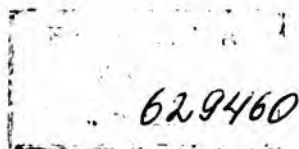


ПРОБЛЕМЫ БИОНИКИ

Республиканский
межведомственный
тематический
научно-технический
сборник

ВЫПУСК 16



83

2011

ИЗДАТЕЛЬСКОЕ ОБЪЕДИНЕНИЕ «ВИЩА ШКОЛА»
ИЗДАТЕЛЬСТВО ПРИ ХАРЬКОВСКОМ
ГОСУДАРСТВЕННОМ УНИВЕРСИТЕТЕ
ХАРЬКОВ — 1976

Сборник подготовлен редакционной коллегией при Харьковском институте радиоэлектроники.

Редакционная коллегия:

Н. М. Амосов, Ю. Т. Бугай (отв. секр.), *А. А. Волков, В. А. Грабина, А. В. Дабагян, К. А. Иванов-Муромский, А. Г. Мурашко, Е. П. Путятин, В. Г. Червов* (зам. отв. ред.), *Ю. П. Шабанов-Кушнаренко* (отв. ред.).

Адрес редакционной коллегии:

310022, Харьков, 22, пр. Ленина, 14, Институт радиоэлектроники.
Тел. 40-96-45.

Проблемы бионики. Респ. межвед. темат. науч.-техн. сборник. Вып. 16. X., «Вища школа», Изд-во при Харьк. ун-те, 1976.

141, 4 с. Списки лит. в конце статей.

Сборник посвящен вопросам математического и физического моделирования процессов преобразования информации в анализаторах нервной системы. Рассмотрены общие закономерности управления сенсорными механизмами с использованием условно-вероятностных принципов.

Предназначен для научных работников и специалистов в области кибернетики, вычислительной техники, инженерной психологии, биологии и медицины.

Редакция естественнонаучной литературы.
И. о. зав. редакцией *Н. Н. Сорочун*

ПРОБЛЕМЫ БИОНИКИ

Республиканский межведомственный тематический
научно-технический сборник

Выпуск 16

Редактор *А. П. Гужва*
Обложка художника *И. Ф. Криворучко*
Художественный редактор *А. С. Романова*
Технический редактор *Г. П. Александрова*
Корректоры *Н. С. Калинина, М. Ф. Христенко*

Сдано в набор 11/XI 1975 г. Подписано в печать 22/III 1976 г.
Формат 60×90^{1/16}. Бумага типографская №1. Усл. печ. л. 9.
Уч.-изд. л. 9,9. Тираж 1000. Заказ 2567. БЦ 50074. Цена 69 коп.

Издательство издательского объединения «Вища школа»
при Харьковском государственном университете.
310003, Харьков, 3, Университетская, 16.

Харьковская городская типография № 16 Областного управления по делам издательств, полиграфии и книжной торговли.
310003, Харьков, 3, Университетская, 16.

П $\frac{30501-302}{M226(04)-76}$ 455-76

© Издательское объединение «Вища школа», 1976.

УСТОЙЧИВОСТЬ НЕЙРОННОГО АНСАМБЛЯ ЧЕРЕЗ КОНКУРЕНТНОЕ СОСУЩЕСТВОВАНИЕ ВОЗБУЖДЕННЫХ И ЗАТОРМОЖЕННЫХ СОСТОЯНИЙ ПОЛИНЕЙРОННОЙ СЕТИ

Предположим, что нейронный ансамбль представляет собой приведенную форму (ПФ) внутренних состояний (состояний нейронов) полинейронной сети, обладающей свойством функциональной устойчивости [1].

Пусть $\{\bar{\omega}^*[\mathbf{x}(t)]\}$ — множество векторов внутренних состояний, образующих ПФ в момент времени t , а $\{\bar{\omega}[\mathbf{x}(t_0)]\}$ — множество инициальных векторов в начальный момент времени, t_0 , $t - t_0 > 0$, $\mathbf{x}(t)$ — случайный вектор, соответствующий входному алфавиту.

Образует разность $\Delta(\sigma) = \{\bar{\omega}^*[\mathbf{x}(t)]\} - \{\bar{\omega}[\mathbf{x}(t_0)]\}$, где $\sigma = |\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}(t_0)|$.

При этом возможны следующие случаи: $\Delta > 0$, $\Delta = 0$, $\Delta < 0$. Если $\Delta > 0$, то необходимо «расщепление» функционально неустойчивых векторов множества $\{\bar{\omega}_i\}$ таким образом, чтобы в момент времени t они образовывали ПФ.

При $\Delta = 0$ инициальное множество образует ПФ сети, т. е. $\{\bar{\omega}_i\} = \{\bar{\omega}'_i\}$.

При $\Delta < 0$ инициальное множество $\{\bar{\omega}_i\}$ обладает избыточностью относительно ПФ, и стохастически эквивалентные векторы, образующие максимальную группу, следует «склеить» в одно эквивалентное состояние.

Операторы «расщепления» и «склеивания» при этом обладают свойством экстремальности. Обозначим их соответственно через \hat{P} и \hat{C} .

1. Устойчивость приведенной формы

Сосуществование возбужденных и заторможенных состояний в нейронном ансамбле позволяет предположить, что одновременно существуют процессы возбуждения и склеивания. Поскольку данные процессы являются конкурирующими, то интересно изучить временную устойчивость ПФ, обладающую устойчивостью функциональной.

Для доказательства используем закон сравнительной статики (принцип Ле Шателье Самуэльсона), не требующий никаких теорем о детерминантах [2]. При этом предположим невозможность мгновенных переходов типа $\{\bar{\omega}\} \rightarrow \{\bar{\omega}^*\}$ при $\{\bar{\omega}\} \neq \{\bar{\omega}^*\}$ и $x(t_0) \rightarrow x(t)$.

Второе условие означает, что внешнее воздействие, образующее вектор x «поглощается» нейронной сетью порциями, каждая из которых соответствует некоторому элементу входного алфавита $x_i \in x$.

Из определения функции $\Delta(\sigma)$ следуют такие свойства. 1) Для каждой ПФ функции $\Delta_i(\sigma)$ однозначны и ограничены сверху и снизу, так как множества $\{\bar{\omega}^*\}$ и $\{\bar{\omega}\}$ ограничены. 2) Функции $\Delta_i(\sigma)$ непрерывны, если: для любой последовательности σ' , сходящейся к σ_0 , существует $\lim \Delta_i \sigma' = \Delta(\sigma_0)$, поскольку все $\Delta_i(\sigma)$ конечны, а операторы \hat{P} и \hat{C} сходящиеся. 3) Из определения $\Delta(\sigma)$ и условий 1 и 2 следует, что $\Delta(\lambda\sigma) = \Delta(\sigma)$ для всех $\lambda > 0$, т.е. положительно однородны степени 0 относительно σ . Кроме того, аналогично [2], введем два сильных

условия: 4) $\sum_{i=1}^n \sigma_i \Delta_i(\sigma) = 0$, где n — число элементов алфавита

$x(t)$. 5) $\frac{\delta \Delta(\sigma)}{\delta \sigma} > 0$ или $\Delta(\sigma') \leq \Delta(\sigma'')$ для всех σ' и σ'' таких, что $\sigma_1 \leq \sigma_2$ и $\sigma' = \sigma''$.

Условие 5 означает, что при увеличении длины какого-либо однородного входного алфавита x функция $\Delta(\sigma)$ может лишь возрастать. Это соответствует тому, что рост длины однородного входного алфавита приводит к возрастанию множества $\{\bar{\omega}^*\}$. Следуя [2], мы приняли определения векторных неравенств.

Пусть $a = \{a_i\}$, $b = \{b_i\}$, тогда $a \geq b$ означает $a_i \geq b_i$ для всех i ; $a \gg b$ означает $a_i \gg b_i$, но $a \neq b$, т.е. длины векторов a и b неравны; $a > b$ означает $a_i > b_i$ для всех i .

Предположим, что входной алфавит X состоит из под-алфавитов x_i таких, что $\sum_{i=1}^n x_i = X$, и таких, что процесс получения ПФ относительно каждого x_i может сопровождаться расщеплением и склеиванием инициального множества $\{\bar{\omega}_i\}$. Каждому такому подалфавиту можно поставить в соответствие функцию $\Delta_i(\sigma)$.

Тогда алфавиту X будет соответствовать вектор-функция $\bar{\Delta} = (\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_n)$.

Для вектор-функции $\bar{\Delta}(\sigma)$ существует вектор равновесия σ^* , если выполнены условия: $\bar{\Delta}(\sigma^*) = 0$, $\sigma^* > 0$.

Пусть $\sigma_i^* > 0$ для некоторого x_i . Если бы при этом $\Delta_i(\sigma_i^*) > 0$, то это противоречило бы двум условиям. Во-первых, по определению, если $\sigma_i = \sigma_i^*$, то $\Delta_i(\sigma_i^*) = 0$, во-вторых, это значит, что скалярное произведение $\sigma^* \Delta(\sigma^*) < 0$, а это противоречит условию 4.

Итак, $\Delta_i(\sigma^*) = 0$, если $\sigma_i^* > 0$, что полностью соответствует свойству функции $\Delta(\sigma)$ для ПФ внутренних состояний.

Используем следующие две леммы.

Лемма 1. Если выполнены условия 1—4, то существует по меньшей мере один вектор равновесия σ^* , т. е. множество

$$E = \{\sigma \mid \Delta(\sigma) = 0, \sigma > 0\}$$

не пусто.

Лемма 2. Если выполнены условия 1—5 для любых пар векторов (σ^*, σ) , таких, что один из элементов пары σ^* является вектором равновесия, выполняется неравенство

$$\sum_{i=1}^n \sigma_i^* \Delta_i(\sigma) > 0, \quad (1)$$

где $\sigma^* \in E$, $\sigma \in E$.

Лемма 2 позволяет применить теорему 1, важную для понимания процессов межнейронного взаимодействия внутри ансамбля.

Теорема 1. Предположим, что мы произвели сдвиг функций Δ_i и Δ_j , являющихся элементами вектор-функции $\Delta = (\Delta_1, \dots, \Delta_n)$ таким образом, что $\Delta_i(\sigma) > \Delta'_i(\sigma)$, а $\Delta_j(\sigma) < \Delta'_j(\sigma)$, увеличение функции $\Delta_j(\sigma)$ произошло за счет уменьшения функции $\Delta_i(\sigma)$.

Докажем, что для смещенных функций Δ'_j и Δ'_i выполняется соотношение

$$\frac{\sigma_j^*}{\sigma_i^*} > \frac{\sigma_j'}{\sigma_i'}, \quad \text{если } \Delta'(\sigma) > 0. \quad (2)$$

Доказательство. Для смещенных функций $\Delta'_{i,j}(\sigma)$ введем новое множество равновесных векторов E' . При этом имеем $\sigma_i^*, \sigma_j^* \in E'$; $\sigma_i', \sigma_j' \in E'$. Тогда на основании неравенства (2)

и свойства 4) для функций Δ запишем два соотношения:

$$\sigma_i^* \Delta'_i(\sigma^*) + \sigma_j^* \Delta'_j(\sigma^*) > 0, \quad (a)$$

$$\sigma_i^* \Delta'_i(\sigma^*) + \sigma_j^* \Delta'_j(\sigma^*) = 0. \quad (б)$$

Соотношение (а) умножим на σ_i^* , а (б) — на σ_i^{**} и вычтем из первого второе. Получим $(\sigma_i^* \sigma_j^{**} - \sigma_j^* \sigma_i^*) \Delta_j(\sigma^*) > 0$. Поскольку $\sigma^* \in E'$, то $\Delta_j(\sigma^*) \neq 0$;

а) $\Delta_j(\sigma^*) > 0$. Тогда $\sigma_i^* \sigma_j^{**} - \sigma_j^* \sigma_i^* > 0$, или $\frac{\sigma_j^{**}}{\sigma_i^{**}} > \frac{\sigma_j^*}{\sigma_i^*}$,

б) $\Delta_j(\sigma^*) < 0$. Аналогично $\sigma_i^* \sigma_j^{**} - \sigma_j^* \sigma_i^* < 0$, или $\frac{\sigma_j^{**}}{\sigma_i^{**}} < \frac{\sigma_j^*}{\sigma_i^*}$, что и требовалось доказать.

Из неравенства (а) мы получили важный вывод — «пропускная способность» нейронного ансамбля увеличивается, если Δ_i — функции ансамбля вступают в антагонистические (противофазные) отношения. Под «пропускной способностью» ансамбля мы понимаем возможность устойчивой реализации входного вектора x определенной длины.

Из приведенной теоремы вытекает следующее свойство.

Пусть R — множество индексов вектор-функции $\bar{\Delta} = (\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_n)$. Соотношения $\sigma_i' = \sigma_i^*$ и $\sigma_k' < \sigma_k^*$ для $k \in R$ влекут существование по меньшей мере одного $i \in R$ такого, что $\Delta_i(\sigma') \neq \Delta_i(\sigma^*)$.

Это значит, что невозможно найти такое множество алфавитов, для которого выполнялось бы условие: возрастание длин входных векторов x_i не изменяет значения ни одной из функций $\Delta_i \in \bar{\Delta}$.

Приведем теорему единственности вектора равновесия σ^* .

Теорема 2. Пусть выполнены условия 1—6. Тогда каждый вектор равновесия σ^* строго положителен и единственен.

Заметим, что $\sigma > 0$ по определению, однако представляет интерес доказательство обратного утверждения в общетеоретическом плане.

Доказательство. Пусть $\sigma_i' = 0$, $i \in R$. Предположим, что все $\Delta_i(\sigma')$ конечны при этом векторе. Из свойств E и F вытекает, что существует по меньшей мере один индекс $i \in R$ такой, что $\Delta_i(\sigma') < \Delta_i(\lambda\sigma')$, $\lambda > 0$. Это противоречит условию C . Следовательно, хотя бы одна из функций $\Delta_i = \infty$. Таким образом, $\sigma' = 0$ не может быть вектором равновесия, значит σ^* всегда больше нуля.

Пусть σ^* и σ'^* — два вектора равновесия. Предположим, что $\pi\sigma^* \neq \sigma'^*$ для всех $\pi > 0$. Пусть $\lambda = \min_{i=1,2,\dots,n} \frac{\sigma_i^{**}}{\sigma_i^*}$ для всех $i \in R$.

Из условий E, F, C следует, что $\Delta_i(\sigma'^*) > \Delta_i(\lambda\sigma^*) = \Delta_i(\sigma^*)$ и $\lambda\sigma_k^* < \sigma_k^{**}$ для $k \in R$ по крайней мере для одного $i \in R$. Но правая часть последнего равенства равна нулю и $\Delta_i(\sigma'^*) > 0$, что противоречит условию равновесности. Таким образом, $\pi\sigma^* = \sigma'^*$, т. е. вектор равновесия единственен.

2. Функциональная устойчивость в статистическом смысле.
 Построение инициальной стохастической матрицы.
 Конкурирующие состояния

Функциональная устойчивость системы среда — нейронная сеть может быть описана соотношениями между векторами x и ω разными способами, например, ковариационными матрицами, спектральными плотностями, моделями состояний и т. п. [3].

Рассмотрим наиболее простой случай системы с дискретным временем. Допустим, что система стационарна, вектор $x = x$ и с помощью микроэлектрода наблюдается состояние лишь одного нейрона (для анализа эти ограничения не существенны).

Для определенности положим, что входной сигнал x — случайный процесс второго порядка (т. е. $M[x^2(t)] = a < \infty$, $t = 1, 2, \dots, n$, где M — математическое ожидание) с заданными средним значением и ковариационной функцией $M[x(t)]$ и $r_x(s, t)$ соответственно. Тогда мы должны определить стохастические свойства наблюдаемого сигнала ω . Предполагая, например, что система описывается весовой функцией h , соотношение

между элементами x и ω запишем так: $\omega(t) = \sum_{s=-\infty}^t h(t-s)x(s) =$
 $= \sum_{s=0}^{\infty} h(s)x(t-s)$, или для нашего случая

$$\omega(t) = \sum_{s=1}^n h(s)x(t-s). \quad (3)$$

Среднее значение для $\omega(t)$ можно записать

$$M[\omega(t)] = M \left[\sum_{s=1}^n h(s)x(t-s) \right] = \sum_{s=1}^n h(s) M[x(t-s)]. \quad (4)$$

Для определения ковариационной функции выходного сигнала вычтем из выражения (3) выражение (4) и найдем $\omega(t) - M[x(t)] =$

$$= \sum_{s=1}^n h(s) [\omega(t-s) - M[x(t-s)]].$$

Тогда с точностью до постоянной $M[x(t-s)]$ получим ковариационную функцию $r_{\omega}(s, t) = M[\omega(s)\omega(t)] = M \left[\sum_{k=1}^n h(k)x(s-k) \times$

$$\begin{aligned} & \times \sum_{l=1}^n h(l) x(t-l)] = \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n h(k) h(l) M[x(s-k) x(t-l)] = \\ & = \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n h(k) h(l) r_x(s-k, t-l). \end{aligned}$$

Уравнение для ковариации входного и выходного сигнала имеет вид

$$\begin{aligned} r_{x\omega}(s, t) &= M[x(s) \omega(t)] = M \left[x(s) \sum_{l=1}^n h(l) x(t-l) \right] = \\ &= \sum_{l=1}^n h(l) M[x(s) x(t-l)] = \sum_{l=1}^n h(l) r_x(s, t-l). \end{aligned} \quad (5)$$

Пронормировав $\text{cov}(\mathbf{x}, \omega)$, получим элемент корреляционной матрицы $\|R_{x\omega}\|$.

Данный метод легко обобщается и на n векторов $\bar{\omega}_i, i=1, 2, \dots, n$, образующих инициальное множество внутренних состояний. Действительно, при неизменном векторе $\bar{x}(t)$ аналогичным образом можно получить

$$\|R_{x\omega}\| = \begin{vmatrix} r_{xx} & r_{x\omega_1} & \dots & r_{x\omega_n} \\ r_{\omega_1 x} & r_{\omega_1 \omega_1} & r_{\omega_1 \omega_2} & \dots & r_{\omega_1 \omega_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{\omega_n x} & r_{\omega_n \omega_1} & \dots & r_{\omega_n \omega_n} \end{vmatrix}.$$

Элементы матрицы $R_{x\omega}$ могут быть положительными и отрицательными. Это позволяет провести анализ «конкурентной способности» инициальных векторов $\bar{\omega}_i$ относительно вектора внешнего воздействия $\bar{x}(t)$, а также между собой.

Определение. Будем называть вектор конкурирующим относительно вектора \bar{x} , если $r_{x\omega_i} < 0$, и синергичным, если $r_{x\omega_i} > 0$. Вектор $\bar{\omega}_i$ является конкурирующим относительно вектора $\bar{\omega}_j$, если выполняются следующие соотношения:

$$\text{а) } r_{\omega_i \omega_j} < 0 \quad \text{при } r_{x\omega_j} > 0;$$

$$\text{б) } r_{\omega_i \omega_j} > 0 \quad \text{при } r_{x\omega_j} < 0$$

и синергичным, если

$$\text{в) } r_{\omega_i \omega_j} > 0 \quad \text{при } r_{x\omega_j} > 0;$$

$$\text{г) } r_{\omega_i \omega_j} < 0 \quad \text{при } r_{x\omega_j} < 0.$$

На основании определения из матрицы $R_{x\omega}$ можно легко выделить подмножество конкурирующих векторов $\{\bar{\omega}_k\}$, $k = 1, 2, \dots, l$, $l < n$, которые в дальнейшем будем называть просто конкурентами.

Таким образом, элемент $r_{x\omega_i} \in R_{x\omega}^-$ можно рассматривать как меру функциональной устойчивости [1] инициального множества внутренних состояний сети $\{\bar{\omega}_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$ и при конкурирующем множестве $\{\bar{\omega}_k\}$, $k = 1, 2, \dots, l$, $l < n$ и соответствующими весами r_{ki} относительно входного вектора $x(t)$.

Реакция нервной клетки на фоне спонтанной импульсной активности содержит, как правило, от двух до пятнадцати разных по длине межимпульсных интервалов. Проводить статистический анализ потока с таким количеством данных нецелесообразно. Лишь последовательно применяя набор адекватных раздражений и предполагая, что функциональное состояние полнейронной сети в целом возвращается в исходное состояние, или, если говорить более точно, колеблется около некоторого равновесия, можно набрать исходный массив с достаточно хорошей статистической достоверностью.

Имея в виду наличие данного массива, можно построить инициальную матрицу переходных вероятностей следующим образом.

1. Выбираем множество инициальных нейронов, например, трех или четырех, которые по предположению должны активироваться заданным внешним раздражением.

2. Для выбранной и пронумерованной группы нейронов $1, 2, \dots, k$ образуем два множества межимпульсных интервалов (для фоновой активности и реакций нейронов). Пусть нейрон под номером один образует внешнюю среду по отношению к нейронам $2, 3, \dots, k$, объединенных в некоторую систему A .

Имеем

$$x = \{l_1, l_2, \dots, l_p\} \text{ — 1-й нейрон,}$$

$$\bar{\omega}_1 = \{l'_1, l'_2, \dots, l'_q\} \text{ — 2-й нейрон,}$$

.

$$\bar{\omega}_k = \{l^k_1, l^k_2, \dots, l^k_p\} \text{ — } k\text{-й нейрон,}$$

где x , $\bar{\omega}_1$, $\bar{\omega}_2, \dots, \bar{\omega}_k$ — случайные векторы, образованные межимпульсной последовательностью соответствующих нейронов в условиях спонтанной активности и при включенном воздействии.

3. Для выбранной группы нейронов строим фоновую корреляционную матрицу $R_{x\omega}$.

4. Строим аналогичную матрицу $R_{x\omega}^-$ при включенном внешнем воздействии.

$$M(\bar{x}) = \sum_{i=1}^k p(x_i) M(x_i). \quad (6)$$

Матрица $M(\bar{x})$ является стохастической, так как $0 \leq p(\omega_i \omega_j | x_i) \leq 1$ и $\sum_{j=1}^m p(\omega_i \omega_j | x_i) = \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^k p(x_l) p(\omega_i \omega_j | x_l) = 1$, где m — размерность матрицы $\|p(\omega_i \omega_j | x_i)\|$.

Поскольку $p(\omega_i \omega_j | x_i) = \frac{p(\omega_i \omega_j)}{p(x_i)}$, то $M(\bar{x}) = \sum_{i=1}^k p_i(\omega_i \omega_j)$.

Нахождение вероятности $p_i(\omega_i \omega_j)$ в каждом конкретном случае представляет самостоятельную задачу, однако, если последовательность $\{l_1, l_2, \dots\}$ образует марковский процесс, найти ее нетрудно.

Предположим, что состояния $\bar{\omega}^d$ не пересекаются. Тогда A — система автоматов, каждый из которых описывается матрицей $M(\bar{x})^d$.

9. По формуле (6) образуем матрицу переходных вероятностей $M(\bar{x})^d$.

10. Дальнейший анализ функциональной устойчивости инициальных внутренних состояний будет проводить согласно процедуре, предложенной В. М. Ченцовым и использованной в работе [1].

Из выполнения неравенства $\frac{\sigma_j^{**}}{\sigma_j^*} > \frac{\sigma_j^*}{\sigma_j^*}$ следует, что чем больше попарно конкурирующих состояний содержит инициальное множество $\{\bar{\omega}_i\}_0$, тем меньше множество дополнительных внутренних состояний, образующих структурную избыточность относительно $\{\bar{\omega}_i\}_0$, т. е. в цепочке вида $M^0 \rightarrow M^{0+p} \rightarrow M^{0+p+1} \rightarrow \dots \rightarrow M^z$, z — минимально.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Осьмуха Г. И. Функциональная устойчивость и самоорганизация полинейронных сетей. — В кн.: Проблемы бионики, 1974, вып. 14. Харьков, с. 29—40.
2. Моришима М. Равновесие, устойчивость, рост. М., «Наука», 1972. 279 с.
3. Остром К. Введение в стохастическую теорию управления. М., «Мир», 1973. 319 с.

Поступила 18 апреля 1974 г.

**АНАЛИЗ СВЯЗИ ПСИХОФИЗИОЛОГИЧЕСКИХ И ТЕХНИЧЕСКИХ
ПОКАЗАТЕЛЕЙ УСТРОЙСТВ ОТОБРАЖЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ НА ОСНОВ
МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ АЛФАВИТА С УЧЕТОМ ОСОБЕННОСТЕ
ЗРИТЕЛЬНОГО АНАЛИЗАТОРА**

Психологические требования, предъявляемые к системам отображения информации (СОИ), призваны обеспечить высокую работоспособность оператора в течение всего периода его деловой активности. Объясняется это тем, что от быстроты и точности восприятия и переработки оператором информации зависит характер его управляющих воздействий. Несмотря на то, что при проектировании и конструировании СОИ необходимо учитывать все психофизиологические показатели, обеспечивающие инженерно-психологическую совместимость комплекса «человек — машина», в настоящее время отсутствуют количественные оценки влияния этих показателей на техническую реализацию устройств визуализации информации. СОИ, выполняющие функцию непосредственного предъявления информации, строятся чаще всего на электронно-лучевых трубках (ЭЛТ). При этом сложность технической реализации определяется в основном знакогенератором (ЗГ) [1]. Следовательно, выяснение количественных оценок между технической реализацией ЗГ и качеством отображения воспроизводимых символов позволит оптимизировать аппаратную реализацию ЗГ, а значит, и всей СОИ при наилучших инженерно-психологических показателях отображения.

Рассмотрим отображаемый на экране ЭЛТ символ как неоднозначную, негладкую, двумерную функцию

$$\varphi(x, y) = 0, \quad (1)$$

которую можно воспроизводить ЗГ с различной степенью приближения к эталону, т. е.

$$\varphi(x, y) \approx \varphi^*(x, y), \quad (2)$$

где $\varphi^*(x, y)$ — функция на выходе ЗГ.

Поскольку для отображения применяется конкретный цифробуквенный алфавит (ЦБА), то априори всегда известен ансамбль функций эталонов

$$\varphi_i(x, y) \in \{\varphi(x, y)\}, \quad (3)$$

которому с заданной степенью соответствия сопоставляется ансамбль генерируемых функций

$$\varphi_i^*(x, y) \in \{\varphi^*(x, y)\}. \quad (4' П)$$

Таким образом, ЗГ представляется генератором функций (4) которые он воспроизводит с вполне определенной точностью.

Введем определение качества в аспекте рассматриваемых во

просов. Под качеством воспроизведения будем понимать степень приближения генерируемого символа к его эталону

$$\Delta(\varphi, \varphi)^* = \max \|\varphi(x, y) - \varphi^*(x, y)\| \leq \frac{\delta}{2}, \quad (5)$$

где $\frac{\delta}{2}$ — величина допустимого отклонения; $\varphi^*(x, y)$ — генерируемая функция; $\varphi(x, y)$ — функция-эталон.

Выражение (5) понимается как норма вектора ошибки. Считая, что множество функций вида (3) принадлежит линейному нормированному пространству $R(\{\varphi(x, y)\} \in R)$, возьмем в нем $n+1$ линейно-независимых элементов x и y и образуем $n+1$ -мерное линейное нормированное подпространство \bar{R} , к которому принадлежат образованные из выбранных элементов функции $\{\varphi^*(x, y)\} (\{\varphi^*(x, y)\} \in \bar{R})$.

Качество будем оценивать четырьмя категориями — отличное, хорошее, удовлетворительное неудовлетворительное.

Эти категории можно естественным образом связать с разрешающей способностью глаза, определяющей границы, в пределах которых функции флуктуации $\varphi^*(x, y)$ относительно $\varphi(x, y)$ невидны (отличное качество), а также пределы, вне которых происходит трансформация символов (плохое качество).

Выражение для определения области допустимой зоны отклонения генерируемой ЗГ функции (δ) относительно эталонной имеет вид

$$\frac{\delta}{2} = \operatorname{tg} \frac{\alpha}{2} \cdot r, \quad (6)$$

где α — угловой размер; r — расстояние между экраном и глазом.

Физический предел остроты зрения характеризуется разрешающим углом $50''$. Для нормальных условий деятельности оператора δ , соответствующая $\alpha = 1'$ практически оператором не замечается. Считаем, что $\delta \mid \alpha \leq 1'$ соответствует отличному качеству. При $\alpha \leq 2'$ искривление линий символа при визуальной оценке еще незначительно и $\delta \mid \alpha \leq 2'$ соответствует удовлетворительному качеству. Значение δ , при котором происходит трансформация одного символа из множества $\{\varphi(x, y)\}$ в другой символ, как принадлежащего этому множеству, так и не входящего в него, соответствует неудовлетворительному качеству.

Аналитическое описание цифро-буквенного алфавита. Поскольку ЗГ является по существу генератором функций, то естественно связать его техническую реализацию со сложностью и точностью воспроизведения функций (3), представленных в параметрическом виде

$$\begin{cases} x_i(t) \in \{f(t)\}; \\ y_i(t) \in \{\psi(t)\}. \end{cases} \quad (7)$$

4) При этом (5) распадается на два соотношения

$$\max |f(t) - f^*(t)| \leq \frac{\delta_x}{2}; \quad \max |\psi(t) - \psi^*(t)| \leq \frac{\delta_y}{2}. \quad (8)$$

Однако анализ связи между реализацией и точностью воспроизведения затруднен, поскольку отсутствуют аналитические выражения вида (7), которые позволяют судить о качестве воспроизведения с точки зрения требований качества отображения и простоты реализации ЗГ. Опишем подход к получению аналитических выражений (7).

Введем основные обозначения и определения:

$\frac{\delta}{2}$ — допустимое максимальное отклонение аппроксимирующей функции относительно графически заданного эталона; $H_n(P)$ — множество алгебраических многочленов степени не выше n ; $P_n(t)$ — аппроксимирующий полином.

Задача отыскивания аналитического выражения функций вид (7) сводится к нахождению алгебраического многочлена, удовлетворяющего соотношению

$$\inf_{P_n(t) \in H_n(P)} \max_{t \in [a, b]} |f(t) - P_n(t)| = E_n(f), \quad (9)$$

где $E_n(f)$ — нижняя грань отклонений.

Решение, удовлетворяющее (9), соответствует чебышевскому альтернансу. Учитывая допустимые значения отклонения δ

$$\max_{[a, b]} |f(t) - P_n(t)| \leq \frac{\delta}{2}, \quad (10)$$

задачу (9) можно свести к приближению $f(t)$ с помощью многих членов С. Н. Бернштейна [2]:

$$B_n(t) = \sum_{k=0}^n f\left(\frac{k}{n}\right) C_n^k t^k (1-t)^{n-k}, \quad (11)$$

которые удовлетворяют теореме Вейерштрасса.

Если $f(t) \in C$, то для любого $\xi > 0$ существует такой многочлен $P_n(t)$, что при всех $t \in [0, 1]$ имеет место неравенство

$$|f(t) - P_n(t)| < \xi, \quad (12)$$

т. е. если функция $f(t)$ удовлетворяет на отрезке $[0, 1]$ условию Липшица с константой L , то для любых t' и $t'' \in [0, 1]$ характерно неравенство $|f(t') - f(t'')| < L|t' - t''|$.

Тогда

$$|B_n(t) - f(t)| \leq \frac{L}{2\sqrt{n}}. \quad (13)$$

Между (10) и (12) нет принципиальной разницы. Поскольку (13) верно на $[0, 1]$ отрезок $[a, b]$ с помощью линейного преобразования $t' = \frac{t-a}{b-a}$, (10) приводим к $[0, 1]$. В дальнейшем

будем считать, что $[a, b]$ есть $[0, 1]$

Константу L определяют графоаналитическим методом, линеаризируя самый крутой участок графически заданных функций (7), т. е. $L = \frac{\Delta f(t)}{\Delta t}$. При этом $\Delta f(t)$ берется на том участке Δt , где $\Delta f(t)$ имеет максимальное значение, т. е. L — максимальная крутизна функции $f(t)$, или $L = \max_{[0,1]} \left| \frac{df(t)}{dt} \right|$.

Получив значение постоянной Липшица и рассмотрев выражения (10), (12), (13), имеем $\frac{L}{2\sqrt{n}} = \frac{\delta}{2}$, откуда $n = \frac{L^2}{\delta^2}$.

Таким образом, предложен подход к получению количественных связей между психофизиологическим показателем отображения и техническими показателями устройств формирования изображений. Описан процесс нахождения аналитических выражений ЦБА и получены количества интервалов аппроксимации, которые в конечном итоге определяют количество шагов воспроизведения того или иного символа и техническую реализацию ЗГ.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Цурин О. Ф. Системы оперативного графического взаимодействия. — В сб.: Автоматизация проектирования в электронике. Киев, «Техника», 1970, с. 21—27.
2. Березин И. С., Жидков Н. П. Методы вычислений. М., Физматгиз, 1962. 98 с.

Поступила 20 июня 1974 г.

УДК 612.82.014.42.001.57

Г. А. КОЛОТЕНКО

СТРУКТУРЫ МНОЖЕСТВ СИНХРОННЫХ И АСИНХРОННЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ ГОЛОВНОГО МОЗГА. СООБЩЕНИЕ 3

Любую сколько угодно сложную и затейливую мозаику пространственного распределения синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга можно передать при помощи последовательности, построенной всего лишь из двух различных символов 0 и 1. Логический нуль (0) соответствует отсутствию электроэнцефалографических (ЭЭГ) колебаний на регистрируемых участках головного мозга, логическая единица (1) — наличие любого сочетания изохронных потенциалов. Алфавитом в данном случае является конечная совокупность синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга, представленных символами. Совокупность изохронных или, как нами принято, синхронных потенциалов представляет длину слова, являющуюся структурой признака.

Синхронные и асинхронные потенциалы являются случайными электрическими событиями, несущими через признаки сообщения об изменениях нейрофизиологических процессов.

Если множество $M = \{x_i\}$ представляет собой выборочную совокупность синхронных потенциалов, то частота $\omega(x_i)$ накопленных весов признака равна возможной вероятности $p(x_i)$ отбора синхронных потенциалов x_i из исходной системы ЭЭГ колебаний и при нейробионическом моделировании может быть в первом приближении представлена ансамблем

$$A = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_i & \dots & x_n \\ p(x_1) & p(x_2) & \dots & p(x_i) & \dots & p(x_n) \end{pmatrix}.$$

Закодированные потенциалы несут электрическую биоинформацию о системах и структурах головного мозга. Получать известное сообщение бесполезно. Поэтому новизну электрической биоинформации мозга иногда связывают с неожиданностью, с приростом информации к уже известному объему ее. Количество электрической биоинформации головного мозга в аспекте случайно-вероятностного механизма проявления ЭЭГ колебаний можно определить как меру пространственной организации синхронных и асинхронных потенциалов фона и некоторых возмущений. Сбор электрической биоинформации целевой. Ценность ее определяется степени достижения цели. Биоинформация тем ценней, чем ближе цель, поставленная исследователем при количественном анализе электрической активности головного мозга. Одна и та же электрическая биоинформация может иметь разную ценность, если ее рассматривать с различных субъективно-целевых точек зрения.

Таким образом, ценность биоэлектрической информации о пространственной организации синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга может быть «... выражена через приращение вероятности достижения цели» [1].

Моделирование синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга позволяет сделать предположение о возможной смысловой стороне электрической биоинформации, представленной признаками этих закодированных потенциалов. Под признаком понимается гомоморфное отображение структур синхронного и асинхронного механизма случайных электрических колебаний, расположенных на некотором пространстве головного мозга. По этому семантизм электрической биоинформации в указанном нейробионическом аспекте можно рассматривать с точки зрения организованности структур признаков, обладающих относительно динамической и статической устойчивостью вероятностно накопленных в период ЭЭГ выборки весов закодированных синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга.

Для оценки ЭЭГ колебаний предложена система количественного анализа, заключающаяся в том, что потенциалы множества отведений электрической активности, представляющее универсальное множество, разделяют по полярности, задают уровень анализа и производят конъюнкцию и дизъюнкцию отдельно на

потенциалами положительной и отрицательной полярности всех отведений и их сочетаний. В результате отделяются полезные потенциалы от ЭЭГ шума, образуются логические множества потенциалов обеих полярностей, являющиеся подмножествами по отношению к универсальному множеству, а при неравенстве этих множеств — по отношению друг к другу.

Переключательные функции, сформированные при кодировании из сочетающихся аргументов — потенциалов, представляют структуру признаков, которые ранжируют по вариационным рядам.

Признаки синхронных потенциалов, являясь сочетаниями вариационных рядов высшего или низшего ранга, состоят из совокупности одномоментных временных связей. Потенциалы, синтезируемые в сложные структуры, отражают диффузный характер ЭЭГ колебаний, а более простые — локальный. В формальной логике такие структуры объясняются видовыми и родовыми понятиями. Закодированные синхронные потенциалы признаков вариационного ряда C_m^2 , кроме появления на паре любых ЭЭГ отведений, войдут в состав сочетаний более высшего порядка, начиная с C_m^3 , кончая C_m^m (при анализе m ЭЭГ отведений). Совмещение или вхождение структуры одного признака в другой более высшего порядка к образованию совмещенных признаков.

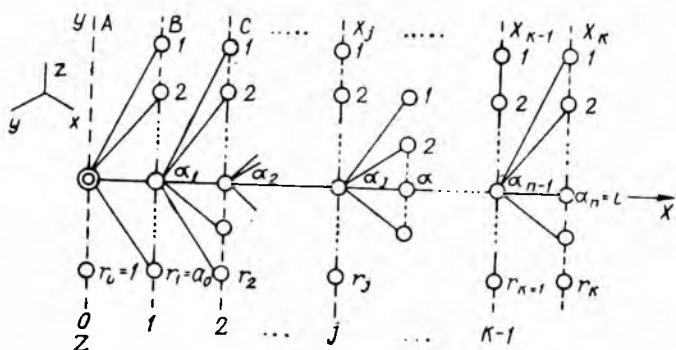
Затем производится расчет числовых характеристик — математического ожидания, дисперсии, среднеквадратического отклонения, коэффициентов корреляции и т. д., по которым строится модель синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. При количественном анализе структур важное значение имеет сцепление (конкатенация) символов [2]. Временная конкатенация объединяет потенциалы, расположенные на разных участках головного мозга. Конкатенация по вероятностному накоплению весов позволяет отобрать наиболее информативные признаки вариационных рядов. Признаки с учетом вероятностных весовых функций имеют структуры, которые характеризуют электрические явления головного мозга по сходным и отличным составляющим. Признак, состоящий из одного потенциала, представляет индивидуальную структуру и может быть отнесен к вариационному ряду C_m^1 . Структура группового признака формируется из индивидуальных, зависит от состава входящих в него потенциалов и от их веса, т. е. от степени проявления на определенном уровне активности.

Так как количество отведений ЭЭГ ограничено, то признаки синхронных и асинхронных потенциалов ограничиваются. Временные связи устанавливаются между теми участками головного мозга, от которых производится регистрация биоэлектрических колебаний. Исследования показывают, что во многих практических ситуациях достаточно пользоваться не всеми признаками P_n , а лишь частью их $P_{(n-k)}$, т. е. $P_n > P_{(n-k)}$. Признаки $P_{(n-k)}$ синхронных и асинхронных потенциалов характеризуют вероятностные направленности весов, так как распределение весов варьирует в некото-

ром интервале числовых значений и может смещаться при различных функциональных состояниях головного мозга. Признаками могут являться сочетания, сходные по количеству входящих в их структуру потенциалов, но быть отличными хотя бы по одному регистрируемому местоположению.

Поскольку отношениями, отражающими взаимосвязь потенциалов, являются отношения подчинения (включения \subset и принадлежности \in) и соподчинения, то структуры множеств признаков синхронных и асинхронных потенциалов могут относиться к различным типам иерархических структур.

Если признаки синхронных и асинхронных потенциалов ранжировать не по вариационным рядам, то топологическим выражением иерархической структуры множества признаков мог бы явиться граф типа «дерева» [3].



Структура множества признаков синхронных потенциалов головного мозга в таком случае состоит из узлов и связей между этими рядами признаков. Узлы признаков расположены на $j=0, 1, 2, \dots, k_j$ -уровнях структуры множеств признаков, как это показано на рисунке. Нулевому уровню структуры ($j=0$) соответствует признак наибольшей структуры. Каждый узел признака синхронных потенциалов на j -уровне связан одним входом и включает в свою структуру потенциалы признака с узлом на $(j-1)$ -уровне и A_{α_j} . Число A_{α_j} называется степенью α_j -го узла. В таком представлении каждый вариационный ряд и признак, в нем находящийся, может имитироваться уровнем и узлом. Структура, у которой признаки находятся на однородном уровне, образует однородные вариационные ряды. Структура же, у которой степени всех узлов признаков одинаковы, т. е. $A_{\alpha_j} = A$, $\alpha = 1, 2, \dots, r_j$, $j = 0, 1, 2, \dots, k_{j-1}$ называется симметричной или правильной. Средство всего многообразия, таким образом, представленных иерархических структур множеств признаков синхронных потенциалов можно выделить три вида структур: невырождающиеся k -уровневые, вырождающиеся, смешанные.

Невырождающаяся структура множества признаков синхронных потенциалов представляет собой естественный лабиринт, в котором исключена возможность перехода в узел на j -м уровне, минуя $(j-1)$ -й уровень.

Структура с числом структурных уровней по каждому признаку A_{α_j} и числом $k_i=1$, равного числу потенциалов n_k , относится к вырождающейся структуре. Вырождающаяся структура признаков синхронных потенциалов головного мозга заключается в том, что она стремится как можно меньше включать уровней.

Смешанная структура комплексирует структуры первых двух видов. Отсюда видно, что логическая схема типа «дерева», отражающая иерархическую структуру множеств признаков синхронных потенциалов для однородного вариационного ряда связана соотношением $n_k = A^k$.

Так как производится анализ ЭЭГ выборок, то границы однородных вариационных рядов ограничены набором переключательных функций, и определенное количество уровней связи упрощается до арифметической простоты. Каждый вариационный ряд при аппроксимации отождествляется по рангу с уровнем $C_m^m \equiv j$, $C_m^{m-1} \equiv (j-1), \dots, C_m^1 \equiv (j-m)$.

Описание множества признаков синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга с помощью ансамбля A , как и графы типа «дерева», являются «бесструктурным». Понятие информации о синхронных и асинхронных потенциалах является однозначно-множественным, т. е. системным и не может описываться формально-количественно. Предпосылки вероятностно-статической теории биоинформации с позиций системного подхода основаны на том, что для понятия электрической биоинформации головного мозга оказывается недостаточным наложить искусственную структуру ансамбля и графа типа «дерева». Проще, если сложный механизм ансамбля и графа устранить и ограничить пространственно-временные мозаики ЭЭГ колебаний вариационными рядами, границы которых обусловлены сочетаниями $C_m^1, C_m^2, \dots, C_m^m$, где m — количество ЭЭГ отведений, $1, 2, \dots, (j=m)$ — количество синхронных потенциалов.

Наложение на признаки синхронных и асинхронных потенциалов жесткой структуры вариационных рядов является гомоморфным отображением исходного множества биопотенциалов, так как параметры действительной структуры исходного множества потенциалов могут отличаться от формальной структуры модели. Поэтому преобразование множества синхронных и асинхронных потенциалов оказывается инвариантным относительно количества биоинформации, содержащейся в признаках закодированных потенциалов.

При помощи графа типа «дерева» устанавливается лабиринт между признаками синхронных потенциалов, но без путеводной ниточки, обусловленной вероятностно-весовой направленностью ветви. Для такого «плоского» графа эта ветвь оказывается не ин-

формативной, и поэтому при помощи такого метода отбора образов из геродотовых лабиринтов множества структур признаков синхронных и асинхронных потенциалов не выбраться, поскольку разнообразие бионформации поглощается разнообразием.

Система представлений признаков вариационными рядами имеет несомненные преимущества перед графом типа «дерева»:

а) структуры синхронных и асинхронных потенциалов ограничиваются не ансамблем, а признаками, комплектованными в вариационные ряды разных рангов, и поэтому являются отображением разнообразия электрических мозаик головного мозга;

б) выявляются вероятностно-весовые составляющие, которые невозможно обнаружить при помощи графа типа «дерева»;

в) формируются предпосылки для создания вероятностной гомоморфной модели на любом уровне в пределах крайних значений (от асинхронизации к локальной синхронизации, от локальной синхронизации до диффузной), обнаруживая трансформацию во времени и в пространстве.

Проанализируем структуры признаков и вариационных рядов в том аспекте, который предусматривает предложенная система количественного анализа синхронных и асинхронных потенциалов.

Символы, включающиеся в структуры признаков, при гомоморфном моделировании, как указывалось, равны событиям, т. е. синхронным и асинхронным потенциалам. Их тождественные преобразования должны привести к одним и тем же результатам. Преобразование структур множеств признаков после ранжирования устанавливает тождественные соотношения со структурой множеств признаков до ранжирования и, естественно, с исходной структурой ЭЭГ колебаний.

Установить однозначное соответствие между гомоморфными образами, выраженными в форме признаков вариационных рядов, и исходной системой синхронных и асинхронных потенциалов можно при помощи отношений конгруэнтности [4] или, проще говоря, отношением эквивалентности, являющимся бинарным отношением, удовлетворяющим условию тождественности, система признаков X до ранжирования тождественна системе признаков после ранжирования Y , т. е. $X \equiv Y$.

При линейризации структуры признаков вариационных рядов можно представить с помощью метрического пространства. Метрическое пространство — это совокупность синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга с определенным расстоянием между любыми пунктами регистрации ЭЭГ, с другой стороны — совокупность признаков этих закодированных потенциалов с условным расстоянием между ними одного и разных уровней, что весьма важно при отборе вероятностных признаков, т. е. признаков с вероятностным распределением весов. Пространство, охватываемое структурой признаков и вариационных рядов, оказывается замкнутым, а электрическая бионформация — ограниченной. Пространство головного мозга, на котором расположены потенциалы, образующие при различных состояниях отличимые друг от

друга вероятностные накопления повторяющихся сочетаний, состоящие из этих потенциалов, могут образовывать семейства вероятностно-замкнутых множеств. Эти семейства объединяют множества вероятностных признаков, вложенные в структуры вариационных рядов. Пересечение структур по некоторым качественным свойствам признаков вариационных рядов разных уровней замыкает множества вероятностных признаков. Семейство G замкнутых множеств признаков синхронных потенциалов головного мозга в пространстве общего количества признаков, формирующихся из сочетаний ЭЭГ отведений, обладает тем свойством, что любое замкнутое множество пересекается по некоторой части (составляющей), общей для структур некоторого подмножества признаков с вероятностно-однонаправленным распределением весов, и является базисом замкнутого множества признаков. Семейство G признаков является первоосновой биоинформации, несомой синхронными и асинхронными случайными и вероятными электрическими событиями головного мозга. Пересечение вариационных рядов по всем иерархическим рангам происходит, как отмечалось, по некоторой общей составляющей, которая входит в структуры разных признаков и образует в совокупности с другими составляющими, входящими в структуры этих и других признаков разные качества синхронного механизма электрической активности головного мозга. Семейство G множеств замыкает окрестность признаков с вероятностным накоплением весов. Так как G — семейство, то оно может характеризовать ряд функциональных состояний головного мозга и позволять выявить особенности пространственного распределения синхронных и асинхронных потенциалов одного функционального состояния головного мозга.

Рассматривая генеральную совокупность ЭЭГ колебаний, бесконечную последовательность признаков $X = \{x_n\}$ синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга, распределенных на условно-метрическом пространстве, можно назвать сходящейся к пределу тогда, когда $\delta(x_n, a) \rightarrow a$ при $n \rightarrow \infty$. Если последовательность $\{x_n\}$ сходится, то она удовлетворяет условию Коши [4]: $\lim_{m, n \rightarrow \infty} \delta(x_m, x_n) = 0$, где m и n — признаки синхронных и асинхронных потенциалов двух функциональных состояний головного мозга; a — оптимум признаков, необходимый для характеристики функционального состояния головного мозга.

Множество признаков синхронных и асинхронных потенциалов с вероятностным накоплением весов в течение ЭЭГ выборки можно представить подмножеством $\{x_\delta\}$ множества $\{x_a\}$, включающего общее количество признаков этой выборки, т. е. $\{x_\delta\} \subset \{x_a\}$, тем самым указывая на то, что $\{x_\delta\}$ имеется в $\{x_a\}$. Отсюда следует, если $x_a \rightarrow a$ и $\{x_\delta\}$ — подмножество множества $\{x_a\}$, то $x_\delta \rightarrow a$, где a — оптимально-минимальное количество вероятностных признаков синхронных потенциалов головного мозга, позволяющее с определенной вероятностью обнаружить изменения ЭЭГ, например, при корректировании гомеостаза.

Под частично упорядоченным множеством признаков будем понимать установление бинарных отношений между исходной системой ЭЭГ колебаний и представленных вариационными рядами признаками закодированных синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. Придадим символу \geq смысл «содержит», «включает» «больше или равно». Если система ЭЭГ колебаний X , система закодированных потенциалов символами Y , что соответствует $X \geq Y$ и $X = Y$, то X включает Y , так как X больше Y . Это может быть, например, в том случае, когда сравнивается исходная система X с отображенной Y , X включает синхронные и асинхронные, а Y — только синхронные или только асинхронные потенциалы головного мозга. Тогда, если $X \geq Y$ и $Y \geq Z$, $X \geq Z$, что называется транзитивностью. Транзитивность позволяет отобразить малоинформативные, не четко выраженные признаки вариационных рядов, характеризующих по данным проявления синхронных и асинхронных потенциалов разные функциональные состояния головного мозга.

Каждый однородный вариационный ряд представляет замкнутый интервал $[x_1, x_{n_1}]$, где x_1 и x_{n_1} — конечные признаки, а остальные признаки $x_2, x_3, \dots, x_i, \dots$ находятся между граничными значениями x_1 и x_{n_1} .

Под порядком частично упорядоченного множества признаков, представленных в форме вариационных рядов, будем понимать число признаков в одинаковом расположении для разных функциональных состояний головного мозга. Естественно, порядок признаков может быть конечным, единым и множественным, если предусматривать варианты перестановок. Расположение признаков закодированных синхронных потенциалов принято условно-единственным для оценки любого состояния головного мозга. Иерархия разных вариационных рядов признаков также образует частично упорядоченное множество. Это относится и к структуре вероятностных признаков разных рангов и к различным частям структур одного и совокупности признаков, различимых по общим составляющим. Допустим, вариационные ряды состоят из совокупности подмножеств вероятностных признаков и признаков с разнонаправленным, не четко выраженным, редко случайным распределением весов накопленных синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. Разнонаправленность, однонаправленность и концентрация распределенных весов — понятия различные. Любое подмножество синхронных и асинхронных потенциалов частично упорядоченного множества признаков вариационных рядов является частично упорядоченным.

В идеальном случае при моделировании синхронных и асинхронных потенциалов может быть использован изоморфизм. Под изоморфизмом между частично упорядоченными множествами M_1 и M_2 признаков понимают взаимно-однозначное соответствие между M_1 и M_2 : при $X \geq Y$ $\theta(X) \geq \theta(Y)$, а при $\theta(X) \geq \theta(Y)$ $X \geq Y$. Это соответствие называется изотонным или сохраняющим. Част

гично упорядоченные множества признаков синхронных и асинхронных потенциалов изоморфны тогда, когда между ними существует изоморфизм. Изоморфизм частично упорядоченного множества с самим собой называется автоморфизмом. При гомоморфном моделировании синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга можно принять условие: если $X \geq Y$, то $\theta(X) \geq \theta(Y)$, но $\exists(X) \neq \theta(Y)$, так как после сортировки признаков по вариационным рядам нарушается их естественное чередование.

Эвклид писал: «...Точка есть то, что не имеет частей». Индивидуальный признак имеет, образно говоря, «структуру точки» и оценивается накоплением их, размещаясь в интервале значений, размерность которого ограничивается двумя граничными значениями — максимальным (sup) и минимальным (inf). Групповые признаки закодированных потенциалов имеют структуры, состоящие из двух и более точек — координат отведения ЭЭГ, и, хотя сами в анализируемом плане не имеют частей, в совокупности своей образуют структуры, состоящие из частей, или, как мы называем, составляющих, которые и обуславливают разницу качеств механизма синхронизации и асинхронизации электрической активности головного мозга. Поэтому признаки синхронных и асинхронных потенциалов могут обладать минимальными и максимальными структурами, порядок которых обусловлен количеством ЭЭГ отведений.

Условно упорядоченное множество признаков, например, в форме однородных вариационных рядов представляет собой своеобразную цепь, поскольку они связаны равными по количеству компонент, «точек», формирующими структуру, и тем самым обладают размерностью или, если исходить из понятия алфавита, длиной. Получается, что признаки однородного вариационного ряда связаны одинаковой размерностью и потенциально должны нести равную информацию, но синдром, динамический стереотип или любого рода раздражение обуславливают разное накопление весов синхронных или асинхронных потенциалов головного мозга, разную повторяемость весов, в результате чего большинство признаков несет дополнительную биоинформацию. По существу такие признаки инфантильны, малоинформативны, инертны к информации с точки зрения шенноновских, вероятностно-статистических представлений, исходя из которых каждый признак синхронных и асинхронных потенциалов несет биоэлектрическую информацию, разных качеств и в не равной мере. Наиболее ценными оказываются признаки с однонаправленным и вероятностно-сконцентрированным распределением весов. Малоинформативные признаки с разнонаправленным и редко случайным распределением весов синхронных и асинхронных потенциалов образуют пустые множества.

Таким образом, структуры и веса накопленных синхронных и асинхронных потенциалов позволяют раскрыть некоторые особенности электрической активности головного мозга.

1. Харкевич А. П. Теория информации. (Опознавание образов). М., «Наука» 1973. 490 с.
2. Маккарти Дж. Информация. — В сб.: Информация. М., «Мир», 1968 с. 7—23.
3. Оре О. Графы и их применение. М., «Мир», 1965. 338 с.
4. Биркгоф Г. Теория структур. М., Изд-во иностр. лит., 1952. 407 с.

Поступила 3 мая 1974г.

УДК 62.506.2

Ю. А. ВАСИЛЕНКО, А. М. ПРЯНИЦКИЙ

ОБЗОР МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ НА ОСНОВЕ КЛАССИФИКАЦИИ ПО СТРУКТУРЕ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ

Предложено немало различных алгоритмов обучения распознаванию образов. Классифицировать эти алгоритмы можно с различных точек зрения. Мы даем обзор методов распознавания на основе классификации, в которой основное внимание обращено на структуру алгоритмов обучения. Заметим также, что ввиду ограниченного объема работы, а также обилия публикаций по этому вопросу библиография данной работы носит лишь иллюстративный характер.

Итерационные методы. Основная схема итерационных методов такова. Пусть имеется искомая функция $f_R^*(x)$. Функция $f_R(x)$ задается обучающей последовательностью $(x_1, f_R(x_1))$, $(x_2, f_R(x_2))$, ... Заметим, что в литературе эта последовательность еще часто называется выборкой. Кроме того, задается некоторый оператор $O(f, x, y)$, где f — функциональная, а x и y — числовые переменные. С помощью оператора $O(f, x, y)$, исходя из некоторой начальной функции f_0 , строится последовательность функций f_0, f_1, f_2, \dots , где $f_{i+1} = O(f_i, x_{i+1}, f_R(x_{i+1}))$.

Заметим, что $x_{i+1}, f_R(x_{i+1})$ представляют собой пару, которая стоит на $(i+1)$ -м месте в обучающей последовательности (можно еще говорить, что пара $x_{i+1}, f_R(x_{i+1})$ получена в $(i+1)$ -й момент времени). От оператора $O(f, x, y)$ требуется, чтобы выполнялось условие

$$\lim_{i \rightarrow \infty} \|f_R - f_i\| = 0, \quad (1)$$

где $\|f_R - f_i\|$ — некоторая близость между функциями f_R и f_i . Следует сказать о смысле сходимости $\lim_{n \rightarrow \infty} \|f_R - f_n\| = 0$. Так если обучающая последовательность $(x_1, f_R(x_1)), (x_2, f_R(x_2)), \dots$ является случайной (кроме того, предполагается, что появление x_i не зависит от появления x_j ($i \neq j$)), то последовательность $\sigma_i = \|f_R - f_i\|$ также является случайной. Соотношение $\lim_{i \rightarrow \infty} \sigma_i = 0$ часто понимается в смысле сходимости почти наверное. Говорят, что случайная последовательность σ_i сходится почти наверное к 0, если выполняется условие: для каждого

$\varepsilon > 0$ имеет место соотношение $\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \prod_{s>n}^{\infty} (|\sigma_s| < \varepsilon) \right\} \equiv 1$.

Здесь $P \left\{ \prod_{s>n}^{\infty} (|\sigma_s| < \varepsilon) \right\}$ обозначает вероятность того, что все члены последовательности $\sigma_n, \sigma_{n+1}, \sigma_{n+2}, \dots$ по модулю меньше числа ε . Далее соотношение $\lim_{i \rightarrow \infty} \|f_R - f_i\| = 0$ будем понимать в смысле сходимости почти наверное.

Основным вопросом теории итерационных методов является выяснение тех условий, при которых имеет место соотношение (1). Важным вопросом является также оценка скорости сходимости последовательности f_0, f_1, f_2, \dots к f_R .

Одним из важнейших итерационных методов есть метод потенциальных функций, предложенный в работе [1]. Сущность его состоит в следующем.

Пусть задано множество сигналов G . На этом множестве выбирается некоторая система функций $\varphi_1(x), \varphi_2(x), \varphi_3(x), \dots$

Замечание. Далее под функцией мы будем понимать такую функцию $f(x)$, аргумент x которой принимает значение из множества произвольной природы, а $f(x)$ принимает значение из множества действительных чисел.

Система функций $\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots$ должна удовлетворять условию полноты. Последнее условие обозначает, что искомая функция $f_R(x)$ должна представляться в виде ряда

$$f_R(x) = \sum_{i=1}^{\infty} c_i \varphi_i(x). \quad (2)$$

Другими словами, система $\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots$ должна быть достаточно полной, чтобы априори для большого класса искомых функций $f_R(x)$ можно было бы предположить, что эти функции разлагаются в ряд (2).

Кроме функций $\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots$, задается еще функция

$$K(x, y) = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i^2 \varphi_i(x) \varphi_i(y), \quad (3)$$

где коэффициенты λ_i удовлетворяют соотношениям

$$\sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i^2 < \infty; \quad (4)$$

$$\lambda_i \neq 0 \quad (i = 1, 2, 3, \dots).$$

Функция $K(x, y)$ называется потенциальной функцией. Функция $K(x, y)$, как и функции $\varphi_1, \varphi_2, \dots$ должна быть общей для широ-

кого класса распознаваемых функций $f_R(x)$. Итерационный оператор $O(f, x, y)$ в методе потенциальных функций имеет вид

$$f_{i+1}(x) = g_i f_i(x) + r_i K(x_{i+1}, x), \quad (5)$$

где g_i, r_i — некоторые числовые последовательности.

Конкретный вид последовательностей g_i и r_i зависит от задачи распознавания. Во многих случаях g_i и r_i записываются так:

$$\begin{aligned} g_i &= 1 \text{ для всех } i = 1, 2, \dots, \\ r_i &= j_n(r(f_i(x_{i+1}), f_R(x_{i+1})) + \alpha_{n+1}), \end{aligned} \quad (6)$$

где $r(x, y)$ — некоторая функция от двух переменных; j_n — числовая последовательность, удовлетворяющая условию $\sum_{n=1}^{\infty} j_n = \infty$ и, кроме того, какому-либо из условий: а) $j_n = \text{const}$, б) $\lim_{n \rightarrow \infty} j_n =$

$= 0$, в) $\sum_{n=1}^{\infty} j_n^2 < \infty$, α_{n+1} представляет собой помеху, возникающую из-за ошибок вычисления функции $r(x, y)$.

На функцию $r(x, y)$ накладываются такие условия:

$$r(x, y) \begin{cases} \leq 0, & \text{если } x \geq y, \\ \geq 0, & \text{если } x \leq y, \end{cases}$$

$|r(x', y) - r(x'', y)| \leq a + b|x' - x''|$, где a, b — некоторые неотрицательные натуральные числа. При применении процедуры (5) к искомую функцию $f_R(x)$, кроме условия (2), налагается еще требование

$$\sum_{i=1}^{\infty} \left(\frac{c_i}{\lambda_i} \right)^2 < \infty,$$

где λ_i — числа, которые фигурируют в (3) и (4).

Условие (7) обеспечивает более быструю сходимость ряда $\sum_{i=1}^{\infty} c_i \varphi_i(x)$ к представляемой им функции $f_R(x)$. Близость функций f_i к искомой функции $f_R(x)$ в [1] определяется по формуле

$$\|f_R - f_i\| = M_x(Q(f_i(x), f_R(x))), \quad (8)$$

где

$$Q(x, y) = \int_y^x r(n, y) dn.$$

Здесь $r(n, y)$ — функция, которая фигурирует в (6); M_x — математическое ожидание по переменной x .

В работе [1] исследуются вопросы выбора системы функций $\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots$ и выбора функции $K(x, y)$. Основные результаты [1] состоят в том, что в ней даны общие условия сходимости процедур вида (5) (т. е. выполнение соотношения $\lim_{n \rightarrow \infty} \|f_R - f_n\| = 0$) и оценки сходимости этих процедур.

Пусть в множестве G заданы два его непересекающихся подмножества A и B . Пусть искомая функция $f_R(x)$ удовлетворяет соотношениям

$$f_R(x) = \sum_{i=1}^{\infty} c_i \varphi_i(x); \quad \sum_{i=1}^{\infty} \left(\frac{c_i}{\lambda_i} \right)^2 < \infty; \quad (9)$$

$$f_R(x) \begin{cases} \geq \epsilon, & \text{если } x \in A; \\ \leq -\epsilon, & \text{если } x \in B, \epsilon > 0. \end{cases}$$

Пусть потенциальная функция $K(x, y)$ представляется в виде

$K(x, y) = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i^2 \varphi_i(x), \varphi_i(y)$. На обучающую последовательность $(x_1, f_R(x_1)), x_2, f_R(x_2), \dots$ накладываются такие условия: $x_i \in A \cup B$ для всех $i=1, 2, \dots$ и точки x_1, x_2, \dots появляются независимо одна от другой с некоторой плотностью вероятности $P(x)$.

Задается следующая процедура:

$$f_0(x) \equiv 0; \quad f_{n+1}(x) = f_n(x) + r_n(x) K(x, x_{n+1}), \quad (10)$$

где $r_n = \frac{1}{2} [\text{sign } f_R(x_{n+1}) - \text{sign } f_n(x_{n+1})]$,

$$\text{sign } x = \begin{cases} -1, & \text{если } x < 0 \\ +1, & \text{если } x \geq 0. \end{cases}$$

Тогда при выполнении всех указанных условий процедура (10) обеспечивает сходимость

$$\lim_{n \rightarrow \infty} M_x (|\text{sign } f_R(x) - \text{sign } f_n(x)|) = 0, \quad (11)$$

где M_x — математическое ожидание по переменной x .

Сходимость (11) при применении процедуры (10) имеет место, в частности, при таких условиях:

$$a) \quad f_R(x) = \sum_{i=1}^N c_i \varphi_i(x);$$

$$\text{б) } K(x, y) = \sum_{i=1}^N \lambda_i \varphi_i(x) \varphi_i(y);$$

$$\text{в) } f_R(x) = \begin{cases} \geq \varepsilon & x \in A, \\ \leq -\varepsilon & x \in B, \end{cases} \quad \varepsilon > 0 \quad \begin{matrix} A \cap B = \emptyset, \\ A \cup B \subset G, \end{matrix} \quad (11)$$

г) все элементы $x_i (i = 1, 2, \dots)$ в обучающей последовательности $(x_1, f_R(x_1)), (x_2, f_R(x_2)) \dots$ принадлежат множеству $A \cup B$ и эти элементы появляются независимо один от другого с некоторой плотностью вероятности $P(x)$.

В случае (12) каждая функция $f_i(x) (i = 1, 2, \dots)$ из (10) имеет вид

$$f_i(x) = \sum_{j=1}^N c_j^i \varphi_j(x).$$

Формула (13) показывает, что при применении процедуры (10) на каждом i -м шаге надо иметь только N чисел: $c_1^i, c_2^i, \dots, c_N^i$. При переходе от i -го шага к $(i + 1)$ -у последовательность коэффициентов $c_1^i, c_2^i, \dots, c_N^i$ заменяется на $c_1^{i+1}, \dots, c_N^{i+1}$. Последняя замена, согласно (10), происходит по таким формулам:

$$c_1^{i+1} = c_1^i + r_i \lambda_1^2 \varphi_1(x_{i+1}); \quad c_2^{i+1} = c_2^i + r_i \lambda_2^2 \varphi_2(x_{i+1}); \quad c_N^{i+1} = c_N^i + r_i \lambda_N^2 \varphi_N(x_{i+1}), \quad (14)$$

где r_i имеет тот же вид, что и в (10).

Из (14) видно, что на каждом шаге показа обучающей пары $(x_i, f_R(x_i))$ происходит "корректирование" коэффициентов при функциях $\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_N(x)$. По процедуре (14) работает известный перцептрон Розенблата «Марк-1».

Таким образом, метод обучения, который лежит в основе функционирования перцептрона Розенблата, также является итерационным.

Методы дискриминантных функций. Сущность методов дискриминантных функций состоит в следующем. Пусть на множестве заданы образы H_0, H_1, \dots, H_{k-1} . В детерминистском случае H_0, H_1, \dots, H_{k-1} представляют собой непересекающиеся множества.

В вероятностном случае образы H_i задаются вероятностными распределениями $P(H_i/x) (i = 0, 1, 2, \dots, k - 1)$. $P(H_i/x)$ здесь вероятность принадлежности объекта x из G образу H_i . Заметим, что детерминистский случай является частным случаем вероятностного, когда

$$P(H_i/x) = \begin{cases} 1, & \text{если } x \in H_i \\ 0, & \text{если } x \notin H_i \end{cases} \quad (i = 0, 1, 2, \dots, k-1).$$

Поэтому дальше будем считать, что образы H_0, H_1, \dots, H_{k-1} представляются распределениями $P(H_0/x), \dots, P(H_i/x), \dots, P(H_{k-1}/x)$.

Пусть H_0, H_1, \dots, H_{k-1} задаются распределением $P(H_0/x), P(H_1/x), \dots, P(H_{k-1}/x)$ и y — некоторый объект из G . Ясно, что объект y следует отнести к тому образу H_i , для которого выполняется соотношение

$$P(H_i/y) = \max_{0 < j < k-1} P(H_j/y). \quad (15)$$

Формула (15) представляет собой решающее правило, по которому определяется принадлежность объекта y к одному из образов H_0, H_1, \dots, H_{k-1} .

Пусть $\Phi_{H_0}(x), \Phi_{H_1}(x), \dots, \Phi_{H_{k-1}}(x)$ — набор функций, которые соответствуют образам H_0, H_1, \dots, H_{k-1} . Функции $\Phi_{H_0}(x), \dots, \Phi_{H_{k-1}}(x)$ считаются дискриминантными для образов H_0, H_1, \dots, H_{k-1} , если произвольный объект y из G относится к тому образу H_i , для которого выполняется соотношение

$$\Phi_{H_i}(x) = \max_{0 < j < k-1} \Phi_{H_j}(x). \quad (16)$$

Таким образом, произвольный набор функций $\Phi_{H_0}(x), \dots, \Phi_{H_{k-1}}(x)$ всегда определяет решающее правило вида (16). Очевидно, набор функций $\Phi_{H_0}, \Phi_{H_1}, \dots, \Phi_{H_{k-1}}$ тем лучше, чем ближе

правило (16) к (15). Под близостью правил (15) и (16) можно понимать, например, следующее. Пусть $P(x)$ — распределение вероятности появления точек x из G . Правила (15) и (16), соответственно, реализуют функции $f_R(x)$ и $F(x)$, которые принимают значения из $\{0, 1, 2, \dots, k-1\}$.

Более точно: $f_R(x) = i$, если $P(H_i/x) = \max_{0 < j < k-1} P(H_j/x)$; $F(x) = i$, если $\Phi_{H_i}(x) = \max_{0 < j < k-1} \Phi_{H_j}(x)$.

Тогда близость правил (15) и (16) можно оценивать по близости функций $f_R(x)$ и $F(x)$. Близость функций $f_R(x)$ и $F(x)$ можно, например, задавать в виде

$$\|f_R - F\| = M_x(\text{sg } f_R(x) - F(x)), \quad (17)$$

где M_x — математическое ожидание по переменной x , $\text{sg } x = \begin{cases} 0, & \text{если } x = 0, \\ 1, & \text{если } x \neq 0. \end{cases}$

Задача нахождения „хорошей“ системы дискриминантных функций $\Phi_{H_0}, \Phi_{H_1}, \dots, \Phi_{H_{k-1}}$ является одной из основных за-

дач метода дискриминантных функций. Еще раз напомним, что под «хорошей» системой дискриминантных функций понимается такая система, для которой правило (16) является близким к правилу (15), хотя бы в системе (17).

Самый идеальный случай имеет место тогда, когда известны распределения $P(H_j/x)$ ($j=0, 1, 2, \dots, k-1$). Но, к сожалению, почти во всех практических случаях функции $P(H_j/x)$ нам не известны. Если $P(H_j/x)$ неизвестны, то можно попытаться их оценить или как-то приближенно вычислить. Одним из путей приближенного вычисления $P(H_j/x)$ состоит в следующем.

Пусть $P(x)$ — распределение вероятности появления точки x из G . Через $g(i)$ ($i=0, 1, 2, \dots, k-1$) обозначим вероятность образа H_i . Через $P(x/H_i)$ обозначим вероятность появления точки x при условии, что она принадлежит образу H_i . Применяя формулу Байеса, запишем

$$P(H_i/x) = \frac{P(x/H_i) g(i)}{P(x)} \quad (i=0, 1, \dots, k-1). \quad (18)$$

Так как $P(x)$ не зависит от i , то из (18) непосредственно вытекает соотношение

$$[P(H_i/x) = \max_{0 < j < k-1} P(H_j/x)] \Leftrightarrow [P(x/H_j) g(i) = \max_{0 < j < k-1} (P(x/H_j) g(j))]. \quad (19)$$

Из (19) заключаем, что при применении решающего правила (15) можно вместо функции $P(H_i/x)$ пользоваться функциями $P(x/H_i)$, $g(i)$. Функции $P(x/H_i)$ и $g(i)$ тоже априори известны, но их в некоторых случаях можно оценить.

Рассмотрим один из путей приближенного вычисления функции $P(x/H_i)$ и $g(i)$, описанный в работе [2]. Пусть G является n -мерным пространством векторов x , которые мы будем представлять в виде столбца

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}. \quad (20)$$

Через $(X)^T$ будем обозначать результат транспонирования векторов X , т. е.

$$(X)^T = (x_1, x_2, \dots, x_n).$$

Предположим, что распределение $P(x/H_i)$ является нормальным и имеет вид

$$P(x/H_i) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \cdot |D_i|^{1/2}} \cdot \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - M_i)^T D_i^{-1} (x - M_i) \right\},$$

где M_l — математическое ожидание величины j_i : $D_i = M_x^i [x - M_i)(x - M_i)^T]$.

Здесь M_x^i — математическое ожидание, которое берется по переменной x , распределенной по закону $P(x/H_i)$; D_i представляет собой квадратную матрицу порядка n . Эта матрица называется ковариантной матрицей. $|D_i|$ — определитель матрицы D_i ; D_i^{-1} — матрица, обратная к D_i ; \exp — экспоненциальная функция.

Из (22) видно, что для определения $P(x/H_i)$ нужно знать M_l и D_l . Величины M_l и D_l можно оценить по обучающей выборке $(x_1, i_1), (x_2, i_2), \dots, (x_k, i_k)$, где $i_1, i_2, \dots, i_k \in \{0, 1, 2, \dots, k-1\}$ и $x_1, x_2, \dots, x_k \in G$. В указанной выборке x_m, i_m ($m=1, 2, \dots, k$) предполагается, что значения x_l и x_s ($1 \leq l, s \leq k$) независимы между собой при $l \neq s$. Кроме того, предполагается, что каждая пара (x_m, i_m) появляется согласно распределению $P(x/H_{i_m})$.

Введем множества $\Gamma_l = \{m | 1 \leq m \leq R, i_m = l\}$ ($l=0, 1, \dots, k-1$).

Через R_l обозначим количество элементов множества Γ_l ($l=0, 1, \dots, k-1$).

При только что указанных условиях можно положить

$$g(l) \approx \frac{R_l}{R},$$

$$M_l \approx \bar{M}_l \approx \frac{1}{R_l} \sum_{i \in \Gamma_l} x_i, \quad D_l \approx \frac{1}{R_l} \sum_{i \in \Gamma_l} [(x_i - \bar{M})(x_i - \bar{M})^T], \quad (23)$$

$$(l=0, 1, 2, \dots, k-1).$$

Величины $g(l)$, M_l и D_l тем лучше оцениваются по (23), чем больше величина R .

С помощью соотношений (23) и (22) мы можем приближенно вычислять функции $P(x/H_i)$, $g(l)$ ($l=0, 1, \dots, k-1$) и тем самым приближенно реализовать правило (15).

Один из самых важных методов дискриминантных функций — это метод эталонов. Сущность его состоит в следующем. Каждому образу H_i из G ставится в соответствие некоторый объект z_i ($z_i \in G$) ($i=0, 1, 2, \dots, k-1$). Объект z_i называется эталоном для образа H_i . На множестве G вводится некоторое расстояние (метрика) $d(x, y)$. Дискриминантные функции $\Phi_{H_i}(x)$

определяются так:

$$\Phi_{H_i}(x) = d(z_i, X), \quad (24)$$

$$(i=0, 1, \dots, k-1).$$

Можно также рассматривать систему эталонов s_0, s_1, \dots, s_{k-1} , где s_i — некоторое множество объектов, которое соответствует

образу H_i ($i=0, 1, \dots, k-1$). Тогда при соответствующей метрике дискриминантные функции $\Phi_{H_i}(x)$ имеют вид

$$\Phi_{H_i}(x) = \min_{y \in S_i} d(y, x), \quad (25)$$

$$(i = 0, 1, \dots, k-1).$$

Основными задачами в методе эталонов являются: а) выбор эталонов z_0, z_1, \dots, z_{k-1} ; б) выбор расстояния $d(x, y)$.

В качестве эталона z_i для образа H_i стоит выбирать «типичный» объект для данного образа. Например, в некоторых случаях в качестве эталонов можно выбрать величины

$$z_i = M_i \quad (i = 0, 1, \dots, k-1), \quad (26)$$

где M_i — математическое ожидание образа H_i .

Заметим, что M_i представляет собой математическое ожидание случайной величины, которая имеет вероятностное распределение $P(X/H_j)$. Если G — векторное пространство, то M можно приближенно находить по второй формуле (23).

В некоторых случаях можно в качестве z_i выбирать самый вероятный представитель образа H_i ($i=0, 1, 2, \dots, k-1$), т. е.

$$P(z_i/H_i) = \max_{x \in G} P(X/H_i) \quad (i = 0, 1, 2, \dots, k-1), \quad (27)$$

если G — n -мерное пространство векторов вида $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ где x_j — действительные числа ($j=1, 2, \dots, n$). Тогда в качестве $d(X, Y)$ можно выбрать обычное евклидово расстояние

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}, \quad (28)$$

где $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$.
Можно также выбрать расстояние

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n a_i (x_i - y_i)^2}. \quad (29)$$

Здесь a_i — некоторые неотрицательные числа.

Расстояние (29) имеет преимущество перед расстоянием (28) в том, что первое реагирует «на важность» компонент векторов при распознавании образов H_0, H_1, \dots, H_{k-1} .

Некоторые случаи выбора расстояний исследованы в работе [3].

Одним из самых важных методов распознавания образов является корреляционный метод, теория которого разработана Кю

завеским [4, 5]. Корреляционные методы являются эталонными методами распознавания. В корреляционных методах, кроме эталонов z_0, z_1, \dots, z_{k-1} , задается система преобразований множества \mathcal{G} в G . Эта система часто представляет собой функцию вида $\Pi(x, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p)$, где $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$ — параметры, которые изменяются в области Δ . При фиксированных параметрах $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$ функция $\Pi(x, \alpha_1, \dots, \alpha_p)$ является отображением G в G .

Для простоты изложения временно предположим, что образы $\mathcal{H}_0, \mathcal{H}_1, \dots, \mathcal{H}_{k-1}$ представляют собой непересекающиеся подмножества множества G . В корреляционных методах считается, что

$$H_i = \{x / \Pi(z_i, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) = x; \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n \in \Delta\}. \quad (30)$$

$$(i = 0, 1, 2, \dots, k - 1).$$

Пусть $d(x, y)$ — некоторая метрика на множестве G . Тогда, согласно (30), в качестве дискриминантных функций Φ_{H_i} ($i = 0, 1, 2, \dots, k - 1$) естественно выбрать такие функции:

$$\Phi_{H_i}(x) = \min_{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n \in \Delta} d(\Pi(z_i, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n), x) \quad (31)$$

В случае дискриминантных функций (31) решающее правило формулируется так: объект x относится к тому образу H_i , для которого выполняется соотношение

$$\Phi_{H_i}(x) = \min_{0 < j < k-1} \Phi_{H_j}(x). \quad (32)$$

$$(i = 0, 1, \dots, k - 1).$$

Одним из важных выражений при применении корреляционных методов является вычисление выражений $\min_{\alpha_1, \dots, \alpha_n \in \Delta} d(\Pi(z_i, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n), x)$

($i = 0, 1, \dots, k - 1$).

Случай применения корреляционных методов исследованы в работах Ковалевского [4, 5].

Методы выбора признаков. Признаком будем называть функцию $f(x)$, аргумент которой принимает значения из некоторого множества G , а $f(x)$ принимает значение из конечного множества $\{0, 1, 2, \dots, k-1\}$. Функция $f(x)$ может иметь как детерминированный, так и вероятностный характер.

Пусть L — некоторый класс признаков над множеством G ; K — класс схем. Под схемой $S(f_1, \dots, f_n)$ из класса K мы понимаем оператор, который признакам f_1, f_2, \dots, f_n из L ставит в соответствие некоторую (конечнозначную) функцию $\varphi(x) = S(\alpha_1, \dots, \alpha_n)$, определенную на G .

Пример. Пусть все признаки из класса L принимают два значения 0 и 1. Тогда примерами схем могут быть логические схемы

$$f_1 \vee f_2, (f_1 \wedge f_2) \vee \bar{f}_3, \dots$$

Пусть H_0, H_1, \dots, H_{k-1} — некоторая система образов, заданная на G . Эту систему можно задать функцией $f_R(x)$, которая может быть детерминированной или вероятностной. В вероят-

ном случае $f_R(x)$ обозначает некоторую совокупность чл
сел $P(H_0/x), P(H_1/x), \dots, P(H_{k-1}/x)$, где $P(H_i/x)$ — вероятност
принадлежности объекта x из G образу $H_i (i = 0, 1, 2, \dots, k-1)$

Сущность метода выбора признаков состоит в следующем
В классе схем K нужно найти такую схему $S^*(f_1, f_2, \dots, f_n)$ и
классе L нужно найти такой набор признаков $f_1^*, f_2^*, \dots, f_n^*$, чтобы
выполнялось соотношение

$$f_R(x) = S^*(f_1^*(x), f_2^*(x), \dots, f_n^*(x)). \quad (33)$$

Как правило, в большинстве случаев требуется не точно
а приближенное выполнение соотношения (33).

К представлению $S^*(f_1^*, f_2^*, \dots, f_n^*)$, входящему в (33)
естественно ставить следующие требования:

- 1) чтобы схема S^* была по возможности простой;
- 2) чтобы признаки $f_1^*, f_2^*, \dots, f_n^*$ были по возможности прост
тыми;
- 3) чтобы число n не было большим.

Требование 2 будет заведомо удовлетворительно, если в кач
стве класса L выбран некоторый класс простых признаков.

Сделаем временное предположение, что образы H_0, H_1, \dots, H_k
являются непересекающимися подмножествами множества G
и все признаки из L являются детерминированными. Буде
говорить, что система признаков $f_1^*(x), f_2^*(x), \dots, f_n^*(x)$ разделяе
систему образов H_0, H_1, \dots, H_{k-1} , если выполняется соотноше
ние: если $x_0 \in H_i, y_0 \in H_j, i \neq j (0 \leq i; j \leq k-1)$, тогда набор зн
чений $f_1^*(x_0), f_2^*(x_0), \dots, f_n^*(x_0)$ отличается от набора $f_1^*(y_0), f_2^*(y_0)$
 $\dots, f_n^*(y_0)$.

Понятие деления можно сформулировать и для вероятност
ного случая. В последнем случае нужно говорить о делении
с некоторой вероятностью.

Нахождение, по возможности, простой системы признак
 $f_1^*(x), f_2^*(x), \dots, f_n^*(x)$, которая разделяет систему образов H
 H_1, \dots, H_{k-1} , является одной из важных задач метода выбо
р признаков. Одним из методов, в котором решается задача нахо
ждения разделяющей системы признаков, является известный мет
зондов, исследованный в работах [6, 7].

Другой важной реализацией метода разделяющих функц
является следующая. Пусть

$$y_1 = (x_1, f_R(x_1)), y_2 = (x_2, f_R(x_2)), \dots \quad (34)$$

— последовательность обучающих пар. Для простоты пре
положим, что функция $f_R(x)$ детерминирована. Будем говорит
что система признаков $f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)$ разделяет систе
обучающих пар $(x_1, f_R(x_1)), (x_2, f_R(x_2)), \dots, (x_n, f_R(x_n))$, если вы
полняется условие:

если $f_R(x_i) \neq f_R(x_j)$, ($1 \leq i, j \leq n$), то

набор $f_1(x_i), f_2(x_i), \dots, f_l(x_i)$ отличен

от набора $f_1(x_j), f_2(x_j), \dots, f_l(x_j)$. (36)

Если же набор признаков $f_1(x), \dots, f_l(x)$ не разделяет систему $(x_1, f_R(x_1)), \dots, (x_n, f_R(x_n))$, тогда такой набор признаков расширяется до некоторого такого набора $f_1(x), f_2(x), \dots, f_l(x), f_{l+1}(x), \dots, f_m(x)$ так, что последний уже будет разделять систему $(x_1, f_R(x_1)), (x_2, f_R(x_2)), \dots, (x_n, f_R(x_n))$.

Пусть набор признаков $f_1(x), f_2(x), \dots, f_l(x)$ является разделяющим для системы пар $(x_1, f_R(x_1)), \dots, (x_n, f_R(x_n))$. Предположим, что после дальнейшей подачи обучающих пар, т. е. перехода от системы $(x_1, f_R(x_1)), (x_2, f_R(x_2)), \dots, (x_n, f_R(x_n))$ к некоторой системе $(x_1, f_R(x_1)), (x_2, f_R(x_2)), \dots, (x_n, f_R(x_n)), (x_{n+1}, f_R(x_{n+1})), \dots, (x_{n+s}, f_R(x_{n+s}))$ набор признаков не расширяется. Тогда этот набор можно считать окончательным набором для распознавания функции $f_R(x)$, т. е. набором, который разделяет функции $f_R(x)$. Причем это заключение об окончательности набора $f_1(x), f_2(x), \dots, f_l(x)$ тем ближе к истине, чем больше число n . После получения окончательного набора $f_1(x), f_2(x), \dots, f_l(x)$ ставится вопрос о построении, по возможности, простой схемы $S(f_1, f_2, \dots, f_l)$, которая удовлетворяет соотношению

$$S(f_1(x_i), f_2(x_i), \dots, f_l(x_i)) = f_R(x_i), \quad (37)$$

$$(i = 1, 2, \dots, n).$$

Только что описанная общая процедура реализуется в «алгоритме секущих плоскостей», который описан в [8].

Одним из интересных алгоритмов выбора признаков является алгоритм «дробящихся эталонов», который описан в работе [9]. Чтобы описать сущность метода «дробящихся эталонов», предположим для простоты, что образы H_0, H_1, \dots, H_{k-1} являются детерминированными, т. е. представляют собой непересекающееся подмножество множества G . Пусть L — некоторый класс признаков над G . Будем считать, что все признаки из L представляют собой детерминированные двузначные предикаты, принимающие значения 0 и 1. В методе «дробящихся эталонов» последовательно строится некоторая система y признаков, которая разделяет образы H_0, H_1, \dots, H_{k-1} . Для наглядности дальнейших рассуждений ниже в некоторых местах мы вместо признака $f(x)$ будем пользоваться его характеристическим множеством G_f , где

$$G_f = \{x / x \in G, f(x) = 1\}. \quad (38)$$

Заметим, что конъюнкция признаков $f_1 \cap f_2$ соответствует характеристическому множеству вида $G_{f_1} \cap G_{f_2}$.

Перейдем теперь к построению разделяющей системы признаков y . На первом этапе из класса L для каждого образа H_i вы-

бирается такой признак f_i ($i=0, 1, 2, \dots, k-1$), что

$$H_i \subset G_{f_i} \quad (39)$$

$$(i = 0, 1, 2, \dots, k-1).$$

Условие (39) означает, что признак f_i „накрывает“ соответствующий образ H_i . Для каждого признака f_i ($i=0, 1, 2, \dots, k-1$) выберем из множества признаков f_0, f_1, \dots, f_{k-1} все такие индексы i_1, i_2, \dots, i_s , что

$$G \cap H_{i_m} \neq \emptyset$$

$$i_m \neq i \text{ для всех } m = 1, 2, \dots, s. \quad (40)$$

Заметим, что S зависит от i .

Построим теперь следующую систему признаков:

$$\varphi^i = f_i \cap \bar{f}_{i_1} \cap \bar{f}_{i_2} \cap \dots \cap \bar{f}_{i_s} \quad (41)$$

$$(i = 0, 1, 2, \dots, k-1).$$

Признаки $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_{k-1}$ представляют собой те признаки системы y , которые получены на первом этапе алгоритма „дробящихся эталонов“. Из построения признаков φ_i непосредственно вытекает такое соотношение:

$$\text{если } x \in H_0 \cup H_1 \cup \dots \cup H_{k-1} \text{ и } \varphi_i(x) = 1, \quad (42)$$

$$\text{то } x \in H_i \quad (i = 0, 1, 2, \dots, k-1).$$

Дальше рассматриваются все пары признаков f_i, f_j ($0 \leq i, j \leq k-1$) ($i \neq j$), для которых выполняются соотношения

$$G_{f_i} \cap G_{f_j} \cap H_i \neq \emptyset; \quad G_{f_i} \cap G_{f_j} \cap H_j \neq \emptyset. \quad (43)$$

Для каждой такой пары признаков f_i, f_j рассматривают множество

$$H_m^{ij} = H_m \cap G_{f_i} \cap G_{f_j}. \quad (44)$$

Среди множества H_m^{ij} некоторые множества могут быть пустыми. Предположим, для определенности, что $H_0^{ij}, H_1^{ij}, \dots, H_l^{ij}$ все непустые множества системы $\{H_0^{ij}, H_1^{ij}, \dots, H_{k-1}^{ij}\}$. Для множеств $H_0^{ij}, \dots, H_l^{ij}$ подбираем признаки $f_0^{ij}, \dots, f_l^{ij}$ ($f_m^{ij} \in L$) ($m = 0, 1, \dots, l$) и строим признаки $\beta_0^{ij}, \beta_1^{ij}, \dots, \beta_l^{ij}$. Причем признаки $f_0^{ij}, f_1^{ij}, \dots, f_l^{ij}$ мы подбираем аналогично тому, как подбирали признаки f_0, f_1, \dots, f_{k-1} для множеств H_0, H_1, \dots, H_{k-1} . Функции $\beta_0^{ij}, \dots, \beta_l^{ij}$ строятся аналогично тому, как выше строились функции $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_{k-1}$ для множеств H_0, H_1, \dots, H_{k-1} . Дальше полагаем $\varphi_s^{ij} = f_i \wedge f_j \wedge \beta_s^{ij}$ ($s = 0, 1, 2, \dots, l$).

Признаки $\varphi_0^{ij}, \dots, \varphi_l^{ij}$ представляют собой признаки, полученные на втором этапе алгоритма „дробящихся эталонов“. Для

признаков $f_0^{ij}, \dots, f_l^{ij}$ рассматриваются всевозможные пары f_g^{ij}, f_s^{ij} ($0 \leq g, s \leq l$), для которых выполняется соотношение

$$G_{f_g}^{ij} \cap G_{f_s}^{ij} \cap H_k^{ij} \neq \emptyset; G_{f_g}^{ij} \cap G_{f_s}^{ij} \cap H_s^{ij} \neq \emptyset. \quad (45)$$

Как и выше, для пары признаков f_i^{ij} и f_s^{ij} строятся множества $H_0^{ijgs}, H_1^{ijgs}, \dots, H_t^{ijgs}$ и признаки $\beta_0^{ijgs}, \beta_1^{ijgs}, \dots, \beta_t^{ijgs}$.

Дальше полагается $\varphi^{ijgs} = f_i \wedge f_j \wedge f_g^{ij} \wedge f_s^{ij} \wedge \beta_r^{ijgs}$ ($r = 0, 1, \dots, t$).

Признаки φ_r^{ijgs} ($r = 0, 1, 2, \dots, t$) считаются признаками, которые получены на 3-м этапе метода „дробящихся эталонов“. Дальше процедура продолжается аналогично.

Из только что приведенного описания алгоритма видно, что на каждом этапе выбираются группы признаков $f_{s_0}^*, f_{s_1}^*, \dots, f_{s_r}^*$ ($f_{s_j}^* \in L$) и строятся группы признаков $\varphi_{s_0}^*, \varphi_{s_1}^*, \dots, \varphi_{s_r}^*$ ($0 \leq s_1, \dots, s_r \leq k-1$), (например, на первом этапе $r = k-1, s_0 = 0, s_1 = 1, s_2 = k-1, f_{s_i}^* = f_i, \varphi_{s_i}^* = \varphi_i$). Причем для $\varphi_{s_0}^*, \varphi_{s_1}^*, \dots, \varphi_{s_r}^*$ выполняется условие: если $x \in (H_{s_0}^* \cup H_{s_1}^* \cup \dots \cup H_{s_r}^*)$ и $\varphi_{s_i}^*(x) = 1$, то $x \in H_{s_i}^*$ ($i = 1, 2, \dots, r$). Алгоритм „дробящихся эталонов“ заканчивает свою работу на том этапе N , для которого выполняется условие:

для каждой группы множеств $H_{s_0}^*, H_{s_1}^*, \dots, H_{s_2}^*$ и

признаков $f_{s_0}^*, f_{s_1}^*, \dots, f_{s_r}^*$, появившихся на N -м (46)

этапе, выполняется такое условие:

$$G_{s_i}^{f^*} \cap G_{s_j}^{f^*} \cap H_{s_i}^* = \emptyset \text{ или } G_{s_i}^{f^*} \cap G_{s_j}^{f^*} \cap H_{s_j}^* = \emptyset$$

для всех пар i из j таких, что $i \neq j$ и $0 \leq i, j \leq r$.

Ясно, что условие (46) представляет собой отрицание условия (43). Например, если ни для одной пары признаков f_i, f_j ($i \neq j$) не выполняется соотношение (43), тогда алгоритм „дробящихся эталонов“ заканчивает свою работу на первом

этапе и $L = \{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_{k-1}\}$. Система признаков L представляет собой объединение всех групп признаков вида $\varphi_{s_0}^*, \varphi_{s_1}^*, \dots, \varphi_{s_r}^*$.

Решающее правило в алгоритме „дробящихся эталонов“ следующее: пусть $x \in G$. В множестве L выбирается такая группа признаков $(\varphi_{s_0}^*, \varphi_{s_1}^*, \dots, \varphi_{s_r}^*)$, для которой выполняется соотношение $\varphi_{s_0}^*(x) \vee \varphi_{s_1}^*(x) \vee \dots \vee \varphi_{s_r}^*(x) = 1$.

Из этой группы извлекается такой признак $\varphi_{s_i}^*$ ($0 \leq i \leq r$), что $\varphi_{s_i}^*(x) = 1$. После этого полагается, что x принадлежит образу H_{s_i} .

Очевидно, что алгоритм „дробящихся эталонов“ будет тем эффективнее, чем „теснее“ признаки f_i будут аппроксимировать соответствующие им множества $H_i (i=0, 1, \dots)$. В [9] описан вариант алгоритма „дробящихся эталонов“, в котором качестве признаков f_i выбираются гиперсферы минимального радиуса, включающие в себя образ $H_i (i=0, 1, \dots, k-1)$. Заметим, что при практическом применении алгоритма „дробящихся эталонов“ вместо образов H_i задаются представляющие их конечные выборки $H'_i (i=0, 1, \dots, k-1)$, где H'_i — конечное множество и $H'_i \subset H_i$.

Характеризуя проведенный обзор методов обучения распознаванию образов, можно сделать следующие выводы.

1. В классификации, используемой при обзоре, основное внимание обращалось на структуру алгоритмов обучения распознаванию образов.
2. Эта классификация не предполагает четкой границы между итерационным методом, методами дискриминантных функций и методами выбора признаков. Последнее, в частности, означает, что на практике эти методы могут комбинироваться между собой.
3. Все указанные методы имеют одинаковое право на «существование», т. е. для каждого из этих методов существует такая область, в которой данный метод имеет преимущества перед другими.
4. В последнее время достаточно хорошо исследованы итерационные методы и методы дискриминантных функций, и, в частности, корреляционные методы. Более слабо исследованы методы выбора признаков [10, 11].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Айзерман М. А., Браверман Э. М., Розоноэр П. Н. Метод потенциальных функций в теории обучения машин. М., «Наука», 1970. 120 с.
2. Пильсон Н. Обучающиеся машины. М., «Мир», 1967. 90 с.
3. Себастиан Г. Процессы принятия решений при распознавании образов. Киев, «Техника», 1965. 140 с.
4. Ковалевский В. А. О корреляционном методе распознавания. — Сб. «Читающие автоматы». Киев, «Наукова думка», 1965. 67 с.
5. Ковалевский В. А. Корреляционный метод распознавания изображений. — «Вычислительная матем. и матем. физ.», 1962, № 2, с. 4—8.
6. Steinbuch K. Automatische Zeichenerkennung Nachrichten Technische Zeitschrift. — «Nachrichten — technische Zs.», 1958, b. 11, № 4, S. 213; № 5, S. 237.
7. Tom L., Dimound. Reading haumrittennummerals automatically. — «British Communications and Electronics», 1958, 5, № 3. 154 p.
8. Аркадьев А. Г., Браверман Э. М. Обучение машины классификации объектов. М., «Наука», 1971. 242 с.
9. Загоруйко Н. Г. Методы распознавания образов и их применение. М., «Сов. радио», 1972. 208 с.
10. Василенко Ю. А., Пряницкий А. М. Об оценке важности информационных признаков при распознавании дискретных наборов. — «Управляющие системы и машины», 1972, № 2, с. 38—41.
11. Василенко Ю. А., Пряницкий А. М., Кузьмин И. В. Метод разветвленного выбора признаков в обучении распознаванию образов. — Сб. «Системология-74». Киев, «Знание», 1974, с. 17—18.

Поступила 10 сентября 1974 г.

ИССЛЕДОВАНИЕ СИСТЕМ, ИНВАРИАНТНЫХ К НЕКОТОРЫМ ПРЕОБРАЗОВАНИЯМ СИГНАЛА

При решении задач распознавания образов анализаторы биологических систем способны отождествлять сигналы, которые отличаются такими преобразованиями как сдвиг, поворот, масштабные изменения, линейное растяжение (сжатие) по ортогональным направлениям и т. д. Из-за больших трудностей при экспериментальном изучении поведения нейронных структур анализатора пока не удается выяснить алгоритмы таких преобразований. Естественно, что это обстоятельство порождает теоретические направления соответствующих исследований.

В результате разработано инвариантное описание сигнала с помощью интегральных моментов [1], предложены более сложные интегральные операторы, нормализующие изображения [2, 3], показано, что от сложного преобразования сигнала можно перейти к более простому, используя преобразование системы координат [4]. Основным недостатком интегральных преобразований при решении естественных задач распознавания является то, что с их помощью трудно отождествить два сигнала, отличающихся только некоторой частью. Биологические же системы могут опознать образ иногда даже по небольшой его части. Целесообразно найти такие операторы, которые учитывали бы и это свойство естественных анализаторов.

Первая такая попытка представлена в работе [5], в которой предложено описание сигнала с помощью нелинейных дифференциальных операторов, инвариантных к различным преобразованиям сигнала. В настоящей работе уточняются возможности такого описания, предлагается анализ полученных операторов для одномерных сигналов, а также для сводимых к ним двумерным сигналам, соответствующим двуградационным изображениям.

Будем иметь дело только с непрерывными и много раз дифференцируемыми сигналами, заданными на некоторых областях. Представим такой сигнал в виде

$$y + b = f(x + a), \quad (1)$$

где a, b — параметры, определяющие преобразования сдвига по координатным осям.

Найдем дифференциальное уравнение, соответствующее сигналу (1), начальные условия которого однозначно связаны с параметрами a и b . Для этого необходимо выполнить следующие операции:

1) дифференцируем сигнал

$$y' = f'(x + a), \quad (2)$$

2) находим функцию, обратную относительно аргумента:

$$x + a = f'^*(y') \quad (3)$$

3) дифференцируя полученное выражение, имеем

$$y'' f'^{*'}(y') - 1 = 0.$$

Таким образом, (1) является общим решением дифференциального уравнения (4). Если рассматривать левую часть (4) как оператор, то при входном сигнале (1) он будет принимать нулевое значение. При воздействии на его вход другими сигналами выходные сигналы принимают отличные от нуля значения. Оператор (4) «запоминает» (1) независимо от преобразования сдвига по координатным осям.

Предположим, что некоторая система реализует оператор (4).

Необходимо разработать алгоритм определения сигнала (1). Определяем реакцию системы на некоторый произвольный сигнал $f(x)$ а затем по входному и выходному сигналам находим решение дифференциального уравнения (4).

Оператор (4) показывает, что для его анализа можно использовать любой входной сигнал, кроме $y' = \text{const}$. Очевидно, что наиболее удобным является входной сигнал $y' = x$, тогда (4) принимает вид

$$f'^{*'}(x) - 1 = p(x), \quad (5)$$

где $p(x)$ — реакция системы.

Из (5) определим $f(x)$:

$$f = \int \int [\int (p + 1) dx]^* dx. \quad (6)$$

Рассмотрим аналогичную задачу для сигнала с тремя параметрами

$$y + b = cf(x + a). \quad (7)$$

Дифференциальное уравнение, начальные условия которого соответствуют параметрам b и c , а решение — уравнению (7), можно представить в следующем виде [5]:

$$\frac{y'}{y''} = \frac{f'}{f''}(x + a). \quad (8)$$

Чтобы получить дифференциальное уравнение третьего порядка, независимое от параметра a , необходимо преобразовать сигнал (8) аналогично преобразованиям (2) и (3) для сигнала (1). В результате их получим уравнение

$$\left[\frac{(y'')^2 - y'''y'}{(y'')^2} \right] \left(\frac{f'}{f''} \right)^{*'} \left(\frac{y'}{y''} \right) - 1 = 0. \quad (9)$$

Таким образом, (7) является решением дифференциального уравнения (9), начальные условия которого определяются из параметров a , b , c . Следовательно, (9) «запоминает» (7) независимо от указанных параметров. Если рассматривать структуру, реализующую левую часть (9), то для экспериментального ее исследования можно воспользоваться любым входным сигналом, кроме $\frac{y'}{y''} = \text{const}$. Лучше всего использовать сигнал $\frac{y'}{y''} = x$, при котором дифференциальное уравнение (9) принимает вид

$$\left(\frac{f'}{f''}\right)^{*'}(x) - 1 = p(x), \quad (10)$$

откуда можно определить $f(x)$:

$$f = \int e^{\int \frac{dx}{|\xi(\rho+1)dx|^*}} dx. \quad (11)$$

Рассмотрим аналогичную задачу для сигнала с четырьмя параметрами

$$y + b = cf(kx + a), \quad (12)$$

где k , e определяют линейное растяжение (сжатие) сигнала по направлению координатных осей.

Представим этот сигнал в виде дифференциального уравнения независимо от параметров b , c :

$$k \frac{y'}{y^n} = \frac{f'}{f''} (kx + a). \quad (13)$$

Определив обратную относительно аргумента функцию для (13) и продифференцировав ее после несложных преобразований, можно получить дифференциальное уравнение, независимое и от параметра a :

$$\left(\frac{1}{\frac{y'}{y^n}}\right)' = \left(\frac{f'}{f''}\right)^{*'} \left(k \frac{y'}{y^n}\right). \quad (14)$$

Из (14) определяем функцию, обратную относительно аргумента:

$$k \frac{y'}{y^n} = \left(\frac{f'}{f''}\right)^{*'*} \left(\frac{1}{\left(\frac{y'}{y^n}\right)'}\right). \quad (15)$$

Решая (15) относительно k и дифференцируя полученное выражение, можно определить искомое дифференциальное уравнение

$$\left[\frac{y''}{y'} \left(\frac{f'}{f''}\right)^{*'*} \left(\frac{1}{\left(\frac{y'}{y^n}\right)'}\right)\right]' = 0. \quad (16)$$

Оператор левой части (16) принимает нулевое значение при воздействии на его вход сигналом (12), при других воздействиях выходной сигнал принимает отличное от нуля значение. Таким образом, (16) «запоминает» (12) независимо от его параметров a , b , c и k . Для исследования системы, реализующей (16), можно воспользо-

ваться любым входным сигналом, кроме $\frac{1}{\left(\frac{y'}{y^n}\right)'} = \text{const}$. Лучше

всего применять сигнал $\frac{1}{\left(\frac{y'}{y''}\right)'} = x$, тогда (16) принимает вид

$$p(x) = \left[\frac{1}{\ln x} \left(\frac{f'}{f''} \right)^{**} (x) \right]'. \quad (17)$$

Решая (17) относительно f , имеем

$$f = \int e^{\int \frac{dx}{1 \int (\ln x \int p dx)^* dx} dx} dx. \quad (18)$$

Рассмотрим аналогичную задачу для сигнала

$$x \cos \alpha - y \sin \alpha + a = f(x \sin \alpha + y \cos \alpha + b), \quad (19)$$

где α — параметр, определяющий преобразование поворота сигнала в плоскости.

Дифференцируя (19), получаем

$$f'(x \sin \alpha + y \cos \alpha + b) = \frac{\cos \alpha - y' \sin \alpha}{\sin \alpha + y' \cos \alpha}. \quad (20)$$

Обратная функция относительно аргумента принимает вид

$$f'^{*} \left(\frac{\cos \alpha - y' \sin \alpha}{\sin \alpha + y' \cos \alpha} \right) = x \sin \alpha + y \cos \alpha + b. \quad (21)$$

Дифференцируя (21), после несложных преобразований, имеем

$$f''^* \left(\frac{\cos \alpha - y' \sin \alpha}{\sin \alpha + y' \cos \alpha} \right) = - \frac{(\sin \alpha + y' \cos \alpha)^3}{y''}. \quad (22)$$

Обозначим
$$\frac{\cos \alpha - y' \sin \alpha}{\sin \alpha + y' \cos \alpha} = u, \quad (23)$$

тогда

$$\sin \alpha + y' \cos \alpha = \frac{1}{(u^2 + 1)^2}. \quad (24)$$

Подставляя (23) и (24) в (22), получаем

$$(u^2 + 1)^2 f''^*(u) = f_1'(u) = - \frac{[1 + (y')^2]^3}{y''}. \quad (25)$$

Обратная функция относительно аргумента имеет вид

$$u = \frac{\cos \alpha - y' \sin \alpha}{\sin \alpha + y' \cos \alpha} = f_1^* \left(\frac{-[1 + (y')^2]^3}{y''} \right). \quad (26)$$

Решая (26) относительно α , имеем

$$\alpha = \arctg \frac{1 - y' f_1^*}{y' + f_1^*}. \quad (27)$$

Дифференцируя (27), получаем

$$\frac{\left[f_1^* \left(-\frac{[1+(y')^2]^{\frac{3}{2}}}{y''} \right) \right]'}{1 + \left[f_1^* \left(-\frac{[1+(y')^2]^{\frac{3}{2}}}{y''} \right) \right]^2} + \frac{y''}{1+(y')^2} = 0. \quad (28)$$

Таким образом, (19) является решением дифференциального уравнения (28), оператор которого при воздействии входным сигналом (19) принимает нулевое значение независимо от параметров a , b и α . При воздействии другими сигналами реакция на выходе оператора принимает отличное от нуля значение. Для исследования системы, реализующей этот оператор, можно воспользоваться любым сигналом, кроме $\frac{[1+(y')^2]^{\frac{3}{2}}}{y''} = \text{const}$. Наиболее простые вы-

числения получаются при входном сигнале $-\frac{[1+(y')^2]^{\frac{3}{2}}}{y''} = x$, при котором (28) принимает следующий вид:

$$\frac{f_1^*(x)}{1+(f_1^*)^2(x)} - \frac{1}{x\sqrt{1-\ln^2 x}} = p(x). \quad (29)$$

Решая (29) относительно f_1 , имеем

$$f_1 = \left\{ \text{tg} \left[\int \left(p + \frac{1}{x\sqrt{1-\ln^2 x}} \right) dx \right] \right\}^*. \quad (30)$$

Учитывая (29), определим $f(x)$:

$$f(x) = \int \left[\int f_1(x) dx \right]^* dx. \quad (31)$$

Рассмотрим аналогичную задачу для сигнала

$$cx \cos \alpha - cys \sin \alpha + a = f(cx \sin^4 \alpha + cys \cos \alpha + b), \quad (32)$$

где c — параметр, определяющий масштабные преобразования сигнала.

При этом сигнале (27) принимает следующий вид:

$$\alpha = \text{arctg} \frac{1 - y' f_1^* \left(-\frac{c[1+(y')^2]^{\frac{3}{2}}}{y''} \right)}{y' + f_1^* \left(-\frac{c[1+(y')^2]^{\frac{3}{2}}}{y''} \right)}. \quad (33)$$

Дифференцируя (33), решим полученное уравнение относительно c . Продифференцировав окончательный результат, получаем

$$\left\{ \frac{y''}{[1+(y')^2]^{\frac{3}{2}}} f_2^* \left(-\frac{[1+(y')^2]^{\frac{1}{2}}}{\left\{ \frac{[1+(y')^2]^{\frac{3}{2}}}{y''} \right\}'} \right) \right\}' = 0, \quad (34)$$

где *

$$f_2^*(x) = \frac{xf_1^*(x)}{1 + (f_1^*)^2(x)}. \quad (3)$$

Таким образом, (32) является решением дифференциального уравнения (34), поэтому оператор (34) принимает нулевое значение при входном сигнале (32). При воздействиях другими сигналами реакция оператора принимает отличное от нуля значение. Оператор (34) «запоминает» (32) независимо от параметров a , b , c и α . Систему, реализующую оператор (34), можно исследовать аналогично предыдущим системам и получить алгоритм определения (32) по входному и выходному сигналам.

Неоднозначность обратных преобразований при составлении дифференциальных уравнений может привести к тому, что некоторые решения этих уравнений будут «непохожи» на исходную функцию. Поэтому во многих задачах целесообразно определять параметры входного сигнала, используя дифференциальные операторы, например (15), (27) и другие, им аналогичные. Параметры можно также определять по начальным условиям дифференциальных уравнений. Аналогичную методику можно применить для исследования систем, инвариантных к другим преобразованиям.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Минг Куэй Ху. Математическая модель зрительного восприятия. — В сб. Проблемы бионики. Бионические прототипы и синтетические системы. М. «Мир», 1965, с. 308—318.
2. Автоматическая нормализация при комбинированных изображениях. — В сб. Проблемы бионики. Вып. II. Харьков, 1974, с. 75—80. Авт.: Е. П. Пулятин, Б. К. Лопатченко, В. Б. Левиков, О. М. Абрамов.
3. Пулятин Е. П., Шульгин И. В., Юрченко В. П. Построение инвариантов смещения и поворота зрительных картин. — В сб.: Биологическая, медицинская кибернетика и бионика. Вып. 3. Ин-т кибернетики АН УССР Киев, 1970, с. 51—64.
4. Дейч С. Модели нервной системы. М., «Мир», 1970. 326 с.
5. Кацалап С. Ф. Математические исследования адаптивной фильтрации сигналов. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 15, Харьков, 1975, с. 66—71.

Поступила 23 ноября 1974 г.

УДК 62.506.2

Ю. И. ЗОЗУЛЯ, канд. техн. наук

О СТЕПЕНИ СОГЛАСОВАНИЯ ЭЛЕМЕНТОВ В СИСТЕМЕ

Для того чтобы научиться познавать реально существующие в природе, а также строить искусственные согласованные системы, необходимо уметь оценивать степень согласования элементов в системе.

На базе положений ранее представленной работы [1] можно предложить использовать для оценки согласования степень отклонения от тождественного преобразования, которое осуществляется согласуемыми элементами над сигналом, циркулирующим

з контуре между ними. Если система состоит из двух элементов и $G_1(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$, $G_2(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ — функции влияния (ядра) их нестационарных математических моделей, то речь может идти о степени отклонения функции

$$G(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = \int_{R^3} \int_{i'} \int_{t'}^t G_1(\vec{x}, \vec{x}'', t, t'') G_2(\vec{x}'', \vec{x}', t'', t') dt'' dx'' \quad (1)$$

от δ — функции Дирака $\delta(\vec{x} - \vec{x}', t - t')$.

Поскольку произвольная функция, аппроксимирующая δ -функцию, может быть разложена по производным от произвольной функции медленного роста $\omega_\varepsilon(\vec{x}, t)$ в виде [2, с. 45]

$$G(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = \sum_{|\alpha|=0}^{\infty} (-1)^{|\alpha|} C_{\alpha\varepsilon}(\vec{x}, t) D_{\vec{x}', t'}^\alpha \omega_\varepsilon(\vec{x} - \vec{x}_u - \vec{x}', t - t_u - t'), \quad (2)$$

где

$$C_{\alpha\varepsilon}(\vec{x}, t) = \frac{(-1)^{|\alpha|}}{\alpha!} \int_{R^3} \int_{-t_u}^{\infty} (\vec{x}', t')^\alpha G(\vec{x}, \vec{x} - \vec{x}_u - \vec{x}', t, t - t_u - t') - \\ - \sum_{|\gamma|=0}^{|\alpha|-1} C_{\gamma\varepsilon}(\vec{x}, t) D_{\vec{x}', t'}^\gamma \omega_\varepsilon(\vec{x}', t') dt' dx'; \quad (3)$$

$$\int_{R^3} \int_{-t_u}^{\infty} \omega_\varepsilon(\vec{x}', t') dt' dx' = 1; \quad (4)$$

$$\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4); \quad D_{\vec{x}, t}^\alpha = \partial^{|\alpha|} / \partial x_1^{\alpha_1} \partial x_2^{\alpha_2} \partial x_3^{\alpha_3} \partial t^{\alpha_4};$$

$$|\alpha| = \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4; \quad (\vec{x}, t)^\alpha = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2} x_3^{\alpha_3} t^{\alpha_4}; \\ \alpha! = \alpha_1! \alpha_2! \alpha_3! \alpha_4!,$$

коэффициенты $C_{\alpha\varepsilon}(\vec{x}, t)$ и параметр ε в функции $\omega_\varepsilon(\vec{x}, t)$ можно использовать для оценки степени согласования элементов системы. При $\varepsilon \rightarrow 0$ $\omega_\varepsilon(\vec{x}, t) \rightarrow \delta(\vec{x}, t)$, $C_{0000\varepsilon}(\vec{x}, t) \rightarrow 1$, $C_{\alpha\varepsilon}(\vec{x}, t) \rightarrow 0$, $|\alpha| > 0$. Если сходимость равномерная, то при малых ε $C_{\alpha\varepsilon}(\vec{x}, t) \approx C_{\alpha\varepsilon} = \text{const}$ и

$$G(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = G(\vec{x} - \vec{x}', t - t'), \quad (5)$$

т. е. в ε -окрестности зоны согласования система ведет себя как линейная стационарная и однородная. Такую линейную систему легко тестировать единичным скачком и δ -импульсом.

Поскольку функция $\omega_\varepsilon(\vec{x}, t)$ может варьировать в широких пределах, для упрощения анализа пригодности в ε -окрестности зоны согласования достаточно использовать несколько первых членов разложения (2)

$$G(\vec{x} - \vec{x}', t - t') = \sum_{|\alpha|=0}^2 (-1)^{|\alpha|} C_{\alpha\varepsilon} D_{\vec{x}', t'}^{\alpha} \omega_\varepsilon(\vec{x} - \vec{x}_\Pi - \vec{x}', t - t_\Pi - t'). \quad (6)$$

Координаты центра (\vec{x}_Π, t_Π) можно определить из соотношения

$$C_{\alpha\varepsilon} = 0, \quad |\alpha| = 1. \quad (7)$$

Тогда матрица коэффициентов при производных второго порядка приводится к диагональному виду и

$$G(\vec{x} - \vec{x}', t - t') = \left(C_{0000\varepsilon} + C_{2000\varepsilon} \frac{\partial^2}{\partial x_1'^2} + C_{0200\varepsilon} \frac{\partial^2}{\partial x_2'^2} + C_{0020\varepsilon} \frac{\partial^2}{\partial x_3'^2} + C_{0002\varepsilon} \frac{\partial^2}{\partial t'^2} \right) \omega_\varepsilon(\vec{x} - \vec{x}_\Pi - \vec{x}', t - t_\Pi - t'). \quad (8)$$

В этом случае число членов, используемых для оценки степени согласования элементов в системе, минимально.

Человек как мера степени согласования. Соотношение (8) можно использовать для оценки степени согласования систем, включающих человека в качестве одного из элементов. Вырожденным является случай, при котором система состоит только из одного элемента, т. е. человек замкнут сам на себя. В этом случае, поскольку человек обладает психикой, его организм можно условно разделить на систему восприятия и систему действия. Выходом системы восприятия является психическое состояние, а выходом системы действия — объективно наблюдаемая реакция организма.

Если организм человека имеет достаточно высокую степень согласования в таком замкнутом состоянии, то для описания преобразования, которое он выполняет, можно воспользоваться выражением (8). Для того чтобы человеку его собственная система восприятия действия представлялась в наиболее простой форме — однородной по всем координатам пространства — времени и расположенной в начале координат, достаточно выбрать так систему координат, чтобы

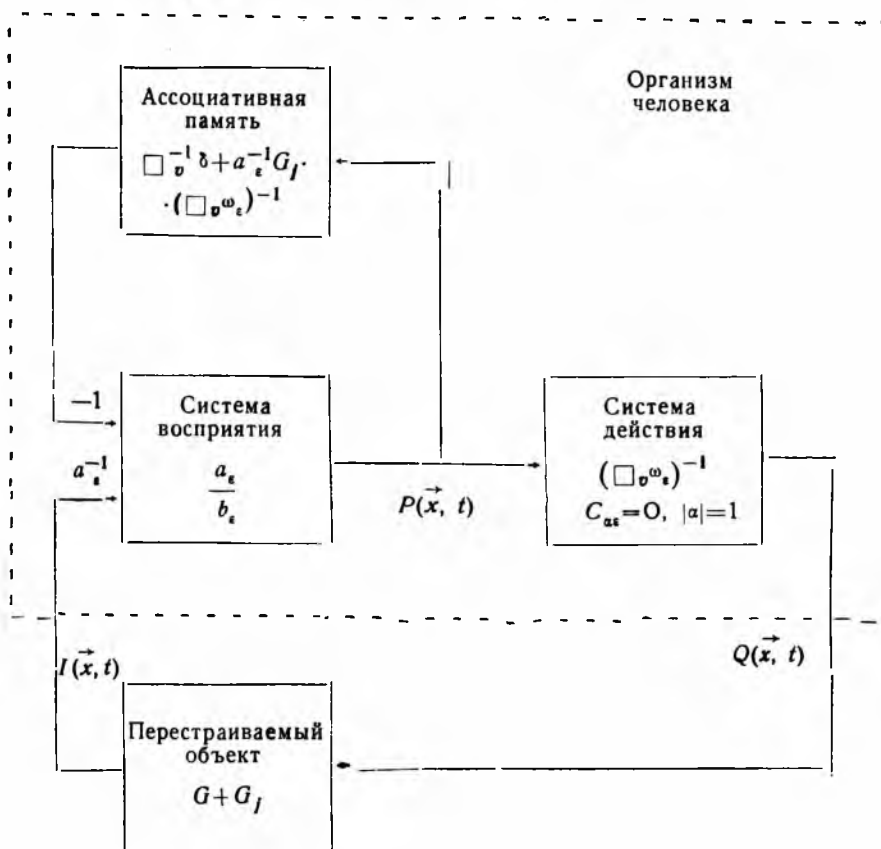
$$G(\vec{x} - \vec{x}', t - t') = \left[a_\varepsilon + b_\varepsilon \left(\frac{\partial^2}{\partial x_1'^2} + \frac{\partial^2}{\partial x_2'^2} + \frac{\partial^2}{\partial x_3'^2} - \frac{1}{v^2} \frac{\partial^2}{\partial t'^2} \right) \right] \omega_\varepsilon(\vec{x} - \vec{x}', t - t') = (a_\varepsilon + b_\varepsilon \square_{v\varepsilon}) \omega_\varepsilon(\vec{x} - \vec{x}', t - t'). \quad b_\varepsilon < 0, \quad v = \text{const.}$$

В статике

$$G(\vec{x} - \vec{x}') = (a_\varepsilon + b_\varepsilon \Delta) \omega_\varepsilon(\vec{x} - \vec{x}'), \quad (10)$$

и для системы восприятия — действия характерно явление Маха. Коэффициенты a_ε , b_ε и функция $\omega_\varepsilon(\vec{x})$ зависят от сигнала, циркулирующего в замкнутом контуре [3].

При $a_\varepsilon \approx 1$, $b_\varepsilon \approx 0$, $\omega_\varepsilon(\vec{x}, t) \approx \delta(\vec{x}, t)$ человек может рассматриваться



как идеальный наблюдатель, однако для согласования с объектом, включенным между системами восприятия и действия, человек должен иметь в контуре согласования дополнительный преобразователь, компенсирующий преобразование сигналов, выполняемое объектом. Для этой цели служит система ассоциативной памяти (рисунок). При этом психическое состояние человека $P(\vec{x}, t)$ связано с реакцией организма $Q(\vec{x}, t)$ типичным для физических явлений соотношением

$$\square_v \varphi(\bar{x}, t) = P(\bar{x}, t), \quad (11)$$

где $\varphi(\bar{x}, t) = \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^t \omega_v(\bar{x} - \bar{x}', t - t') Q(\bar{x}', t') dt' d\bar{x}'$, описываю-

щим волновые процессы. Широкое распространение этого соотношения в физике, видимо, является следствием использования единого метода познания физических явлений путем согласования человека с исследуемым объектом непосредственно или с помощью измерительных приборов. В каждом таком случае человек выступает в качестве эталона, единой меры для оценки степени согласования различных материальных объектов с его организмом. В этом отношении и происходит познание окружающей среды. Более сложным является анализ степени согласования психических состояний взаимодействующих субъектов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Зозуля Ю. И. Согласование биологических и технических элементов и систем. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 14, Харьков, 1975, с. 12—19.
2. Пальчик А. В., Зозуля Ю. И., Червов В. Г. Математическая модель нейронной сети слухового анализатора. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 13. Харьков, 1974, с. 42—51.
3. Глезер В. Д., Цуккерман И. И. Информация и зрение. М. — Л., Изд-во АН СССР, 1961. 182 с.

Поступила 20 ноября 1974 г.

УДК 6250

Ф. П. ВОРОБЬЕВ, канд. мед. наук,
А. М. МАНУЙЛОВА, канд. физ.-мат. наук,
А. К. ШЕВЧЕНКО, Л. П. ДОИЛЬНИЦИНА

ИССЛЕДОВАНИЕ РАСПОЗНАЮЩИХ СИСТЕМ, СОВЕРШАЮЩИХ ПЕРЕМЕННОЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЕ В ПРОСТРАНСТВЕ РЕЦЕПТОРОВ

Выбор неформализованных задач в качестве объекта исследования создает трудности не только при создании устройств, способных решать эти задачи. Трудность возникает и при попытке теоретически оценить возможности того или другого устройства. Несмотря на это, в последние годы решен вопрос [1] о разделении классов в некотором жестко заданном пространстве, чаще всего непосредственно в пространстве рецепторов, в котором координатными осями являются признаки (или их функции).

Ниже рассматривается математическая модель, в основе которой лежит разработанный обучающийся алгоритм распознавания образов, использующий метод направленного обучения, метод перебора конъюнкций с учетом корреляций между ними. Решающее правило ищется в виде совершенной дизъюнктивной нор-

мальной формы с помощью различных известных методов статистических испытаний. Данный алгоритм отличается от существующих алгоритмов направленного обучения тем, что позволяет в соответствующем пространстве рецепторов производить разбиение на любое конечное число классов ($m > 2$) [2].

Предложена процедура обучения, одинаково применимая к так называемым «детерминированным» и «вероятностным» задачам распознавания. Она состоит из нескольких шагов обучения с понижением требований к отбираемым признакам. Начиная с некоторого момента (этап «доучивания»), отбираются только признаки, характеризующие «отстающие» (охарактеризованные малым числом признаков) объекты. Эта процедура оказалась полезной при решении практических задач, когда заранее не известно, с каким случаем — «детерминированным» или «вероятностным» — мы имеем дело.

В пространстве рецепторов плотность точек, изображающих представителей различных классов объекта (из набора для обучения), различна в разных областях пространства. Положение точки, изображающей объект, представленный для диагноза, можно оценивать по расстоянию от нее до «ближайших соседей» или до различных классов в целом (т. е. «центра тяжести» каждого класса). При таком подходе существенно, как в пространстве рецепторов задается метрика, определяющая расстояние между точками.

Пусть в результате классификации все множество объектов $\Omega = \{\omega\}$ разбито на ряд непересекающихся подмножеств $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m$, каждое из которых и составляет соответствующий класс. Обозначим объекты, относящиеся к каждому классу ($i = 1, 2, \dots, m$), следующим образом: $\Omega_i = \{\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{ik_i}\}$.

Обозначим признаки объектов $x_j, j = 1, 2, \dots, N$. Тогда каждый объект в R_N может быть представлен в виде вектора $X = \{x_1, \dots, x_N\}$. Для определения меры близости между объектами в R_N вводим метрику. Выбор метрики произволен, необходимо лишь, чтобы она удовлетворяла обычным аксиомам расстояний: $d(\omega_{pk}, \omega_{ql}) = d(\omega_{ql}, \omega_{pk}), d(\omega_{pk}, \omega_{ij}) \leq d(\omega_{pk}, \omega_{ql}) + d(\omega_{ql}, \omega_{ij}), d(\omega_{pk}, \omega_{ql}) \geq 0, d(\omega_{pk}, \omega_{ql}) = 0$, что возможно тогда и только тогда, когда $\omega_{pk} = \omega_{ql}, p, q, i = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, k_p, l = 1, 2, \dots, k_q, j = 1, 2, \dots, k_i$.

Не нарушая общности рассуждений, можно пользоваться евклидовой метрикой с учетом весов признаков a_j , которые определяются методом наименьших квадратов с использованием проигрывания соответствующей рабочей модели на ЭВМ: $d^2(\omega_{pk}, \omega_{ql}) =$

$$= \sum_{j=1}^N a_j^2 (x_{jk}^{(i)} - x_{jl}^{(i)})^2.$$

Здесь $x_{jk}^{(i)}$ — значения j -го признака k -го объекта p -го класса, т. е. объекта $\omega_{pk}, x_{jl}^{(i)}$ — значение j -го признака l -го объекта q -го

класса, т. е. объекта ω_{ql} . Во многих работах по технической диагностике, основанных на этом методе, предполагается, что все $a_j = 1$ ($j = 1, 2, \dots, N$). Однако нет никаких оснований предполагать все метрические коэффициенты a_j равными, более того, естественно думать, что коэффициенты a_j должны быть таковы, чтобы проекции расстояния $d(\omega_{pk}, \omega_{ql})$ на оси, соответствующие наиболее информативным признакам, имели бы большие величины.

В качестве меры близости между объектами данного класса Ω_p , $p = 1, 2, \dots, m$ можно использовать величину

$$S(\Omega_p) = \sqrt{\frac{1}{k_p k_{p-1}} \sum_{k=1}^{k_p} \sum_{l=1}^{k_{p-1}} d^2(\omega_{pk}, \omega_{pl})} \quad (1)$$

— среднеквадратический разброс объектов внутри класса.

В качестве меры близости между объектами данной пары классов Ω_p и Ω_q , $p, q = 1, 2, \dots, m$ будем использовать величину

$$R(\Omega_p \Omega_q) = \sqrt{\frac{1}{k_p k_q} \sum_{k=1}^{k_p} \sum_{l=1}^{k_q} d^2(\omega_{pk}, \omega_{ql})} \quad (2)$$

— среднеквадратический разброс объектов классов Ω_p и Ω_q .

При построении алгоритма распознающей системы мы использовали также метод разделяющей метрики. Практически используя метрику с введением весов признаков, получаемых по значению градиента, величину π (π — код диагноза или прогноза) и разделяющую метрику, наблюдаем значительное уменьшение числа отказов. При этом появлялась возможность указать относительно значимость признаков для диагноза или прогноза и выявить признаки, практически не влияющие на них.

Опишем способ построения разделяющей метрики для двух классов $\Omega_p \{x^i; i = 1, 2, \dots, p\}$ и $\Omega_q \{y^j; j = 1, 2, \dots, q\}$ в пространстве рецепторов. Введем в этом пространстве расстояние между двумя объектами $X(x_1, \dots, x_n)$ и $Y(y_1, \dots, y_n)$ по формуле $r(X, Y) =$

$$= \sum_{k=1}^n c_k (x_k - y_k), \text{ где } c_1, c_2, \dots, c_n \text{ — некоторые неотрицательные}$$

весовые коэффициенты, удовлетворяющие условию нормировки

$$\sum_{k=1}^n c_k = n.$$

Назовем расстоянием между множествами Ω_p и Ω_q величину

$$\min_{i,l} r(x^i, y^l) = f(c_1, c_2, \dots, c_n). \quad (3)$$

Задача построения разделяющей метрики состоит в отыскании коэффициентов c_1, c_2, \dots, c_n , при которых расстояние между множествами Ω_p и Ω_q достигает возможно большего значения. Используемый способ нахождения разделяющей метрики, основанный на последовательных малых изменениях коэффициентов c_1, c_2, \dots, c_n , которые увеличивают расстояние (3), состоит из следующих шагов, составляющих один цикл.

1. Отыскивается величина $r^* = \min_{i,j} r(x^i, y^j) = r(x^*, y^*)$.
2. Находится наибольшая и наименьшая (среди тех, для которых $c_k \geq \varepsilon$) компоненты $r_\alpha = \max(x_\alpha^* - y_\alpha^*), r_\beta = \min(x_\beta^* - y_\beta^*)$ вектора, соединяющего точки x^* и y^* .
3. Коэффициент c_α увеличивается на некоторую величину ε , а коэффициент c_β уменьшается на эту же величину. Остальные коэффициенты остаются без изменения. Если при повторении на k -м цикле произойдет уменьшение величины r^* , то k -й и последующие циклы выполняются с меньшим значением ε . Процесс решения задачи заканчивается, когда максимальная и минимальная компоненты r_α и r_β совпадают и достигается наибольшее расстояние между множествами.

Построена программа, реализующая распознающую систему на базе метода Байеса и метода конъюнкций. При этом используется метод направленного обучения и метод k -ограничения. Решающий набор конъюнкций строится так, чтобы в него входили конъюнкции с возможно большим весом (во всяком случае, превышающим пороговый) и чтобы при этом ни один из исходных признаков не входил более, чем в K конъюнкций решающего набора. Число K является дискретным параметром алгоритма. Программа возникла в результате анализа недостатков «персептрона» и попытки внести усовершенствование в соответствующие места.

В задачах диагноза и прогноза различных заболеваний мы должны принимать решение при неполных данных. Ищется оптимальное решающее правило с минимальной ошибкой. Специально разработан «словарь» признаков. Особое внимание уделяется возможности создания коротких описаний классов. Разделяющее правило строится в виде представления булевых функций в совершенной дизъюнктивной нормальной форме (СДНФ). При большом числе элементов мы добиваемся значительной экономии объема памяти ЭВМ введением сокращенного логического базиса, колонки которого соответствуют отдельным слагаемым решающего правила, представленного не с СДНФ, а в виде тупиковой дизъюнктивной нормальной формы. Будем рассматривать и признаки, и описываемые с их помощью процессы как логические элементы. Пусть A_1, \dots, A_n — множество признаков, а K_1, \dots, K_m — совокупность изучаемых состояний. Разделение переменных на две группы (A_1, \dots, A_n и K_1, \dots, K_m) подчас бывает довольно условным.

Предположим, что все априорные сведения об исследуемом состоянии, выражающие, с одной стороны, связь между переменными K_1, \dots, K_m и A_1, \dots, A_n и с другой — зависимость только между элементами A_1, \dots, A_n или только между элементами K_1, \dots, K_m , представлены в форме каких-либо булевых соотношений (3), например:

$$K_i = f_i(A_1, \dots, A_n), K_j = g_j(A_1, \dots, A_n);$$

$$L_i(A_1, \dots, A_n) = K_i; \quad (4)$$

$$F_i(A_1, \dots, A_n; K_1, \dots, K_m) = H_i(A_1, \dots, A_n; K_1, \dots, K_m).$$

Вид функций в (4) определяется требованиями, которые предъявляются в системе классификации и устанавливаются в процессе обучения распознающей системы.

Предположим также, что наряду с (4) дополнительно известны некоторые данные части признаков A_1, \dots, A_n , присущих состояниям K_1, \dots, K_m , и что эти данные выражены как булева функция $G(A_1, \dots, A_n)$. С формальной точки зрения сведения $G(A_1, \dots, A_n)$ о признаках A_1, \dots, A_n — распознаваемых процессов K_1, \dots, K_m можно рассматривать как дополнительное ограничение

$$G(A_1, \dots, A_n) = I, \quad (5)$$

налагаемое на элементы A_1, \dots, A_n наряду с зависимостями (4). Соотношение (5) имеет утверждение: «Некоторая совокупность признаков, характеризующая распознаваемые процессы K_1, \dots, K_m и представленная функцией $G(A_1, \dots, A_n)$, действительно имеет место». Одна из типичных задач, возникающих при распознавании состояний K_1, \dots, K_m , состоит в том, чтобы определить, какие выводы можно сделать относительно K_1, \dots, K_m на основе априорных сведений (4) и дополнительной информации $G(A_1, \dots, A_n)$. Эта задача, которую мы будем называть прямой задачей распознавания, сводится к нахождению неизвестной функции $F(K_1, \dots, K_m)$, удовлетворяющей уравнению

$$G(A_1, \dots, A_n) \vee F(K_1, \dots, K_m) = I \quad (6)$$

при ограничениях (4), наложенных на элементы $A_1, \dots, A_n; K_1, \dots, K_m$. Задача, сопряженная с данной, состоит в том, чтобы установить, какие совокупности признаков A_1, \dots, A_n должны иметь место, если известны некоторые сведения о состояниях K_1, \dots, K_m , т. е. требуется определить неизвестную функцию $G(A_1, \dots, A_n)$, удовлетворяющую уравнению

$$\overline{F}_1(K_1, \dots, K_m) \vee G(A_1, \dots, A_n) = I \quad (7)$$

при заданной функции $F_1(K_1, \dots, K_m)$ и связях (4). Положим, в соотношениях (6) и (7) $F(K_1, \dots, K_m) = F_1(K_1, \dots, K_m)$.

Тогда, если $G_1(A_1, \dots, A_n) = G(A_1, \dots, A_n)$, то, перемножив левые части (6) и (7), получим $GF \vee \overline{G} \cdot F = I$

или

$$G(A_1, \dots, A_n) = F(K_1, \dots, K_m), \quad (8)$$

иначе говоря, в этом случае посылки $G(A_1, \dots, A_n)$ или $F_1(K_1, \dots, K_m)$ и следствия $F(K_1, \dots, K_m)$ или $G(A_1, \dots, A_n)$ эквивалентны.

Другая типичная задача, которую мы назовем обратной задачей распознавания, состоит в том, чтобы определить множество априори неизвестных посылок $G(A_1, \dots, A_n)$, из которых следуют выводы $F(K_1, \dots, K_m)$, при условии, что элементы $A_1, \dots, A_n, K_1, \dots, K_m$ связаны зависимостями (4).

Метод введения сокращенного базиса $b_c[A_1, \dots, A_n, K_1, \dots, K_m]$ оказывается удобным при решении всех перечисленных выше логических задач с помощью ЭВМ. Соотношения (4) налагают определенные ограничения на возможные комбинации значений истинности элементов $A_1, \dots, A_n, K_1, \dots, K_m$, так что не все столбцы полного базиса будут совместны с этими соотношениями. Если отбросить все те столбцы полного базиса, которые противоречат хотя бы одному из соотношений (4), то оставшиеся столбцы, по определению, образуют сокращенный в соответствии с данными связями базис. Сокращенный базис устанавливает соответствие между колонками базисов $b_c[A_1, \dots, A_n]$ и $b_c[K_1, \dots, K_m]$ определяет тем самым возможные преобразования соотношений (4) к такому виду, для которого названные выше задачи решаются в рамках уравнений (5) или (8).

Алгоритм приведения булевой функции к тупиковой дизъюнктивной нормальной форме, основанный на методе введения сокращенного базиса, использует вероятностную процедуру по Байесу.

При построении распознающих систем часто приходится сталкиваться с ситуацией, когда значения истинности признаков классифицируемых объектов связаны соотношениями, которые устанавливаются в процессе эксперимента недостоверно, с известной неопределенностью. Пусть распознающая система различает N классов, которые описываются булевыми функциями:

$$\varphi_1(K_1, \dots, K_m), \dots, \varphi_n(K_1, \dots, K_m), \quad (9)$$

причем $\varphi_i \cdot \varphi_j = 0, i \neq j$.

Вид (9) определяется требованиями классификации состояний функции, удовлетворяющими соотношению импликации

$$f(A_1, \dots, A_n) \rightarrow \varphi(K_1, \dots, K_m), \quad (10)$$

где $f(A_1, \dots, A_n)$ — известная в результате опыта функция; $\{f(A_1, \dots, A_n)\}$ — множество всех простых импликант функции $\varphi_1(K_1, \dots, K_m)$. Ошибочные или неопределенные решения $\varphi(K_1, \dots, K_m)$ возникают из-за того, что значения истинности элементов A_1, \dots, A_n определяются во время опыта с ошибкой или же вообще не устанавливаются.

Обозначим через p_{ij} вероятность получения такого решения $\varphi(K_1, \dots, K_m)$, для которого $\varphi(K_1, \dots, K_m) \rightarrow \varphi_i(K_1, \dots, K_m)$, $i = 1, \dots, N$ при условии, что классифицируемый объект фактически является объектом j -го типа, т. е. функция $f(A_1, \dots, A_n)$ в соотношении (12) задается как $f = f_j(A_1, \dots, A_n)$.

Множество всех типов объектов, принадлежащих каждому классу $\varphi_j(K_1, \dots, K_m)$, определяется суммой импликант $\sum_{\alpha_j} f_{ji}^{\alpha_j} \times (A_1, \dots, A_n)$, записанной с СДНФ. Если задать вероятности $r_j^{\alpha_j}$ появления объектов различных типов α_j внутри каждого класса $\varphi_j(K_1, \dots, K_m)$, то величина p_{ij} выражается следующим образом: $p_{ij} = \sum_{\alpha_j} P[\varphi_i/f_{\alpha_j}^{\alpha_j}(A_1, \dots, A_n)]r_j^{\alpha_j}$.

Если число элементов A_1, \dots, A_n , характеризующих признаки объектов, велико, вычисление значений показателя эффективности распознающей системы, основанное на методе минимизации среднего и эмпирического риска, представляет, как правило, сложную задачу. Основная трудность состоит в множественном переборе типов классифицируемых объектов $f_{ji}^{\alpha_j}$ при подсчете вероятностей $P(\varphi_j/f_{ji}^{\alpha_j})$ и в определении вероятности суммы большого числа совместных событий.

Чтобы преодолеть эти трудности, мы использовали метод перебора конъюнкций направленного обучения с учетом K -ограничения.

Для минимизации числа признаков, необходимых для альтернативного узнавания, мы составили специальную программу эвристического характера, работающую следующим образом. Основной блок «Диагноз» представляет собой определенную диагностическую программу, которая осуществляет процесс обучения и экзамен объектов обучения, используя не все, а только некоторые помеченные признаки. В этом же блоке производится и оценка эффективности диагностики объектов обучения по одним меченым признакам, которая вводилась с помощью соотношения $\eta = n_{\text{п.р}} / n_{\text{ош}} - \text{Ш}$, где $n_{\text{п.р}}$, $n_{\text{ош}}$ — число (или процент) соответственно правильно или ошибочно поставленных диагнозов, а параметр $\text{Ш} > 1$ является «штрафом» за ошибку. В начале работы программы минимизации все признаки являются немечеными, и программа обращается к блоку «Метки». После перебора всех признаков (первый шаг) метка фиксируется у того из них, для которого эффективность диагностики η оказалась наибольшей.

На следующем шаге снова поочередно метятся все признаки, оставшиеся немечеными после первого шага, а эффективность диагностики в блоке «Диагноз» оценивается по двум признакам:

одному с фиксированной меткой, другому — с текущей. Описанный процесс продолжается до тех пор, пока не окажется, что среди немеченных признаков нет ни одного, включение которого улучшило бы результат диагностики.

Далее начинает работать блок «Снятие меток». Процесс снятия меток продолжается до тех пор, пока из набора меченных признаков не окажется невозможным убрать ни одного, не ухудшая эффективности диагностики. Вся процедура минимизации заканчивается тогда, когда к системе отобранных признаков оказывается невозможным ни добавить один, улучшающий диагностику, ни исключить один, не ухудшая диагностики. Процедуру минимизации числа признаков мы проводили по отношению к различным диагностическим алгоритмам как универсального, так и направленного обучения.

Оптимальные параметры рассматриваемых алгоритмов находились с помощью так называемого скользящего контроля. Это означает, что производился экзамен каждого объекта материала обучения, при котором экзаменуемый объект из материала обучения исключался. Определялись следующие параметры.

1. Пороговый вес $\mathcal{E}_s > 2,5$ конъюнкции.

2. Эталон достоверности ЭД, представляющий собой такой порог, что, если конъюнкция на всем материале обучения встречается меньше, чем ЭД раз, ее вес полагается равным нулю $\mathcal{E}D \geq 8-10$.

3. ЭС — эталон, показывающий максимальный коэффициент корреляции между конъюнкциями, допускаемыми в решающий набор $\mathcal{E}C < 0,33$.

4. «Граничные счета голосов», при которых ставится тот или иной диагноз или выдается отказ от диагноза — $2 \leq d \leq 2$.

Работоспособность изложенной математической модели обучения узнаванию образов была подтверждена экспериментально путем реализации алгоритма с помощью программы на «М-222». Экзамен проводился на объектах, не вошедших в обучающие выборки.

Результаты диагностики и прогноза с помощью различных машинных алгоритмов на одной и той же группе контрольных объектов в сравнении с аналитическими методами являются значительно более эффективными.

Выявлено, что результаты диагностики мало чувствительны к способу оценки информативности признаков и их конъюнкций, но сильно зависят от принципов построения решающего правила. Из результатов работы следует, что использование обучающихся диагностических программ сложным динамическим системам может существенно помочь при исследовании и проектировании сложных автоматических устройств. При практической разработке машинных алгоритмов для конкретных классов объектов выявилась потребность рассмотреть процессы диагноза и прогноза с общей точки зрения с использованием СДНФ и вероятностных методов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бонгард М. М. Проблемы узнавания. М., «Наука», 1967. 307 с.
2. Распознавание образов и дифференциальная диагностика. — «Вестник АН СССР», 1958, № 5, с. 12—21. Авт.: П. Е. Кунин, В. А. Бояджан, Н. М. Тарсар, А. Я. Мармонштейн.
3. Гильберт Д., Аккерман В. Основы теоретической логики. Изд. иностр. лит. М., 1947. 186 с.

Поступила 3 мая 1974

УДК 62.506.2

В. А. ПОПОВ, канд. техн. наук, И. Т. СКИБЕНКО, А. С. ВАСИЛЕНКО

СИНТЕЗ ДИСКРЕТНЫХ МОДЕЛЕЙ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В последнее время при исследовании процессов нервной деятельности широко применяют методы математического моделирования на специализированных цифровых вычислительных устройствах [1]. Моделирование нейрофизиологических функций живого организма с помощью машин-автоматов требует развития и модификации традиционных методов проектирования таких автоматов [2]. Одним из возможных подходов к решению поставленной задачи может служить графо-аналитический метод, использующий диаграмму Венна специального вида. Метод позволяет получать оптимальные реализации цифровых моделей достаточно широкого класса.

Применительно к синтезу булевых структур метод исследован в [3, 4, 5]. В данной работе развивается формализация процесса синтеза дискретных моделей функции живых систем и приводятся количественные оценки числа правильных конфигураций диаграммы. Для минимизации структуры модели будем использовать диаграмму Венна, представленную в виде квадрата с позиционным кодированием переменных (рисунок) для шести булевых переменных. Если число булевых переменных нечетно, диаграмма имеет форму прямоугольника. В рассматриваемой диаграмме элементы (клетки) оказываются закодированными шестипозиционным двоичным кодом, который соответствует вхождению переменных в данную клетку. Каждому двоичному коду поставим в соответствие восьмеричное двухразрядное число, в котором первая цифра обозначает двоичный код вхождения переменных первой группы, а вторая — вхождение переменных второй группы. Такое кодирование оказывается удобным при занесении заданной логической функции в диаграмму.

Правильной конфигурацией площади S называется множество $\{b_i\}$ элементов — клеток диаграммы, соответствующее множество конститuent которых образует после склеивания импликанту ранга $r = n - \log_k S$, где k — основание рассматриваемой логики. Для эффективного использования методики [3, 4] необходимо знать число различных видов правильных конфигураций.

X_4 X_5 X_6

0	1	2	3	4	5	6	7
10	11	12	13	14	15	16	17
20	21	22	23	24	25	26	27
30	31	32	33	34	35	36	37
40	41	42	43	44	45	46	47
50	51	52	53	54	55	56	57
60	61	62	63	64	65	66	67
70	71	72	73	74	75	76	77

 $X_1 \quad X_2 \quad X_3$

Теорема 1. В диаграмме для n и k -значных переменных можно образовать $(k+1)^n - 1$ правильных конфигураций.

Доказательство. Между импликантами ранга r и правильными конфигурациями площади $S = k^{n-r}$ по определению существует взаимно-однозначное соответствие. Поэтому для того, чтобы найти число правильных конфигураций, достаточно определить число k -значных импликант. Входящие в импликанту r переменных

можно выбрать числом способов, равным $\binom{n}{r}$, поскольку импликанты не различаются перестановками переменных и состоят из различных переменных. Полученные r переменных можно закодировать k^r различными способами, откуда искомое число импликант ранга r равно $k^r \binom{n}{r}$. Общее число импликант всех рангов равно

$\sum_{k=1}^n k^r \binom{n}{r}$. Используя формулу бинома Ньютона: $(1 + q)^n =$

$$= 1 + \binom{n}{1}q + \dots + \binom{n}{n}q^n = 1 + \sum_{r=1}^n q^r \text{ при } q = k, \text{ получаем доказываемое выражение.}$$

ваемое выражение.

Произвольное множество элементов диаграммы, занимающее область B , назовем основной конфигурацией, если не найдется ни одного $b_i \in B$ такого, что b_i лежит внутри области B .

Основная конфигурация называется правильной, если она представляет собой прямоугольник, стороны которого имеют длину $l = k^q$ при $q = 0, 1, \dots, n^* - 1$, где n^* обозначает число переменных в группе, кодирующей диаграмму слева или сверху. В табл. 1 приведены данные по числу основных правильных конфигураций в зависимости от ранга соответствующих им импликант и числа n булевых переменных.

Однако основные правильные конфигурации не исчерпывают всех правильных конфигураций. Поскольку каждая конституента n переменных может склеиваться с соседними конституентами по любой переменной, необходимо найти те клетки b_i на диаграмме, которые склеиваются с исходной клеткой b'_i , но не образуют основную конфигурацию. Правильные конфигурации, которые не являются основными, назовем производными правильными конфигурациями.

Таблица 1

n	$K_{\text{осн}}$	K									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2	8	4	4	—	—	—	—	—	—	—	—
3	20	4	8	—	—	—	—	—	—	—	—
4	48	4	12	16	16	—	—	—	—	—	—
5	104	4	12	24	32	32	—	—	—	—	—
6	224	4	12	32	48	64	64	—	—	—	—
7	464	4	12	32	64	96	128	128	—	—	—
8	960	4	12	32	80	128	192	256	256	—	—
9	1952	4	12	32	80	160	256	384	512	512	—
10	3968	4	12	32	80	192	320	512	768	1024	1024

Пусть имеется произвольное множество $\{b_i\}$ элементов диаграммы. Упорядочим его так, чтобы элементы располагались в возрастающем порядке. Тогда упорядоченное множество $\{b_i\}$ элементов диаграммы образует правильную конфигурацию, если все элементы множества находятся в одном столбце или в одной строке, расстояния между соответствующими элементами которых равны между собой и имеют величину $H = k^q - 1$ при $q = 0, 1, \dots, n^* - 1$, а мощность множества $\{b_i\}$ равна k^{n-r} . Множество производных правильных конфигураций может быть получено при помощи следующей теоремы.

Теорема 2. Конфигурации, образованные из k^p правильных (основных или производных) конфигураций одинаковой площади, первые элементы которых находятся в диаграмме на расстоянии χ , являются правильными конфигурациями при $p=0, 1, \dots, n^*$.

Доказательство. Для $p=0$ теорема тривиально верна, для $p=1$ проверяется непосредственно. Пусть теорема верна для $p-1$ конфигураций. Докажем, что она остается верной для $k(p)$ правильных конфигураций. Совокупность k^{p-1} правильных конфигураций образует импликанту ранга $r-p+1$, где $r=n-\log_k S$, а S — площадь конфигураций, заданных условиями теоремы. Если взять количество таких импликант, равное k , то их можно склеить по одной переменной, поскольку все соответствующие друг другу клетки конфигураций по условию теоремы находятся на расстоянии $H=k^q-1$ друг от друга. Склеиваясь, эти импликанты образуют одну импликанту ранга $r-p$, что и доказывает теорему.

Из теоремы можно получить несколько следствий, которые оказываются полезными при практической работе.

1. Полные строки (столбцы), взятые через интервал H по всему полю диаграммы, образуют правильную конфигурацию.

2. Части строк (столбцов) длиной $l=k^q$ при $q=0, 1, \dots, n^*-2$, взятые по длине (высоте) черточки, обозначающей вхождение какой-либо переменной без отрицания, образуют правильную конфигурацию, если расположены относительно друг друга на расстоянии H .

Таблица 2

n	$K_{\text{произв}}$	K'									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2	0	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
3	6	2	4	—	—	—	—	—	—	—	—
4	32	4	12	16	—	—	—	—	—	—	—
5	138	6	28	56	48	—	—	—	—	—	—
6	504	8	48	128	192	128	—	—	—	—	—
7	1722	10	72	248	496	576	320	—	—	—	—
8	5600	12	100	416	1040	1664	1600	786	—	—	—
9	17730	14	132	640	1936	3872	5120	4224	1792	—	—
10	55080	16	168	928	3280	7872	13120	14848	10752	4096	—

В табл. 2 приведены данные по числу производных правильных конфигураций в зависимости от ранга соответствующих им импликант и числа n булевых переменных.

Таким образом, множество основных и производных правильных конфигураций исчерпывает все возможные правильные конфигурации по диаграмме и, следовательно, соответствует множеству всех импликант любой логической функции. Таблицы чисел оказываются необходимыми при проектировании конкретных логических (булевых или многозначных) схем моделирующих автоматов и позволяют получать более экономные схемные реализации этих

автоматов. Особенно полезны полученные результаты при синтезе дискретных моделей нейронных сетей, которые представляют довольно сложные структуры с гибкой организацией внутренних процессов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Розенблат Ф. Принципы нейродинамики. М., «Мир», 1965. 212 с.
2. Глушков В. И. Синтез цифровых автоматов. М., Физматгиз, 1962. 382 с.
3. Попов В. А. Упрощение булевых функций с помощью модернизированной карты Вейча. — Труды Юбилейной научно-технической конференции. «Развитие радиозлектроники за 50 лет Советской власти», Харьков, 1967, с. 56—57.
4. Попов В. А. и др. Минимизация булевых функций с помощью видоизмененной карты Вейча. — В сб.: «Радиозлектроника летательных аппаратов». Вып. 2, Харьков, 1969, с. 87—95.
5. Корнет И. Н., Попов В. А. Синтез функциональных блоков цифровых вычислительных машин летательных аппаратов. Харьков, 1969, с. 57—87.

Поступила 25 мая 1974

УДК 62—50 : 007 : 57

В. Г. ПОПОВ, В. А. ТРУСОВ, канд. техн. наук

АНАЛИЗ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ ОБУЧАЮЩИХ СИСТЕМ С ОГРАНИЧЕНИЕМ НА КОЛИЧЕСТВО РАСПОЗНАВАЕМЫХ КЛАССОВ ОШИБОК

Характерной особенностью процесса обучения является его многоэтапность [1]. На каждом этапе изучается определенная часть материала и контролируется усвоение. Этот контроль заключается в проверке степени усвоения определенных знаний, а при практическом обучении — в умении выполнить определенные действия без ошибок.

При контроле ответ обучаемого может содержать ошибки различного рода. Задача обучающей системы состоит в анализе характера ошибок, причем после различения класса ошибок обучающая система должна выдать обучаемому соответствующую часть учебного материала. Количество различных классов ошибок зависит от ряда причин, имеющих случайный характер, и в общем случае может быть произвольным. Поэтому целесообразно ошибки обучаемого, близкие по степени различения, объединять в определенные классы, каждому из которых надо сопоставлять соответствующий раздел методических материалов, используемых в системе для разъяснений, подсказок и указаний возможных вариантов дальнейших действий после допущенной ошибки данного класса.

Настоящая работа посвящена анализу влияния количества распознаваемых системой классов ошибок на эффективность автоматизированной обучающей системы (АОС). Проводится анализ свойств АОС при произвольном, но фиксированном количестве распознаваемых классов ошибок.

В качестве основных показателей эффективности АОС рассматривается среднее время выполнения данной многоэтапной работы а также степень участия преподавателя в работе обучающей с

темы, оцениваемая средним временем консультирования одного обучаемого.

Анализ проводится с использованием вероятностной модели процесса обучения, представляющего собой изменение состояний обучаемого в произвольные моменты времени [2].

Пусть m — количество этапов работы, выполняемой обучаемым в автоматизированной обучающей системе; k — количество классов распознаваемых ошибок на каждом этапе обучения.

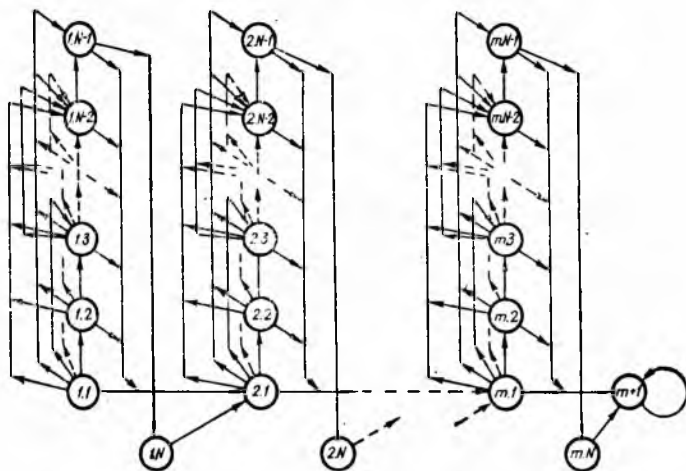


Рис. 1. Граф переходов многоэтапной модели процесса обучения.

Определим множество состояний процесса обучения следующим образом.

1.1 ($z.1$) — формирование и ввод ответа в цифровую вычислительную машину (ЦВМ);

1.2 ($z.2$) — обучение, формирование и ввод ответа в ЦВМ при допущенной ошибке первого класса;

1. $j+1$ ($z.j+1$) — обучение, формирование и ввод ответа в ЦВМ при допущенной ошибке j -го класса;

1. $k+1$ ($z, k+1$) — обучение, формирование и ввод ответа в ЦВМ при допущенной ошибке k -го класса;

1. N ($z.N$) — консультирование преподавателем обучаемого при ошибках, не распознаваемых ЦВМ.

В скобках указаны аналогичные состояния для z -го этапа обучения, $z = (2, m)$, $N = k + 2$.

Граф переходов, соответствующий описанной модели, приведен на рис. 1. При сделанных предположениях относительно характера процесса обучения [2] функционирование модели описывается марковским процессом с одним поглощающим состоянием, которым на рис. 1 является состояние $(m+1)$.

Здесь β — параметр, характеризующий степень логической связи между этапами обучения; m — количество этапов обучения.

$Q_{i,1}$ имеет смысл уровня подготовки обучаемого P_0 к выполнению работы в системе.

Элементы матрицы (2) определяются с помощью следующих выражений:

$$q_{z,j} = Q_{z,j+1} - Q_{z,j}, \quad z = (\overline{1,m}), \quad j = (\overline{1,N-1}); \quad q_{z,N} = 1 - Q_{z,N}. \quad (7)$$

Среднее время обучения T_{cp} определяется как сумма средних времен пребывания процесса при переходах из состояния в состояние до первого попадания в поглощающее состояние с номером $(m+1)$.

Так как рассматриваемая модель является марковской, то значение T_{cp} определяется так:

$$T_{cp} = \sum_{i=1}^m n_{1,i} t_{1,i} = \left(\sum_{i=1}^m A_{i,1} t_{1,i} \right) / \Delta, \quad (8)$$

где $n_{1,i}$ — элементы 1-й строки фундаментальной матрицы $N = (I - P_{(m+1)})^{-1}$; Δ — определитель матрицы $(I - P_{(m+1)})$; $A_{i,1}$ — алгебраическое дополнение соответствующего элемента определителя Δ ; $P_{(m+1)}$ — матрица переходов P с вычеркнутыми столбцом и строкой с номерами $(m+1)$; I — единичная матрица порядка m ; $t_{1,i}$ — время пребывания процесса в i -м состоянии.

Определитель Δ имеет структуру, аналогичную матрице P , т. е. представляет собой правую квазитреугольную матрицу. Определитель такой матрицы равен произведению определителей ее клеток.

Каждая клетка определителя Δ имеет следующий вид:

$$T_{i,j}^1 = \begin{bmatrix} 1 & -q_{j,1} & -q_{j,2} & \dots & -q_{j,N-2} & 0 \\ 0 & 1 & -q_{j,2} & \dots & -q_{j,N-2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & -q_{j,N-2} & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & 1 & -q_{j,N-1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$T_{i,i+1}^1 = \begin{bmatrix} -Q_{j,1} & 0 & 0 \\ -Q_{j,2} & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ -Q_{j,N} & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Так как матрица (9) является треугольной, то ее определитель представляет собой произведение элементов главной диагонали, т. е. равен 1. Таким образом, $\Delta = 1$.

Ввиду того, что клетки определителя Δ имеют одинаковую структуру, нетрудно получить аналитическое выражение для определения алгебраических дополнений $A_{i,1}$ в формуле (8).

Это выражение имеет вид

$$A_{z,r} = \begin{cases} \left[(1 - \delta_{1,r}) q_{z,r-1} \prod_{i=1}^{r-2} (q_{z,i} + 1) + \delta_{1,r} \right] \Delta_{z-1}, & r = \overline{(1, N-1)}; \\ \left[q_{z,N-2} q_{z,N-1} \prod_{i=1}^{r-2} (q_{z,i} + 1) \right] \Delta_{z-1}, & r = N; \end{cases}$$

где $\Delta_z = \sum_{j=1}^N A_{z,j} Q_{z,j}$; $\Delta_0 = 1$; $\prod_{i=1}^0 (q_{z,i} + 1) = 1$, $\delta_{1,r} = \begin{cases} 1, & \text{если } r = 1; \\ 0, & \text{если } r \neq 1; \end{cases}$

$$z = \overline{(1, m)}.$$

С учетом $\Delta = 1$ и выражения (10) формулу (8) для определения T_{cp} можно преобразовать так:

$$T_{cp} = \sum_{z=1}^m \sum_{j=1}^N A_{z,j} t_{z,j}. \quad (11)$$

Среднее время T_n , затрачиваемое преподавателем на консультирование одного обучаемого, определяется по формуле

$$T_n = \sum_{z=1}^m A_{z,N} \cdot t_{z,N}. \quad (12)$$

Пример. Произведем оценку свойств обучающей системы при вариациях исходных параметров в следующих пределах: степень адаптации $\alpha = 0,1 \div 1,0$; степень логической связи между этапами $\beta = 0,4 - 1,0$; количество классов распознаваемых ошибок $k = 2 - 7$; уровень подготовки обучаемого к выполнению работы $P_0 = 0,4 - 1,0$; время реакции обучаемого при допущенных ошибках $t_p = (2 \div 6 \text{ мин})$; время обдумывания и ввода ответа в ЦВМ — 2 мин; время консультирования — 5 мин; количество этапов обучения $m = 7$.

На рис. 2 приведены зависимости среднего времени обучения $T_{cp} = f(k)$ при $P_0 = \text{const}$, $\beta = \text{const}$ и различных значениях величин α и β .

Из рис. 2 видно, что количество распознаваемых классов ошибок k влияет на изменение величины T_{cp} лишь при малом времени реакции обучаемого t_p . Кроме того, величина T_{cp} практически не зависит от k при большой величине t_p , а также при высокой степени адаптации системы ($\alpha \rightarrow 0$) в случаях малой величины t_p .

На рис. 3 представлены зависимости среднего времени обучения $T_{cp} = \psi(P_0)$ при $\alpha = \text{const}$, $k = \text{const}$ и различных значениях величин α и β .

Анализ приведенных зависимостей на рис. 3, показывает, что на изменение величины T_{cp} в широком диапазоне значений в адаптивной системе обучения ($\alpha \rightarrow 0$) оказывает влияние время

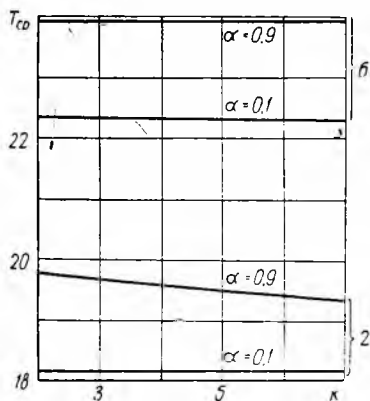


Рис. 2. Зависимость среднего времени обучения от количества распознаваемых классов ошибок (*мин*), ($\beta=0,4$). Цифры у окончания кривых — значения времени реакции обучаемого, *мин*.

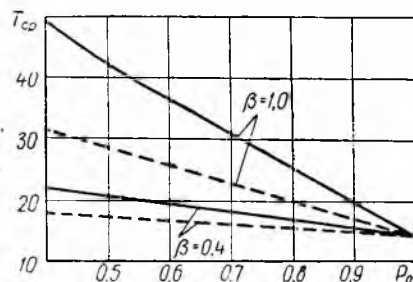


Рис. 3. Зависимость среднего времени обучения от уровня подготовки обучаемого (*мин*), ($k=2, \alpha=0,1$); — время реакции обучаемого — 6 *мин*; - - - - время реакции обучаемого — 2 *мин*.

реакции обучаемого, а также степень логической связи между этапами обучения.

На рис. 4 приведены зависимости среднего времени консультирования преподавателем одного обучаемого $T_n = \varphi(\alpha)$ при $P_0 = \text{const}$ и различных значениях величины k и β .

Из рис. 4 видно, что величина T_n с увеличением количества распознаваемых классов ошибок k значительно уменьшается даже при малых значениях степеней адаптации системы α и логической связи между этапами обучения β . Кроме того, уменьшение величины T_n (т. е. повышение степени индивидуализации обучения в данной АОС) можно достичь не только за счет увеличения значения величины β , но и увеличением значения величины k .

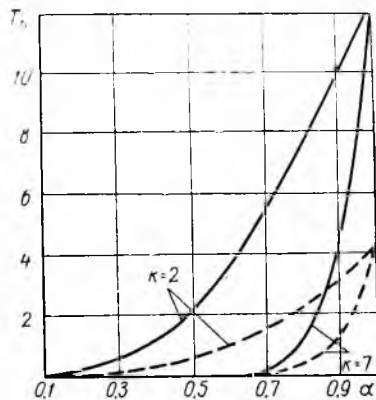


Рис. 4. Зависимость среднего времени консультирования от степени адаптации системы (*мин*), ($P_0=0,4$); — $\beta=1,0$; - - - $\beta=0,4$.

Предложенный метод оценки показателей эффективности автоматизированной обучающей системы позволяет произвести не только качественную оценку свойств системы в целом, но и дать

практические рекомендации при разработке методических материалов и программного обеспечения АОС с учетом характеристики ЦВМ, на базе которой проектируется эта система.

Проведенные исследования влияния основных параметров АОС на ее эффективность показывают, что определяющим из них является параметр, характеризующий степень адаптации системы к обучаемому. Очевидно, что этот параметр зависит от компонентов обучающей системы. Количественная же оценка параметров АОС является предметом дальнейших исследований.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Применение ЭВМ в учебном процессе. Сб. докладов под ред. А. И. Берга. М., «Сов. радио», 1969. 248 с.
2. Аткинсон Р., Бауэр Г., Кротерс Э. Введение в математическую теорию обучения. М., «Мир», 1969. 486 с.

Поступила 20 апреля 1974 г.

УДК 62.506.2

*В. А. БАХТИГОЗИН, Ю. П. БУГАЙ, канд. техн. наук,
Ю. А. КУМАНИН, В. Г. ЧЕРВОВ, канд. биол. наук*

ОПТИЧЕСКАЯ СИСТЕМА ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ БИОГОЛОГРАФИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ НЕРВНОЙ СИСТЕМЫ. СООБЩЕНИЕ I

Функциональное подобие нервных и голографических систем, отмеченное многими исследованиями, послужило причиной возникновения целого направления в моделировании нервной системы — биоголографии. Особый интерес представляет возможность взаимного обогащения представлений, установившихся в физической оптике и нейрофизиологии, касающихся способов записи, хранения и воспроизведения информации.

Как отмечалось в работе [1], функциональная аналогия нервных и голографических систем почти не распространяется на структурные особенности тех и других систем. В нервной системе, за исключением некоторых структур мозжечка, не обнаружены процессы, которые по своим динамическим характеристикам могли бы быть поставлены в соответствие процессами образования интерференционной картины при записи изображений в области физической оптики. Если даже в диапазоне частот, наблюдаемых в различных участках нервной системы, и будут обнаружены колебания, которые могли бы играть роль «опорных» и «предметных» колебаний (аналоги опорного луча или предмета и предметного луча в голографии), то полоса частот этих колебаний не может обеспечить по информационной емкости процессы обработки огромных потоков информации в нервной системе.

Однако широкая разветвленность связей между элементами нервной системы, определяющая параллельность обработки информации и возможность реализации распределенных пространствен-

ных кодов в нервных структурах, обеспечивает большие возможности использования спектра пространственных частот с необходимой информационной емкостью.

Проведенный нами сравнительный анализ функциональных и структурных особенностей зрительного и слухового анализаторов и голографических систем показал, что в нервных структурах возможен другой процесс реализации надежного помехоустойчивого кодирования, хранения и воспроизведения информации, отличный от голографического по динамическим характеристикам, но сходный с ним в функциональном отношении. Это сходство основано прежде всего на пространственной распределенности нервных и голографических кодов. Распределенность пространственного кодирования в нервных структурах, как отмечалось ранее [1], обеспечивается разветвленной системой связей между элементами нервной системы. Функциональным аналогом фазовых характеристик волновых процессов в голографических системах является возбуждающий и тормозящий характер связей в нервной системе.

Нервным структурам и голографическим системам может быть поставлена в соответствие общая формальная модель для описания процессов обработки информации в тех и других системах. В общем случае эта модель может быть представлена в виде интегрального преобразования с однородным или неоднородным, стационарным или нестационарным ядром преобразования. Физической интерпретацией ядер интегрального преобразования могут служить законы распределенного влияния отдельных элементов нервной системы на целую область других ее элементов. Другой физической интерпретацией этих ядер могут быть способы распределения информации об интенсивности полезного изображения в некогерентных оптических системах. Общая возможность такой интерпретации была описана в работах [1, 2]. В настоящем сообщении описана базовая оптическая моделирующая система со специальными масками, посредством которых может быть осуществлено распределенное пространственное кодирование — декодирование пространственных изображений в некогерентном свете. Соответствующие этим маскам ядра интегральных преобразований могут быть приравнены способам пространственного кодирования сигналов в зрительном анализаторе нервной системы.

В рассматриваемом ниже безлинзовом варианте оптической моделирующей системы реализуется интегральная операция свертки двух функций, одна из которых описывает распределение освещенности входного изображения, другой является функция влияния оптической системы. Результат операции над входным сигналом фиксируется фотографическим способом в выходной плоскости системы. Распределению освещенности в выходной плоскости соответствует распределение прозрачности диапозитива, полученного при фотографировании выходного сигнала. Функция влияния системы (ядро преобразования) задается формой апертурной маски, устанавливаемой между исходным объектом (например, диапозитивом входного изображения) и экраном в выходной плоскости, на

котором можно визуально наблюдать выходной сигнал (при использовании видимого света).

Аналогичные оптические системы в линзовом и безлинзовом вариантах были описаны ранее [2] в качестве устройств, моделирующих детекторы элементарных признаков зрительного анализатора. В этих системах с помощью апертурных масок реализуются согласованные фильтры, осуществляющие подчеркивание того или иного выделяемого признака (кривизна линии, ориентация прямолинейного отрезка и др.).

Рассматриваемые ниже способы кодирования в отличие от фильтрации представляют собой обратимые процессы обработки входного пространственного сигнала, т. е. предполагают возможность по образу объекта воспроизводить его прообраз. Эта особенность операции кодирования-декодирования должна быть заложена в свойствах функции влияния кодирующей и декодирующей систем. Воспроизведение исходного изображения с достаточной степенью точности возможно в такой системе, если ее функция влияния, соответствующая конкретной апертурной маске, будет удовлетворять двум условиям:

- 1) ее автосвертка должна быть близка к дельта-функции

$$G(x) * G(x) \approx \delta(x); \quad (1)$$

- 2) частота среза $\vec{f}_{x\max}$ спектра функции влияния системы $q(\vec{f}_x)$ должна быть не ниже частот, которые содержатся во входном изображении; для этого функция $g(\vec{f}_x)$ не должна быстро спадать.

Оптическая моделирующая система

Описываемый способ кодирования пространственных объектов, при котором преобразованное изображение объекта, освещенного некогерентным светом, формируется в выходной плоскости, имеет много общего со способом формирования голограмм в когерентном свете и может быть назван квазиголографическим. При этом каждая точка исходного объекта, как и в нетеневого голограмме, представлена не одной точкой, а пространственным узором освещенности, форма которого определяется соответствующей визуальной проекцией апертурной маски.

Накладывающиеся друг на друга проекции маски от всех точек исходного объекта образуют в выходной плоскости системы сложное распределение интенсивности света. Зафиксированное в выходной плоскости на фотоматериале распределение интенсивности света можно назвать квазиголограммой исходного объекта. Благодаря пространственной избыточности представления каждой точки исходного объекта даже не большая часть квазиголограммы имеет информацию обо всем объекте в целом. В связи с этим квазиголограмма так же, как и голограмма, малочувствительна к локальным помехам и повреждениям (царапинам, трещинам, загрязнениям и т. п.).

Квазиголографический способ записи пространственных сигнала

лов в некогерентном свете является разновидностью избыточного кодирования сигналов, непрерывным аналогом дискретного избыточного кодирования с помощью логических (n, k) -кодов и матричных линейных кодов [3, 4]. Однако в дискретных системах, предназначенных для надежных вычислений или надежной передачи информации, кодирования с использованием (n, k) -кодов приводит к сигнальной (временной) либо к канальной (аппаратурной) избыточности.

Рассматриваемая оптическая система квазиголографической записи пространственных сигналов также осуществляет избыточное кодирование. Но в отличие от дискретных систем в ней избыточность не связана с дополнительными затратами времени и использованием дополнительной аппаратуры. Квазиголографическая система обрабатывает сигналы практически мгновенно и одновременно по всему полю входного сигнала, что выгодно отличает ее от устройств аналогичного назначения, в которых первым необходимым этапом обработки изображений является сканирование.

С помощью описываемой системы можно записывать и воспроизводить не только двухмерные, но и трехмерные пространственные сигналы. Последнее возможно благодаря тому, что точки объекта, отстоящие от маски на различное расстояние, в одной и той же выходной плоскости дают проекции апертурной маски различных размеров. При воспроизведении эти проекции формируют локальные максимумы освещенности (пространственную дельта-функцию в математической модели) в тех же местах, где находились в пространстве соответствующие точки при записи. Точное соотношение линейных размеров в трех измерениях объекта и воспроизведенного изображения описывается простыми соотношениями геометрической оптики.

В общем виде операция линейного кодирования пространственного сигнала (входного изображения) $I_0(\vec{x})$ описывается интегральным преобразованием

$$I_1(\vec{x}') = \int_{-\infty}^{\infty} I_0(\vec{x}'') G^{\text{КД}}(\vec{x}', \vec{x}'') d\vec{x}'', \quad (2)$$

где $G^{\text{КД}}(\vec{x}', \vec{x}'')$ — функция влияния оптической системы при кодировании.

Выходной сигнал представляет собой пространственное распределение освещенности объекта $F_1(\vec{x})$; функция влияния системы — произведение функций, описывающих распределение прозрачности k апертурных масок [5]

$$G^{\text{КД}}(\vec{x}', \vec{x}'') = \prod_{j=1}^k T_j(\alpha_j \vec{x}' + \beta_j \vec{x}''). \quad (3)$$

Здесь $T_j(\alpha_j \vec{x}' + \beta_j \vec{x}'')$ — распределение прозрачности j -й апертурной маски.

Необходимость использования нескольких масок одновременно будет подробно обсуждаться позже. Сейчас отметим, что при использовании только одной маски заметно уменьшается контраст восстановленного изображения, по сравнению с исходным изображением.

В принятых обозначениях изображение, полученное на выходе кодирующей системы $F_2(\vec{x})$ — распределение освещенности в выходной плоскости, можно описать в форме

$$F_2(\vec{x}) = \varphi \iint_{R^2} F_1(\vec{x}') G^{KD}(\vec{x}', \vec{x}'') d\vec{x}'', \quad (4)$$

где φ — коэффициент пропорциональности.

Если используется только одна маска ($k=1$), то связь сигналов во входной и выходной плоскостях описывается интегралом свертки

$$F_2(\vec{x}') = \varphi \iint_{R^2} F_1(\vec{x}'') G^{KD}(\vec{x}' - \vec{x}'') d\vec{x}'' = \varphi G^{KD}(\vec{x}') * F_1(\vec{x}'), \quad (5)$$

где $G^{KD}(\vec{x}' - \vec{x}'') = T[\alpha(\vec{x}' - \vec{x}'')]$, $\vec{x}'' = -\frac{\beta}{\alpha} \vec{x}'$. (6)

На фотопластинке, помещенной в выходной плоскости системы, можно записать несколько изображений, каждое из которых формируется с помощью своей отдельной маски (масок), не коррелирующей с масками, с помощью которых записаны другие изображения. Суммарное изображение, полученное в выходной плоскости системы, описывается соотношением

$$F_2(\vec{x}') = \varphi \sum_{l=1}^n \iint_{R^2} G_l^{KD}(\vec{x}', \vec{x}'') F_{1l}(\vec{x}'') d\vec{x}'', \quad (7)$$

где $G_l^{KD}(\vec{x}', \vec{x}'')$ имеет вид (3) или (6).

В рассматриваемой оптической системе были проведены исследования, связанные с выбором транспарантов-масок, задающих функцию влияния системы. В начале сообщения отмечалось, что условием взаимного соответствия операций кодирования и декодирования является равенство свертки соответствующих функций влияния системы дельта-функции

$$\iiint_{R^3} G^{KD}(\vec{x}, \vec{x}') G^{DK}(\vec{x}, \vec{x}'') d\vec{x}' = \delta(\vec{x} - \vec{x}''). \quad (8)$$

Рассмотрим класс функций, удовлетворяющих этому соотношению. Известно, что преобразование Фурье устанавливает взаимно-однозначное соответствие между обобщенными функциями медленного роста [6]:

$$\delta(\vec{x} - \vec{x}'') = \iiint_{R^3} e^{-2\pi i \sum_{m=1}^3 (x_m - x_m'') x_m'} d\vec{x}'. \quad (9)$$

Это соотношение сохраняется при произвольном линейном преобразовании переменных интегрирования

$$\delta(\vec{x} - \vec{x}'') = \iiint_{R^3} \prod_{m=1}^3 a(\vec{x}, \vec{x}'') \times e^{-2\pi i \sum_{m=1}^3 (x_m - x_m'') [\alpha_m(\vec{x}, \vec{x}'', t) x_m + \beta_m(\vec{x}, \vec{x}'', t)]} d\vec{x}', \quad (10)$$

Разделим подынтегральное выражение на две компоненты; при

$$\alpha_m(\vec{x}, \vec{x}'', t) = \alpha_m(t) \text{ и } \beta_m(\vec{x}, \vec{x}'', t) = \beta_m(\vec{x}, t) + \beta_m(\vec{x}', t) \quad \text{получим}$$

$$\delta(\vec{x} - \vec{x}'') = \iiint_{R^3} \prod_{m=1}^3 \sqrt{\alpha_m(t)} e^{-2\pi i [\alpha_m(t) x_m x_m' + \beta_m(\vec{x}, t) x_m]} \times \prod_{m=1}^3 \sqrt{\alpha_m(t)} e^{2\pi i [\alpha_m(t) x_m x_m' + \beta_m(\vec{x}', t) x_m]} d\vec{x}'. \quad (11)$$

Выражение (11) можно обобщить, умножив и разделив под интегралом каждую из компонент на одну и ту же функцию:

$$\delta(\vec{x} - \vec{x}'') = \iiint_{R^3} \prod_{m=1}^3 \sqrt{\alpha_m(t)} a(\vec{x}', t) b(\vec{x}, t) \times e^{-2\pi i \sum_{m=1}^3 \alpha_m(t) x_m x_m' - i[\mu(\vec{x}', t) + \nu(\vec{x}, t)]} \prod_{m=1}^3 \sqrt{\alpha_m(t)} \times [a(\vec{x}', t) b(\vec{x}, t)]^{-1} e^{2\pi i \sum_{m=1}^3 \alpha_m(t) x_m x_m' + i[\mu(\vec{x}', t) + \nu(\vec{x}, t)]} d\vec{x}'. \quad (12)$$

Сопоставляя соотношения (6) и (12), можно записать следующие выражения для функций влияния системы, выполняющей операции кодирования и декодирования:

$$G^{KD}(\vec{x}, \vec{x}', t) = \prod_{m=1}^3 \sqrt{\alpha_m(t)} a(\vec{x}', t) b(\vec{x}, t) \times$$

$$\times e^{-2\pi i \alpha_m(t) \vec{x}_m \cdot \vec{x}'_m - i[\mu(\vec{x}', t) + \nu(\vec{x}, t)]} \quad (13)$$

$$G^{DK}(\vec{x}, \vec{x}', t) = \prod_{m=1}^3 \sqrt{\alpha_m(t)} [a(\vec{x}'', t) b(\vec{x}', t)]^{-1} \times \\ \times e^{2\pi i \alpha_m(t) \vec{x}_m \cdot \vec{x}'_m + i[\mu(\vec{x}', t) + \nu(\vec{x}'', t)]} \quad (14)$$

Эти формулы являются обобщением ядер известных интегральных голографических кодов [7], включающих преобразования

Фурье и Френеля. В частном случае функции $e^{-i[\mu(\vec{x}', t) + \nu(\vec{x}, t)]}$ и $e^{i[\mu(\vec{x}', t) + \nu(\vec{x}'', t)]}$ могут быть выборками белого шума, обладающими

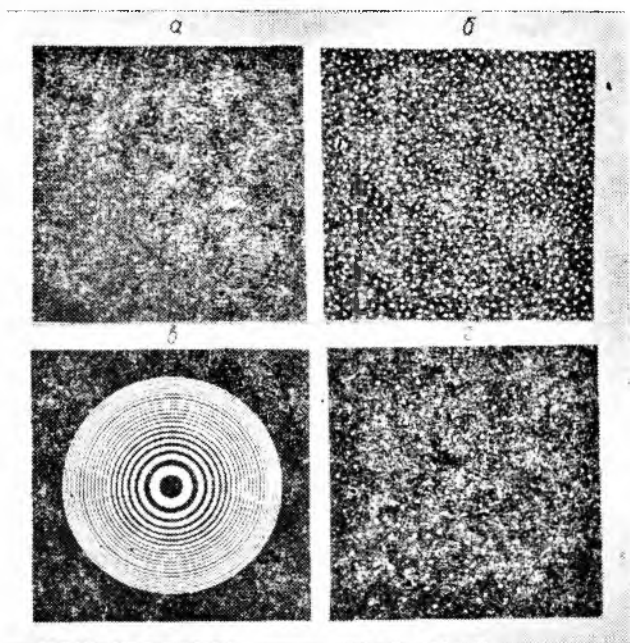
широкой полосой частот. Шумоподобные коды позволяют превратить неоднородные шумы, сопровождающие полезный сигнал, в однородные, которые могут быть подавлены специальными фильтрами. Одновременно полезный сигнал, передаваемый по каналу связи, принимает шумоподобный вид, что способствует его максимальному согласованию с каналом связи [8]. Системы, осуществляющие интегральные преобразования с распределенными ядрами вида (13) и (14), обладают высокой надежностью по отношению к неоднородным шумам в виде очаговых нарушений.

Приведенные преобразования являются лишь формальным основанием выбора формы масок, предназначенных для реализации распределенного квазиголографического кодирования. Однако истинным источником интуитивного выбора необходимых форм масок явились результаты качественных рассуждений о функциональной целесообразности особенностей распространения возбуждения и торможения в многослойных структурах зрительного анализатора.

Рассмотрим некоторые типы масок, которые были использованы в оптической моделирующей системе, и их сравнительную характеристику. Первые опыты на оптической установке были проведены с однослойными масками, представляющими собой систему прозрачных отверстий небольшого диаметра, расположенных на одной или нескольких окружностях определенного радиуса (рисунков, позиция *a*). Такие маски имеют четко выраженный автокорреляционный максимум и были успешно использованы при записи изображений. Основным недостатком их являются большие потери света на маске и необходимость использования очень ярких источников диффузного света.

Следующим типом исследованных масок были шумоподобные маски. Они представляют собой множество произвольным обра-

зом расположенных прозрачных отверстий в плоскости маски, заполняющих значительную часть ее поверхности (рисунок, позиция б). Однако и этот второй тип масок является не очень удобным, так как содержит достаточно большое количество регулярных ансамблей отверстий с различными периодами. Наличие таких



регулярностей приводит к возникновению побочных локальных максимумов автокорреляционной функции маски.

В качестве еще одного типа масок были использованы зонные пластинки Френеля (рисунок, позиция в). И, наконец, маски, представляющие собой «произведение» зонной решетки и шумоподобной маски (рисунок, позиция г). Наилучший результат при записи и восстановлении изображений был получен для масок последнего типа. Более подробно результаты использования различных масок описаны в следующем сообщении настоящей работы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бахтигозин В. А., Бугай Ю. П. Применение принципов обобщенной голографии к проблеме синтеза образов. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12, Харьков, 1974, с. 38—46.
2. Оптические модели детекторов признаков зрительных сигналов. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 11, Харьков, 1974, с. 40—44. Авт.: Ю. П. Бугай, В. А. Бахтигозин, Ю. И. Зозуля, В. Г. Червов.
3. Арбиб М. Мозг, машина и математика, М., «Наука», 1967. 224 с.
4. Виноград С., Коуэн Д. Надежные вычисления при наличии шумов. М., «Наука», 1968. 112 с.

5. Бахтигозин В. А., Куманин Ю. А. Оптическая модель нейронной сети анализаторов животных. — В сб.: Проблемы бионики, Вып. 13, Харьков, 1974, с. 79—82.
6. Владимиров В. С. Уравнения математической физики. М., «Наука», 1967, 512 с.
7. Зозуля Ю. И. Надежные вычисления при наличии шумов в нейронной сети зрительного анализатора. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12, Харьков, 1974, с. 3—11.
8. Вакман Д. Е. Регулярный метод анализа фазоманипулированных сигналов. М., «Сов. радио», 1967. 97 с.

Поступила 28 октября 1974 г.

УДК 62.506.2

*В. А. БАХТИГОЗИН, Ю. П. БУГАЙ, канд. техн. наук,
Ю. А. КУМАНИН, В. Г. ЧЕРВОВ, канд. биол. наук*

ОПТИЧЕСКАЯ СИСТЕМА ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ БИОГОЛОГРАФИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ НЕРВНОЙ СИСТЕМЫ. СООБЩЕНИЕ 2

В первом сообщении настоящей работы было рассмотрено формальное обоснование выбора параметров кодирующих и декодирующих масок в оптической моделирующей системе. При кодировании и декодировании изображений в эксперименте, как правило, использовались одни и те же маски. Однако, как следует из общего теоретического описания кодирующих и декодирующих операций, роль декодирующих масок могут выполнять любые достаточно представительные выборки из кодирующих масок. Необходимо лишь, чтобы корреляционная функция кодирующей и декодирующей маски имела один достаточно узкий и интенсивный максимум.

Проведенная формальная оценка пригодности масок в операциях кодирования-декодирования еще не включает других существенных параметров системы. Прежде всего необходимо выяснить пределы, в которых можно изменять разрешающую способность системы при приемлемых ее размерах и параметрах масок. Оценку разрешающей способности удобней произвести для конкретной оптической системы.

Оптическая моделирующая система схематически изображена на рис. 1, где 1 — источник диффузного некогерентного света; 2 — исходный объект, выполненный в виде диапозитива или транспаранта; 3 — кодирующие (они же декодирующие) маски; 4—5 — выходные плоскости (места наблюдения или фотографирования выходного изображения); 6 — второй источник диффузного света, используемый при восстановлении сигнала.

Рассмотрим работу системы в режиме записи и воспроизведения сигналов. Лучи света от объекта 2 (рис. 1), освещающего через матовое стекло источником света 1, через маску 3 попадают на экран (или на фотопластинку), устанавливаемый в выходной области 4—5. При использовании масок с большим числом прозрачных окон (отверстий) в новой области за маской образуется выходной сигнал в виде сложного распределения интенсивности,

совсем не напоминающей исходный объект (см. рис. 2, б). Распределение интенсивности различно в различных положениях выходной плоскости. Выходная плоскость не обязательно должна быть расположена параллельно плоскости маски и объекта.

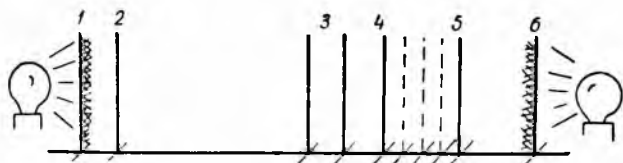


Рис. 1.

При восстановлении исходного изображения диапозитив выходного изображения необходимо установить в том же месте и на таком же расстоянии от плоскости объекта и маски, где стояла при фиксации выходного сигнала фотопластинка, и осветить диффузным немонахроматическим светом от источника б. Лучи света после рассеивания на диапозитиве через маску 3, установленную в том же месте, в котором она находилась при записи, попадают в плоскость объекта 2. Если вместо объекта 2 поставить рассеивающий экран, то можно в нем наблюдать действительное изображение объекта.

При записи и воспроизведении пространственного объекта все приведенные рассуждения остаются такими же. При восстановлении пространственного сигнала с плоского диапозитива изображение исходного пространственного объекта можно наблюдать в различных сочетаниях в той области пространства, где находился объект при записи. Для этого в соответствующем сечении помещают рассеивающий экран. При выполнении необходимых условий наблюдения восстановленное изображение можно наблюдать непосредственно.

Разрешающая способность системы

Простая оценка разрешающей способности системы в режиме записи может быть проведена для случая, когда изображения исходного объекта в выходной плоскости, повторенные столько раз, сколько отверстий в кодирующей маске, не накладываются друг на друга. Этому условию, сводящему оценку разрешающей способности системы к случаю, когда маска содержит одно-единственное отверстие, соответствуют определенные относительные расстояния от объекта до маски, от маски до выходной плоскости и определенные размеры отверстия в маске.

В указанном случае можно рассчитать для конкретных размеров системы оптимальный диаметр отдельного отверстия в маске. Диаметр отверстия, при котором каждый точечный элемент исходного объекта отображается в выходной плоскости в наилучший точечный элемент, определяется из следующего условия:

$$B = 0,82r_1, \quad (1)$$

где B — диаметр отверстия (окна) маски; $2r_1$ — диаметр первой зоны Френеля в месте расположения отверстия маски.

Радиус первой зоны Френеля определяется из соотношения

$$r_1^2 = \frac{ab}{a+b} \lambda, \quad (2)$$

где a — кратчайшее расстояние от точечного элемента исходного объекта до плоскости маски; b — расстояние от маски до выходной плоскости, в которой помещен экран для наблюдения или фотопластинка для регистрации выходного сигнала; λ — средняя длина волны света (в расчетах принималось равным $0,6 \text{ мкм}$)¹.

Из соотношений (1) и (2) для оптимального размера отверстия в маске получим

$$B = 1,6 \sqrt{\frac{ab}{a+b} \lambda}. \quad (3)$$

Для оптимального размера отверстия в маске, определенного из соотношения (3), введение в отверстие линзы того же диаметра не улучшает качества изображения [1, с. 146]. Оценка угловой разрешающей способности линзы [1, с. 54] (или отверстия в маске) может быть с хорошим приближением произведена с помощью соотношения

$$2\omega_{\min} = \frac{\lambda}{B}, \quad (4)$$

где ω_{\min} — наименьший угол разрешения; λ — длина волны света; B — диаметр линзы или отверстия.

В рассматриваемой оптической системе расстоянием от плоскости объекта до маски $a = 0,1 \text{ м}$ и от маски до выходной плоскости $b = 0,1 \text{ м}$ соответствует оптимальный диаметр отверстия маски $0,28 \text{ мм}$.

В первом приближении при качественном описании работы системы можно не учитывать эффект дифракции на отверстиях маски и проводить рассуждения в пределах геометрической оптики. В таком приближении можно считать, что при записи лучи света от каждого точечного элемента исходного объекта попадают через множество отверстий кодирующей маски 3 (см. рис. 1) в выходную плоскость 4 и формируют выходное изображение в виде центральной проекции маски. Результирующее изображение исходного объекта в выходной плоскости представляет собой сумму интенсивностей отдельных точек, распределенных по законам центральных проекций маски от всех точек объекта.

Учитывая, что при записи и воспроизведении положение масок относительно входной и выходной плоскости не изменяется, можно сказать, что в системе при записи регистрируются интенсивность лучей и направление их пропускания. При восстановлении в систе-

¹ Поль Р. В. Оптика и атомная физика. М., «Наука», 1966. 552 с.

ме можно наблюдать мнимое изображение исходного объекта, если рассматривать его в выходной области за маской и за диапозитивом записанного изображения.

Источник диффузного света I находится в последнем случае в том же месте, что и при записи. В качестве примера на рис. 2, *а*, *б*, *в* представлены, соответственно, исходный объект, его изображение в выходной области и восстановленное действительное изображение объекта. Запись исходного объекта осуществляется при использовании двух масок (см. сообщение 1 настоящей работы): пропускание первой на пути хода лучей маски определяется как произведение пропускания зонной пластинки Френеля и пропускания маски со случайным размещением прозрачных отверстий, пропускание второй — случайным законом размещения отверстий. Автокорреляционная функция каждой маски, как это отмечено в предыдущем сообщении, имеет один резко выраженный максимум.

Особенностью преобразований сигнала в рассматриваемой оптической системе является их высокая помехоустойчивость. Разрушение значительной части изображения, записанного в распределенном коде, приводит лишь к пропорциональному уменьшению контраста восстановленного изображения.

В данной системе была осуществлена последовательная запись двух различных изображений (каждое изображение записывалось через свою особую маску) на одну и ту же фотопластинку. Каждое из изображений через соответствующую декодирующую маску было восстановлено с одного и того же диапозитива последовательно одно за другим. Осуществлялось также восстановление исходного изображения частью декодирующей маски. Эта последняя особенность системы соответствует ассоциативным свойствам памяти нервной системы.

Выше была проведена качественная оценка параметров системы для простейшего случая, небольшого числа отверстий в масках. Предварительная оценка была сделана и для более общего случая сложного (многоэлементного) входного изображения для

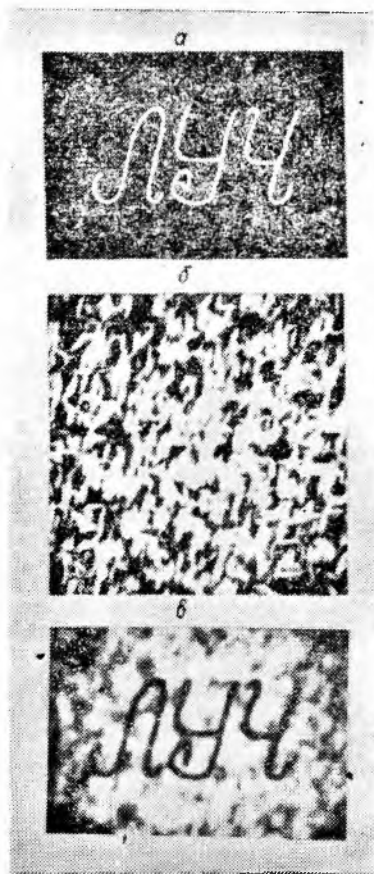


Рис. 2.

масок, содержащих максимально возможное число отверстий с пропусканием более 50% падающего на них светового потока. Проведены экспериментальные исследования многослойных кодирующих и декодирующих масок. Добавление каждого нового слоя в блоке масок приводит к уменьшению фоновой составляющей восстановленного изображения, к увеличению отношения сигнал—шум. Каждый последующий слой маски формируется в соответствии с пропусканием предыдущей маски так, чтобы ни один полезный луч при записи не терялся на последующих слоях маски.

ВЫВОДЫ

1. Рассмотренная оптическая система позволяет исследовать особенности распределенных пространственных кодов зрительного и других анализаторов нервной системы.

2. В моделирующей системе возможна запись и воспроизведение пространственных изображений в некогерентном свете. Эта особенность позволяет использовать ее в качестве физической модели биологической бинокулярной системы.

3. Показана возможность реализации пространственных кодов в функциональном отношении, подобных голографическим, без использования когерентных колебаний. Это позволяет строить биоголографические модели нервной системы без апелляции к нервным волнам активности, играющим роль предметных и опорных колебаний.

4. Рассмотренную систему можно использовать для исследования ассоциативных особенностей памяти, способной, например, формировать сигнал «узнавания» уже при частичном фрагментарном предъявлении сигнала.

5. При использовании комбинированных наборов масок в модели легко воспроизвести одновременно операции фильтрации и кодирования, осуществляемые, например, в зрительном анализаторе нервной системы.

6. Общим результатом предварительных исследований, проведенных на модели, является следующее: распределенные пространственные коды, реализуемые посредством соответствующих масок, обеспечивают возможность воспроизведения в модели широкого класса операций запоминания, хранения, кодирования и воспроизведения информации, осуществляемых нервной системой.

Поступила 28 октября 1974 г

УДК 62.506.2

А. Ф. ОСЫКА, Ю. П. ШАБАНОВ-КУШНАРЕНКО, д-р техн. наук

МОДЕЛЬ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ИСХОДНОЙ ФОРМЫ ЧИСЛИТЕЛЬНЫХ РУССКОГО ЯЗЫКА

Целью данной работы является формальное описание, а также моделирование с помощью ЭВМ способности человека определять исходную форму русских числительных. В настоящем сообщении предлагается алгоритм, на вход которого поступают простые, сложные и составные количественные и порядковые числительные в любом падеже, записанные в соответствии с правилами орфографии русского языка. На выходе алгоритма получается исходная форма числительного, поступившего на вход. Под исходной формой мы понимаем числительное в именительном падеже. Если анализируемому числительному присущи категории рода и числа, то при определении исходной формы их значения не меняются.

Например, исходной формой числительного *ДВУХСОТ* является *ДВЕСТИ, ДВАДЦАТИ ОДНОЙ—ДВАДЦАТЬ ОДНА*. У числительного *ДВЕНАДЦАТОГО* имеется две исходных формы — *ДВЕНАДЦАТЫЙ* и *ДВЕНАДЦАТОЕ*. Понятие «исходной формы» в некоторых случаях синонимично понятию «форма наименования», которое встречается в американской лингвистической литературе. Однако в то время как форма наименования «...используется для того, чтобы говорить о всех членах парадигмы сразу», исходная форма является представителем подмножества словоформ парадигмы словоизменения с инвариантными значениями категорий рода и числа [1].

Таким образом, можно сказать, что на вход описываемого алгоритма подается последовательность $X = x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$ ($n = 1, 2, \dots, 23$), где x_i — падежная форма числительного, которое пишется одним словом и стоит на i -м месте во входной последовательности однословных числительных. В дальнейшем мы будем называть X входной словоформой. Если $n = 1$, то на вход алгоритма поступило числительное, которое пишется одним словом. Если $n > 1$, то на входе — составное числительное. Словоформы x_1, x_2, \dots, x_{n-1} всегда являются падежными формами количественных числительных. x_n может быть количественным либо порядковым.

На выходе алгоритма получается исходная форма числительного X , которую можно представить в виде последовательности $U = u_1, u_2, \dots, u_i, \dots, u_n$, где u_i — соответствующая падежная форма числительного x_i , которую мы будем называть выходной словоформой. u_i не всегда является числительным в именительном падеже, так как числительные *ТЫСЯЧА, МИЛЛИОН* и т. д. в составном числительном стоят в том числе и падеже, которого требует предыдущая словоформа [2].

Вся необходимая для работы предлагаемого алгоритма константная информация помещена в две таблицы, причем эта же информация используется для решения целого ряда задач по анализу и синтезу числительных русского языка. В графе № табл. 1 записаны номера основ количественных и порядковых числительных, помещенных в графе В. В графах Г₁, Г₂, Г₃, Г₄ записаны номера строк табл. 2, с окончаниями которых сочетается данная основа, если она является составной частью количественного числительного или стоит в препозиции в сложном порядковом числительном. В графах Г₅, Г₆, Г₇, Г₈ проставлены номера строк табл. 2, где записаны окончания, с которыми сочетается данная основа, если она входит в состав простого порядкового числительного или стоит в постпозиции в сложном порядковом числительном. В графе С₀ табл. 2 помещены номера строк (типов склонения) с окончаниями количественных и порядковых числительных. В строках 1—21 приводятся окончания количественных числительных, а в строках 22—34 — порядковых. В графах С₁, С₂, С₃, С₄, С₅, С₆ записаны окончания именительного, родительного и т. д. падежей соответствующих типов склонения. Незаполненные позиции на пересечении некоторых граф и строк табл. 2 обозначают так назы-

ваемое «нулевое окончание». Прочерки (----) указывают на то, что основы числительных, которые сочетаются с окончаниями данного типа склонения, не могут стоять в данном падеже.

Информация, помещенная в табл. 1 и 2, позволяет анализировать числительные, соответствующие числам натурального ряда в интервале от 1 до 10^{18} —1. Область определения данного алгоритма можно расширить за счет включения в табл. 1 редких названий чисел (секстильон и т. д.). Однако предлагаемый алгоритм при этом существенных изменений не потребует.

Описание алгоритма

0. Блок формальной проверки правильности входного сигнала [3, 4]. Перейти к п. 1.

1. Приступая к анализу очередной (начиная с первой) входной словоформы последовательности X , проверить, является ли она последней на входе. Если да, то перейти к п. 2, иначе — к п. 3.

2. Проверить, совпадает ли начало анализируемой словоформы с одной из основ (№ 27—33) табл. 1. Если да, то перейти к п. 4, иначе — к п. 3.

3. Найти в табл. 1 первую основу (№ 1—22), которая совпадает с началом анализируемой словоформы. Перейти к п. 4.

4. Вычеркнуть из анализируемой словоформы совпадающую часть и предшествующие ей буквы (если они имеются), запомнить номер основы, которая совпала с началом анализируемой словоформы. Перейти к п. 5.

5. Проверить, была ли вычеркнута в п. 4 из анализируемой словоформы одна из следующих основ: *ТЫСЯЧ*, *МИЛЛИОН*, *МИЛЛИАРД*, *ТРИЛЛИОН*, *КВАДРИЛЬОН*. Если да, то перейти к п. 8, иначе — к п. 6.

6. Проверить, является ли больше 26 номер вычеркнутой в п. 4 из анализируемой словоформы основы. Если да, то перейти к п. 35, иначе — к п. 7.

7. Проверить, содержит ли остаток P анализируемой словоформы после удаления в п. 4 выделенной основы больше трех букв. Если да, то перейти к п. 9, иначе — к п. 8.

8. Проверить, является ли анализируемая входная словоформа последней в последовательности X . Если да, то перейти к п. 35, если нет, то для выполнения действий в п. 21 запомнить номер графы Γ_1 табл. 1 и перейти к п. 19.

9. Проверить, совпадает одна из основ (№ 23—26) табл. 1 с остатком P анализируемой словоформы или его частью (совпадение должно произойти не обязательно начиная с первой буквы остатка P , но не позднее четвертой). Если да, то перейти к п. 11, иначе — к п. 10.

10. Найти в табл. 1 первую основу (№ 1—22), которая совпадает с остатком P анализируемой словоформы или его частью (совпадение должно произойти не обязательно начиная с первой буквы остатка P , но не позднее четвертой). Перейти к п. 4.

11. Вычеркнуть из остатка P анализируемой словоформы совпадающую часть и предшествующие ей буквы (если они имеются) и проверить, содержит ли новый остаток P более трех букв. Если да, то перейти к п. 10, иначе — к п. 12.

12. Проверить, является ли анализируемая входная словоформа последней во входной последовательности X . Если да, то перейти к п. 35, иначе — к п. 13.

13. Проверить, была ли в п. 9 выделена основа *НАЦЦАТ*. Если да, то очередной выходной словоформой считать анализируемую входную словоформу без остатка P , полученного в п. 11, вместо которого приписать мягкий знак. Перейти к п. 42. Если нет, то перейти к п. 14.

14. Если в п. 3 была выделена основа *ВОСЬМ*, то в элемент памяти A записать *ВОСЕМ* и перейти к п. 16. В противном случае перейти к п. 15.

15. В элемент памяти A записать основу, выделенную в п. 3, а справа к ней приписать окончание, стоящее в табл. 2 на пересечении графы S_1 и строки, номер которой указан в табл. 1, в графе Γ_1 для основы, записанной в элемент памяти A . Перейти к п. 16.

Таблица 1

№	В	Г ₁	Г ₂	Г ₃	Г ₄	Г ₅	Г ₆	Г ₇	Г ₈
01	ДЕВЯНОСТ	08	—	—	—	23	24	25	34
02	СТ	08	—	—	—	—	—	—	—
03	ДЕСЯТ	06	—	—	—	23	24	25	—
04	СОРОК	09	—	—	—	—	—	—	34
05	ТЫСЯЧ	10	11	—	—	30	31	32	—
06	МИЛЛИОН	12	13	—	—	30	31	32	33
07	МИЛЛИАРД	12	13	—	—	30	31	32	33
08	ТРИЛЛИОН	12	13	—	—	30	31	32	33
09	КВАДРИЛЬОН	12	13	—	—	30	31	32	33
10	ДВАДЦАТ	06	—	—	—	23	24	25	34
11	ТРИДЦАТ	06	—	—	—	23	24	25	34
12	ДЕВЯТ	06	—	—	—	23	24	25	34
13	ВОСЕМ	21	—	—	—	—	—	—	34
14	ВОСЬМ	20	—	—	—	—	—	—	—
15	СЕМ	06	—	—	—	22	23	24	25
16	ШЕСТ	06	—	—	—	—	—	—	—
17	ПЯТ	06	—	—	—	22	23	24	25
18	ЧЕТЫР	06	—	—	—	23	24	25	34
19	ТР	16	—	—	—	—	—	—	—
20	ДВ	15	14	—	—	—	—	—	—
21	ОДИН	01	—	—	—	—	—	—	—
22	ОДН	02	03	05	04	—	—	—	—
23	НАДЦАТ	06	—	—	—	—	—	—	—
24	ДЕСЯТ	07	—	—	—	23	24	25	34
25	СОТ	18	—	—	—	23	24	25	34
26	СТ	19	—	—	—	—	—	—	34
27	СОРОКОВ	—	—	—	—	—	—	—	—
28	ТРЕТ	—	—	—	—	22	23	24	25
29	ЧЕТВЕРТ	—	—	—	—	26	27	28	29
30	СЕДЬМ	—	—	—	—	23	24	25	34
31	ВТОР	—	—	—	—	22	23	24	25
32	ПЕРВ	—	—	—	—	22	23	24	25
33	СОТ	—	—	—	—	23	24	25	34
		—	—	—	—	23	24	25	34

16. Проверить, была ли выделена в п. 9 из состава анализируемой входной словоформы основа *ДЕСЯТ*. Если да, то считать очередной выходной словоформой содержимое элемента памяти *A*, к которому справа приписать *ДЕСЯТ* перейти к п. 42. В противном случае перейти к п. 17.

17. Проверить, была ли выделена в п. 3 из состава анализируемой словоформы основа *ДВ*. Если да, то считать очередной выходной словоформой содержимое элемента памяти *A*, к которому справа приписать *СТИ* и перейти к п. 42. В противном случае перейти к п. 18.

18. Считать очередной выходной словоформой содержимое элемента памяти *A*, к которому справа приписать *СТА*, если в п. 3 из состава анализируемой словоформы была выделена основа *ТР* или *ЧЕТЫР*. В противном случае приписать *СОТ*. Перейти к п. 42.

19. Проверить, была ли выделена в п. 3 основа *ТЫСЯЧ*. Если да, то перейти к п. 32, иначе — к п. 20.

20. Проверить, была ли выделена в п. 3 одна из следующих основ: *МИЛЛИОН*, *МИЛЛИАРД*, *ТРИЛЛИОН*, *КВАДРИЛЬОН*. Если да, то перейти к п. 24, иначе — к п. 21.

21. Проверить, равно ли прочерку (----) окончание в табл. 2, стоящее на пересечении графы *C₁* и строки, номер которой записан в табл. 1 для выделенной в п. 3 основы, в ранее запомненной графе. Если да, то перейти к п. 22, иначе — к п. 23.

22. В элемент памяти *A* записать основу, у которой порядковый номер единицу меньше, чем у выделенной в п. 3 основы. В качестве очередной выходной словоформы взять содержимое элемента памяти *A*, к которому справа приписать окончание, стоящее в табл. 2 на пересечении графы *C*₁ и строки, номер которой помещен в табл. 1 в графе *Г*₁ для записанной в элемент памяти *A* основы. Перейти к п. 42.

23. В качестве очередной выходной словоформы взять основу, выделенную в п. 3, к которой справа приписать окончание, полученное в п. 21. Перейти к п. 42.

24. Проверить, является ли анализируемая словоформа первой во входной последовательности *X*. Если да, то перейти к п. 25, иначе — к п. 26.

25. Запомнить номер графы *Г*₁ в табл. 1 и перейти к п. 21.

26. Проверить, была ли выделена последней из состава предыдущей входной словоформы основа *ОДИН* или основа *ОДН*. Если да, то вместо ранее полученной предыдущей выходной словоформы записать числительное *ОДИН* и перейти к п. 25. Если нет, то перейти к п. 27.

27. Проверить, была ли выделена последней из состава предыдущей входной словоформы основа *ДВ*. Если да, то вместо ранее полученной предыдущей выходной словоформы записать числительное *ДВА* и перейти к п. 28. Если нет, то перейти к п. 29.

28. В качестве очередной выходной словоформы взять выделенную в п. 3 основу и справа к ней приписать окончание, стоящее в табл. 2 на пересечении графы *C*₂ и строки, номер которой записан в графе *Г*₁ таблицы 1 для выделенной в п. 3 основы. Перейти к п. 42.

29. Проверить, была ли выделена последней из состава предыдущей входной словоформы основа *ТР* или основа *ЧЕТЫР*. Если да, то перейти к п. 30, иначе — к п. 30.

30. Проверить, была ли выделена из состава предыдущей входной словоформы одна из следующих основ: *ТЫСЯЧ*, *МИЛЛИОН*, *МИЛЛИАРД*, *ТРИЛИОН*, *КВАДРИЛЬОН*. Если да, то перейти к п. 25. В противном случае перейти к п. 31.

31. В качестве очередной выходной словоформы взять выделенную в п. 3 основу и справа к ней приписать окончание, стоящее в табл. 2 на пересечении графы *C*₂ и строки, номер которой записан в графе *Г*₂ табл. 1 для выделенной в п. 3 основы. Перейти к п. 42.

32. Проверить, является ли анализируемая словоформа первой во входной последовательности *X*. Если да, то перейти к п. 25, иначе — к п. 33.

33. Проверить, была ли выделена последней из состава предыдущей входной словоформы основа *ОДН*. Если да, то вместо ранее полученной предыдущей выходной словоформы записать числительное *ОДНА* и перейти к п. 21. Если нет, то перейти к п. 34.

34. Проверить, была ли выделена последней из состава предыдущей словоформы основа *ДВ*. Если да, то перейти к п. 28, иначе — к п. 29.

35. Проверить, совпадает ли остаток *P* анализируемой словоформы с окончаниями, записанными в тех строках табл. 2, номера которых указаны в табл. 1 в графах *Г*₁, *Г*₂, *Г*₃, *Г*₄, *Г*₅, *Г*₆, *Г*₇, *Г*₈ для основы, выделенной последней из состава анализируемой входной словоформы. Если совпадение произошло, то запомнить номера строк, которые содержат окончания, совпавшие с остатком *P*. Перейти к п. 37. В случае отсутствия совпадения перейти к п. 36.

36. Проверить, является ли больше 22 номер последней основы, выделенной из состава анализируемой словоформы. Если да, то перейти к п. 13, иначе к п. 19.

37. Проверить, является ли больше 21 номер очередной (начиная с первой установленной в п. 35) строки табл. 2, содержащей окончания, совпавшие с остатком *P*. Если да, то перейти к п. 38. Если нет, то запомнить номер графы *Г*₁ в табл. 1, в которой записан номер данной строки табл. 2, и перейти к п. 21.

38. В качестве варианта последней выходной словоформы *и_n* взять анализируемую входную словоформу без остатка *P*, к которой справа приписать окончание, стоящее в табл. 2 на пересечении графы *C*₁ и строки, которая правая верялась в п. 37. Перейти к п. 39.

Таблица 2

C ₀	C ₁	C ₂	C ₃	C ₄	C ₅	C ₆
01		---	---		---	---
02	---	ого	ому	---	им	ом
03	а	ой	ой	у	ой	ой
04	о	ого	ому	о	им	ом
05	и	их	им	и	ими	их
06	ь	и	и	ь	ью	и
07		и	и		ью	и
08	о	а	а	о	а	а
09		а	а		а	а
10	а	и	е	у	ей	е
11	и		ам	и	ами	ах
12		а	у		ом	е
13	ы	ов	ам	ы	ами	ах
14	а	ух	ум	а	умя	ух
15	е	ух	ум	е	умя	ух
16	и	ех	ем	и	емя	ех
17	е	ех	ем	е	ья	ех
18			---		---	---
19	и	---	ам	и	ами	ах
20	---	и	и	---	ью	и
21	ь	---	---	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	ья	ьей	ьей	ью	ьей	ьей
28	ье	ьего	ьему	ье	ьим	ьем
29	ьи	ьих	ьим	ьи	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

39. Выдать на печать последовательность сформированных выходных словоформ — $U = u_1, u_2, \dots, u_i, \dots, u_n$, которая является исходной формой числительного на входе. Перейти к п. 40.

40. Проверить, была ли сформирована последняя выходная словоформа в одном из следующих пунктов данного алгоритма: п. 16, п. 17, п. 18. Если да, то перейти к п. 43, иначе — к п. 41.

41. Проверить, был ли сформирован вариант выходной словоформы для строки табл. 2, которая была заполнена последней в п. 35. Если да, то перейти к п. 43, иначе — к п. 37.

42. Проверить, была ли сформирована выходная словоформа, соответствующая последней входной словоформе. Если да, то перейти к п. 39, иначе — к п. 1.

43. Конец работы алгоритма.

Данный алгоритм был реализован на ЭВМ «Минск-32». Во всех проведенных экспериментах были получены удовлетворительные результаты, которые могут быть использованы для решения задач анализа и синтеза текстов на русском языке: для автоматической корректировки текстов, автоматического реферирования и т. п.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Хэмп Э. Словарь американской лингвистической терминологии. М., «Прогресс», 1964. 264 с.

2. Грамматика русского языка. Т. 1. М., Изд-во АН СССР, 1960. 719 с.
3. Бондаренко М. Ф., Осыка А. Ф. Алгоритм морфологического анализа порядковых числительных русского языка. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков, 1974, с. 143—149.
4. Бондаренко М. Ф., Осыка А. Ф. Алгоритм определения составных порядковых и количественных числительных русского языка и их характеристик. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 13. Харьков, 1974, с. 109—114.

Поступила 25 ноября 1974 г.

УДК 535.37 : 577.3

Н. Н. РОЖИЦКИЙ, Ю. К. ХУДЕНСКИЙ, А. И. БЫХ, канд. техн. наук

ЭЛЕКТРОХЕМИИЗЛУЧЕНИЕ ОРГАНИЧЕСКИХ ВЕЩЕСТВ И ЕГО РОЛЬ В БИОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССАХ. СООБЩЕНИЕ I. КООПЕРАТИВНЫЕ ЯВЛЕНИЯ В ЭЛЕКТРОХЕМИИЗЛУЧЕНИИ

Известно, что клетки живых организмов способны к обмену информацией на расстояниях, значительно превышающих внутриклеточные, с помощью электромагнитных излучений светового диапазона [1]. Это обстоятельство позволяет определить клеточную систему одновременно как излучатель и как детектор модулированных электромагнитных излучений, а к известному уже (электро) химическому каналу передачи информации, существующему, например, в нейронах, добавить фотонный канал.

В связи с этим для моделирования некоторых процессов, происходящих в самоорганизующейся системе — живом организме — перспективно использовать электрохемиизлучение (ЭХИ), возникающее при реакциях с переносом электрона между разнополярными ион-радикалами ряда сложных органических соединений в растворах электролитов, частным случаем которого является электрохемилюминесценция (ЭХЛ).

У модельных элементов, работающих на основе ЭХИ, так же, как в клетках и клеточных органеллах, имеется два канала, по которым может поступать, обрабатываться и выдаваться информация — быстродействующий (фотонный) и медленнодействующий (электрохимический). Элементы, моделирующие процессы в нейронах на основе электрохимических эффектов, которые возникают при прохождении тока через раствор электролита, хорошо известны. Ко многим преимуществам подобных систем при использовании их в роли модельных устройств (многофункциональность, возможность перестройки своей внутренней структуры, достаточная компактность, простота и дешевизна конструкции) ЭХИ добавляет ряд существенных свойств, связанных с использованием фотонного информативного канала и, как следствие, высокие скорости срабатывания.

Различные устройства, использующие явление ЭХИ, в частности, для моделирования процессов в живой материи, будем называть оптохемотронными. В [2, 3] рассмотрены основные процессы, протекающие в ЭХЛ элементе, возможность моделирования некоторых явлений в нервных клетках, а также реализации про-

странственно-временного ЭХЛ сумматора, обладающего интегрирующими свойствами и кратковременной памятью. Для разработки и создания конкретных ЭХИ моделей клеток, в том числе и нервных, необходимо глубокое понимание молекулярных процессов ЭХИ. С этой целью в работе тщательно исследуются некоторые механизмы ЭХИ.

Изучаются концентрационные зависимости и спектры ЭХЛ ряда электрофлорных композиций, содержащих в качестве активаторов стильбен (СТ), карбазол (КА), 2,5-дифенилоксазол (ФФО) и 1,5-дифенил-3-стирилпиразолин (ДФСП), растворенные в *N, N'*-диметилформамиде с добавкой неорганической соли LiCl. Исследования проводились на сконструированной установке для изучения ЭХИ. Спектры ЭХИ записывались с помощью спектрографа ИСП-51, спектры флуоресценции (ФЛ) композиций регистрировались на спектрофотометре СДЛ-1.



На рис. 1 приведены зависимости интегральной по спектру интенсивности ЭХЛ I от концентрации C_a указанных активаторов. Как видно из рисунка, ход кривых нелинеен, в области концентраций имеется точка перегиба, после которой во всех случаях повышается скорость нарастания свечения. Это обстоятельство указывает, по-видимому, на проявление механизмов ЭХЛ, отличающихся от традиционной реакции рекомбинации одиночных разнополярных ион-радикалов, которая происходит при концентрациях активаторов, лежащих ниже точки перегиба. Подобный характер концентрационного изменения интенсивности ЭХЛ обусловлен, вероятно, образованием некоторых ассоциатов из вещества электрофлора при достижении точки перегиба на графиках $I=f(C_a)$. При высоких концентрациях в растворе возможно образование димеров и эксимеров, что проявляется, в частности, в изменениях спектров излучения соединений, а также концентрационной зависимости свечения.

На рис. 2 приведены спектры ЭХЛ и ФЛ композиций, содержащих ФФО и ДФСП. Длинноволновый сдвиг спектра ЭХЛ относительно ФЛ для ФФО обусловлен, очевидно, образованием в электрофлорной композиции эксимеров [4]. В растворе, содержащем ДФСП, наблюдается небольшое коротковолновое смещение спектра ЭХЛ относительно ФЛ, что указывает на отсутствие

вклада эксимерной доли в ЭХЛ. Несмотря на отличие причин, обуславливающих формирование спектров ЭХЛ рассмотренных композиций, характер концентрационных изменений интенсивности излучения для всех составов одинаков (см. рис. 1). Таким об-

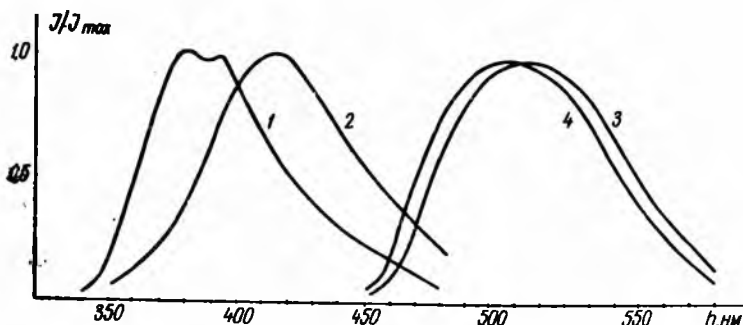


Рис. 2. Спектральные характеристики ФЛ (1, 3) и ЭХЛ (2, 4) композиций, содержащих LiCl ($C_s = 5 \cdot 10^{-2}$ моль/л) в N, N' -диметилформамиде с добавкой: а) ФФО, $C_a = 8 \cdot 10^{-3}$ моль/л (1, 2), б) ДФСП, $C_a = 6 \cdot 10^{-3}$ моль/л (3, 4). Длина волны возбуждения флуоресценции $\lambda_{\text{возб.}} = 313$ нм, напряжение возбуждения ЭХЛ $U_{\text{возб.}} = 12$ в.

разом, наличие точки перегиба на концентрационных кривых ЭХЛ (см. рис. 1) вызвано иными, чем образование эксимеров, причинами.

Наблюдаемые аномалии концентрационных зависимостей ЭХЛ ряда органических соединений обусловлены, по-видимому, образованием после точки перегиба на кривых $I = f(C_a)$ в растворе высокомолекулярных ассоциатов — мицелл. На рис. 3 приведена за

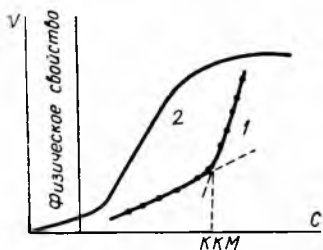


Рис. 3. Зависимость одного из физических свойств полярного (водного) раствора, содержащего детергент, от его концентрации: 1 — точка ККМ [5]; 2 — экспериментальная зависимость скорости протекания реакции, катализируемой ферментом от концентрации субстрата [9].

висимость одного из физических свойств полярного раствора детергента от его концентрации [5]. Видно, что ход кривой аналогичен наблюдаемому в данном случае, причем перегиб обозначает появление мицелл в растворе, а точка перегиба носит название критической концентрации мицеллообразования (ККМ). В мицеллярной структуре, форма которой может быть различной (например, сферической или ламеллярной), ассоциируется несколько

десятков молекул и ионов исходного вещества. Дифильные взаимодействия, приводящие к образованию мицелл в такой высокополярной среде как вода, в исследованных композициях с содержанием полярного растворителя ($\epsilon=36,7$), очевидно, можно аппроксимировать ион-ионными и ион-мультипольными взаимодействиями, а также взаимодействиями типа ван-дер-Ваальсовых и обменных между членами комплекса. Как известно, процесс мицеллообразования термодинамически выгоден, так как приводит к уменьшению свободной энергии раствора [5].

Эксперимент показывает зависимость ККМ изученных электрофлорных композиций от возбуждающего ЭХЛ напряжения (с увеличением напряжения ККМ падает), что, очевидно, обусловлено наличием в составе мицелл и ионных форм вещества электрофлора.

Механизм возникновения ЭХЛ (после точки ККМ), наряду с осуществлением обычной реакции рекомбинации ион-радикалов, можно представить следующим образом: при подаче напряжения определенной, положительной полярности (мы рассматриваем случай биполярного импульсного возбуждения как одного из наиболее эффективных) в электрофлорной композиции образуются катион-радикалы органического вещества (анодная фаза возбуждения), участвующие совместно с его молекулами и неорганическими противоионами в формировании мицеллярных комплексов. При этом по мере сближения частиц вещества связь между ними увеличивается, в частности, за счет сил обменного взаимодействия, характерного для ионных кластеров [6].

Во время катодной фазы возбуждения ЭХЛ возможны процессы рекомбинации катион- и анион-радикалов в мицелле с образованием в ней центров с избытком энергии — возбужденных молекул. Существенным для наибольшей эффективности прохождения реакции с переносом электрона между ион-радикалами является большое время их жизни. Ассоциация частиц люминесцирующего вещества в мицеллярные комплексы может приводить, очевидно, к увеличению времени жизни ион-радикалов за счет меньшего числа «неэффективных», т. е. не ведущих к образованию возбужденных молекул, столкновений и появлению сил взаимодействия между частицами, образующими мицеллу, обуславливающих возникновение кооперативных эффектов. Увеличение времени жизни ион-радикалов может способствовать возрастанию выхода реакции рекомбинации, т. е. повышению интенсивности ЭХЛ после ККМ, что и наблюдается в экспериментах (см. рис. 1).

Следует указать, что мицеллярные ассоциаты в электрофлорных композициях, содержащих полярный неводный растворитель, аналогично мицеллам водных растворов поверхностно-активных веществ (ПАВ) обладают, по-видимому, внутренней структурой, строение которой дает возможность считать ее жидкокристаллической [7, 8].

Изучая концентрационные зависимости ЭХЛ (см. рис. 1) можно заметить, что образование мицелл повышает скорость реак-

цпн, продуктом которой являются возбужденные молекулы и кванты ЭХЛ, т. е. катализирует ее. Это обстоятельство — один из существенных черт, присущих мицеллам полярных (водных) растворов ПАВ: после ККМ целый ряд реакций, происходящих в растворе с участием мицелл, ускоряется. В этом смысле у мицелл имеется известная аналогия с ферментами и, в более широком смысле, с некоторыми внутриклеточными органеллами. Присутствие мицеллярных агрегатов в электрофлорных композициях еще раз показывает возможность моделирования ряда процессов в сложных биологических системах с помощью ЭХИ.

Изучение спектров ЭХЛ и их сравнение со спектрами ФЛ ряд электрофлорных композиций позволяет обнаружить, наряду с сдвигом спектра ЭХЛ в ту или иную область, появление новых полос или изменение интенсивности прежних, что происходит, как правило, в коротковолновой части спектра (рис. 2, 4). Природа указанных изменений не поддавалась до настоящего времени удовлетворительной трактовке (исключая, пожалуй, случай эксмерного свечения). Попытаемся объяснить изменения, происходя-

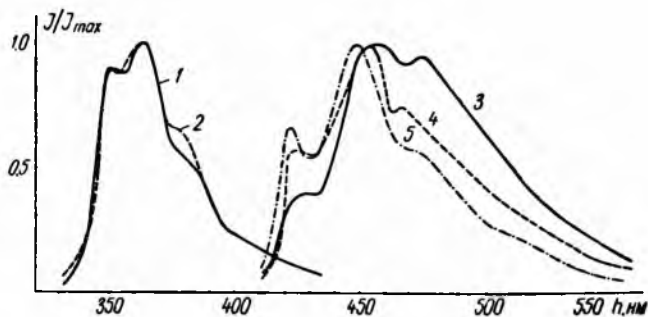


Рис. 4. Спектральные характеристики композиции, содержащей КА и LiCl ($C_a = 5 \cdot 10^{-2}$ моль/л), растворенные в N, N'-диметилформамиде: а) ФЛ ($\lambda_{\text{возб.}} = 313$ н.м.), $C_a = 7,5 \cdot 10^{-3}$ моль/л до электролиза — 1 и после электролиза — 2 ($U_{\text{возб.}} =$

$= 12$ в); б) ЭХЛ: 1 — $C_a = 5 \cdot 10^{-3}$ моль/л, $U_{\text{возб.}} = 12$ в, 2 — $C_a = 8 \cdot 10^{-3}$ моль/л, $U_{\text{возб.}} = 12$ в, 3 — $C_a = 8 \cdot 10^{-3}$ моль/л, $U_{\text{возб.}} = 8$ в.

щие в спектрах ЭХЛ на основе эффекта мицеллообразования в электрофлорных композициях.

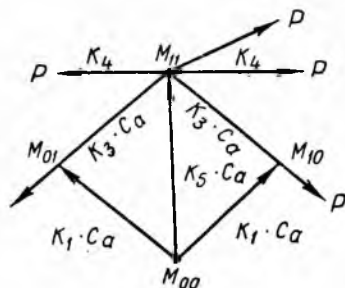
В ЭХИ ионогенных мицеллярных ассоциатах ввиду близкого расположения (вплоть до молекулярного контакта) частиц комплекса возможно возникновение сил взаимодействия той или иной природы, например, прямые и косвенные обменные взаимодействия между системой спинов. Поэтому в подобных образованиях, учитывая также проявление некоторой упорядоченности в жидкокристаллической структуре, можно ожидать появления процессов коллективного характера. Кооперативные взаимодействия в биологических системах приводят, в частности, к суммированию энергии взаимодействующих молекул и коротковолновым сдвигам спектра излучения системы [10].

В [13] показано, что изменения в спектрах молекулярных кристаллов типа ламелл могут быть обусловлены выполнением раз-

личных правил отбора для переходов на экситонные уровни системы, возникающие при различных ориентациях дипольных моментов молекул. Поэтому изменения спектров ЭХЛ по отношению к спектрам ФЛ электрофлорных композиций можно, по-видимому, трактовать как проявление коллективных экситонных взаимодействий в связанном силами обменной природы мицеллярном комплексе.

Исследуя катализируемые мицеллами реакции, приводящие к ЭХИ, целесообразно, ввиду сходства в указанном выше смысле мицелл с ферментами, принимать во внимание результаты работ

Рис. 5. Схема процесса образования возбужденных молекул активатора в случае двух активных центров в мицелле электрофлорной композиции. M_{00} — состояние мицеллы с вакантными активными центрами (в мицелле имеется два ион-радикала, не вступивших в реакцию рекомбинации), $M_{01} = M_{10}$ — состояния мицеллы, в котором один активный центр занят (образовалась возбужденная молекула), а второй — свободен, M_{11} — мицелла с двумя возбужденными молекулами.



по теории ферментативного катализа. Экспериментальные зависимости для скорости прохождения катализируемой ферментом реакции от концентрации субстрата во многих случаях имеют вид, представленный на рис. 3 [9] и отклоняющийся от обычного уравнения Михаэлиса-Ментен. Волькенштейн [9] объяснил подобные экспериментально наблюдаемые зависимости на основе предположения о наличии в белковой молекуле фермента ряда активных центров, кооперативно взаимодействующих между собой с помощью сил определенной природы, и вывел уравнение, описывающее «S»-образную зависимость скорости реакции от концентрации субстрата в случае двух взаимодействующих центров. Наличие «S»-образной зависимости, по мнению автора [9], всегда свидетельствует о существовании нескольких взаимодействующих активных центров в ферменте.

Полученные зависимости $I = f(C_a)$ для ряда электрофлорных композиций обладают «S»-образным характером, т. е. имеют точку перегиба — точку ККМ и проходят через максимум (см. рис. 1). В рамках модели двух взаимодействующих центров, образовавшихся в мицеллах электрофлорных композиций (под активными центрами понимаются возбужденные молекулы активатора, образовавшиеся в мицеллах в результате реакций рекомбинации), можно в стационарном случае получить уравнение, связывающее скорость реакции, продуктом P которой являются кванты ЭХИ (рис. 5), т. е. интенсивность излучения в моль · фотон/см² · сек с концентрацией субстрата — анион-радикалов — пропорциональной C_a :

$$I = 6MC_a \frac{k_1 k_4 K (1 + x C_a)}{3k_4 + \alpha C_a + 2x (K - k_1) C_a^2} ;$$

$$\alpha = k_1 x + 2(K - k_1) + 3x k_4 + 6 \frac{k_1 k_4}{k_2} ; K = k_1 + k_5 ; x = \frac{k_3}{k_2} .$$

Здесь M — концентрация мицелл в растворе во время катодной фазы возбуждения, сопровождающейся ЭХИ; k_i — константы скоростей соответствующих реакций (см. рис. 5). Данное уравнение хорошо описывает наблюдаемые зависимости $I = f(C_a)$ при определенных значениях входящих в него констант. Поэтому, зная зависимость $I = f(C_a)$, можно найти константы скоростей соответствующих реакций и концентрацию мицелл в исследованных электрофлорных композициях.

Рассмотрев обнаруженные в электрофлорных композициях мицеллярные образования, необходимо сделать следующее замечание. В ряде работ (см., например, [14]) изучалась люминесценция органических молекул в растворах, содержащих ПАВ. При этом было обнаружено влияние природы ПАВ и процесса солюбилизации в его мицеллах молекул люминесцирующего соединения на некоторые параметры люминесценции. Мицеллярные комплексы в электрофлорных композициях, обнаруженные в данной работе, принципиально отличаются от солюбилизированных молекул тем, что не включают в свой состав ПАВ в обычном смысле, а представляют собой гетерогенную систему, составленную из молекул и ионов вещества электрофлора и, по-видимому, ионов подерживающего электролита. Наблюдаемое ускорение процессов испускания квантов ЭХИ после точки ККМ и при увеличении длительности анодной фазы возбуждения в исследованных электрофлорных композициях обусловлены, очевидно, увеличением степени кооперативности между ионной компонентой мицелл.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Казначеев В. П., Шурин С. П., Михайлова Л. П. Явление межклеточных дистантных электромагнитных взаимодействий в системе двух тканевых культур. — Дипл. № 122, Бюлл. ОИПОТЗ, № 19, 1973. 3 с.
2. Бых А. И., Воевода Л. В., Худенский Ю. К. Об одной возможности создания быстросуществующей электрохимической модели нейрона. — В сб. Проблемы бионики. Вып. 5. Харьков, 1971, с. 50—53.
3. Огороднейчук И. Ф., Леонов В. П., Бых А. И. К построению электрохлоролюминесцентной модели нейрона. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 3. Харьков, 1974, с. 82—86.
4. Исследование электрофизических свойств ЭХЛ элементов. — Отчет УЗПИ № 71—156. Харьков, 1971.
5. Fendler E. J., Fendler J. H. Micellar Catalysis in Organic Reaction Kinetics and Mechanism. — В кн.: Advances in Physical Organic Chemistry 1970, v. 8, London and New York, Academic Press, p. 271—406.
6. Керрингтон А., Мак-Леглан Э. Магнитный резонанс и его применение в химии. М., «Мир», 1970. 172 с.
7. Коллоидные поверхностно-активные вещества. М., «Мир», 1966. 33 с. Авт. К. Шинода, Т. Накагава, Б. Тамамури, Т. Исемура.

8. Чистяков И. Г. Жидкие кристаллы. М., «Наука», 1966. 63 с.
9. Волькенштейн М. В. Физика ферментов. М., «Наука», 1967, с. 115—120.
0. Овсянкин В. В., Феофилов И. П. Кооперативная сенсбилизация фотофизических и фотохимических процессов. — В сб.: Молекулярная фотоника. Л., «Наука», 1970, с. 101—105.
1. Дальняя миграция электронного возбуждения по молекуле ДНК. — Письма в ЖЭТФ, 1972, т. 15, вып. 7, с. 404—408. Авт.: Н. Н. Шафрановская, Э. Н. Трифонов, Ю. С. Лазуркин, М. Д. Франк — Каменецкий.
2. Shafranovskaja N. N., Trifonov E. N., Lazurkin Y. S. Frank — Kamenetskii M. D. Clustering of Thymine Dimers in Ultraviolet Irradiated DNA and the Long — Range Transfer of Electronic Excitation along the Molecule. Nature New Biology, 1973, v. 241, p. 237—238.
3. Kasha M. Relation between Exciton Bands and Conduction Bands in Molecular Lamellar Systems. Rev. Modern Phys., 1959, v. 31, p. 162—169.
4. Hautala R. R., Schore N. E., Turro N. J. A. Novel Fluorescent Probe Use of Time — Correlated Fluorescence to Explore the Properties of Micelle — Forming Detergent. J. Am. Chem. Soc., 1973, v. 95, № 17, p. 5508—5514.

Поступила 20 ноября 1974 г.

УДК 62.506.2

М. Ф. БОНДАРЕНКО, канд. техн. наук, А. Ф. ОСЫКА, Н. К. СВИНАРЬ,
А. И. ЧУГУН

АЛГОРИТМ ПЕРЕВОДА КОЛИЧЕСТВЕННЫХ И ПОРЯДКОВЫХ ЧИСЛИТЕЛЬНЫХ В ЦИФРОВУЮ ЗАПИСЬ

Описанный в данном сообщении алгоритм моделирует одну из функций человеческого мозга, связанную с анализом и переработкой языковой информации. На вход описываемого алгоритма могут поступать простые, сложные и составные количественные и порядковые числительные в любом падеже, написанные в соответствии с правилами орфографии русского языка. На выходе алгоритма получается цифровой эквивалент исходного числительного с соответствующим окончанием. Например, восемьдесятю одним = 81-м.

Иными словами, на вход описываемой модели поступает последовательность $X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n$ ($n=1, \dots, 18$), где X_i представляет собой определенную падежную форму числительного, которое пишется одним словом. Если на вход поступает простое или сложное числительное, то $n=1$. Если же на входе составное числительное, то $n>1$.

Постоянная информация, помещенная в таблице, позволяет анализировать входные составные числительные, состоящие не более чем из 23 слов. Это обусловлено тем, что в таблицу внесены основы числительных, включая квадрильон. Увеличение максимальной длины исходной последовательности можно было бы достигнуть за счет включения в таблицу названий чисел больше, чем квадрильон. Эти названия, однако, практически не употребляются, хотя и включены в орфографический словарь [1].

Такие большие числа не записываются словами или цифрами, а фиксируются в виде степеней числа 10. В случае расширения

<i>j</i>	В	Ц	П
1	ДЕСЯТ	1	1
2	ДЕВЯНОСТ	9	1
3	СОРОК	4	1
4	СТ	1	2
5	ТЫСЯЧ	1	3
6	МИЛЛИОН	1	6
7	МИЛЛИАРД	1	9
8	ТРИЛЛИОН	1	12
9	КВАДРИЛЬОН	1	15
10	ДВАДЦАТ	2	1
11	ТРИДЦАТ	3	1
12	ДЕВЯТ	9	0
13	ВОСЕМ	8	0
14	ВОСЬМ	8	0
15	СЕМ	7	0
16	ШЕСТ	6	0
17	ПЯТ	5	0
18	ЧЕТЫР	4	0
19	ТР	3	0
20	ДВ	2	0
21	ОДИН	1	0
22	ОДН	1	0
23	НАДЦАТ	1	1
24	ДЕСЯТ	1	1
25	СОТ	1	2
26	СТ	1	2
27	СОРОКОВ	4	1
28	ТРЕТ	3	0
29	ЧЕТВЕРТ	4	0
30	СЕДЬМ	7	0
31	ВТОР	2	0
32	ПЕРВ	1	0
33	СОТ	1	2

таблицы постоянной информации за счет включения в нее редких названий больших чисел (квинтильон, секстильон и т. д.) предлагаемый ниже алгоритм изменений не потребует. Изменяется лишь соответствующим образом область допустимых входных сигналов. На этом основании данный алгоритм можно считать кибернетической моделью одной из функций человеческого мозга, связанной с анализом числительных русского языка.

Предлагаемый алгоритм отличается от описанного в работе [2] алгоритма перевода названий целых чисел следующим:

1) алгоритм [2] работает лишь с количественными числительными. Предлагаемый алгоритм работает на множестве количественных и порядковых числительных;

2) алгоритм [2] работает лишь с числительными в именительном падеже. Предлагаемый алгоритм преобразует числительные, стоящие в любом падеже;

3) алгоритм [2] рассчитан на анализ слов, обозначающих название числа до миллиона, т. е. может работать, хотя и на очень большом, но все же ограниченном множестве входных сигналов

Предлагаемый алгоритм работает на множестве входных сигналов, которое практически не ограничено;

4) алгоритм [2] переводит числительное не в цифровую запись непосредственно, а в запись на языке-посреднике. Например, двадцать семь = 2, 1; 7, 0. Предлагаемый алгоритм переводит числительное непосредственно в цифровую запись с соответствующим окончанием. Например, двадцати семи = 27-и;

5) алгоритм [2] рассчитан на анализ слов, обозначающих числа, которые состоят не более чем из двух корней (шестьдесят восемьдесят и т. д.). Предлагаемый алгоритм анализирует сложное числительное, состоящее из любого количества корней (на пример, шестисотвосемьдесятпятидесятиллионный), так как числительные, оканчивающиеся на -тысячный, -миллионный и т. д., могут иметь в своем составе до шести корней [3].

Необходимая для работы описанного ниже алгоритма постоянная информация помещена в таблице. В графе *j* таблицы помещены номера основ числительных. В графе В помещены основы числительных. В графе Ц помещены значащие цифры числовы

квивалентов основ. В графе П указано количество нулей, которое ледует приписать к значащей цифре, чтобы получить числовой квивалент соответствующей основы.

Для работы алгоритма используются два условных элемента яматн: М и К.

Описание алгоритма

1. Взять очередную (начиная с первой) словоформу исходной последовательности и проверить, является ли она последней на входе. Если да, то перейти к п. 2, иначе — к п. 3.

2. Проверить, совпадает ли начало анализируемой словоформы с одной из основ ($27 \leq j \leq 33$) таблицы. В случае положительного ответа перейти к п. 4, иначе — к п. 3.

3. Найти в таблице первую основу ($1 < j < 22$), которая совпадает с началом анализируемой словоформы. Перейти к п. 4.

4. Вычеркнуть из анализируемой словоформы совпадающую часть и предшествующие ей буквы (если они имеются). Перейти к п. 5.

5. Проверить, является ли содержание графы П у последней выделенной основы больше 2. Если да, то перейти к п. 6, в противном случае перейти к п. 14.

6. Проверить, есть ли записи в элементе памяти М. Если да, то перейти к п. 7, если нет — к п. 13.

7. Содержимое элемента памяти К увеличить на число, равное $M \cdot 10^{P_j}$ (где М — содержимое элемента памяти М; P_j — содержимое графы П у последней выделенной основы). Стереть содержимое элемента памяти М. Перейти к п. 8.

8. Проверить, является ли анализируемая словоформа последней в исходной последовательности. Если да, то перейти к п. 9, иначе — к п. 1.

9. Содержимое элемента памяти К увеличить на число, равное содержимому элемента памяти М. Перейти к п. 10.

10. Проверить, остались ли буквы в последней словоформе после удаления из нее выделенных основ. Если да, то перейти к п. 11, иначе — к п. 12.

11. Записать на выходе: $X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n$ — содержимое элемента памяти К, тире, остаток последней анализируемой словоформы. Перейти к п. 24.

12. Записать на выходе: $X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n$ — содержимое элемента памяти К. Перейти к п. 24.

13. Содержимое элемента памяти М увеличить на число, равное $C_j \cdot 10^{P_j}$ (где C_j и P_j — содержимое граф соответственно Ц и П у последней выделенной основы). Перейти к п. 8.

14. Проверить, является ли номер последней выделенной основы больше 26. Если да, то перейти к п. 13, иначе — к п. 15.

15. Проверить, содержит ли анализируемая словоформа после удаления выделенных основ больше трех букв. Если да, то перейти к п. 16, если нет — к п. 13.

16. Проверить, совпадает ли одна из основ ($23 \leq j \leq 26$) таблицы с остатком анализируемой словоформы или его частью (совпадение должно произойти не обязательно, начиная с первой буквы остатка, но не позднее четвертой). Если да, то перейти к п. 17, иначе — к п. 23.

17. Удалить из остатка анализируемой словоформы совпадающую часть и предшествующие ей буквы (если они имеются). Перейти к п. 18.

18. Проверить, совпадает ли последняя выделенная основа с *надцат*. Если совпадает, то перейти к п. 19, если нет — к п. 20.

19. Содержимое элемента памяти М увеличить на число, равное $C_{j-1} + 10$ (где C_{j-1} — содержимое графы Ц у предпоследней выделенной основы). Перейти к п. 21.

20. Содержимое элемента памяти М увеличить на число, равное $C_{j-1} \cdot 10^{P_j}$ (где C_{j-1} — содержимое графы Ц у предпоследней выделенной основы, P_j — содержимое графы П у последней выделенной основы). Перейти к п. 21.

21. Проверить остаток анализируемой основы. Если он содержит больше трех букв, то перейти к п. 22, в противном случае перейти к п. 8.

2. Найти в таблице первую основу ($1 \leq j \leq 22$), которая совпадает с остатком анализируемой словоформы или его частью (совпадение должно произойти не обязательно начиная с первой буквы остатка, но не позднее четвертой). Перейти к п. 4.

23. Содержимое элемента памяти M увеличить на число, равное $C_j \cdot 10^{P_j}$ (где C_j и P_j — содержимое граф соответственно C и P у последней выделенной основы). Перейти к п. 22.

24. Конец работы алгоритма.

Данный алгоритм положен в основу программы для ЭВМ «Минск-32» и может быть использован для решения задач по анализу и обработке словесной информации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Орфографический словарь русского языка. М., «Сов. энциклопедия», 1971 520 с.
2. Доклады на конференции по обработке информации, машинному переводу и автоматическому чтению текста. Вып. 3. М., изд. АН СССР, 1961. 12 с.
3. Супрун А. Е. О русских числительных. Фрунзе, Изд-во Киргизск. ун-та 1959. 140 с.
4. Грамматика русского языка. Т. 1. М., изд. АН СССР, 1960. 720 с.

Поступила 26 ноября 1974 г.

УДК 62.506.2

В. И. СЕРДОБОЛЬСКИЙ

АДАПТИВНЫЙ КЛАССИФИКАТОР КАК ФУНКЦИОНАЛЬНЫЙ АНАЛОГ НЕЙРОНА

Изучение функции нейрона является одним из наиболее эффективных процессов, протекающих в нервной системе. По-видимому, именно этим обстоятельством объясняется интерес к описанию различных моделей нейрона. Несмотря на обилие подходов к моделям нейронов, приходится признать, что процесс в понимании функций нейрона по преобразованию информации, достигнутый после известных работ Мак Каллока и Питтса, оказался незначительным.

Между тем, экспериментальные данные указывают на целый ряд специфических особенностей поведения нервных клеток, еще не нашедших отражения в моделях. Сюда относятся, прежде всего, явления адаптации, имеющие прямое отношение к формированию информационной функции нейронов. Поэтому представляет интерес рассмотреть с точки зрения моделирования функций нейрона поведение технических устройств, способных к адаптации. В качестве функционального аналога нейрона мы рассматриваем адаптивный классификатор, разделяющий входные воздействия на сигнал и шум. Для построения схемы этого устройства используются методы теории обучающихся автоматов.

Введем некоторые допущения, специфичные для нейроноподобной схемы. Пусть на вход схемы подаются воздействия, которые могут быть представлены вектором $x \in n$, двоичными компонентами $j = \overline{1, n}$, $x_j = 0$ либо 1 , $j = \overline{1, n}$. Для простоты рассмотрим, как

обычно, модель с дискретным временем, так что за один такт на вход поступает одна реализация случайной величины x . Допустим, что на выходе нейрона выдается на каждом такте одна двоичная величина $y=0$ либо 1. Тогда нейрон выступает в качестве классификатора входных воздействий на два класса. Зададимся целью так поставить задачу классификации и так поставить задачу обучения, чтобы построенные известными методами алгоритмы описывали предельно простое и удобное для реализации нейроподобное устройство.

В соответствии с основной задачей самообучения и принципом¹ цель адаптации нейрона должна заключаться, прежде всего, в построении оценки для функции распределения внешних воздействий. Пусть $p(x)$ — функция распределения x , нестационарная и определяющая развитие случайного процесса $x(t)$ со временем. Для аппроксимации $p(x)$ самообучающийся классификатор должен формировать оценочные функции классов A и B , $q_A(x)$ и $q_B(x)$.

Стремясь максимально упростить схему и ее реализацию в элементарном устройстве, введем следующие ограничения на класс оценочных функций. Пусть $q_A(x)$ и $q_B(x)$ не зависят от предыстории, а определяются только мгновенным значением x . Принимая далее обычное представление о случайном характере межнейронных связей или, точнее, о слабой связности случайных процессов, происходящих в нервной ткани, допустим, что в ситуациях A и B компоненты x_j статистически независимы и функции $q_A(x)$ и $q_B(x)$ определяются каждая набором n параметров, представляющих вероятности события $x_j=1$. Введем еще два параметра q_A и q_B , которые представляют оценки вероятностей ситуаций, $q_A+q_B=1$. Классификация по минимуму ошибок задается условием максимума апостериорной вероятности. Решающую функцию удобно записать в виде

$$g(x) = \ln \frac{q_A q_A(x)}{q_B q_B(x)}. \quad (1)$$

Предположим далее, что одна из ситуаций связана со всевозможными изменениями условий окружения и представляется статистическим шумом. Тогда задача нейрона сводится к различению сигнала от шума. Пусть A — ситуация сигнала; B — ситуация шума. В ситуации B энтропия воздействий максимальна, и все значения x равновероятны. Запишем функции $q_A(x)$ в виде

$$q_A(x) = \prod_{j=1}^n q_j^{x_j} (1 - q_j)^{1-x_j}. \quad (2)$$

Значения y на выходе нейрона, согласно (1) и (2), определяются соотношением

$$y(x) = U \left[\sum_{j=1}^n x_j \ln \frac{q_j}{1-q_j} - \theta \right]. \quad (3)$$

¹В. И. Сердобольский. Возможный принцип самоорганизации нервной системы. — «Нейробионика», 1972, с. 3—5.

Здесь единичная ступенчатая функция $U[z]=1$ при $z>0$ и $U[z]=0$ при $z<0$. Из вида передаточной функции схемы, заданной (3), следует, что в построенной модели а) нейрон представляет линейный пороговый элемент; б) весовые коэффициенты и порог могут принимать как положительные, так и отрицательные значения; в) при найденных значениях параметров нейрон решает оптимальным образом задачу отличия сигнала от статистического шума.

Уравнение (3) с оптимальными значениями параметров q_j представляет конечный результат адаптации. Процесс самообучения нейрона заключается в настройке этих параметров. Функция распределения $g(x)$, оценочная для $p(x)$, имеет вид

$$q(x) = q_A q_A(x) + q_B q_B(x). \quad (4)$$

Чтобы измерить расстояние между $q(x)$ и $p(x)$, выберем меру Кульбака

$$I(p, q) = \sum_x p(x) \ln \frac{p(x)}{q(x)}. \quad (5)$$

Алгоритм самонастройки получается применением стохастической градиентной процедуры минимизации $I(p, q)$. Удобно считать независимыми параметрами весовые коэффициенты в (3)

$$u_j = \ln \frac{u_j}{1 - u_j} \quad (6)$$

и порог θ . Запишем гибридный алгоритм с непрерывным изменением подстраиваемых параметров. Вычисляя частные производные, находим

$$\frac{du_j}{dt} = \gamma \frac{\partial \ln q(x)}{\partial u_j} = \gamma Q_A(x) (x_j - q_j); \quad (7)$$

$$\frac{d\theta}{dt} = \beta \frac{\partial \ln q(x)}{\partial \theta} \beta (Q_A(x) - q_A).$$

Здесь по определению

$$Q_A(x) = \frac{q_A q_A(x)}{q(x)}, \quad Q_B(x) = \frac{q_B q_B(x)}{q(x)}, \quad (8)$$

β и γ — константы.

Полученные уравнения описывают алгоритм самонастройки адаптивного классификатора с решающим правилом (3). С точки зрения реализации в элементарном устройстве вычисление коэффициентов $Q_A(x)$, $Q_B(x)$ и q_A как функций независимых параметров представляет трудности. Оказывается, что при больших n значение $Q_A(x)$ и $Q_B(x)$ приближаются, как правило, к нулям и единицам и определяются асимптотически величиной (3). Действительно, дисперсия функции $g(x)$ составляет

$$\sum_{j=1}^n M(x_j) (1 - M(x_j)) \left[\ln \frac{q_j}{1 - q_j} \right]^2 \quad (9)$$

почти для всех распределений x и значений q_j возрастает линейно с n . Отсюда следует, что при больших n

$$Q_A(x) \approx y(x), \quad Q_B(x) \approx 1 - y(x). \quad (10)$$

Величина q_A в правой части алгоритма самонастройки порога представляет функцию q_j и θ , для вычисления которой требуется произвести ряд операций вычитания, сложения и логарифмирования. Имеются, однако, бионические соображения в пользу того, что величину q_A в модели нейрона следует считать константой $q_A = \nu$.

1) Фиксация параметра q_A означает лишь изменение типа классификации. Если $q_A = \text{const}$, минимум ошибок достигается при заданном асимптотически среднем числе отнесений к классу A ;

2) второе из уравнений (7) для θ с постоянным q_A можно интерпретировать как закон сохранения энергии. Если $q(x) > 0$ соответствует возбуждению нейрона, то величина q_A задает источник энергии в единицах ее расхода за такт возбуждения;

3) величину $1/q_A$ можно интерпретировать как рефрактерный период, выраженный в тактах работы схемы.

Упрощенный таким образом вариант адаптивной нейроподобной схемы задается уравнениями

$$\frac{du_j}{dt} = \gamma y(x)(x_j - q_j); \quad (11)$$

$$\frac{d\theta}{dt} = \beta (y(x) - \nu),$$

где

$$q_j = \frac{1}{1 + \exp(-u_j)}, \quad (12)$$

а функция $y(x)$ имеет вид (3). Величины γ , β , ν от времени не зависят и являются параметрами нейрона. Алгоритм (11) описывает элементарную схему, способную подстраиваться к внешним воздействиям, накапливать информацию и отличать сигнал от статистического шума.

Бионические свойства

Изучим некоторые особенности поведения решений системы (11), имеющие нейрофизиологические аналоги.

При постоянных γ , β уравнения (11) не имеют стационарного решения. Величины q_j совершают случайное блуждание, изменяясь за такт на величину порядка γ . Интересен случай, когда параметры γ и β малы.

Предложение 1. При малых γ , β асимптотические при $t \rightarrow \infty$ значения q_j будут почти всегда отличаться от средних на величину, стремящуюся к нулю вместе с γ , β .

В этом случае при $t \rightarrow \infty$ устанавливаются соотношения

$$v = \sum_x p(x) y(x), \quad q_j = \frac{1}{v} \sum_x p(x) y(x) x_j. \quad (14)$$

Функция $p(x)$, не зависящая от времени, представляет постоянный раздражитель, параметр v — уровень спонтанной активности, а величины q_j представляют оценки вероятности возбуждения j -го входа. Когда воздействия на входы носят детерминированный характер, их энтропия равна нулю, и на вход поступает только одна комбинация возбуждения, то раздражитель отсутствует, и из (11) видно, что спонтанная активность приобретает строго периодический характер с периодом $1/v$ тактов. Подобная закономерность наблюдается у реальных нейронов.

Предположим теперь, что условия на входе нейрона меняются скачком в некоторый момент времени $t=0$. Функция распределения x есть $q(x)$ при $t < 0$ и $p(x)$ при $t > 0$. Согласно (13), математическое ожидание события $x_j = 1$ при $t < 0$ и условии $y(x) =$ равно приблизительно q_j/v . При $t > 0$ математическое ожидание числа возбуждений

$$v_2 = \sum_x p(x) y(x). \quad (14)$$

Пусть p_j означает вероятность события $x_j = 1$ при $t > 0$ и условии $y(x) = 1$.

Предложение 2. При малых γ , β математическое ожидание от произведения $y(x)g(x)$ изменяется в момент времени $t=0$ на величину

$$[v_2 S(p) - v S(q) + v_2 I_1(p, q)], \quad (15)$$

где $S(p)$; $S(q)$ — энтропия распределений p_j и q_j ;

$$S(p) = - \sum_j [p_j \ln p_j + (1 - p_j) \ln (1 - p_j)]; \quad (16)$$

$$S(q) = - \sum_j [q_j \ln q_j + (1 - q_j) \ln (1 - q_j)],$$

а $I_1(p, q)$ — информационная мера Кульбака, измеряющая отличие распределения q_j от распределения p_j .

Доказательство следует из (3), (13) и (14).

Введем простейшую дифференциальную меру на множестве значений параметров p_i и q_j :

$$d_\mu = \prod_{i=1}^n dp_i dq_j. \quad (17)$$

Предложение 3. Почти для всех в смысле (17) значений p_j, q_j квадрат величины $I_1(p, q)$ больше дисперсии функции $g(x)$ в n раз, где s не зависит от n .

Для доказательства достаточно убедиться в том, что среднее от $I_1(p, q)$ по мере (17) равно $n/2$, а среднее от дисперсии (9) величины $g(x)$ равно sn .

Изменение распределения вероятностей в момент $t=0$ представляет воздействие нового раздражителя. Если его энтропия в состоянии с $g(x) > 0$ не меньше, чем энтропия привычного раздражителя, то при большом числе входов $y(x) = 0$, нейрон не возбуждается и процесс подстройки его параметров блокируется.

Если новый раздражитель, однако, обладает меньшей энтропией, чем привычный, либо $S(p) = 0$, то в зависимости от соотношения между p_j и q_j станут возможны два случая. В одном раздражитель будет воспринят как непривычный, и процесс обучения приостановится до тех пор, пока порог возбуждения не уменьшится на достаточную величину. В другом случае раздражитель будет воспринят как привычный, и процесс переучивания произойдет быстрее. Таким образом, нейрон имеет тенденцию выделять наиболее часто повторяющиеся наименее энтропийные раздражители.

Поступила 26 октября 1974 г.

УДК 62.506.2

В. П. ЛЕОНОВ

МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ МЕХАНИЗМОВ В ЭЛЕКТРОХЕМИЛЮМИНЕСЦЕНТНОЙ ЯЧЕЙКЕ. СООБЩЕНИЕ I

Электрохемилюминесцентные (ЭХЛ) элементы обладают потенциальной многофункциональностью, которая обусловлена наличием двух каналов для ввода или вывода информации — электрического и оптического. Кроме того, в объеме одного элемента можно разместить большое количество электродов. В отличие от широко распространенных транзисторных и феррит-транзисторных моделей, в которых для воспроизведения каждого функционального свойства нейрона требуется введение отдельных дискретных элементов, ЭХЛ ячейка позволяет воспроизвести свойства нейрона, используя особенности кинетики ЭХЛ или свойства молекул, принимающих участие в процессе люминесценции.

Известно, что ЭХЛ появляется в результате пропускания электрического тока через электроды, погруженные в жидкий органический люминофор [1]. Свет излучается после того, как молекулы люминофора последовательно пройдут электрическую, химическую и оптическую стадии. Протекание процесса ЭХЛ можно связать с переработкой информации, мерой которой может служить количество молекул люминофора или электролита в нейтральной, катионной или анионной форме, их концентрация у электродов, интенсивность световой вспышки, спектральный диапазон излучения. Носителями информации в этом случае являются молекулы, ко-

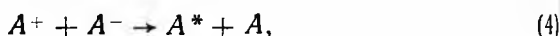
торые, диффундируя у электродов или переходя из одной формы в другую, осуществляют ее преобразование. Обработка информации в ЭХЛ элементах протекает на молекулярном уровне в тонком поверхностном слое электродов, что может быть полезным при создании микроминиатюрных устройств.

Существует аналогия между процессами в биологическом нейроне и в ЭХЛ ячейке. В нейроне имеется трансмембранная разность потенциалов, обусловленная различием концентраций ионов внутри и вне тела клетки. Под действием синаптической активации изменяется ионная проводимость мембраны нейрона, ведущая к сдвигу ионных концентраций.

Мерой интегрального синаптического воздействия на нейрон является сила тока, протекающего в различных участках тела клетки [2]. Эффективность воздействия синапсов с химической передачей, или синаптическая память, зависит от количества молекул медиатора, содержащегося в синаптических пузырьках [3]. Как видим, информационные свойства биологического нейрона реализуются с помощью таких физических величин как концентрация, проводимость, количество молекул, емкость мембраны. Часть этих величин фигурирует и в процессе ЭХЛ, причем процессы в обоих случаях протекают в электролите.

При возбуждении ЭХЛ органических соединений существует много путей, по которым могут образовываться возбужденные молекулы. Некоторые из них описываются в [1, 4]. Однако для использования ЭХЛ элементов в качестве преобразователей информации пригодными могут оказаться только некоторые механизмы ЭХЛ, поскольку не все они поддаются эффективному внешнему управлению. Поэтому ограничивается и число пригодных ЭХЛ композиций. Рассмотрим механизмы люминесценции некоторых композиций и возможности моделирования с их помощью основных информационных свойств нейрона.

Проведенные исследования ЭХЛ композиции, содержащей активатор 1,5-дифенил-3-стирилпиразолин [ДФСП] и обладающей наибольшей интенсивностью свечения из исследованных нами веществ [5], показали, что механизм ее люминесценции можно описать следующей последовательностью реакции:



где A — молекула активатора. Некоторые из реакций поддаются эффективному внешнему управлению и позволяют реализовать моделирование отдельных нейронных механизмов. Как отмечалось

ранее [6], модель нейрона с использованием ЭХЛ ячейки состоит из двух частей: пространственно-временного ЭХЛ сумматора и порогового генератора импульсов с оптическим входом.

Генерация импульса происходит в том случае, если оптический сигнал от ЭХЛ сумматора превысит пороговое значение. Уровень оптического сигнала ЭХЛ сумматора зависит от количества возбужденных молекул у поверхности рабочего электрода. Оно, в свою очередь, является функцией количества катион- и анион-радикалов активатора. Если запись информации в ЭХЛ сумматоре проводится положительными импульсами, а считывание — стандартными отрицательными, то сила световой вспышки будет функцией интегрального значения положительных сигналов, поступивших на синаптические электроды.

Поступление возбуждающих сигналов на различное количество синаптических электродов управляет скоростью реакции (1) и позволяет моделировать пространственное суммирование. Временное суммирование в ЭХЛ ячейке осуществляется наличием у катион-радикалов активатора времени жизни. Интенсивность световой вспышки ЭХЛ зависит также от количества анион-радикалов, образованных в реакциях (2), (3), и количества инжектируемых электронов в (5). Скоростью этих реакций можно управлять, изменяя амплитуду считывающего (отрицательного) импульса. Зависимость уровня оптического сигнала от амплитуды считывающего импульса можно использовать для моделирования адаптационных свойств нейрона. Оптический сигнал будет возрастать или уменьшаться в соответствии с изменением амплитуды считывающих импульсов при одном и том же интегральном входном воздействии.

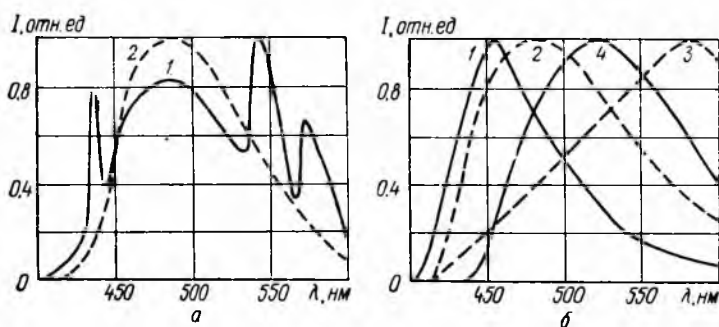
Кроме ион-рекомбинационного и инъекционного механизмов, когда электролит не принимает участия в ЭХЛ реакции, существует такой механизм ЭХЛ, при котором электролит участвует в образовании возбужденных молекул. Этот механизм позволяет воспроизвести те информационные свойства нейрона, которые не реализуются в ЭХЛ композиции с ион-рекомбинационным и инъекционным механизмом.

Для выяснения функциональных возможностей рассмотрим подробно механизм люминесценции композиции с электролитом тетрафенилборнатрий (ТФБН). Данная композиция в литературе не рассматривалась. Известно, что ТФБН в полярных растворителях диссоциирует на тетрафенилборанион (ТФБ) и натрий-катион [7], т. е. может выполнять роль электролита. Анион ТФБ имеет неспаренный электрон и существует в свободнорадикальном состоянии. Раствор ТФБН в диметилформамиде имеет слабую фотолюминесценцию, но не дает ЭХЛ при возбуждении постоянным или переменным напряжением в присутствии фонового электролита.

Добавление к раствору ТФБН в диметилформамиде таких соединений, как трифенилимидазол (ТФИ), 1,5-дифенил-3-(пара-хлорфенил)-пирозолин (ДПП), дибензил, люмоген-светло-зеленый,

ДСФП приводит к появлению интенсивной ЭХЛ на поверхности положительного электрода. Свечение возникает при возбуждении постоянным напряжением, а в случае переменного напряжения оно наблюдается только во время катодной фазы. Длительность периода разгорания при этом находится в пределах 5—10 м/сек. Максимальная интенсивность ЭХЛ достигается при высоких концентрациях компонент (около 0,2 моль/л).

Некоторые органические соединения, дающие ЭХЛ с нейтральным электролитом тетрабутиламмоний перхлорат [1], не давали свечения с электролитом ТФБН. К ним относятся антрацен, фенантрен, карбазол, хризен, пирен. Важные сведения о механизме люминесценции можно получить по спектрам излучения. Поэтому были сняты спектры: фотолюминесценции ТФБН, ЭХЛ ДПП и ТФИ



Спектры фотолюминесценции и электрохемилюминесценции:
 а — спектры фотолюминесценции тетрафенилборнатрия в диметилформамиде при концентрации, моль/л: 0,001 (1), 0,2 (2); б — спектры электрохемилюминесценции при концентрации, моль/л: трифенилимидазола 0,01 (1) и 1,5-дифенил-3-(пара-хлорфенил)-пиразолина 0,01 (2) с электролитом LiCl 0,05; те же соединений 0,2 (3), (4) с электролитом тетрафенилборнатрий 0,2.

с нейтральным электролитом хлористым литием (возбуждение свечения проводилось переменным напряжением), а также ЭХЛ ДПП и ТФИ с электролитом ТФБН (возбуждение постоянным напряжением). Нормализованные спектры фотолюминесценции и ЭХЛ приведены на рисунке.

Фотолюминесценция ТФБН возбуждалась светом линии 366 нм ртутной лампы ДРШ-250. Спектр ФЛ ТФБН в диметилформамиде при концентрации 10^{-3} моль/л имеет четыре максимума при 437, 489, 544 и 572 нм. Повышение концентрации до 0,2 моль/л ведет к возрастанию интенсивности фотолюминесценции в 80 раз. Спектр размывается, и в нем остается только одна широкая полоса с максимумом на 489 нм.

ЭХЛ ДПП и ТФИ (10^{-2} моль/л) с электролитом LiCl ($5 \cdot 10^{-2}$ моль/л) возбуждалась переменным напряжением прямоугольной формы. Амплитуда и длительность положительного импульса составляли соответственно 5 в и 0,5 сек, у отрицательного импульса — 10 в и 0,15 сек. Спектр ЭХЛ ДПП имеет максимум на 483 нм, а максимум ЭХЛ ТФИ расположен на 455 нм. Ответственным за излучение ЭХЛ в случае нейтрального электролита является пер-

вое возбужденное синглетное состояние, образующееся непосредственно в реакции аннигиляции нон-радикалов или путем триплет-триплетной аннигиляции [1].

ЭХЛ ДПП (0,2 моль/л) в присутствии электролита ТФБН (0,2 моль/л) возникает при $U=2$ в и возрастает с увеличением напряжения до 5 в. Спектр ЭХЛ этого соединения был снят при напряжении возбуждения $U=4$ в. ЭХЛ ТФИ с электролитом ТФБН при тех же концентрациях появляется тогда, когда напряжение возбуждения достигает $U=6$ в и возрастает при увеличении напряжения до 12 в. Спектр ЭХЛ ТФИ снимался при напряжении возбуждения $U=10$ в.

Максимумы спектров ЭХЛ ДПП и ТФИ с электролитом ТФБН не совпадают с максимумами спектров ЭХЛ этих соединений с нейтральным электролитом LiCl. Данное явление свидетельствует о том, что излучение возникает не из первого возбужденного синглетного состояния ДПП и ТФИ, а также о том, что механизмы ЭХЛ в этих случаях отличаются.

Нельзя предположить, что ответственными за ЭХЛ являются молекулы ТФБН, поскольку максимумы спектров ЭХЛ ДПП и ТФИ не совпадают с максимумами спектров его фотолюминесценции. Можно предположить следующую последовательность реакций у поверхности положительного электрода, в результате которых появляется ЭХЛ:



где \mathcal{E}^- — анион электролита ТФБН. Положительное напряжение вызывает диффузию анионов тетрафенилбора к электроду и образование катион-радикалов активатора, которым является ДПП и ТФИ. Электростатическое притяжение между анионами ТФБ и катионами активатора ведет к образованию из них возбужденного димера. Такие димеры называют эксиплексами [8].

В пользу образования эксиплексов свидетельствует то, что наиболее интенсивная ЭХЛ наблюдается при высоких концентрациях компонент, при которых обычно образуются димеры [8]. Энергия возбужденного димера всегда меньше энергии возбужденных мономеров, из которых он состоит. Это условие выполняется для соединений, дающих ЭХЛ с электролитом ТФБН, поскольку их спектры смещены в красную область относительно спектров излучения с электролитом LiCl.

Возникает вопрос, почему такие соединения, как антрацен, фенантрен, карбазол и другие не дают ЭХЛ с электролитом ТФБН. Следует отметить, что в настоящее время описано не много случаев образования эксиплексов [8, 9]. Можно предположить, что отмеченные соединения не могут образовать эксиплекса с тетрафенилбор-анионом, а поэтому и не дают ЭХЛ.

С помощью ЭХЛ композиции, содержащей электролит ТФБН, можно моделировать некоторые нейронные механизмы. Приэлек-

тродную концентрацию свободных радикалов ТФБ можно уменьшать или увеличивать, подавая на электрод напряжение соответствующей полярности. Допустим, что на рабочий электрод поступают возбуждающие импульсы положительной полярности. Каждый импульс сопровождается вспышкой ЭХЛ. Если перед положительным импульсом на электрод поступит отрицательный, это вызовет ослабление или исчезновение светового импульса. Таким образом, данная ЭХЛ композиция позволяет моделировать процессы торможения в нейроне. Для воспроизведения торможения в ЭХЛ ячейку могут быть введены отдельные тормозящие электроды, или тормозящие сигналы могут поступать на те же синаптические электроды, на которые поступают и возбуждающие сигналы.

Физические свойства рассмотренных ЭХЛ композиций позволяют в принципе моделировать в ЭХЛ ячейке следующие информационные свойства нейрона: большое количество входов и один выход, возбуждающие и тормозящие синапсы, синаптическую задержку, пространственное и временное суммирование, порог, адаптацию и торможение.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Bard A. J., Santhanam K. S. V., Cruser S. B. «Fluorescence», 1967, Ed. Dekker M., Inc. N. Y., p. 5—16.
2. Катц Б. Нерв, мышца и синапс. М., «Мир», 1968. 220 с.
3. Экклс Д. ж. Физиология синапсов. М., «Мир», 1966. 396 с.
4. Feldberg S. W. Theory of Controlled Potential Electrogeneration of Chemiluminescence. — «J. Amer. Chem. Soc.», 1966, v. 88, № 3, p. 390—393.
5. Экспериментальное исследование электрофизических характеристик ЭХЛ элементов. Тезисы докладов на V Всесоюзном совещании по электролюминесценции. Ставрополь, 1973, с. 121—122. Авт.: И. Ф. Огороднейчук, В. П. Леонов, А. И. Бых и др.
6. Огороднейчук И. Ф., Леонов В. П., Бых А. И. К построению электрохемилюминесцентной модели нейрона. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 13, Харьков, 1973, с. 82—86.
7. Несмеянов А. Н., Сазонова В. А. О синтезе тетрафенилборнатрия. — «Изв. АН СССР, отд. хим. н.», 1955, № 1, с. 187—189.
8. Паркер С. Фотолуминесценция растворов. М., «Мир», 1972. 510 с.
9. Веллер А., Захаряссас К. Образование гетерооксимеров в реакции рекомбинации радикалов. — «Изв. АН СССР, сер. физ.», 1973, т. 37, № 3, с. 610—614.

Поступила 3 августа 1974 г.

УДК 62.506.2

Е. А. СОЛОВЬЕВА

ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ КЛАССИФИКАЦИИ ОМОГРАФИЧНЫХ ГЛАГОЛЬНЫХ ФОРМ

В статье исследуются процессы классификации полностью и частично совпадающих личных глагольных форм русского языка по признакам всех собственно грамматических категорий. На основании проведенного исследования построены модели, классифицирующие на морфологическом уровне (т. е. на уровне отдель-

ных словоформ) омографичные формы по признакам склонения M , времени T , числа N и лица L .

Омография (графическое совпадение) языковых элементов, несут различную информацию, является основной трудностью [1] автоматического анализа и классификации. Разрешая омографию, мы опираемся на исследование процессов классификации омографичных слов и псевдослов, осуществляемой грамотным человеком. При морфологической классификации должен обеспечиваться правильный разбор всех случаев совпадения, которые принципиально (человеком) могут быть проанализированы при рассмотрении изолированных словоформ (без обращения к контексту) [1]. Те случаи омографии, которые человек не в состоянии разрешить на морфологическом уровне, достаточно выделить для последующего разбора [1]. С этой целью, а также для корректности постановки задач мы ввели [2] формальные категории и значения (морфологические).

Будем различать омографию (обозначим H) формальных признаков (омографию I, или H^I) и омографию словоформ (омографию II, или H^{II}). Под H^I понимаем совпадение на письме одной или нескольких (в данном случае последних) букв слова при несовпадении слов, под H^{II} — полное совпадение слов. Если необходимо отметить, какой именно формальный признак p является омографичным, обозначим свойство омографии через $H(p)$.

Критерием возможности устранить $H^I(p)$ на основании неполной информации о формальной структуре слова служит способность человека разрешать $H^I(p)$ незнакомых слов. Если испытуемый не в состоянии произвести разбор $H^I(p)$ неизвестных ему словоформ, то предлагается использовать для этой цели, а также для разрешения H^{II} , методы получения точного решения [3]. Наиболее целесообразно применять метод словарей (M1), хотя он и является самым трудоемким. M1 точен при действии модели на выбранном ограниченном множестве словоформ, в качестве последнего мы используем множество X^c синтетических личных форм глаголов из словаря [4] на 104 тыс. слов.

Ввиду того что множество X^c охватывает практически все употребляемые в литературном языке простые личные формы, можно считать (и это подтверждает эксперимент), что алгоритмы, включающие полученные на базе X^c словари, безошибочно функционируют на глаголах из любых русских текстов. Кроме того, новые слова образуются по примеру продуктивных типов, а исключения обычно относятся к непродуктивным, поэтому состав словаря исключений практически не изменится при расширении X^c . Учет этого важного обстоятельства позволяет широко пользоваться M1.

Если необходимо сократить объем словарей, целесообразно включать в них не все, а, например, наиболее часто употребляемые словоформы. Назовем такую разновидность M1 статистическим методом словарей (MС). MС сравнительно прост и дает хо-

рошие результаты, если основываться на статистике текстов (например, данных частотного словаря [5]). При разборе

H (ите*) личных форм с помощью M_1 попытки уменьшить объем словаря не имели успеха, так как человек способен разрешать

H (ите) только знакомых ему слов и не может этого сделать для псевдослов. Разбор H (ите) на основании M_1 не оправдан ввиду очень большого словаря исключений и малой употребляемости

форм на «ите». H (ите) целесообразнее разбирать с помощью M_3

Рассмотрим разрешение случаев H^I и H^{II} между элементами входящими в значения словоизменяемых категорий. Все эти случаи встречаются между глагольными формами изъявительного и повелительного наклонений. Дело в том, что внешними выражителями категорий являются не только формальные морфологические (имеются в виду и внешние признаки слов, т. е. буквы или буквосочетания на определенных позициях, в отличие от внутренних признаков, т. е. значений, категорий и т. п.), но и многие другие признаки слов [6]; наличие омографии в данном случае свидетельствует об определенной экономности естественного языка. Раз формальные признаки не ограничиваются морфологическими то определение значений только на основании формальной структуры слова может облегчить отыскание иных признаков, если с помощью последних хотя бы частично выражаются искомые значения.

При классификации личных форм из X , где X — множество синтетических личных форм глаголов русского языка, по признаку $M(T)$ были обнаружены следующие случаи H^{II} (которая сопутствовала H^I): H^{II} (ли), H^{II} (лись), H^{II} (ешь), H^{II} (ешься), H^{II} (усь), H^{II} (ите), H^{II} (итесь). Используя специфику глагола объединим выявленные варианты омографии так, чтобы рассматривать отдельно четыре случая: H (ли), H (ешь), H (усь) и H (ите). В задачах классификации форм из X по признаку N встретились H (ли), $L - H$ (ли) и H (усь), при классификации по признаку рода H^{II} отсутствует. Омографию легко разрешить методами обращения (M_2), дополнения и ограничения, пользуясь информацией различного характера (субморфологической, морфологической и др.) [3]. Разбор омографии личных форм методом ограничения приводит к задачам классификации глаголов суженной парадигмы, которые решены в работе [7]. Рассмотрим разбор омографии с помощью универсального M_2 , используя субморфологическую информацию.

* Знак «~» введен для упрощения записи. Он означает, что, кроме признака, к которому он применен, необходимо учесть признак, полученный из приведенного приписыванием постфикса *ся* (*сь*) за буквой, отмеченной сверху волнистой чертой. Например, в P_{M_1} будут входить: *у, усь, ю, юсь, м, мся* и т. д.

Обращение к человеку или алгоритму осуществляется в блоке T_k (рис. 1) и обозначается двухсторонней стрелкой (\leftrightarrow). При обращении определяется значение $E_i(p')$ субморфологической функции последнего в слове признака p' . Словоформа, поданная на вход блока T_k , выйдет из него по стрелке с номером i в зависимости от значения $E_i(p')$. Функционирование блоков T_k ($k = \overline{1,4}$) описано в табл. 1; там же показано, какой из случаев омографии разрешает блок T_k . Отметим, что $S_{M_1}^f$, $S_{T_1}^f$ и т. д. — формальные значения рассматриваемых категорий; содержательное описание этих множеств (на морфологическом уровне) приведено в табл. 2. При желании получить точное решение методом дополнения (что обычно менее целесообразно, чем применение метода обращения) можно использовать те же признаки, что и в методе обращения.

Наибольшую теоретическую и практическую ценность представляют алгоритмы морфологической классификации, которые функционируют в автоматическом режиме и основаны только на исследовании формальной структуры слова, поэтому воспользуемся при классификации омо-

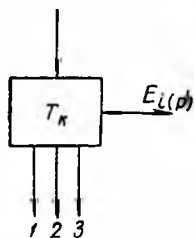


Рис. 1.

графических форм на *усть*, *ешь* и *ли* методом словарей. Для разбора омографии этим методом были проведены сложные и трудоемкие исследования, включающие экспе-

Таблица 1

$H(p)$	k	p'	$E_i(p')$	i	S^f
$H(\text{ите})$	1	те	Только часть флексии	1	$S_{M_1}^f, S_{T_1}^f$
			Только постфикс	2	$S_{M_2}^f, S_{T_3}^f$
			Часть флексии и постфикс	3	$S_{M_3}^f, S_{T_4}^f$
$H(\text{ли})$	2	л	Только суффикс	1	$S_{M_1}^f, S_{T_2}^f, S_{N_2}^f, S_{L_4}^f$
			Только часть корня	2	$S_{M_2}^f, S_{T_3}^f, S_{N_1}^f, S_{L_2}^f$
			Суффикс и часть корня	3	$S_{M_3}^f, S_{T_5}^f, S_{N_3}^f, S_{L_5}^f$
$H(\text{усть})$	3	сь	Только постфикс	1	$S_{M_1}^f, S_{T_1}^f, S_{L_1}^f$
			Только часть основы	2	$S_{M_2}^f, S_{T_3}^f, S_{L_3}^f$
			Постфикс и часть основы	3	$S_{M_3}^f, S_{T_4}^f, S_{L_6}^f$
$H(\text{ешь})$	4	е	Только флексия	1	$S_{M_1}^f, S_{T_1}^f$
			Только часть основы	2	$S_{M_2}^f, S_{T_3}^f$
			Флексия и часть основы	3	$S_{M_3}^f, S_{T_4}^f$

рименты с человеком на словах и псевдословах, тщательный формальный анализ элементов множества X^c и сравнительный анализ глагольных форм. Результаты этих исследований использовались при описании функций, реализуемых человеком в процессе классификации омографичных форм. При разборе омографии $H(p)$ человека реализует функцию $f_p = \langle F_p, X_p, Y_p \rangle$, где X_p — множество глагольных форм, оканчивающихся на признак p , а $y_i \in Y_p$ ($i = \overline{1,3}$) соответствует принадлежности $x \in X_p$ формальным значениям, приведенным в табл. 1 в i -й строке для $H(p)$. Для задания F_p используем теоретико-множественный способ описания функций, предложенный нами в работе [2].

Таблица 2

Формальные значения	Признаки значений
$S_{M_1}^f$	M_1^f — только изъявительное наклонение
$S_{M_2}^f$	M_2^f — только повелительное наклонение
$S_{M_3}^f$	M_3^f — изъявительное наклонение и повелительное наклонение
$S_{T_1}^f$	T_1 — только не прошедшее время
$S_{T_2}^f$	T_2^f — только прошедшее время
$S_{T_3}^f$	T_3^f — только нет времени
$S_{T_4}^f$	$T_4^f = T_1 \wedge T_3$
$S_{T_5}^f$	$T_5^f = T_2 \wedge T_3$
$S_{N_1}^f$	N_1^f — только единственное число
$S_{N_2}^f$	N_2^f — только множественное число
$S_{N_3}^f$	$N_3^f = N_1 \vee N_2$
$S_{L_1}^f$	L_1^f — только 1-е лицо
$S_{L_2}^f$	L_2^f — только 2-е лицо
$S_{L_3}^f$	L_3^f — только 3-е лицо
$S_{L_4}^f$	L_4 — нет лица
$S_{L_5}^f$	$L_5^f = L_1 \wedge L_2$
$S_{L_6}^f$	$L_6 = L_2 \wedge L_4$

Процесс классификации глагольных форм на *усть* можно описать функцией $f_{усть} = \langle F_{усть}, X_{усть}, Y_{усть} \rangle$, где $F_{усть} = \{ \langle x, y \rangle \mid K_{усть}(x, y) \}$, $K_{усть}(x, y) = [(P_d(x) \cap (P_2 \cup P_3) = \emptyset \Rightarrow y = y_1) \wedge (P_d(x) \times (x) \cap P_2 \neq \emptyset \Rightarrow y = y_2) \wedge (P_d(x) \cap P_3 \neq \emptyset \Rightarrow y = y_3)]$, $P_2 = \{ \text{струси}, \text{перетрусью} \}$, $P_3 = \{ \text{трусью}, \text{вытрусью} \}$.

$P_{\Phi_3}^c = \{\text{вы, съвы}\}$, $P_{\Phi_4}^c = \{\emptyset, \text{по}\}$, $P_{\Phi_5}^c = \{\text{с}\}$, $P_{\Phi_6}^c = \{\emptyset, \text{пере, рас}\}$,
 $P_{\Phi_7}^c = \{\text{о, сьо}\}$. Действие распознавателей $\Phi_8^c - \Phi_{19}^c$ показано
 в табл. 3.

Таблица 3

i	$P_{\Phi_i}^c$
8	\emptyset , сь, на, о, раз, съраз
9	вы, съвы, до, недо, об, от, съот, пере, съпере, по, сьпо, у
10	вы, съвы, до, за, на, об, от, пере, при, по, под, про, раз, с
11	из, съиз, съоб, съпере, съраз, сьс
12	\emptyset , вы, за, о, пере, при, по, под, про, сърас, с
13	сьво, сьо, рас
14	\emptyset , вы, до, за, ис, о, от, пере, по, под, про, рас
15	сь, съвы, на, над, сърас
16	\emptyset , за, на, от, пере, под
17	сь, в, сьв, вы, съвы, сьза, сына, съот, съпере, сьпо, по, сьпод, с, сьс
18	\emptyset , вы, до, за, на, ото, пере, при, по, подо, со, сьсо, у
19	сь, разо, ниспо
20	дос, зас, недос, ос, перес

Экспериментальные исследования омографии H (ли), необходимые для ее разбора в автоматическом режиме методом словарей, наиболее сложны и трудоемки, ввиду сложности и запутанности омографии форм на *ли*. Так, для глаголов, производных от какого-либо глагола, не существует омографичных форм, а для других производных от того же глагола такие формы существуют. Например для форм *пошли, вышли* и др. (образованных от *пойти, выйти*, производных от глагола *идти*) существуют омографичные формы (формы глаголов *послать, выслать*, производных от *слать*); для форм *прошли, нашлись* и др. (от *пройти, найтись*, производных от того же *идти*) — не существуют. Следовательно, глаголами этих двух групп нужно ставить в соответствие различные признаки: для *пошли* и *вышли* необходим $у_3$, а для *прошли* и *нашлись* — $у_1$. Неодинаковые признаки соответствуют и формам *разошли* ($у_2$) и *разошлись* ($у_1$), так как первая образована от глагола *разослать*, а вторая — от *разойтись*, причем обе формы не омографичны. Слову *шли* соответствует сигнал $у_3$.

Не менее запутанные случаи возникают и при классификации многих других слов на *ли* на основании формальных признаков. Может оказаться, что существует словоформа, входящая в какую-нибудь форму или включающая другую форму как часть, причем эти формы являются производными от разных глаголов. Так, глагольная форма *весели* (от *веселить*) частично совпадает с формами глаголов *селить* и *сесть* и их производных. Подобные моменты чрезвычайно затрудняют классификацию глаголов, оканчиваю-

щихся на *ли*, и требуют дополнительных исследований по проверке таких глаголов на омографичность H^{II} или H^I (не считая *ли*). Чтобы упростить исследования слов, формы которых (или форм их производных) могут полностью совпадать, мы предлагаем

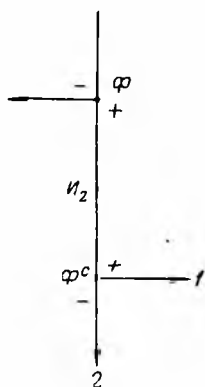


Рис. 3.

применять специальные сопоставительные таблицы форм таких слов и форм их производных. Используя знак ударения, можно частично расформировать класс S'_{M3} и немного упростить модель $A_{ли}$. Введение знака ударения, который обычно не используется в тексте, не совсем целесообразно, потому что сводит автоматический анализ к полуавтоматическому. При необходимости знак ударения можно ввести методом обращения.

Эксперименты с человеком на словах и псевдословах позволили выявить закономерности в формальной структуре слова (не отмеченные в известных лингвистических работах), позволяющие в ряде случаев облегчить классификацию форм на *ли*. Например, установлено, что если слово оканчивается на *лили*, *лали*, *лели* или *лоли*, то оно обязательно относится к только изъявительному наклонению, т. е. характеризуется сигналом y_1 и не может характеризоваться ни y_2 , ни y_3 .

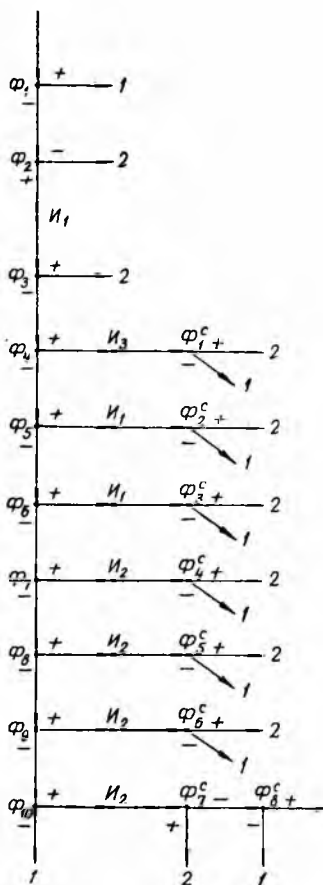


Рис. 4.

Кроме блока классификации 2-ли, опишем блок 2-ли, который понадобится нам в дальнейшем в качестве составной части алгоритмов (блок 2-ли заменяет блоки 1-ли и чуть измененный блок 2-ли). Перед 2-ли не будет никаких блоков нормализации, поэтому распознаватель Φ_1 проверяет конец слова на *ли* или *лись*, после Φ_1 (по стрелке с «+») стоит блок 1-ли, в остальном — блоки 2-ли и 2-ли идентичны.

Аналогичным образом описаны и другие функции, реализуемые человеком при классификации омографических форм (личных глагольных форм, глаголов комплексной парадигмы и т. д.). Для примера рассмотрим разбор омографии H^l (ем) и H (сь) личных форм; частным случаем H (сь) является H (усь).

Блок $H_{ем}^l$ (рис. 3), который используется в качестве составной части в разработанных нами классификаторах по числу и общему классификаторе, предназначен для разрешения H^l (ем). $H_{ем}^l$ всегда располагается после блока нормализации. $P_\Phi = \{\text{ем}\}$, $P_\Phi^c = \{\emptyset, \text{въ, взъ, вы, до, за, изъ, на, надо, недо, объ, отъ, пере, при, по, подъ, про, разъ, съ, у}\}$, И отбрасывает две последние буквы слова.

Алгоритм $A_{сь}$, реализующий функцию $f_{сь} = \langle F_{сь}, X, Y_{сь} \rangle$, осуществляет классификацию любой формы из X по признаку наличия или отсутствия в ней постфикса *ся* (*сь*). Задача построения модели $A_{сь}$ нетривиальна, так как существуют формы, в которых *сь* не является постфиксом. Словом, у которых конечное *ся* (*сь*) является только постфиксом, $A_{сь}$ поставит в соответствие y_1 , если постфикс *ся* (*сь*) всегда отсутствует — y_2, y_3 . (*сь* как постфикс, так и не постфикс) $Y = \{y_1, y_2, y_3\}$. $A_{сь}$ состоит из классифицирующего блока (рис. 4) и выходного [7]. I_j ($j=1, 3$) отбрасывает $j+1$ последних букв слова. $P_{\Phi_1} = \{\text{ся}\}$, $P_{\Phi_2} = \{\text{сь}\}$, $P_{\Phi_3} = \{\text{зави, обезопа, тулумба, гундо}\}$, $P_{\Phi_4} = \{\text{чуде, торо}\}$, $P_{\Phi_5} = \{\text{ве}\}$, $P_{\Phi_6} = \{\text{вы}\}$, $P_{\Phi_7} = \{\text{бро}\}$, $P_{\Phi_8} = \{\text{ква}\}$, $P_{\Phi_9} = \{\text{кра}\}$, $P_{\Phi_{10}} = \{\text{тру}\}$, $P_{\Phi_1}^c = \{\emptyset, \text{на}\}$, $P_{\Phi_2}^c = \{\text{вз, вы, до, за, на, об, от, пере, при, по, под, про, раз, с, уравно}\}$, $P_{\Phi_3}^c = \{\text{воз, за, пре, по, под}\}$, $P_{\Phi_4}^c = \{\text{в, вз, вы, до, за, на, от, пере, при, под, про, раз, с}\}$, $P_{\Phi_5}^c = \{\text{до, за, на, пере, под, про, рас, с}\}$, $P_{\Phi_6}^c = \{\text{вы, до, за, ис, изу, на, о, от, пере, при, по, под, про, рас, с, у}\}$, $P_{\Phi_7}^c = \{\text{с, пере}\}$, $P_{\Phi_8}^c = \{\emptyset, \text{вы}\}$.

Между морфологическими и субморфологическими признаками существует взаимосвязь настолько тесная, что для их нахождения можно использовать одни и те же алгоритмы, меняя лишь интерпретацию выходных сигналов. Многие модели морфологической классификации при иной интерпретации выходных сигналов

являются моделями субморфологической классификации. Например, разбор омографии *H* (ли) методом словарей позволяет автоматически разрешать субморфологическую функцию последней в глагольной форме буквы *л*. Появление слова на выходе 1 алгоритма $A_{ли}$ означает, что последняя в этом слове буква *л* является суффиксом, на выходе 2 — частью корня, на выходе 3 — суффиксом или частью корня в зависимости от контекста.

Субморфологическая информация, за которой происходит обращение в блоках типа *T* (см. рис. 1), автоматически отыскивается в соответствующих алгоритмах, построенных на основании М1. Постановка и методы решения задач морфологической классификации с успехом применимы для решения задач субморфологической. Наиболее эффективным методом получения точного решения в задачах субморфологической классификации также будет М1.

Все построенные модели реализованы на ЭЦВМ. Проведены исследования моделей на основании предложенных в работе [2] математических критериев, определены вероятности достоверного предсказания моделей. В силу метода своего построения модели безошибочно функционируют на любых словах из X^c . Все глагольные формы из различных выборок модели также обрабатывают безошибочно.

Предложенные выше модели (кроме $A_{сб}$) являются составными частями разработанных нами классификаторов по наклонению, времени, числу, лицу и общему классификатора, которые адекватно описывают процессы морфологической классификации личных форм по признакам *M, T, N, L* и *Z* ($Z = \langle M, T, N, L, G \rangle$) с учетом омографии.

Результаты проведенных исследований омографии могут оказаться полезными при построении формальной морфологии русского глагола, при разборе омографии других частей речи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Мельчук И. А. Морфологический анализ при машинном переводе (преимущественно на материале русского языка). — В кн.: Проблемы кибернетики. Вып. 6, М., Физматгиз, 1961, с. 207—276.
2. Соловьева Е. А. К вопросу о построении общего алгоритма морфологической классификации глагольных форм русского языка. — В кн.: Проблемы бионики. Вып. 15, Харьков, 1975, с. 143—149.
3. Шабанов-Кушнаренко Ю. П., Соловьева Е. А. Бионические аспекты моделирования речевого поведения человека. — В кн.: Проблемы бионики. Вып. 13, Харьков, 1974, с. 59—66.
4. Орфографический словарь русского языка (около 104 тыс. слов), издание 11-е. Ред. Бархударов Ф. Г. и др. М., «Сов. энциклопедия», 1971. 520 с.
5. Штейнфельд Э. А. Частотный словарь современного русского литературного языка. Таллин, 1963. 316 с.
6. Щерба Л. В. О частях речи в русском языке. — В кн.: Избранные работы по русскому языку. М., Учпедгиз, 1957, с. 63—84.
7. Соловьева Е. А. Автоматический морфологический анализ суженной парадигмы глагола. — В кн.: Проблемы бионики. Вып. 12, Харьков, 1974, с. 139—142.

Поступила 27 октября 1974 г.

М. Ф. БОНДАРЕНКО, канд. техн. наук, Э. М. БУЗНИЦКАЯ,
Ю. В. ЛОПУХИН, Н. К. СВИНАРЬ

МОРФОЛОГИЧЕСКАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ ИМЕН ПРИЛАГАТЕЛЬНЫХ РУССКОГО ЯЗЫКА

В настоящей работе рассматриваются алгоритмы морфологической классификации имен прилагательных русского языка с последующей их машинной реализацией.

Задача в общем виде может быть сформулирована следующим образом. Пусть имеется конечное множество $M = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, где каждый элемент a_i есть имя прилагательное русского языка. Требуется построить разбиение этого множества на классы эквивалентности относительно различных грамматических категорий на основании заданного признака $P_i \in P$, где $P = \{P_1, P_2, \dots, P_k\}$ — множество всех формальных или структурных признаков, которые заложены в самом рассматриваемом слое. Такими признаками являются наличие заданного символа или совокупности символов на определенной позиции слова, длина слова и т. д.

Грамматическая информация об имени прилагательном, входящем в определенное предложение, состоит из набора элементарных грамматических информационных (род, число, падеж и т. д.). Часто определить элементарную грамматическую информацию к словоформе удастся лишь учитывая соседние словоформы или целое предложение, в которое входит данная словоформа.

В случае морфологического анализа, т. е. при рассмотрении словоформы отдельно от контекста, в который она входит, каждому анализируемому слову должна быть поставлена в соответствие грамматическая информация, являющаяся дизъюнкцией элементарных грамматических информационных.

Основной проблемой рационального построения алгоритма морфологического анализа является такое расположение его частей, при котором соблюдена правильная последовательность выявления грамматических признаков. Это означает, что место конкретных правил в общей системе алгоритма определяется тем, что одни признаки могут быть выведены из совокупности других.

К сожалению, в отдельных точках алгоритмов не удается избежать использования так называемых словарей «исключений». Существование такого рода словарей объясняется нерегулярностями, отражающими характер русского языка. Использование таких словарей вполне правомерно, так как попытка унифицировать формальные признаки абсолютно всех имен прилагательных приводит к усложнению алгоритмов, а следовательно, к нерациональному увеличению затрат машинного времени на данный фрагмент алгоритма. В случае сравнения анализируемого слова со словом определенного словаря ответ о значении требуемого грамматического признака дается без дальнейшего анализа.

Морфологический анализ представляется целесообразным начать с разбиения всего исходного множества M на непересекающиеся подмножества M_1, M_2, M_3 .

Класс M_1 характеризуется наличием противопоставлений по роду, числу и падежу (это соответствует полным именам прилагательным и превосходной степени сравнения — аналитической).

Класс M_2 — наличием противопоставлений по роду и числу (соответствует кратким формам имен прилагательных).

Класс M_3 — наличием нулевой парадигмы (сюда войдут неизменяемые прилагательные — слова иностранного происхождения и компаратив).

Лингвистическими предпосылками организации формальных классов M_1, M_2, M_3 могут служить следующие соображения. В парадигме формального класса должны быть учтены все противопоставления вариантов, свойственные членам этого класса. Поэтому парадигма может быть построена лишь на основе сопоставления парадигм отдельных лексем и выявления таким образом всех противопоставлений, встречающихся между элементами внутри данных частных парадигм.

У имен прилагательных русского языка легко выделяется парадигма по категориям рода, числа и падежа. Можно показать, что все другие категории, приписываемые обычно прилагательному, не входят в состав парадигм этого класса слов.

Решение задачи разбиения имен прилагательных на формальные классы позволяет производить дальнейший анализ имен прилагательных для каждого класса отдельно.

Работа алгоритма

1. Проверить, входит ли анализируемое слово в словарь 1 (неизменяемые слова), если «да» — слово из M_3 .
2. Сравнить последнюю букву анализируемого слова с а, я, у, ю, о, е, ы, и, ь, й в случае несовпадения выполнять п. 6.
3. Если последняя буква а, о, ы, отбросить ее, иначе — п. 8.
4. Сравнить две последние буквы слова с ын, ин, ов, ев, если ответ отрицательный — на выходе M_2 .
5. Сравнить входное слово со словарем 2, в случае совпадения — M_2 , иначе — M_1 .
6. Сравнить две последние буквы слова с ом, ем, их, ым, в случае несравнения выполнять п. 4.
7. Если входное слово входит в словарь 5, то оно принадлежит классу M_2 , в противном случае — M_1 .
8. Если последняя буква анализируемого слова не я, и, то выполняется п. 10.
9. Сравнить две последние буквы слова с ья, ви, ая, яя, в случае, если произошло сравнение, то слово из M_1 , в противном случае — из M_2 .
10. Если последняя буква анализируемого слова не е, то перейти к п. 16.
11. Сравнить две последние буквы слова с ье, ые, ое, ие, в случае положительного ответа — слово из M_1 .
12. Если слово оканчивается на ударное ее, то ответ M_3 , иначе — M_1 .
13. Сравнить две последние буквы слова с ще, в случае несовпадения выполнять п. 15.
14. Проверить вхождение анализируемого слова в словарь 3, если слово из словаря, то M_3 , иначе — M_2 .

15. Проверить принадлежность входного слова словарю 4, если слово из словаря, то M_2 , в противном случае — M_3 .

16. Если слово имеет ударное окончание *ей*, то оно принадлежит M_3 , иначе — M_1 .

Конец работы алгоритма.

СЛОВАРИ ИСКЛЮЧЕНИЙ

Словарь 1

ампир	дезабилье
апаш	дизе
аплике	ин-кварти
беж	ин-октаво
бемоль	ин-фолио
бордо	кlesh
брутто	комильфо
буфф	коми
валансьен	люкс
волан	майонез
галифе	максимум
гала	минимум
гротеск	маренго
гольф	массака
демисезон	мокко
декольте	мажор

минор
модерн
моль
неглиже
пикколо
пласке
плиссе
пик
перманент
реглан
рондо
сомон
sote
трико
томат
фантази

Словарь 2

нов
здоров
суров
готов

Словарь 4

свеже
несвеже
сине

Словарь 3

гуше
проше
слаше
толше
чаще
чише

Словарь 5

лих
нем
тих
хром

Определение грамматической категории числа у имен прилагательных русского языка осуществляется с помощью приведенного ниже алгоритма.

1. Если последняя буква анализируемого слова *ы, и*, ответ: «множественное число».

2. Сравнить две последние буквы входного слова с *ые, не, ых*, *их*, в случае отрицательного ответа перейти к п. 4.

3. Если результат сравнения входного слова с «*тих*», «*лих*» положителен, ответ — «единственное число», иначе — «множественное число».

4. Сравнить две последние буквы входного слова *ым, им*, в случае сравнения ответ: «единственное/множественное число» («единственное или множественное число»), в противном случае — «единственное число».

Решение данной задачи позволяет представить множество изменяемых прилагательных как $M_{12} = M_{\text{мн}} \cup M_{\text{ед}}$, куда входят прилагательные соответственно единственного и множественного числа. Это кажется целесообразным при определении грамматического признака рода, так как для $M_{\text{мн}}$ происходит нейтрализация всех трех граммем рода, т. е. категория рода во множественном числе считается избыточной.

Алгоритм определения рода полных имен прилагательных

1. Если последняя буква анализируемого слова *а, я, у, ю, о, е, й*, перейти к п. 3.

2. Сравнить две последние буквы входного слова с *ым, им, ом, ем*, в случае совпадения ответ: «мужск./ср. род», в случае отрицательного ответа на выходе «мужск. род».

3. Сравнить последнюю букву слова с о, е, в случае несравнения выполнять п. 5.

4. Если предпоследняя буква слова г, на выходе ответ: «мужск./ср. род», в противном случае — «ср. род».

5. Если последняя буква слова я, ю, ответ: «женский род».

6. Если последняя буква слова а, то на выходе ответ: «мужск. род/женск. род/ср. род».

7. Совпадение с окончаниями ый, ий дает ответ: «мужской род».

8. Если две последние буквы анализируемого слова ой, на выходе ответ: «мужск. род/женск. род», иначе — «женский род».

Конец работы алгоритма.

Алгоритм определения рода кратких имен прилагательных

1. Если последняя буква анализируемого слова а, я, то на выходе «женский род».

2. Если анализируемое слово оканчивается на о, е, то на выходе «средний род», отрицательный ответ дает признак «мужской род».

Конец работы алгоритма.

Задача определения падежа имени прилагательного русского языка может быть представлена в следующем виде:

1. Если последняя буква анализируемого слова ы, я, на выходе ответ: «именительный падеж».

2. Если входное слово оканчивается на ю, то это «винительный падеж».

3. Сравнить последнюю букву слова с у, в случае отрицательного ответа перейти к п. 5.

4. Если вторая от конца буква слова м, то ответ: «дательный падеж», иначе — «дательный/винительный падеж».

5. Сравнить последнюю букву анализируемого слова с о, е, в случае несравнения перейти к п. 7.

6. Если вторая от конца буква слова г, то на выходе «родительный/винительный падеж», в противном случае — «именительный/винительный падеж».

7. Сравнить последнюю букву слова с и, если это не и, перейти к п. 9.

8. Проверить на совпадение вторую от конца букву слова с м, если это м, на выходе «творительный падеж», иначе — «именительный падеж».

9. Если анализируемое слово оканчивается на а, на выходе «именительный/родительный/винительный падеж».

10. Если слово оканчивается на ом, ем, ответ: «предложный падеж».

11. Если две последние буквы слова ым, им, на выходе «дательный/творительный падеж».

12. В случае совпадения двух последних букв анализируемого слова с ый, ий, ответ: «именительный/винительный падеж».

13. Если слово оканчивается на ей, на выходе «родительный/дательный/творительный/предложный падеж».

14. Совпадение двух последних букв слова с ых, их дает ответ: «родительный/винительный/предложный падеж».

15. Если слово оканчивается на ой, на выходе «именительный/родительный/дательный/предложный падеж», иначе — «именительный/винительный падеж».

Конец работы алгоритма.

Приведенные алгоритмы были реализованы на ЭВМ «Урал-14Д» с использованием алгоритмического языка АЛГОЛ-ЦЭМИ. Выбор именно этого языка объясняется наличием ряда расширений (по сравнению с эталонным языком АЛГОЛ-60), позволяющих производить обработку текстовой информации [2].

Опишем процедуру выделения окончаний входных слов на языке АЛГОЛ-ЦЭМИ, используемую во всех программах:

```
procedure B (v, w, n);  
value n, text v, w; integer n;  
begin  
integer i;  
for i:=1 step 1 until 128 do  
if v from i= then  
begin  
w:=v from (i-n) thru i-1;  
goto exit  
end;  
end;  
exit: end.
```

В описании процедуры v — входное слово (длина его определяется); w — окончание слова длиной n литер.

Программы, написанные на языке АЛГОЛ-ЦЭМИ, обладают высокой надежностью поиска динамических ошибок, однако малая скорость обработки информации не позволяет использовать язык на ЭВМ «Урал-14Д» в качестве базового для создания системы обработки языковой информации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Грамматика русского языка. Т. I. Под ред. В. В. Виноградова. М., изд. АН СССР, 1960. 720 с.
2. Транслятор АЛГОЛ-ЦЭМИ для ЭВМ «Урал-14». Инструкция. М., 1971. 24 с. Авт.: К. С. Кузьмин, М. Р. Левинтон, И. В. Максимова, А. В. Юнисова.

Поступила 10 ноября 1974 г.

УДК 62.506.2

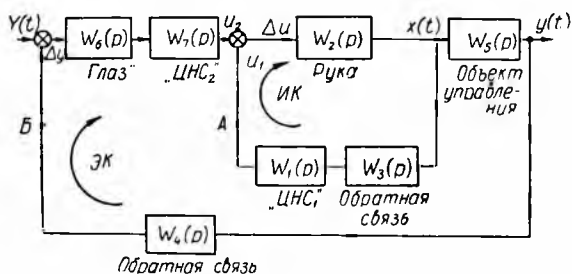
Е. А. ИВАНОВ

ПРОПРИОЦЕПТИВНЫЙ КОНТУР КАК ЛИНЕАРИЗАТОР ГЛАЗОДВИГАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ

Мнение о том, что проприорецепция при некоторых условиях выполняет роль вибрационного линейризатора контура зрительно-двигательной коррекции, было высказано нами в связи с результатами психофизиологических экспериментов. В частности, замечено, что после окончания 10-суточного пребывания трех операторов в условиях ограниченного помещения и сенсорной депривации качество их зрительно-двигательной координации, которое в ходе

экспериментов было в среднем на 14—17% ниже фонового, неожиданно возросло в 1,5—1,6 раза. Замечено, что этому сопутствовал высокий уровень физиологического тремора, явившегося естественным результатом резко возросшей афферентной импульсации. Оператор в ходе эксперимента преследовал движущуюся на экране ЭТЛ светящуюся точку второй точкой, управляемой двухкоординатной рукояткой [1]. Закон движения задающей точки в первом приближении представлялся серией случайных во времени единичных возмущений, наложенных на кольцевую развертку.

Оценим соотношение ошибок слежения для обычной и линеаризованной систем. С этой целью рассмотрим динамическую модель зрительно-двигательной координации, состоящей из интероцептивного контура (ИК), проприорецепции и экстероцептивного контура (ЭК) зрительного анализатора (рисунок). Различие нейродинамических структур центральной нервной системы (ЦНС),



участвующих в переработке проприоцептивной и зрительной информации, объясняет наличие звеньев соответственно «ЦНС₁» и «ЦНС₂». С учетом работы системы в режиме малых отклонений (слежение) она может быть представлена для тренированного оператора линейной стационарной моделью. Единственным сугубо нелинейным звеном является «глаз». Ему свойственно запаздывание τ , определяемое латентным временем от момента попадания света на сетчатку до начала импульсных посылок в ЦНС₂, и известная зона нечувствительности, определяемая порогами разрешающей и различительной способности зрения.

Таким образом, структурную схему «глаза» представим в виде последовательного соединения двух звеньев: запаздывающего и нелинейного безынерционного, т. е. структурной схемой релейного усилителя. Показано, что ИК обладает собственной частотой

$\Omega_{оп} = 10 + 12 \frac{1}{c}$, совпадающей с основной составляющей частоты физиологического тремора. Можно думать, что эта частота существенно выше собственной частоты ЭК. Наличие же в релейной системе колебаний, которые выше спектра управляющих и возмущающих воздействий, приводит к эффекту вибрационной лине-

ризации [2]. Это значит, что реакция на воздействия оказывает-ся близкой к реакции линейных систем, а переходные процессы при ограниченных начальных условиях — близкими к переходным процессам в линейных системах.

Дополнительным условием к этому является достаточный уровень амплитуды высокочастотных колебаний, который должен превышать эквивалентные уровни зон нечувствительности релейных звеньев. Можно думать, что в обычных условиях работы оператора (фон) и в ходе эксперимента уровень тремора был недостаточен для вибрационной линеаризации, и наоборот: она имела место после окончания эксперимента, когда амплитуда тремора была велика.

В этих условиях наша задача сводится к сравнению интегральных ошибок реакции не единичное возмущение двух систем: линеаризованной и нелинеаризованной. С этой целью оценим численные значения параметров, входящих в выражения передаточных функций звеньев. Известно, что для условий нашего эксперимента имеют место выражения

$$W_1(p) = \frac{k_1}{T_1 p + 1}; \quad W_2(p) = \frac{k_2}{T_2 p^2 + p} \quad W_3(p) = 1 + k_3 p + k_4 p^2; \\ W_5(p) = k_5,$$

причем в условиях рассматриваемой модели $k_1 = 6 \cdot 10^{-6}$ в/см; $k_2 = 1,67 \cdot 10^5$ см/с. в; $k_3 = -0,8$ с; $k_4 = -0,098$ с²; $k_5 = 0,24$; $T_1 = 7,10^{-3}$ с; $T_2 = 0,1$ с.

Для линеаризованной системы передаточную функцию для глаза естественно представить в виде $W_6(p) = \frac{k_6}{T_3 p + 1}$, а для ЦНС₂ по аналогии с ЦНС₁ получим $W_7(p) = \frac{k_7}{T_4 p + 1}$. Предположим далее, что $W_4(p) = 1 + k_8 p + k_9 p^2$.

Рассмотрим цепочку звеньев рисунка с обрывом связей в точках А и Б. Для нее передаточная функция будет иметь вид

$$W(p) = \frac{k_6 k_7 k_8 k_9}{(T_3 p + 1)(T_4 p + 1)(T_2 p^2 + p)} = \frac{K}{C_4 p^4 + C_3 p^3 + C_2 p^2 + C_1 p},$$

где $C_4 = T_2 T_3 T_4$; $C_3 = T_2 T_3 + T_2 T_4 + T_3 T_4$; $C_2 = T_2 + T_3 + T_4$; $C_1 = 1$.

В случае охвата этих звеньев жесткой обратной связью, получим передаточную функцию в виде

$$\Phi(p) = \frac{W(p)}{1 + W(p)} = \frac{K}{C_1 p^4 + C_3 p^3 + C_2 p^2 + C_1 p + K}. \quad (1)$$

Приведем ее к нормированной форме (форме Вышнеградского), изменив масштаб p в Ω_0 раз, где $\Omega_0 = \sqrt[4]{\frac{K}{C_4}}$. Заменяя в пере-

даточнои функции (1) аргумент p на аргумент $p' = \frac{p}{\Omega_0}$ и разделив числитель и знаменатель функции на $C_4 \Omega_0^4$, получим нормированную передаточную функцию (знак штрих у аргумента p' опущен) в виде

$$\Phi(p) = \frac{1}{p^4 + A_3 p^3 + A_2 p^2 + A_1 p + 1}. \quad (2)$$

Здесь

$$A_1 = \frac{1}{C_4 \Omega_0^3}; \quad A_2 = \frac{C_2}{C_4 \Omega_0^2}; \quad A_3 = \frac{C_3}{C_4 \Omega_0}.$$

Легко видеть, что рассматриваемую цепочку звеньев можно применять для описания зрительно-моторной реакции оператора, причем в зависимости от структуры светового стимула она может быть простой двигательной реакцией либо реакцией с выбором из ряда альтернатив. Позже мы воспользуемся этим для экспериментальной оценки величины собственной частоты системы (2).

Будем считать, что в процессе тренировки оператор оптимизирует свою деятельность так, что начинает реагировать на световой стимул возможно быстрым образом (тренированный оператор). С математической точки зрения этому соответствует наличие четырех кратных корней в характеристическом уравнении системы, а коэффициенты уравнений в форме Вышеградского являются коэффициентами бинома Ньютона. Для бинома $(p+1)^4$ эти коэффициенты равны: $A_1=4$; $A_2=6$; $A_3=4$.

Последнее позволяет записать три уравнения для вычисления численных величин параметров: $T_2 T_3$; T_4 и Ω_0 . Недостающее четвертое уравнение предпринята попытка получить экспериментальным путем на основе оценки величины Ω_0 . Это сделано следующим образом. В экспериментах измерялось время зрительно-моторной реакции t_p оператора с выбором из двух альтернатив, причем на том же приборе, на котором велось изучение зрительно-двигательного слежения. Чтобы приблизить получаемые данные к условиям работы системы в режиме отклонений, временем реакции считалось время, в течение которого оператор ликвидировал 1/10 часть величины вводимого рассогласования. В результате экспериментов средняя величина t_p для семи операторов оказалась равной $t_p = 0,26 \pm 0,06$ с. Учитывая далее, что передаточная функция (2) при 4-кратных корнях может быть записана в виде $\Phi(p) = \frac{1}{(p+1)^4}$ (для нее затухание $\xi = 1$), получим соответствующую ей переходную функцию

$$H(\tau_p) = 1 - e^{-\tau_p} \left(1 + \tau_p + \frac{\tau_p^2}{2!} + \frac{\tau_p^3}{3!} \right), \quad (3)$$

где $\tau_p = t'_p \Omega_0$ — безразмерное время регулирования для уравнения системы, описанной нормированной передаточной функцией.

Принимая по условию $H(\tau) = 0,1$, получим из (3) $\tau_p = 1,7$, откуда $\Omega_0 = \frac{\tau_p}{t'_p} = 6,55 \frac{1}{c}$. Таким образом, получена следующая система уравнений:

$$A_1 = \frac{1}{T_2 T_3 T_4 \Omega_0^3} = 4, \quad A_2 = \frac{T_2 + T_3 + T_4}{T_2 T_3 T_4 \Omega_0^2} = 6,$$

$$A_3 = \frac{T_2 T_3 + T_2 T_4 + T_3 T_4}{T_2 T_3 T_4 \Omega_0} = 4, \quad \Omega_0 = \sqrt{\frac{K}{T_2 T_3 T_4}} = 6,55 \frac{1}{c}.$$

Решение этой системы позволило получить приближенные значения искомых параметров $T_2 = 0,1$ с; $T_3 = 0,06$ с; $T_4 = 0,15$ с; $K = K_6 K_7 K_2 K_5 = 1,64 \frac{1}{c}$, откуда $K_6 K_7 = 4 \cdot 10^{-5}$ в/см.

Показательно, что постоянная времени T_2 , характеризующая инерционные свойства «руки», оказалась равной вычисленной ранее при рассмотрении ИК. Звено «ЦНС₂» в 20 раз более инерционно, чем звено «ЦНС₁», что является следствием активного участия в работе глазодвигательной системы, особенно в процессе принятия решения, соответствующих корковых анализаторов. Сравнительно невысокий уровень инерционности оказался у «глаза» ($T_3 = 0,06$ с). Это позволит нам оценить данной величиной запаздывание τ «глаза» как релейного звена.

Для оценки коэффициентов k_8 и k_9 , входящих в выражение для $W_4(p)$, поступим аналогичным образом, замкнув цепь обратной связи в точке *Б* (см. рисунок). Тогда получим уравнение системы

$$\Phi'(p) = \frac{W(p)}{1 + W(p)W_4(p)} = \frac{b_0}{b_4 p^4 + b_3 p^3 + b_2 p^2 + b_1 p + b_0}, \quad (4)$$

где $b_4 = T_2 T_3 T_4$; $b_3 = T_2 T_3 + T_2 T_4 + T_3 T_4$; $b_2 = T_2 + T_3 + T_4 + K k_9$; $b_1 = 1 + K k_8$; $b_0 = K$.

Приведем (4) к нормированной форме:

$$\Phi'(p) = \frac{1}{p^4 + A_3' p^3 + A_2' p^2 + A_1' p + 1},$$

где $A_1' = \frac{b_1}{b_4 \sqrt[4]{\frac{K^3}{b_4^3}}}$; $A_2' = \frac{b_2}{b_4 \sqrt[4]{\frac{K^2}{b_4^2}}}$; $A_3' = \frac{b_3}{b_4 \sqrt[4]{\frac{K}{b_4}}}$.

Можно думать, что при наличии гибкой обратной связи переходный процесс в системе будет более коротким (затуха-

ние $\xi = 0,7 + 0,8$) и стандартные коэффициенты для уравнения 4-й степени будут равны $A'_1 = A'_3 = 3$; $A'_2 = 4,25$ [4]. В этом случае, с учетом выражений для A'_1 и A'_2 , получим значения $k_8 = 0,1$ с и $k_9 = 0,08$ с².

Как видно, основное значение для оператора при слежении имеет отклонение регулируемой величины y от заданной, меньшую роль играет для него первая производная сигнала (0,1) и еще меньшую — вторая производная (0,08).

Прежде чем записать выражение для всей системы, опишем уравнение для внутреннего контура:

$$\Phi''(p) = \frac{W_2(p)}{1 + W_2(p)W_1(p)W_3(p)} = \frac{r_1 p + k_2}{u_3 p^3 + u_2 p^2 + u_1 p + u_0},$$

где $r_1 = k_2 T_1$; $u_3 = T_1 T_2$; $u_2 = T_1 + T_2 + k_1 k_2 k_4$; $u_1 = 1 + k_1 k_2 k_4$
 $u_0 = k_1 k_2$.

Собственная частота ИК $\Omega_0'' = \sqrt[3]{\frac{k_1 k_2}{T_1 T_2}} = 11,2 \frac{1}{c}$. Как видно

она почти вдвое выше, чем у контура зрительной коррекции. Это является как раз необходимым условием для появления эффекта вибрационной линеаризации. С другой стороны, частота линеаризующих колебаний не должна быть и слишком высокой, так как легко видеть, что их полупериод $\frac{T''}{2}$ должен быть выше двойного времени срабатывания реле (использованное реле).

В данном случае таким временем срабатывания является запаздывание в глазе τ , величина которого близка величине T_3 , т. е. $\tau \approx T_3 = 0,06$ с. Действительно, величину τ можно представить в виде суммы латентного периода ответа сетчатки на световой стимул $\tau_1 = 0,03 + 0,05$ с [5], ретино-кортикального времени $\tau_2 = 0,0075$ с [5] и среднего времени, в течение которого ошибка слежения возрастает до величины, превышающей порог нечувствительности глаза τ_3 . В наших экспериментах оно имело порядок $\tau_3 = 0,01$ с. Таким образом, $\tau = \tau_1 + \tau_2 + \tau_3 = (4,75 + 6,75) \cdot 10^{-2}$ с или в среднем $\tau \approx 0,06$ с. По условию $\frac{T''}{2} = \frac{\pi}{\Omega_0''} = 0,28$ с $> 2\tau = 0,12$ с, т. е. второе условие возникновения эффекта вибрационной линеаризации также выполняется.

В соответствии со схемой рисунка для разомкнутой системы имеем $W'(p) = W_6(p)W_7(p)\Phi''(p)W_5(p)$, а для замкнутой —

$$\Phi^*(p) = \frac{W'(p)}{1 + W'(p)W_4(p)} = \frac{n_1 p + n_0}{m_5 p^5 + m_4 p^4 + m_3 p^3 + m_2 p^2 + m_1 p + m_0}, \quad (5)$$

где $n_1 = K T_1$; $n_0 = K$; $m_5 = T_1 T_2 T_3 T_4$; $m_4 = T_1 T_2 T_3 + T_1 T_2 T_4 + T_1 T_3 T_4 + T_2 T_3 T_4 + T_3 T_4 k_1 k_2 k_4$; $m_3 = T_1 T_2 + (T_3 + T_4)(T_1 + T_2 + k_1 k_2 k_4) +$

$$+ T_3 T_4 (1 + k_1 k_2 k_3); m_2 = T_1 + T_2 + k_1 k_2 k_4 + (T_3 + T_4)(1 + k_1 k_2 k_3) + T_3 T_4 k_1 k_2 + K k_9; m_1 = 1 + k_1 k_2 k_3 + (T_3 + T_4) k_1 k_2 + K T_1 + K k_8; m_0 = k_1 + k_2 + K.$$

Проверка устойчивости системы, описанной уравнением (5), по критерию Рауса-Гурвица показала, что обратная связь по скорости изменения отклонения повышает устойчивость вплоть до значений $k_8 = (0,5 + 0,6) c$. Здесь можно думать, что наши операторы не научились полностью использовать эту возможность ($k = 0,1 c$). Наоборот, любая величина обратной связи по второй производной вредна для устойчивости системы, в связи с чем можно утверждать, что для тренированного оператора эта связь не используется ($k_9 = 0$) и выражение для m_2 приобретает вид $m_2 = T_1 + T_2 + k_1 k_2 k_4 + (T_3 + T_4)(1 + k_1 k_2 k_3) + T_3 T_4 k_1 k_2$.

$$\text{Для системы в целом значение } \Omega_3 = \sqrt[5]{\frac{m_0}{m_3}} = 13,3 \frac{1}{c}.$$

видим, включение интероцептивного контура существенно повысило собственную частоту экстероцептивного контура ($\Omega_0 = 6,55 \frac{1}{c}$).

Говоря формально, система в целом стала более скоростной, имеющей в общем случае более высокое качество регулирования.

Отметим, что процесс компенсации замеченного глаза рассогласования длится около $t_p = 0,3 c$. Можно думать поэтому, что внешний контур (ЭК) в известном смысле работает дискретно, как разомкнутая (на период t_p) система компенсационного типа с запрограммированной реакцией на те или иные начальные условия ($y_0; y_5; y_0$). Эта программа одновременная и вырабатывается в ходе тренировок. Наоборот, в связи с быстротечностью обмена эфферентной и афферентной информацией во внутреннем контуре (ИК), происходящего в сотые доли секунды ($T_1 = 7 \cdot 10^{-3} c$), и высокой инерционностью руки ($T_2 = 0,1 c$), управление в этом контуре с достаточной точностью можно считать непрерывным. Он работает как замкнутая следящая система непрерывного действия с выдерживанием иной программы движения руки. Эта программа постоянно изменяется, формируясь на основе анализа текущего характера движения задающей точки и реакции предвижения оператором ее последующего движения.

Выражение (5) определяет реакцию линеаризованной системы на внешние воздействия и, в частности, на единичное возмущение. Оценить подобную реакцию нелинеаризованной системы можно, если рассмотреть передаточную функцию $\Phi^{**}(p)$ ее линейной части, учитывая затем запаздывание τ , вводимое релейным звеном. Выражение для $\Phi^{**}(p)$ получим из (5) при условии $W_6(p) = 1$ ($k_6 = 1$) $T_3 = 0$:

$$\Phi^{**}(p) = \frac{n_1 p + n_0}{m_4 p^4 + m_3 p^3 + m_2 p^2 + m_1 p + m_0}, \quad (6)$$

$$\text{где } n'_1 = \frac{n_1}{k_6}; \quad n'_0 = \frac{n_0}{k_6}; \quad m'_4 = T_1 T_2 T_4; \quad m'_3 = T_1 T_2 + T_4 (T_1 + T_2 + k_1 k_2 k_4); \quad m'_2 = T_1 + T_2 + k_1 k_2 k_4 + T_4 (1 + k_1 k_2 k_3); \quad m'_1 = 1 + k_1 k_2 k_3 + T_3 k_1 k_2 + \frac{KT_1}{k_6} + \frac{Kk_8}{k_6}; \quad m'_0 = k_1 k_2 + \frac{K}{k_6}.$$

Переходные функции $H(t)$, т. е. реакции на единичное возмущение для систем, описанных уравнениями (5) и (6), запишем так:

$$H'(t) = L^{-1} \left[\Phi^*(p) \frac{1}{p} \right] \quad \text{и} \quad H''(t) = L^{-1} \left[\Phi^{**}(p) \frac{1}{p} \right]. \quad (7)$$

Здесь L^{-1} — оператор обратного преобразования Лапласа.

Если далее рассматривать переходную функцию в пределах времени регулирования t_p , определяемого из уравнения $H(t_p) = 0,95$, т. е. от $t = 0$ до $t = t_p$, то отношение N ошибки слежения нелинеаризированной к ошибке линеаризированной системы можно записать в виде

$$N = \frac{\tau + t_0 - \int_0^{t_p} H''(t) dt}{t_p - \int_0^{t_p} H'(t) dt}. \quad (8)$$

Вычисление N выполнено на аналоговой модели типа «Электрон». При численных значениях параметров, определенных выше значение $N = 1,47$, т. е. достаточно близко к величинам, полученным экспериментальным путем ($N = 1,5 \div 1,6$). Это обстоятельство не является прямым доказательством высказанного в начале мнения, однако свидетельствует в его пользу. Заметим, что чем выше скорость и качество регулирования системы, тем большую роль играет величина τ в выражении (8) и тем, в общем случае, больше величина N . Действительно, для иных более оптимальных коэффициентов уравнений (5) и (6) получены значения $N = 1,5 \div 1,6$. Для человека, являющегося совершенной самонастраивающейся системой, такая оптимизация вполне возможна и происходит в основном, видимо, за счет изменения коэффициентов усиления отдельных звеньев ($k_1; k_2; k_6; k_7$) и цепей обратной связи ($k_3; k_4; k_8$).

Можно сказать, что наложение на руку вынужденных механических колебаний нужной частоты и амплитуды также приведет к вибрационной линеаризации системы и улучшит качество слежения. С этой целью целесообразна постановка специального эксперимента. Кроме того, достижение тех же результатов в принципе возможно путем колебаний, навязанных любому из звеньев системы извне.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Экспрессо-контроль работоспособности оператора с помощью электронного имитатора сложения. — В сб.: Проблемы биологической кибернетики. М., «Наука», 1973, с. 15—24. Авт.: В. Г. Волков, Е. А. Иванов, Н. Н. Лебедева Л. С. Хачатурьянц.
2. Красовский А. А. Вибрационная линеаризация нелинейных систем. — «Автоматика и телемеханика», 1948, т. IX, № 1, с. 18—24.
3. Стрелков С. П. К общей теории линейных усилителей. — «Автоматика и телемеханика», 1948, т. IX, № 3, с. 12—17.
4. Бойко Е. И. Время реакции человека. М., «Медицина», 1964. 440 с.

Поступила 6 октября 1974 г.

УДК 612.82.014.42.001.57

Г. А. КОЛОТЕНКО

ОБЪЕМНАЯ МОДЕЛЬ СИНХРОННЫХ И АСИНХРОННЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ ГОЛОВНОГО МОЗГА¹. СООБЩЕНИЕ 4

Метод моделирования для частотного, спектрального, корреляционного, электроэнцефалоскопического, когерентного и другого количественного анализа электрической активности головного мозга основан, прежде всего, на том, что все интегральные характеристики случайного биоэлектрического процесса могут быть получены путем выполнения математических операций: дисперсии, корреляционных коэффициентов и функций, спектральной плотности, коэффициентов рядов Фурье и т. д.

Сущность моделирования синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга заключается в том, что устанавливается отношение эквивалентности между двумя реальными системами: одна представляет универсальное множество случайных потенциалов в естественно-нелинейном чередовании биоэлектрических волн каждого отведения, вторая — систему ранжированных признаков по вариационным рядам, позволяя уловить на фоне случайных потенциалов первой системы элементы вероятности, меняющиеся в зависимости от функционального состояния головного мозга и формирующая мозаику пространственной организации потенциалов.

Вторая система является моделью синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. Так как между моделью и реальной системой случайных электрических событий нет полного соответствия, модель анализируемых синхронных потенциалов не будет изоморфной (одинаковой по форме). Если выделить из ЭЭГ картины вероятностные параметры при разных функциональных состояниях головного мозга, не устанавливая поэлементного соответствия между случайными потенциалами оригинала и копии, можно отобразить временное соотношение распределенных на некотором пространстве потенциалов в виде гомоморфной модели.

¹ Материалы доложены 16 февраля 1974 г. на пленуме по проблеме «Травматический шок» Харьковского научного медицинского общества.

При двоичном кодировании одного, двух, трех и более отведений ЭЭГ происходит гомоморфное отображение синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга.

Целью данной статьи является разработка и анализ биоинформационной модели синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга.

Электрическая биоинформация о пространственно-временном распределении синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга связана с гомоморфной моделью, под которой понимается организованное в соответствии с определенной системой правил и выдаваемое в виде таблиц, графиков и зафиксированных на устройствах индикации, отображение множества ЭЭГ колебаний. Гомоморфная модель реализуется на средствах отображения по определенным показателям и является источником информации об изменении системы потенциалов мозга при возмущении.

Создавая модель в моменты времени $T_0, T_1, T_2, \dots, T_i, \dots, T_n$ по ЭЭГ выборкам, можно утверждать, что электрические события дискретно штрихам представляют динамику изменений.

Закодированные синхронные и асинхронные потенциалы отображают пространственно-временные свойства универсального множества случайных потенциалов электрической активности каждого отведения. Для множества $x_i \in X'$ закодированных потенциалов соответствует такое множество $y_i \in Y'$ потенциалов, равных или превышающих уровень анализа и расположенных на ЭЭГ отведениях так, что $(X'Y') \in O_i$. Такое соответствие, как указано, называется отображением X' в Y' и записывается общепринятой формулой $O_i: X' \rightarrow Y'$.

Каждому потенциалу $x_i \in X'$ отображение O_i ставит в соответствие некоторое подмножество $O_i x_i \subseteq Y'$.

Гомоморфная модель синхронных и асинхронных потенциалов является трехмерным пространством. Плоскость пространства головного мозга представлена продольной X и поперечной Y осями. Плоскость $P=XY$. Объем образуется, если вводится «многотомерная» ось Z_n . Плоскость P оказывается изогнутой, а оси Z_n перпендикулярны к пунктам отведений — символическим начальным точкам отсчета весов осей Z_n , которых столько, сколько отведений электрической активности. Допустим имеется 4 ЭЭГ отведения (рис. 1). Количество потенциалов определенной полярности располагается на соответствующей оси времени t_1-t_4 . Перпендикулярно к ним проведены оси $t'_0-t'_n$, устанавливающие изохронизм (синхронизм) и полихронизм (асинхронизм, рассогласованность, временное несовпадение) потенциалов головного мозга. На каждой оси t_1-t_4 в течение ЭЭГ выборки происходит накопление весов, которые затем откладываются на вертикальных осях $Z_n = Z_1-Z_4$. Образуется множество ортогональных осей t_1-t_n , перпендикулярных к осям $t'_0-t'_n$. В момент t'_0 появляется асинхронный потенциал (рис. 1). Это логическая «1» или единственный вес, выраженный в битах. Условно можно считать, что это система с одной степенью свободы. Через Δt_1 эта система потен-

циалов претерпевает изменение, и в момент t_1' формируется уже качественно новая система закодированных потенциалов, состоящая из двух степеней свободы. Через Δt_2 , равное или неравное Δt_1 , происходит преобразование синхронной системы с двумя степенями свободы, относящейся к вариационному ряду C_2^2 , в систему с тремя степенями свободы, образованную в t_2' и отнесенную при ранжировании к вариационному ряду C_4^3 . Интервалы $\Delta t_1, \Delta t_2, \dots, \Delta t_i, \dots, \Delta t_n$ могут быть неравными, так как это не величина «квантования», используемая при корреляционном анализе. Систе-

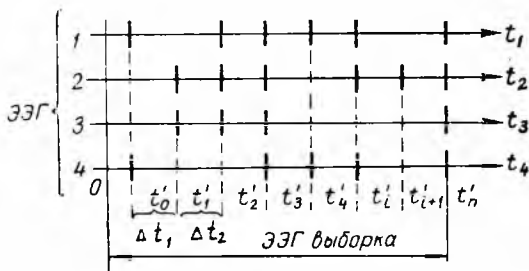


Рис. 1.

мы синхронных потенциалов также могут быть идентичными по структуре или совершенно разными.

Синхронные системы с четырьмя степенями свободы, появившиеся в моменты t_3', t_n' , равны по структуре, но промежутки времени между $t_2' - t_3', t_3' - t_4'$ и $t_{n-1}' - t_n'$ могут быть равными и неравными. Системы синхронных потенциалов могут относиться к одному вариационному ряду, но отличаться по структуре признаков. Например, системы с двумя степенями свободы, появившиеся в моменты t_1' и t_4' , относятся к ряду C_4^2 , но структура синхронной системы в дискретный момент t_1' характеризуется переключательной функцией $f(x_2, x_3) = f(2, 3)$ в момент $t_4' - f(x_1, x_4) = f(1, 4)$. Асинхронные системы обычно с одной степенью свободы, но степени отличаются друг от друга местоположением, координатой ЭЭГ отведения. Например, асинхронная система $f(x_1)$ в дискретный момент времени t_0' отличается от асинхронной системы $f(x_2)$ в момент t_{i+1}' .

Так как плоскость $P=XY$ изогнута, гомоморфная модель синхронных и асинхронных потенциалов характеризуется непрямоугольным трехмерным объемом $V=XYZ_n=PZ_n$, где $Z_n=Z_1, Z_2, Z_n, \dots$, на которой откладываются веса как асинхронных, так и синхронных систем, структуры которых отсортированы по вариационным рядам и обусловлены вероятностно-однонаправленной накопленностью весов. Каждый вариационный ряд может комплектовать модель своего уровня. А так как модель рассмат-

ривается во времени T_0, T_1, T_2, \dots , то трехмерная модель синхронных и асинхронных потенциалов может анализироваться не только в статике, но и в динамике. Координаты ЭЭГ отведений неизменны в плоскости P . Следовательно, изменение биоинформационной модели гомоморфно, и деформация производится только за счет изменений весов, отложенных по осям Z_n . Плоскость $P = XO_nY = \text{const}$, где $O_n = O_1, O_2, O_3, \dots$ — нулевые точки отсчета весов синхронных и асинхронных потенциалов вертикальных осей Z_n . Точки O_n являются точками или координатами информационного поля P . Количество ЭЭГ отведений определяет информационную насыщенность поля P . Чем больше ЭЭГ отведений, тем выше функциональность P . Если $P = \text{var}$ и $Z_n = \text{var}$, то изменение модели производится по всем осям.

Мы рассматриваем частный случай при условии $Z_n = \text{var}$, $P = \text{const}$. Таким образом, отображение пространственной организации системы синхронных и асинхронных потенциалов в закодированной и упрощенной форме по вероятностному повторению длительностей импульсов τ_n на уровне анализа приводит к объемной гомоморфной модели.

Такая модель копирует некоторые упорядоченные свойства оригинала, представляющего собой систему ЭЭГ колебаний, развернутых во времени. Согласно, вероятно, статистическому подходу Винера-Шеннона, вес синхронных и асинхронных потенциалов, отлагаемый на осях Z_n , при групповом анализе может представлять собой математическое ожидание M_x веса каждого признака. Вычисление среднеквадратического σ_x весов закодированных потенциалов признаков вариационных рядов повышает точность, степень концентрации, сосредоточенной направленности, и поэтому построение биоинформационной модели синхронных и асинхронных потенциалов может быть произведено по σ_x .

Из формулы Шеннона, определяющей энтропию $H(x)$, вытекает, что каждый признак синхронных и асинхронных потенциалов несет количество биоинформации, обусловливаемой M_x, σ_x не в равной мере.

Построение объемной модели по общему количеству признаков вариационных рядов не целесообразно. Поэтому задача сводится к отбору признаков с вероятностным распределением весов. Чтобы ввести признаки синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга в ЭЦВМ, необходимо перевести их на машинный язык, т. е. закодировать, представить в форме комбинации символов, отсортировать, запрограммировать. При этом важно установить не только ранг структур признаков, но и отобрать их весовую вероятность, упорядочить последовательность признаков, т. е. представить через кортеж, а затем создать алгоритм автоматического отбора их. Сложность составления программ отбора признаков синхронных и асинхронных потенциалов заключается в том, что не существует универсального способа для распознавания образов. Качественный анализ основывается на опыте и интуиции специалистов. При количественном анализе система признаков,

отображающая пространственную организацию потенциалов головного мозга, сводится к вероятностной повторяемости весов при условии достаточности и необходимости. Оценку получают при сравнении вероятностных распределений весов. При отборе вероятностных признаков может быть использован алгоритм Мерилла-Грина [1], основанный на том, что признаки вариационных рядов, образующих систему признаков X_q , исключают поочередно, образуя подсистемы размерности X_{q-1} , которые сравниваются между собой по некоторому критерию информативности I_{q-1} при условии: чем больше I , тем выше информативность. Исключению подлежат те признаки синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга, при отсутствии которых I_{q-1} достигает максимальной величины. Затем исключаются оставшиеся признаки X_{q-1} с помощью аналогичного критерия I_{q-2} отбрасываются менее ценные признаки. Процедура повторяется $(q-n)$ раз. Количество шагов при этом равно $q + (q-1) + \dots + (q-n) = \sum_{i=0}^n (q-i)$, что во мно-

го раз меньше C_q^n , получаемого при способе полного перебора.

Одним из методов отбора информативных признаков синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга может быть способ случайного поиска с адаптацией [2], представляющий собой модифицированный метод Монте-Карло на основе некоторых идей перцептрона Фрэнка Розенблатта, т. е. модели головного мозга. Каждому такому алгоритму соответствует «добротность», позволяющая определить процент правильного распознавания информативных образов. Тем самым выявляются своего рода... «комбинации специфических механизмов связи со статически определенными структурами» [3, с. 40]. Гомоморфное моделирование позволяет синхронные и асинхронные потенциалы головного мозга представить в форме сообщений, удобных для восприятия.

«Свойство эргодичности означает статическую однородность» [4, с. 256]. Если признаки синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга различать не только по структуре, но и по распределению весов, то они не представляют статической однородности при различных функциональных состояниях головного мозга, и, естественно, не лежат в жестких интервалах, как в механических устройствах. Семантизм может быть сведен к предположению, что вес признаков обусловлен различной степенью биоэлектрических сил функционирующих систем и структур головного мозга, от которых производится регистрация. Тем самым определяется мера степени проявления разных качеств электрической активности. Перерастание структуры индивидуальных признаков в групповые и от ранга к рангу также свидетельствует об интенсивности, но уже пространственной.

Эти два рода интенсивностей проявления потенциалов головного мозга обратно пропорциональны друг другу, т. е. локальные временные связи между системами и структурами головного мозга интенсивны по весу, диффузные временные связи, как правило, менее интенсивны, зато распространены на обширном пространстве

головного мозга, т. е. значительны по структуре. Подобные предположения приводят к тому, что мозаика локальных и диффузных проявлений потенциалов обуславливается энергетическими источниками, разными по характеру и форме проявления. Энергетический «баланс» не изменяется от различного перераспределения биоэлектрических сил.

Другое дело, что электрическая «форма этого баланса», пространственная на одни и те же системы и структуры мозга, может меняться. Количественный анализ ЭЭГ материала, полученный при экспериментальном травматическом шоке группой М. М. Лященко, показал, что при коррегировании гомеостаза собаки после травмы существенно нарушается энергетическое равновесие. Происходит также деформация и выравнивание весов одних церебральных структур за счет других (или за счет фармвозмущений), гипертрофирование, электрическая мобилизация подкорковых образований и квазиуравновешенность электрической системы, которая приводит к ложной идентичности фоновой ЭЭГ, наконец, в предсмертные моменты — общее биоэлектрическое истощение с равномерным распределением весов в рамках однородного ряда, а для вариационных рядов разных рангов соответственно обратно пропорционально зависимости между весом накопленных потенциалов и структурами, формирующими архитектуру распределения потенциалов мозга. Эта зависимость удерживается вплоть до полного выпрямления ЭЭГ кривой в изолинию, наблюдаемую при смерти.

Гомоморфная модель позволяет выявить последовательно во времени смену пространственной организации потенциалов головного мозга и в этом смысле связана с «паттерном» [5, с. 75—76]. Трехмерное пространство модели строится по минимизированным параметрам — вероятностным признакам синхронных и асинхронных потенциалов, которые могут быть представлены ориентированным графом.

Пусть множество $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$ потенциалов, расположенных на пяти ЭЭГ отведениях, а $O_1x_1 = \{x_1, x_3, x_5\}$, $O_1x_2 \neq 0$, $O_1x_3 = \{x_1, x_3, x_5\}$, $O_1x_4 = \{x_1\}$, $O_1x_5 = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$. Тогда $(X, O_1) = G$ — граф [6, с. 416]. Потенциалы можно упорядочить парами, множество которых эквивалентно бинарному отношению: $\{(x_1, x_1), (x_1, x_3), (x_1, x_5), (x_3, x_1), (x_3, x_2), (x_3, x_5), (x_4, x_1), (x_5, x_1), (x_5, x_2), (x_5, x_3), (x_5, x_4), (x_5, x_5)\}$. При геометрическом задании G множество M потенциалов головного мозга изображают кружками и называют множеством вершин. Каждую вершину x_i соединяют линиями с теми вершинами x_j , для которых выполняется условие $x_j \in O_1x_i$. Множество линий, которое соответствует множеству упорядоченных пар вершин (x_i, x_j) , где $x_i \in X$, а $x_j \in O_1x_i$ называют множеством ребер графа. Если $x_j \neq x_i$, то ребро (x_i, x_j) изображают линией со стрелкой, которая называется дугой и направлена от x_i к x_j . Если $x_i = x_j$, то ребро (x_i, x_i) изображается линией без стрелки, которая соединяет вершину x_i с собой и называется петлей. Такой граф G называется ориенти-

рованными. Для множества $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$ представленный ранее указанными парами граф G изображается графически (рис. 2). Ориентированный граф при изображении синхронных потенциалов оказывается бессмысленным, так как изохронизм не имеет направленности в объеме мозга и ориентирован по вероятности накопления потенциалов в сочетаниях за интервал ЭЭГ выборок.

Ориентированный граф может быть использован при выражении структуры признаков с вероятностным накоплением весов одного или разных рангов, определяемых при групповом анализе математическим ожиданием, среднеквадратическим отклонением, дисперсией. Числовая характеристика вероятностного признака является вершиной. Множество вершин — признаков одного или разных рангов, соединяют стрелкой или дугой, указывающей направление. Если структура низшего ранга не является составной частью признака более высшего ранга или, иначе говоря, вероятностная составляющая признака по тем или иным причинам проявляется единожды, то вершину можно соединить саму с собой и получить петлю. Таким образом, для выражения структуры вероятностных признаков синхронных потенциалов головного мозга имеются предпосылки представления их ориентированным графом. Тем самым возникает возможность создать алгоритм распознавания графов вероятностных признаков синхронных и асинхронных потенциалов, отображающих одну из сторон электрической активности головного мозга.

Операции над подобными графами являются основополагающими для алгоритмов декомпозиции автоматических устройств, в результате чего процессы количественного анализа структур вероятностных признаков синхронных и асинхронных потенциалов могут быть реализованы техническими средствами. Декомпозиция позволяет решать проблему кодирования признаков вариационных рядов разных рангов и приводит к синтезу оптимальных структур с точки зрения простоты комбинационной части электронных пороговых устройств, автоматически производящих количественный анализ синхронных и асинхронных потенциалов.

В основе преобразований структур вероятностных признаков в минимизированной форме, удобной для технической реализации, лежат операции конъюнкции, дизъюнкции, декартова (прямого) объединения множеств и подмножеств признаков синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. Особое внимание обращено на построение алгоритмов синтеза признаков синхронных и асинхронных потенциалов на «абстрактном» и структурном уровнях. На «абстрактном» уровне алгоритмы вероятностных признаков позволяют уменьшить объем запоминающих устройств, уменьшить емкость их памяти, а на структурном уровне приводят к построению пороговых логических схем с минимальной ком-

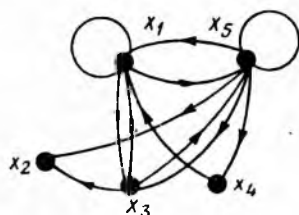


Рис. 2.

позицией сочетаний, отражающих пространственные структуры распределений потенциалов. Любое абстрактное автоматическое устройство индуцирует отображение O_t признаков $P_r = \{P_{r1}, P_{r2}, \dots, P_{rn}\}$ с вероятностным распределением весов синхронных потенциалов.

Переход вероятностных признаков от одного вариационного ряда к другому, а также от одного признака к другому, который находится в однородном вариационном ряду, можно произвести через некоторый промежуток времени Δ (Δ — интервал дискретности). С этой целью, в частности, могут быть использованы синхронные и асинхронные автоматические устройства. В синхронных автоматических устройствах, как известно, переходы от одних состояний в другие осуществляются через равные промежутки времени, задаваемые генератором тактовых импульсов, в то время как в асинхронных автоматических устройствах эти переходы совершаются через неравные между собой промежутки времени. Такие переходы могут быть при накоплении весов синхронных потенциалов, которые достигают определенных уровней, характерных для разных вариационных рядов. Графы, учитывающие весовые функции вероятностных признаков, называют графонами. Ориентированный графон, сконструированный согласно расположению вероятностных признаков, представляет собой геометрическую интерпретацию проектируемого автоматического устройства для анализа электрической активности и вместе с тем однозначно характеризует структуру множеств признаков с вероятностным распределением весов синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. Отбор вероятностных признаков может происходить в сравнении весов по Sup и inf в сфере соответствующих однородных вариационных рядов, которые затем связываются соответствующими весовыми функциями или весовыми ребрами. Автоматический отбор их может происходить при индивидуальном и групповом количественном анализе синхронных и асинхронных потенциалов.

Правда, при групповом анализе сравнение ведется по среднеквадратическому отклонению или математическому ожиданию весов вероятностных признаков, которые при геометрическом представлении бисинформационной модели откладываются на осях Z_n . Выявление различий между отобранными вероятностными признаками, полученными при разных функциональных состояниях головного мозга, можно произвести по данным кросскорреляционного и когерентного анализом: различия тем больше, чем меньше коэффициент корреляции, а при суперпозиции — реже слияния.

Структуру вероятностных признаков как одного вариационного ряда, так и вариационных рядов разных рангов можно характеризовать переходным графом, т. е. ориентированным графом, каждой вершине которого соответствует такое количество накопленных весов синхронных или асинхронных потенциалов, такая весовая функция, которая определенным образом зависит от накопленных весов синхронных или асинхронных потенциалов головного мозга, от весовых функций на других вершинах. Путь на таком

графе представляет собой последовательность дуг, которым соответствует вес. Вес каждой дуги, соединяющей вершины, соответствует переходу или шагу, показывающему, как веса признаков разных рангов соотносятся друг с другом.

Если путь, проходящий через вершины на более высоком уровне вариационного ряда, обозначить прямым путем, а путь к вероятностному признаку вариационного ряда более низкого ранга — обратным, то путь такого графа называется открытым, если одна из вершин встречается не более одного раза, и замкнутым, если путь возвращается к начальной вершине. Последовательность дуг, входящих в замкнутый путь, образует контур обратной связи. Дуги и вершины, входящие в контур обратной связи, являются каскадными. Вершина называется стоком, если она имеет только сходящиеся дуги, и источником, если имеет только выходящие дуги. Поскольку те вершины графа, которые являются стоком и истоком, всегда каскадные, то любую из вершин обратной связи можно сделать каскадной с помощью операции, называемой расщеплением вершины. Переходный граф, характеризующий признаки с вероятностным накоплением весов синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга, можно упростить, устранив ряд вершин и приведя ветевой переход к значению пути через устранившиеся вершины — признаки. Полученный граф является остатком первоначального графа. Признак, входящий в остаточный граф, называется остаточным. Путь, который связывает остаточный признак с собой или с остаточным признаком не пересекает другие признаки, кроме указанных, является также остаточным. Естественно, графоид в таком представлении является линейным переходным графом.

Преобразование графа позволяет минимизировать структуру вероятностных признаков синхронных и асинхронных потенциалов и тем самым иметь гомоморфные отображения в наиболее удобной и лаконичной форме.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Marill T., Green D. M. On the Effectiveness of Receptors in Recognition Systems. — IEEE Trans. I. T. — 9, 1963, № 1, p. 10—20.
2. Лбов Г. С. Некоторые вопросы минимизации исходной системы признаков при распознавании образов. Автореф. дис. на соиск. учен. степени канд. биол. наук, Новосибирск, 1967. 140 с.
3. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики (перцептроны и теория механизмов мозга). М., «Мир», 1965. 40 с.
4. Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике. М., Изд-во иностр. лит., 1963. 256 с.
5. Уолтер Г. Живой мозг. М., «Мир», 1966. 80 с.
6. Мелихов А. Н. Ориентированные графы и конечные автоматы. М., «Наука», 1971. 416 с.

Поступила 3 мая 1974 г.

МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ МЕХАНИЗМОВ В ЭЛЕКТРОХЕМИЛЮМИНЕСЦЕНТНОЙ ЯЧЕЙКЕ. СООБЩЕНИЕ 2. АДАПТАЦИЯ

Важным свойством биологических систем является адаптация — приспособление к внешним условиям. На уровне нейронов адаптация проявляется в смещении мембранного потенциала в одну или другую сторону, следствием чего есть изменение порога возбудимости нервной клетки. Смещение порога ведет к изменению частоты генерирования импульсов нейроном. В [1] показано что деполяризующий и гиперполяризующий токи, приложенные через внутриклеточный электрод, вызывают реакции, зеркально отражающие друг друга, т. е. смещение мембранного потенциала может вести и к ускорению, и к замедлению импульсных процессов в нейронной сети. В данной работе показана возможность моделирования адаптационных свойств нейрона в электрохемилюминесцентной (ЭХЛ) ячейке.

Ранее отмечалось [2], что модель нейрона с применением ЭХЛ ячейки состоит из двух частей пространственно-временного ЭХЛ сумматора и порогового генератора импульсов с оптическим входом. Исходя из этой структуры модели нейрона, воспроизведение адаптационных свойств можно получить путем управления интенсивностью вспышек ЭХЛ при одном и том же входном синаптическом воздействии. Такое управление имеется в ЭХЛ ячейке, если в нее ввести дополнительный электрод и включить источник постоянного напряжения между рабочим и дополнительным электродами. Как указывалось в [3], возбуждение ЭХЛ при этом осуществляется однополярными электрическими импульсами.

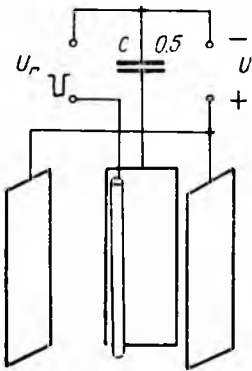


Рис. 1. Схема расположения электродов в ячейке и их подключение к источникам напряжения.

Исследование адаптационных свойств проводилось в ЭХЛ ячейке с четырьмя электродами. Схема их расположения и подключение к источникам напряжения показано на рис. 1. Рабочим электродом служил платиновый штырь диаметром 1 мм. Он располагался между тремя платиновыми пластинками. Две из них соединены электрически между собой и подклю-

ключены к положительному полюсу источника постоянного напряжения. Другой полюс источника напряжения подключается к третьему пластинчатому электроду через конденсатор и к одной из клемм генератора прямоугольных импульсов. Вторая клемма генератора была соединена с рабочим электродом.

Такая схема включения источников постоянного и импульсного напряжений позволяла получать более интенсивные вспышки ЭХЛ, чем другие варианты доключения источников напряжения к электродам. ЭХЛ композиция содержала активатор — 1,5-дифенил-3-стирилпиразолин (ДФСП) в концентрации 0,01 моль/л и электролит — хлористый литий 0,04 моль/л. Растворителем служил очищенный диметилформамид. Конструкция ячейки позволяла измерять потенциал рабочего электрода относительно каломельного электрода сравнения. Интенсивность ЭХЛ регистрировалась ФЭУ-27, соединенным со входом запоминающего осциллографа С1-29.

Потенциал рабочего электрода относительно каломельного, измеренный в процессе работы, был несколько меньше постоянного напряжения источника питания и возрастал при его увеличении. Рабочий электрод с источником постоянного напряжения непосредственно не связан, следовательно, постоянное напряжение попадает на него через внутреннее сопротивление генератора импульсов. Таким образом, ЭХЛ возникает на отрицательно поляризованном рабочем электроде в те моменты, когда на него поступают отрицательные импульсы напряжения. Остается неясным, каким образом появляются возбужденные молекулы активатора.

В [3] высказывалось предположение, что свечение ЭХЛ при таком способе возбуждения определяется переносом электрона между нон-радикалами в растворе, но не показано, как появляются ион-радикалы активатора. Поэтому следует остановиться на механизме образования ион-радикалов и возбужденных молекул при рассматриваемом способе возбуждения ЭХЛ.

Когда на рабочий электрод подано отрицательное напряжение, его поверхность слой обедняется отрицательно заряженными ионами хлора и обогащается катионами лития. Молекулы активатора электрически нейтральны, и их концентрация в приэлектродном слое не должна изменяться. Если напряжение на рабочем электроде превышает потенциал восстановления активатора, то появляются его анион-радикалы R^- , которые под действием кулоновского взаимодействия мигрируют от электрода в раствор. Известно, что в растворе ионы существуют в сольватных оболочках дипольных молекул или окружены другими ионами, образующими нонную атмосферу.

В приэлектродном слое присутствуют катионы лития и анион-радикалы активатора. Они и будут центрами сольватации дипольных молекул растворителя и активатора. Поскольку в приэлектродном слое имеются центры сольватации, заряженные положительно и отрицательно, то дипольные молекулы активатора будут взаимодействовать с ними различными своими полюсами. Некоторые молекулы активатора могут одновременно участвовать в двух сольватных оболочках. Положительным полюсом они будут связаны с анион-радикалом активатора, а отрицательным — с катионом лития. Назовем такие молекулы активатора дисольватированными.

Подача отрицательного импульса на отрицательно поляризованный электрод ускоряет движение центров сольватации различного знака в противоположные стороны, а дисольватированная молекула активатора подвергается растягивающему действию двух электрических сил. Катионы лития по размерам значительно уступают молекулам активатора и обладают более высокой подвижностью, чем последние. Поэтому движущийся катион лития не может увлечь за собой дисольватированную молекулу активатора, но может оторвать от нее электрон. В результате образуются катион-радикалы активатора в приэлектродном объеме раствора. Дисольватированная молекула активатора, оставшаяся без электрона, превращается в катион-радикал, взаимодействует со своим отрицательным центром сольватации, и становятся возможными реакции $R^+ + R^- \rightarrow R^* + R$, $R^* \rightarrow h\nu + R$.

Описанный механизм образования катион-радикалов и возбужденных молекул позволяет объяснить отсутствие запаздывания импульсов ЭХЛ по отношению к электрическим импульсам при рассматриваемом способе возбуждения. Предельная скорость образования возбужденных молекул при этом будет ограничена, по-видимому, временем релаксации ионных атмосфер и сольватных оболочек. Время релаксации ионной атмосферы можно оценить по формуле [4]:

$$\tau = \frac{8,85 \cdot 10^{-11}}{c \cdot \Lambda_{\infty}} \cdot D,$$

где c — концентрация; Λ_{∞} — эквивалентная электропроводность данного электролита при бесконечном разведении; D — диэлектрическая проницаемость растворителя. Оценка времени релаксации по этой формуле для ЭХЛ композиции с приведенными выше концентрациями компонент дала значение $\tau \approx 5 \cdot 10^{-9}$ сек.

Экспериментальные зависимости интенсивности ЭХЛ от амплитуды отрицательных импульсов при наличии постоянного поляризующего напряжения приведены на рис. 2. Длительность возбуждающих импульсов была равна 1 мсек, частота следования 20 гц. Следует отметить, что ЭХЛ не возникала при отдельной подаче поляризующего и импульсного напряжений. Вспышка ЭХЛ появлялась после достижения поляризующим напряжением потенциала окисления активатора.

Как видно из рис. 2, увеличение поляризующего напряжения от 4 до 6 в приводит к значительному росту интенсивности ЭХЛ, что обусловлено ростом количества анион-радикалов в приэлектродном слое. Свечение возрастает линейно при увеличении амплитуды возбуждающих импульсов до 8 в. Это может быть связано с расширением приэлектродного слоя, в котором образуются возбужденные молекулы. При достижении возбуждающими импульсами амплитуды 8 в возбужденные молекулы образуются по всей толщине приэлектродного слоя, в котором имеются анион-радикалы активатора. В результате наступает насыщение. Приведенные зависимости показывают, что с помощью источника по-

стоянного напряжения можно изменять уровень оптического сигнала ЭХЛ ячейки в широких пределах при одной и той же амплитуде возбуждающих электрических импульсов. Это свойство ЭХЛ ячейки позволяет воспроизводить в ней адаптационные свойства нейрона.

Кроме ЭХЛ композиций с ион-рекомбинационным механизмом образования возбужденных молекул, для моделирования адапта-

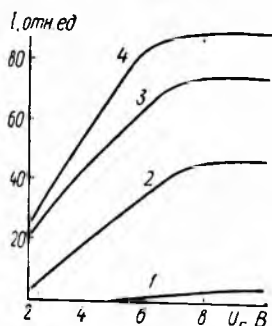


Рис. 2. Зависимость интенсивности ЭХЛ от величины возбуждающих импульсов при постоянном напряжении поляризации 4 в (1), 4,5 в (2), 5 в (3), 6 в (4).

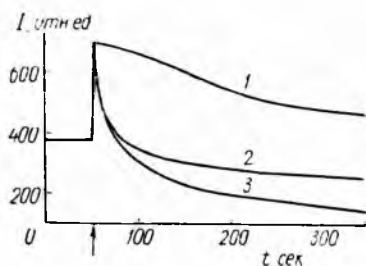


Рис. 3. Изменение интенсивности ЭХЛ во времени при амплитуде возбуждающих импульсов 3,5 в. Стрелкой показан момент включения постоянного напряжения величиной: 2 в (1), 2,2 в (2), 2,4 в (3).

ции может использоваться ЭХЛ композиция с активным электролитом тетрафенилборнатрием (ТФБН). Как показано в (5), свечение в ней возбуждается однополярными положительными импульсами и обусловлено излучательными переходами эксиплексов. Активатором в данной ЭХЛ композиции служил ДФСР. Концентрации электролита и активатора составляли соответственно 0,2 и 0,1 моль/л.

Воспроизведение адаптационных свойств исследовалось в ячейке с тремя электродами в виде пластинок, расположенных в одной плоскости. Источник постоянного напряжения включался между двумя дополнительными электродами, а импульсное напряжение прикладывалось между плюсовым дополнительным и рабочим электродами. Прямоугольные импульсы длительностью 5 мсек подавались на ячейку с частотой 1 гц. Изменение интенсивности ЭХЛ во времени при включении постоянного напряжения адаптации приведено на рис. 3. В отсутствие постоянного напряжения на рабочем электроде имелись вспышки ЭХЛ величиной 380 отн. ед. После подключения постоянного напряжения интенсивность ЭХЛ резко возрастала, но затем медленно спадала до определенного уровня. Скорость спада интенсивности ЭХЛ зависела от величины постоянного напряжения адаптации и возрастала при его увеличении.

Аналогичные явления можно наблюдать и в биологических системах, когда после некоторого периода повышенной активности наступает депрессия. Механизм образования возбужденных молекул в ЭХЛ композиции с активным электролитом ТФБН не отличается в случае возбуждения свечения постоянным напряжением или постоянным и импульсным напряжениями совместно. Люминесцирующие молекулы представляют собой эксиплексы, образованные из анионов электролита и катион-радикалов активатора.

Вместе с адаптационными свойствами ЭХЛ ячейка позволяет воспроизводить кратковременную память и пространственное суммирование электрических сигналов [2]. В ЭХЛ ячейке существуют тормозные эффекты, проявляющиеся в снижении интенсивности вспышек ЭХЛ при возрастании частоты возбуждающих сигналов. Процессы торможения в ЭХЛ ячейке заслуживают отдельного рассмотрения. Приведенный перечень нейронных механизмов, которые воспроизводятся в ЭХЛ ячейке, позволяет считать перспективным ее применение для построения логических элементов бионического типа.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Экклс Д. ж. Физиология синапсов. М., «Мир», 1966. 396 с.
2. Огороднейчук И. Ф., Леонов В. П., Бых А. И. К построению электрохемилюминесцентной модели нейрона. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 13, Харьков, 1974, с. 82—86.
3. Бых А. И., Воевода Л. В., Худенский Ю. К. Об одной возможности создания быстродействующей электрохимической модели нейрона. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 5, Харьков, 1970, с. 50—53.
4. Антропов Л. И. Теоретическая электрохимия. М., «Высшая школа», 1969, 510 с.
5. Леонов В. П. Моделирование нейронных механизмов в электрохемилюминесцентной ячейке. Сообщение 1. Механизмы электрохемилюминесценции. См. статью в настоящем сборнике.

Поступила 3 августа 1974 г.

СОДЕРЖАНИЕ

Осьмуха Г. И. Устойчивость нейронного ансамбля через конкурентное сосуществование возбужденных и заторможенных состояний полинейронной сети	3
Королев А. В., Богомолов А. Г. Анализ связи психофизиологических и технических показателей устройств отображения информации на основе математической модели алфавита с учетом особенностей зрительного анализатора	12
Колотенко Г. А. Структуры множеств синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. <i>Сообщение 3.</i>	15
Василенко Ю. А., Пряницкий А. М. Обзор методов распознавания на основе классификации по структуре алгоритмов обучения	24
Кацалап С. Ф. Исследование систем, инвариантных к некоторым преобразованиям сигнала.	39
Зозуля Ю. И. О степени согласования элементов в системе	44
Воробьев Ф. П., Мануйлова А. М., Шевченко А. К., Долинина Л. П. Исследование распознающих систем, совершающих переменное преобразование в пространстве рецепторов.	48
Попов В. А., Скибенко И. Т., Василенко А. С. Синтез дискретных моделей нейронных сетей.	56
Попов В. Г., Трусов В. А. Анализ автоматизированных обучающих систем с ограничением на количество распознаваемых классов ошибок.	60
Бахтигозин В. А., Бугай Ю. П., Куманин Ю. А., Червов В. Г. Оптическая система для исследования биологографических моделей нервной системы. <i>Сообщение 1.</i>	66
Бахтигозин В. А., Бугай Ю. П., Куманин Ю. А., Червов В. Г. Оптическая система для исследования биологографических моделей нервной системы. <i>Сообщение 2.</i>	74
Осыка А. Ф., Шабанов-Кушнаренок Ю. П. Модель определения исходной формы числительных русского языка	78
Рожицкий Н. Н., Худенский Ю. К., Бых А. И. Электрохемиизлучение органических веществ и его роль в биологических процессах. <i>Сообщение 1.</i> Кооперативные явления в электрохемиизлучении	84
Бондаренко М. Ф., Осыка А. Ф., Свиляр Н. К., Чугун А. И. Алгоритм перевода количественных и порядковых числительных в цифровую запись	91
Сердобольский В. И. Адаптивный классификатор как функциональный аналог нейрона	94
Леонов В. П. Моделирование нейронных механизмов в электрохемилюминесцентной ячейке. <i>Сообщение 1.</i>	99
Соловьева Е. А. Исследование процессов классификации омографичных глагольных форм	104
Бондаренко М. Ф., Бузницкая Э. М., Лопухин Ю. В., Свиляр Н. К. Морфологическая классификация имен прилагательных русского языка	115
Иванов Е. А. Проприоцептивный контур как линеаризатор глазодвигательной системы	119
Колотенко Г. А. Объемная модель синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. <i>Сообщение 4</i>	127
Леонов В. П. Моделирование нейронных механизмов в электрохемилюминесцентной ячейке. <i>Сообщение 2.</i> Адаптация.	136

РЕФЕРАТЫ

УДК 03.00.02

Устойчивость нейронного ансамбля через конкурентное сосуществование возбужденных и заторможенных состояний полинейронной сети. Осьмуха Г. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 3—11.

Рассматривается проблема устойчивости нейронного ансамбля, образованного конкурирующими процессами «расщепления» и «склеивания». Показано, что вероятность устойчивой реализации входного алфавита определенной длины тем более повышается, чем больше попарно конкурирующих состояний содержит приведенная форма. При этом конкурирующие состояния могут образовываться стохастически эквивалентными максимальными группами.

Список лит. 3 назв.

УДК 62.506.2.681.14

Анализ связи психофизиологических и технических показателей устройств отображения информации на основе математической модели алфавита с учетом особенностей зрительного анализатора. Королев А. В., Богомоллов А. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 12—15.

Рассмотрен вопрос определения показателей знакогенератора на основе использования свойств зрительного анализатора человека. Предложен подход к получению количественных связей между психофизиологическим показателем отображения и техническими показателями устройств формирования изображений. Получены выражения для нахождения аналитического представления графически заданного алфавита.

Список лит. 2 назв.

УДК 612.82.014.42.001.57

Структуры множеств синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. Сообщения 3. Колотенко Г. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 15—24.

Рассматриваются структуры признаков, отображающих пространственную организацию синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. Предлагается методика частичного упорядочения структуры множеств признаков.

Список лит. 4 назв.

УДК 62.506.2

Обзор методов распознавания на основе классификации по структуре алгоритмов обучения. Василенко Ю. А., Пряницкий А. М. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 24—38.

Рассмотрены основные методы распознавания на основе предложенной классификации по структуре алгоритмов обучения, итерационные методы, методы дискриминантных функций, выбора признаков. Классификация не предполагает четкой границы между этими методами, и на практике они могут комбинироваться между собой. Для каждого из рассмотренных методов существует своя область применения, где данный метод имеет преимущество перед другими.

Список лит. 11 назв.

УДК 62.506.2

Исследование систем, инвариантных к некоторым преобразованиям сигнала. Кацалап С. Ф. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 39—44.

Предложено описание сигнала, независимое от его преобразований сдвига, поворота, масштабного изменения, линейного расширения (сжатия) по ортогональным направлениям с помощью нелинейных дифференциальных уравнений. Указаны пути исследования соответствующих реальных систем.

Список лит. 5 назв.

УДК 62.506.2

О степени согласования элементов в системе. Зозуля Ю. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 44—48.

Для оценки согласования предлагается использовать степень отклонения преобразования, которое осуществляют согласуемые элементы над сигналом, циркулирующим в контуре между ними, от тождественного преобразования. Полученные математические соотношения интерпретируются на примере систем, включающих человека в качестве одного из элементов.

Ил. 1. Список лит. 3 назв.

УДК 6250

Исследование распознающих систем, совершающих переменное преобразование в пространстве рецепторов. Воробьев Ф. П., Мануйлова А. М., Шевченко А. К., Доильнищина Л. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 48—56.

Рассматривается математическая модель обучения, основой которой является разработанный обучающийся алгоритм распознавания образов, отличающийся использованием принципиально новой процедуры описания объектов в пространстве, рецепторов, одинаково применимой к детерминированным и вероятностным задачам узнавания. Приводятся результаты просчета на ЭВМ применительно к некоторой сложной динамической системе.

Список лит. 3 назв.

УДК 62.506.2

Синтез дискретных моделей нейронных сетей. Попов В. А., Скибенко И. Т., Василенко А. С. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 56—60.

Предлагается подход к проектированию логических сетей, которые могут служить приближенной моделью нейронных систем. Развивается формализация процесса синтеза дискретных моделей функций живых систем и приводятся количественные оценки числа правильных конфигураций для диаграмм с позиционным кодированием переменных.

Табл. 2. Ил. 1. Список лит. 5 назв.

УДК 62—50 : 007 : 57

Анализ автоматизированных обучающих систем с ограничением на количество распознаваемых классов ошибок. Попов В. Г., Трусов В. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 60—66.

Исследуется влияние количества распознаваемых классов ошибок обучаемого на показатели эффективности обучающей системы на базе цифровой вычислительной машины. Исследование проводится с использованием марковских моделей процесса обучения.

В качестве основных показателей эффективности системы рассматриваются среднее время обучения и среднее время консультирования одного обучаемого. Для этих показателей получены аналитические выражения и приводятся зависимости их от уровня подготовки обучаемого, времени его реакции и параметров обучающей системы.

Ил. 4. Список лит. 2 назв.

УДК 62.506.2

Оптическая система для исследования биофотографических моделей нервной системы. Сообщение 1. Бахтигозин В. А., Бугай Ю. П., Куманин Ю. А., Червов В. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 66—74.

Описана оптическая безлинейная система, в которой преобразование сигналов, поступающих на вход системы, осуществляется при использовании одной или нескольких апертурных масок. Проведена аналитическая оценка пригодности различных масок для осуществления операции записи-воспроизведения пространственных изображений при использовании некогерентного света.

Ил. 1. Список лит. 8 назв.

УДК 62.506.2

Оптическая система для исследования биологических моделей нервной системы. *Сообщение 2.* Бахтигозин В. А., Бугай Ю. П., Куманин Ю. А., Червов В. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 74—78.

Описана безлинзовая оптическая система в режимах записи и воспроизведения пространственных изображений. Проведена оценка разрешающей способности системы. Обсуждается надежность и помехоустойчивость пространственных распределенных кодов, реализованных в системе. Дана сравнительная характеристика некоторых параметров когерентных и некогерентных оптических систем, используемых при записи-воспроизведении пространственных изображений.

Ил. 2.

УДК 62.506.2

Модель определения исходной формы числительных русского языка. Осыка А. Ф., Шабанов-Кушнаренко Ю. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 78—84.

Предлагается алгоритм, моделирующий одну из функций человеческого мозга, связанную с определением исходной формы русских количественных и порядковых числительных.

Табл. 2. Список лит. 4 назв.

УДК 535.37 : 577.3

Электрохимизлучение органических веществ и его роль в биологических процессах. *Сообщение 1.* Кооперативные явления электрохимизлучения. Рожик и Н. Н., Худенский Ю. К., Бых А. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 84—91.

Изучены некоторые процессы, сопровождающие электрохимизлучение (ЭХИ) ряда электрофлорных композиций, в состав которых входят молекулы сложного органического соединения и неорганической соли, растворенные в полярном растворителе. Предложен механизм, объясняющий аномалии концентрационных характеристик и спектров ЭХИ исследованных систем, основанный на образовании в электрофлорных композициях высокомолекулярных ассоциатов — мицелл. Высказано предположение о наличии в ЭХИ системах кооперативных процессов и возможности использования подобных систем для моделирования некоторых биологических процессов.

Ил. 5. Список лит. 14 назв.

УДК 62.506.2

Алгоритм перевода количественных и порядковых числительных в цифровую запись. Бондаренко М. Ф., Осыка А. Ф., Свиляр Н. К., Чугун А. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 91—94.

Описывается алгоритм, на вход которого поступают количественные и порядковые числительные в любом падеже, записанные в соответствии с правилами орфографии русского языка и соответствующие практически как угодно большому числу десятичной системы счисления. Алгоритм записывает на выход цифровой эквивалент анализируемого числительного с соответствующим окончанием.

Табл. 1. Список лит. 4 назв.

УДК 62.506.2

Адаптивный классификатор как функциональный аналог нейрона. Сердобольский В. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 94—99.

Для изучения возможных функций нейрона предлагается рассматривать адаптивные самообучающиеся схемы с входами и одним выходом, выполняющие классификацию воздействий на два класса. Вводится критерий оптимизации и устанавливается алгоритм самонастройки на оптимальную классификацию. Устанавливаются некоторые свойства подобных схем, имеющие нейрофизиологические аналоги.

УДК 62.506.2

Моделирование нейронных механизмов в электрохемилюминесцентной ячейке. *Сообщение 1.* Леонтов В. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 99—104.

Рассматриваются механизмы электрохемилюминесцентных композиций, которые могут использоваться для моделирования свойств нейрона. Установлено, что люминесценция композиции, содержащей электролит-тетрафенилборнатрий, обусловлена излучательными переходами экзиплексов. Показана возможность моделирования адаптации, торможения и других свойств нейрона в электрохемилюминесцентной ячейке.

Ил. 1. Список лит. 9 назв.

УДК 62.506.2

Исследование процессов классификации омографичных глагольных форм. Соловьева Е. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 104—115.

Исследуется омография глагольных форм русского языка. Предлагаются модели процессов классификации полностью и частично совпадающих личных форм по признакам грамматически-грамматических категорий. Модели являются действующими, универсальными, точными, функционализируются в автоматическом режиме на основании формальной теории распознавания.

Ил. 4. Список лит. 7 назв.

УДК 62.506.2

Морфологическая классификация имен прилагательных русского языка. Бондаренко М. Ф., Бузицкая Э. М., Донухин Ю. В., Свинарь Н. К. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 115—119.

Предложены алгоритмы морфологической классификации имен прилагательных русского языка. Приведены алгоритмы определения различных грамматических категорий и описания особенности их машинной реализации.

Список лит. 2 назв.

УДК 62.506.2

Проприоцептивный контур как линеаризатор глазодвигательной системы: Иванова Е. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 119—127.

Рассмотрена динамическая модель зрительно-двигательной координации с целью обосновать возможность вибродвижной линеаризации контура зрительной коррекции за счет колебаний, возникающих в проприоцептивном контуре при выраженном физиологическом треморе. Анализ модели и сравнение экспериментальных и расчетных данных показали, что линеаризация контура зрительной коррекции вполне возможна.

Ил. 1. Список лит. 4 назв.

УДК 612.82.014.12.001.57

Объемная модель синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга. *Сообщение 4.* Колотенко Г. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 127—135.

Представлена гомоморфная модель синхронных и асинхронных потенциалов головного мозга в трехмерном измерении. Предложены подходы к отбору признаков с вероятностным распределением весов закодированных потенциалов.

Ил. 2. Список лит. 6 назв.

УДК 62.506.2

Моделирование нейронных механизмов в электрохемилюминесцентной ячейке. *Сообщение 2.* Адаптация. Леонтов В. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 16, 1976, с. 136—140.

Показано, что адаптационные свойства нейрона воспроизводятся в электрохемилюминесцентной ячейке, содержащей композицию с нейтральным или активным электролитом. Для моделирования адаптации в ЭХЛ ячейку вводится дополнительный электрод и используются два источника возбуждающего напряжения: переменного и постоянного тока. В случае активного электролита после некоторого периода повышенной активности может наступать депрессия, проявляющаяся в снижении уровня оптического сигнала ниже исходного уровня.

Ил. 3. Список лит. 8 назв.

145