Тогда можно отметить неупорядоченность последовательности групп по уровню заполнения.

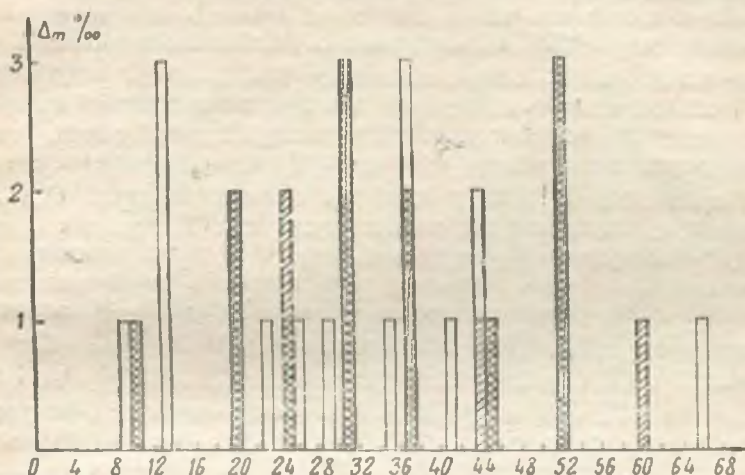


Рис. 2.

Для анализа данных машинного эксперимента с моделью T_p^* , приведенных на рис. 1, проводились дополнительные «измерения», каждое из которых заключалось в сравнении значения i , выработанного машиной, с эталонным значением, определенным в соответствии с каноническими требованиями грамматики русского языка. (В качестве эталона мы использовали только нормативные формы слов).

Результаты таких измерений для модели T_p^* показаны на рис. 2 в виде зависимости доли ошибочных предсказаний Δ_m от номера класса I (под классом I здесь понимается суперпозиция i -класса и сопряженного ему i' -класса; доля ошибок по i' -классам показана штриховкой). Суммируя эти доли по всем значениям I , находим экспериментальную величину доли ошибочных предсказаний для модели T_p^* , равную 28%. (Допустимая ошибка ϵ , с которой определяется величина Δ_m , может достигать 10%).

Отсюда вероятность достоверного предсказания модели T_p^* равна $(97,2 \pm 1) \cdot 10^{-2}$. Для других моделей соответствующие величины равны: T_g^* — $(99,1 \pm 0,6) \cdot 10^{-2}$; T_n^* — ~ 1 ; T_i^* — $(97,9 \pm 0,9) \cdot 10^{-2}$. Утверждения относительно W_i , в силу постановки задачи, делаются с вероятностью $P(i) = 0,95$.

При определении $W_{i \max}$ необходимо провести конкретный анализ множества неточных предсказаний моделей с тем, чтобы выделить подмножество принципиально неустраняемых ошибок, т. е. таких ошибок, исключить которые не удастся никаким расширением множества формальных и внешних признаков. Доля таких ошибок для модели T_p^e показана на рис. 2 двойной штриховкой и составляет 13%. Учитывая точность определения этой величины ($\varepsilon = 0,007$) для теоретически достижимого уровня $W_{i \max}$, в случае модели T_p^e получаем оценку $W_{i \max} = (98,7 \pm 0,7) \cdot 10^{-2}$.

Чтобы определить область практических приложений построенных моделей морфологической классификации, важно также исследовать связи между величиной W_i и подмножеством внешних признаков P^e для каждой конкретной задачи. Особенно важен предельный случай полного исключения внешних признаков ($P^e = \emptyset$). Здесь W_i достигает, очевидно, своего минимального значения $W_{i \min}$. Эта величина, как показали машинные эксперименты с моделями, описанными в работах [1—4], оказалась равной $(78,8 \pm 2,5) \cdot 10^{-2}$ для модели T_p^e ; $(90,3 \pm 1,8) \cdot 10^{-2}$ для модели T_n^e ; $(97,7 \pm 0,9) \cdot 10^{-2}$ для модели T_g^e ; $(97,9 \pm 0,9) \cdot 10^{-2}$ для модели T_i^e . Как видно, это существенно снижает вероятность достоверного предсказания моделей. Полученные результаты представляют интерес также в том отношении, что они выражают естественный уровень формализации, заложенной в самом языке.

Подмножество внешних признаков	N_{p_m}	$W_i \cdot 10^3$
P^e	28	$97,2 \pm 1,0$
$P^e \setminus P_{ac}^e$	51	$94,9 \pm 1,4$
$P^e \setminus P_g^e$	59	$94,1 \pm 1,5$
$P^e \setminus P_v^e$	180	$82,0 \pm 2,3$
$P^e \setminus P_{ac}^e \cup P_g^e$	82	$91,8 \pm 1,7$
$P^e \setminus P_{ac}^e \cup P_v^e$	197	$80,3 \pm 2,4$
$P^e \setminus P_g^e \cup P_v^e$	195	$80,5 \pm 2,2$
$P^e \setminus P_{ac}^e - \cup P_g^e \cup P_v^e = \emptyset$	212	$78,8 \pm 2,5$

Характер изменения W_i от последовательного частичного исключения дополнительной информации, заложенной во внешних признаках, показан в таблице, где для простоты записи используются следующие обозначения: N_{p_m} — мощность множества ошибок $S_{p_m} \subset S_p$; P_{ac}^e — признак ударной флексии; P_v^e — признак одушевленности; P_g^e — признак мужского рода. Вероятность достоверного предсказания модели меняется от $(97,2 \pm 1,0) \cdot 10^{-2}$ при $P^e = P_{ac}^e \cup P_g^e \cup P_v^e$ до $W_{i \min} = (78,8 \pm 2,5) \cdot 10^{-2}$ при $P^e = \emptyset$.

Наибольший «вклад» в ухудшение характеристики W_i модели при переходе на автоматический режим функционирования вносит исключение признака P_0 ($N_{pm} = 180$).

Можно указать два фактора, которые должны приводить к некоторому увеличению вероятности $W_{i \min}$. Первый из них связан с тем, что в реальной модели не полностью использовались возможности частичной формализации. Учет этого фактора должен привести к увеличению $W_{i \min}$ примерно на 0,015. Второй фактор заключается в том, что внешние признаки, как правило, также допускают частичную формализацию. Так, несколько изменяя функциональную схему модели в направлении учета возможностей (правда, ограниченных) формализации категории одушевленности, можно достичь уменьшения суммарного числа ошибочных предсказаний до 162, что эквивалентно увеличению $W_{i \min}$ на 0,018.

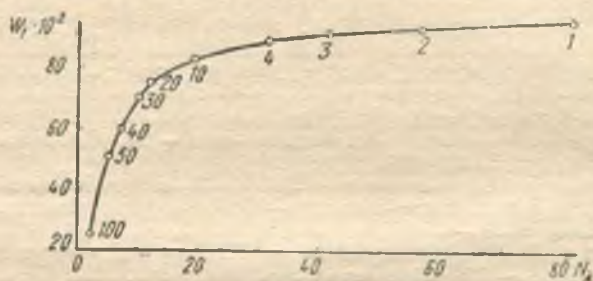


Рис. 3.

На практике может возникнуть потребность в моделях, уступающих в заданной степени построенным в работах [1—4] по параметру W_i , но значительно превосходящих их в простоте устройства. Путь, который приводит к плавному снижению W_i при уменьшении числа классов, заключается в последовательной ликвидации классов согласно их «населенности». Из сравнения рис. 1 и 2 хорошо видно, что основная доля ошибок приходится как раз на «малонаселенные» классы. Количественная зависимость между вероятностью достоверного предсказания модели T_p^* и уровнем упрощающих изменений в структуре этой модели показана на рис. 3. Здесь N_s — полное число сохраняемых классов, а числа, указанные возле экспериментальных точек, определяют нижний предел количества представителей в этих классах. Кривая рис. 3 полностью определяет зависимость вероятности достоверного предсказания модели от уровня паталогий. Например, сохранив лишь классы, содержащие 4 и более представителей (таких классов 31), получим $W_i = 0,89$. Если, в частности, устранить всю тонкую структуру (см. рис. 1), сохранив те 10 определяющих классов, которые содержат более 30 представи-

телей, то, в соответствии с кривой рис. 3, при такой глубокой патологии вероятность достоверного предсказания будет достигать 0,7.

Таким образом, данные эксперимента показывают, что достигнутый уровень достоверности предсказания моделей класса T^e , функционирующих в режиме полуавтоматического анализа, является достаточно высоким (превышающим 0,9). Результаты исследования характеризуют также технические возможности действующих моделей при переходе к режиму автоматического анализа, что позволяет наметить пути построения автоматических моделей морфологической классификации. Наконец, полученные результаты на количественном уровне подтверждают те выводы экспериментальной психологии и морфологии русского языка, которые были учтены ранее [1—4] при разработке моделей.

ЛИТЕРАТУРА

1. Шабанов-Кушнаренко Ю. П., Якименко Л. И. Об одной математической модели морфологической классификации множества имен существительных русского языка.—Сб. «Проблемы бионики». Вып. 6. Харьков, 1971, с. 104—107.
2. Шабанов-Кушнаренко Ю. П., Якименко Л. И. Математическая модель определения классов одинаковых слов.—Сб. «Проблемы бионики». Вып. 7. Харьков, с. 103—105.
3. Бузницкая Э. М., Якименко Л. И. Об алгоритме автоматического поиска чисел имен существительных.—Сб. «Проблемы бионики». Вып. 8. Харьков, 1972, с. 39—44.
4. Якименко Л. И. Моделирование на ЭВМ процесса определения рода заданного слова.—Сб. «Проблемы бионики». Вып. 10. Харьков, 1973, с. 22—26.
5. Гнеденко Б. В. Курс теории вероятностей. М., «Наука», 1965, с. 453.
6. Митропольский А. К. Техника статистических вычислений. М., «Наука», 1971. 576 с.

СОДЕРЖАНИЕ

Коган А. Б., Ефимов В. Н., Клименко А. В. Динамические процессы в нейронных ансамблях. <i>Сообщение 2</i>	3
Зозуля Ю. И. Согласование ЭЦВМ с человеком-оператором	12
Клевцов В. П. Принципы построения языка для моделирования перцептивной деятельности зрительной системы	18
Кацалап С. Ф., Червов В. Г. К анализу многомерных динамических сигналов	28
Смирнов Б. А. Моделирование деятельности человека-оператора с учетом характеристик оперативной памяти	33
Шатохин А. В., Зозуля Ю. И., Червов В. Г. Сокращение избыточности при описании и кодировании изображений	40
Колотенко Г. А. Минимизация закодированных синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. <i>Сообщение 2</i>	45
Мурашко А. Г., Сенченко Н. И., Жиров А. Г. О моделировании процессов переработки информации в зрительной системе человека	51
Сироджа И. Б., Семенова А. Е., Черноштан Э. П. Применение аппарата R-функций при анализе рукописных нормализованных знаков	57
Кацалап С. Ф. Математические исследования адаптивной фильтрации сигналов	66
Гринченко С. Н., Загускина С. Л., Загускин Л. Д. Модель оптимизации энергетики нейрона	71
Ананин В. Ф. Некоторые результаты исследований механизма близорукости	80
Попов В. Г. Выбор критерия управления в обучающей системе на базе ЭВМ	86
Пряницкий А. М., Василенко Ю. А., Сироджа И. Б., Голубь Н. Г. Моделирование алгоритмов обучения распознаванию образов на ЭЦВМ.	91
Пряницкий А. М. Об одном методе построения решающей функции при обучении распознаванию образов	103
Путятин Е. П., Прокопенко В. В., Абрамов О. М., Генкин А. А., Муравьев К. Л. Вопросы помехозащищенности нормализаторов плоских полутоновых изображений	114
Путятин Е. П., Прокопенко В. В., Генкин А. А., Муравьев К. Л., Сергеева Н. К. Нормализация полутоновых изображений в случае аффинных преобразований и изменений яркости	116
Бугай Ю. П. Свойства отображения и бионическое моделирование нервной системы. <i>Сообщение 4</i>	123
Нефедов Ю. И. Использование телевизионных систем для пространственно-временной фильтрации изображений. <i>Сообщение 2</i>	130
Алейников Ю. П., Коробейников А. П. Модель детектора простых признаков	140
Соловьева Е. А. К вопросу о построении общего алгоритма морфологической классификации глагольных форм русского языка	143

Соловьева Е. А., Шумилова Е. В. Некоторые вопросы автоматической морфологической классификации причастий русского языка . .	149
Бондаренко М. Ф., Осыка А. Ф. Об одном алгоритме склонения числительных русского языка	153
Якименко Л. И. Вероятностные характеристики алгоритмических моделей морфологической классификации и их экспериментальное исследование	158

ХАРКІВСКА ДЕРЖАВНА
НАУКОВА БІБЛІОТЕКА
ІМ. Є. П. КОРОЛЕНКА
N.....

ПРОБЛЕМЫ БИОНИКИ

Республиканский межведомственный тематический
научно-технический сборник

Выпуск 15

Редактор А. П. Гужва

Обложка художника И. Ф. Кривооручко

Технический редактор Л. Е. Мокроусова

Корректор А. В. Еплахова

Сдано в набор 25/II 1975 г. Подписано в печать 25/VI 1975 г. Формат 60×90 ¹/₁₆. Бумага типографская № 3. Усл.-печ. л. 110,75. Уч.-изд. л. 11,2. Тираж 1300. Заказ 5-563. БЦ 50280. Цена 75 коп.

Издательство издательского объединения «Виды школы» при Харьковском государственном университете. 310003. Харьков, 3, ул. Университетская, 16.

Отпечатано с матриц Харьковской книжной фабрики «Коммунист» республиканского производственного объединения «Полиграфкинг» Госкомиздата УССР. Харьков, ул. Энгельса, 11 в Харьковской городской типографии № 16 Областного управления по делам издательств, полиграфии и книжной торговли, Харьков-3, Университетская, 16.
Зак. 1995.

РГФЕРАТЫ

УДК 62. 506. 2

Динамические процессы в нейронных ансамблях. *Сообщение 2.* Анализ функционирования нейронных ансамблей с различной структурой. Коган А. Б., Ефимов В. Н., Клименко А. В. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 3—12.

Рассматриваются сети из аналоговых неадаптивных нейронов. Анализируются динамические возможности некоторых типов нейронных структур, определены условия устойчивости и существования в них колебательных процессов. Ил. 2. Библиогр. 9.

УДК 62. 506. 2

Согласование ЭЦВМ с человеком-оператором. Зозуля Ю. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 12—18.

Сформулированы требования к устройству, согласующему ЭЦВМ с человеком-оператором. Показана возможность построения такого устройства в классе нейроподобных вычислительных сред (НВС). Приведена классификация НВС и технических средств, необходимых для реализации заданного отображения множества входных сигналов на множество выходных сигналов НВС.

Табл. 2. Библиогр. 9.

УДК 62. 506. 2

Принципы построения языка для моделирования перцептивной деятельности зрительной системы. Клевцов В. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 18—28.

Рассматриваются возможные принципы символизации перцептивных действий в зрительной системе и в ее технических моделях. Приводится список правил построения и преобразования систем перцептивных действий на разных функциональных уровнях.

Ил. 3. Библиогр. 11.

УДК 62. 506. 2

К анализу многомерных динамических сигналов. Капалап С. Ф., Червов В. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 28—33.

Получены нелинейные дифференциальные операторы, реагирующие на временные изменения многомерного сигнала, за исключением поступательного движения объекта по прямой в плоскости и в пространстве, произвольного движения объекта в плоскости, а также одновременного движения объекта по прямой и его линейного расширения или сжатия по этой прямой.

Библиогр. 3.

УДК 62. 506. 2

Моделирование деятельности человека-оператора с учетом характеристик оперативной памяти. Смирнов Б. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 33—40.

Разработана схема моделирования деятельности человека-оператора с учетом характеристик оперативной памяти. Эти характеристики рассматриваются как случайные величины; для описания их определены законы распределения. Осуществлено моделирование деятельности оператора на ЭВМ и представлены результаты моделирования.

Табл. 2. Ил. 3. Библиогр. 5.

УДК 65. 506. 2

Сокращение избыточности при описании и кодировании изображений. Шатохин А. В., Зозуля Ю. И., Червов В. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 40—44.

Описана блок-схема системы сработки реальных изображений при сокращении их описания и кодирования. Приведены уравнения декорреляции изображения, согласованной фильтрации контурного изображения, преобразования координат, функции отсчетов. Дана общая оценка избыточности изображения в дискретной форме после проведенных операций сокращения избыточности.

Ил. 1. Библиогр. 6.

УДК 612. 82. 014. 42. 001. 57

Минимизация закодированных синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. Сообщение 2. Колотенко Г. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 45—51.

Рассмотрены некоторые стороны проблемы моделирования синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга при помощи аппарата алгебры Буля. Предложена техническая реализация системы количественного анализа электрической активности на основе логических элементов. Освещен ряд особенностей системы анализа биопотенциалов. Эти особенности позволяют выявить множество временных связей между регистрируемыми церебральными структурами, установить лабильность моделей, отражающих функциональное состояние головного мозга.

Ил. 1. Библиогр. 2.

УДК 62. 506. 2

О моделировании процессов переработки информации в зрительной системе человека. Мурашко А. Г., Сеиченко Н. И., Жиров А. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 51—57.

Рассматривается возможность технической реализации математической модели обработки информации в зрительной системе человека. Приводится аналого-цифровая структурная схема, дается формальное описание подпрограмм перестройки структурной схемы в процессе решения.

Ил. 3. Библиогр. 4.

УДК 681. 142. 36

Применение аппарата R-функций при анализе рукописных нормализованных знаков. Сироджа И. Б., Семенова А. Е., Черноштан Э. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 57—66.

Рассматривается проблема анализа рукописных нормализованных знаков с помощью интегральной меры близости, основанной на использовании аппарата R-функций при описании сложных изображений. Приводятся описания алгоритмов анализа.

Табл. 2. Ил. 3. Библиогр. 6.

УДК 62. 506. 2

Математические исследования адаптивной фильтрации сигналов. Кацалап С. Ф. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 66—71.

Получены математические модели одномерных адаптивных фильтров, инвариантных к сдвигу и линейному расширению (сжатию) сигнала, а также двумерных адаптивных фильтров, инвариантных к аналогичным преобразованиям и к повороту. Предложен адаптивный фильтр, реагирующий только на временные изменения амплитуды и частоты синусоидального сигнала.

Библиогр. 7.

УДК 612. 014. 3/519. 85/:62—503

Модель оптимизации энергетики нейрона. Гринченко С. Н., Загускина С. Л., Загускин Л. Д. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 71—80.

Рассматриваются механизмы управления потоками энергии в нейроне при его возбуждении. Наблюдаемая в эксперименте связь функциональной активности нейрона с одной стороны, и дыхания и окислительного метаболизма митохондрий с другой, с их пространственной реорганизацией в переходном процессе обеспечивает оптимизацию потоков энергии в нейроне и достигается введением в модель нейрона контура поискового экстремального регулирования и контура пропорционально-интегрального регулирования. Модель реализована на ЭЦВМ «БЭСМ»-4.

Ил. 2. Библиогр. 15.

УДК 62. 506. 2

Некоторые результаты исследований механизма близорукости. Апанян В. Ф. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 80—85.

Рассмотрен механизм возникновения близорукости на основе новой модели механизма аккомодации.

Ил. 3. Библиогр. 14.

УДК 62—50 : 007 : 57

Выбор критерия управления в обучающей системе на базе ЭВМ. Попов В. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 86—91.

Рассматривается математическая модель критерия управления процессом обучения в обучающей системе на базе ЭВМ.

Получено аналитическое выражение для определения уровня усвоения обучаемым предъявляемого учебного материала и разработана блок-схема алгоритма принятия решения.

Ил. 2. Библиогр. 3.

УДК 62. 506. 2

Моделирование алгоритмов обучения распознаванию образов на ЭЦВМ. Пряницкий А. М., Василенко Ю. А., Сироджа И. Б., Голубь Н. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 91—103.

Рассмотрены вопросы обучения распознаванию образов, представленных дискретными наборами исходного пространства признаков. Алгоритм обучения позволяет оценивать важность признаков на каждом шаге обучения. Алгоритм апробирован на БЭСМ-4.

Табл. 2. Ил. 4. Библиогр. 7.

УДК 62. 506. 2

Об одном методе построения решающей функции при обучении распознаванию образов. Пряницкий А. М. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 103—114.

Рассмотрены вопросы построения решающей функции при обучении распознаванию дискретных наборов с помощью распознающего дерева. Исследованы свойства распознающего дерева. Предложен алгоритм минимизации памяти распознающей системы.

Табл. 1. Ил. 4. Библиогр. 6.

УДК 62. 506.5

Вопросы помехозащищенности нормализаторов плоских полутоновых изображений. Путятин Е. П., Прокопенко В. В., Абрамов О. М., Генкин А. А., Муравьев К. Л. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 114—119.

Исследовано влияние аддитивного оптического шума на вычисление параметров нормализации с помощью нелинейных функционалов.

Библиогр. 6.

УДК 62. 506. 2

Нормализация полутоновых изображений в случае аффинных преобразований и изменений яркости. Путятин Е. П., Прокопенко В. В., Генкин А. А., Муравьев К. Л., Сергеева Н. К. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 119—122.

Обоснована возможность нормализации полутоновых изображений, подвергающихся действию аффинных преобразований в условиях изменения освещенности и наличия равномерного фона.

Библиогр. 5.

УДК 574. 6

Свойства отображения и бионическое моделирование нервной системы. Сообщение 4. Бугай Ю. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 123—130.

На основании рассмотренной ранее систематизации форм существования, учитывающей природу соотносящихся объектов и особенности отношений между ними, проведена классификация форм отображения. Дана сравнительная характеристика математических и нематематических объектов, отношений и отображений.

Библиогр. 8

УДК 627. 383. 8 + 681. 142. 36

Использование телевизионных систем для пространственно-временной фильтрации изображений. Сообщение 2. Нефедов Ю. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 130—140.

Рассмотрены различные методы приближенного вычисления дифференциальных операторов средствами телевизионной техники.

Приведены алгоритмы синтеза телевизионных пространственных фильтров, выполняющих изотропное двойное дифференцирование, дифференцирование и двойное дифференцирование по направлениям, вычисление модуля градиента и простые интегрально-дифференциальные операции. Рассмотрены блок-схемы и описаны принципы функционирования телевизионных пространственных фильтров. Сделана сравнительная оценка различных способов реализации данных систем.

Ил. 4. Библиогр. 12.

УДК 62. 506. 2

Модель детектора простых признаков. Алейников Ю. П., Коробейников А. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 140—142.

Рассматривается модель детектора простых признаков, позволяющего обнаружение в рецептивном поле отрезков горизонтальных, вертикальных и наклонных прямых. Для детектирования использованы логические процедуры, основанные на временных задержках импульсов кода признака. Код инвариантен относительно параллельного переноса простого признака в рецептивном поле. Механизм детектирования допускает «накопление» кодовых пачек импульсов, что снижает вероятность ложного обнаружения простого признака при наличии помех.

Ил. 2. Библиогр. 9.

УДК 62. 506. 2

К вопросу о построении общего алгоритма морфологической классификации глагольных форм русского языка. Соловьева Е. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 143—149.

Исследуется процесс построения алгоритмов автоматической морфологической классификации. Предлагается теоретико-множественное описание категорий и функций, строятся формальные категории. Разрабатываются критерии качества моделей классификации. Предлагается классификатор псевдослов.

Библиогр. 5.

УДК 62. 506. 2

Некоторые вопросы автоматической морфологической классификации причастий русского языка. Соловьева Е. А., Шумилова Е. В. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 149—152.

Предложены действующие модели способности человека классифицировать причастия русского языка по признакам категорий числа, рода и падежа.

Ил. 3. Библиогр. 7.

УДК 62 506. 2

Об одном алгоритме склонения числительных русского языка. Бондаренко М. Ф., Осыка А. Ф. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 153—158.

Описывается кибернетическая модель одной из функций человеческого мозга, связанной с обработкой словесной информации при склонении количественных и порядковых числительных русского языка.

Табл. 2. Библиогр. 3.

УДК 62. 506. 2

Вероятностные характеристики алгоритмических моделей морфологической классификации и их экспериментальное исследование. Якименко Л. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 15, 1975, с. 158—166.

Предложен ряд математических критериев для характеристики алгоритмических моделей морфологической классификации, функционирующих в режимах полуавтоматического и автоматического анализа входной информации. Развита методика их экспериментального исследования.

Табл. 1. Ил. 3. Библиогр. 6.