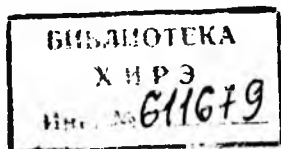


ПРОБЛЕМЫ БИОНИКИ

Республиканский
межведомственный
тематический
научно-технический
сборник

ВЫПУСК 13

83



2011

ИЗДАТЕЛЬСКОЕ ОБЪЕДИНЕНИЕ «ВИЩА ШКОЛА»
ИЗДАТЕЛЬСТВО ПРИ ХАРЬКОВСКОМ
ГОСУДАРСТВЕННОМ УНИВЕРСИТЕТЕ
Харьков — 1974

Сборник посвящен математическому и физическому моделированию процессов переработки информации на разных уровнях нервной системы. Проблемный и дискуссионный характер носит рассмотрение активной перцептивной деятельности анализаторов мозга и их существенного отношения с объектами внешней среды. Описан метод многоуровневого анализа нелинейных динамических систем мозга. Сформулированы теоретические предпосылки преобразования и нормализации изображений. Представлены оптические и оптико-электронные модели нейронов, нейронных слоев и технические устройства для экспериментального исследования функций нервной системы и ее элементов.

Сборник предназначен для научных работников, инженеров и аспирантов — специалистов в области кибернетики и вычислительной техники.

Редакционная коллегия:

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

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

ПРОБЛЕМЫ БИОНИКИ

Республиканский межведомственный тематический научно-технический сборник

Выпуск 13

Редактор Э. В. Ганичева

Обложка художника И. Ф. Криворучко

Технический редактор Г. П. Александрова

Корректор Н. С. Калинина

Сдано в набор 4/XII 1973 г. Подписано в печать 2/IV 1974 г. Формат 60×90^{1/16}. Бумага типографская № 3. Усл.-печ. л. 10,5. Уч.-изд. л. 11,0. Тираж 1000. Заказ 3-419. БЦ 50099. Цена 1 руб. 10 коп.

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

Отпечатано с матриц книжной фабрики им. М. В. Фрунзе в Харьковской городской типографии № 16 Областного управления по делам издательств, полиграфии и книжной торговли. Харьков-3, Университетская, 16. Зак. 723,

П 30501—158
М 226 (04) — 74 317 — 74

© Харьковский институт радиоэлектроники, 197..

МЕТОД МНОГОУРОВНЕВОГО АНАЛИЗА НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ МОЗГА

Точные аналитические методы абстрактной теории систем позволяют исследовать реальные объекты с помощью линейных и нелинейных математических моделей [1]. В результате введения обобщенных функций [2] расширились возможности применения линейных моделей для описания реальных объектов. В то же время нелинейные модели еще недостаточно разработаны, хотя существует общий подход к описанию нелинейных систем, основанный на использовании функциональных разложений [3, 4].

В данной работе обосновывается метод анализа нелинейных динамических систем посредством множества нестационарных линейных и статических нелинейных моделей. Благодаря этому методу достижения теории линейных систем можно применять для изучения реальных объектов с нелинейными свойствами, в частности для исследования мозга.

Связь между нелинейными и нестационарными линейными моделями динамических систем

Известно, что реакция $P(\vec{x}, t)$, $\vec{x} = (x_1, x_2, x_3) \in R^3$, $t \in R$ физически реализуемой динамической системы с распределенными параметрами на входной сигнал $I(\vec{x}, t)$ описывается некоторым функционалом

$$P(\vec{x}, t) = F[I(\vec{x}, t)]. \quad (1)$$

Если F — непрерывный функционал, то для его представления используется функциональное разложение типа Вольтерра [3, 4] в виде

$$P(\vec{x}, t) = \sum_{i=0}^{\infty} \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^t \dots \int_{R^3} \int_{-\infty}^t G_i(\vec{x}, \vec{x}', \dots, \vec{x}^i, t-t', \dots, t-t^i) \cdot I(\vec{x}', t') \dots I(\vec{x}^i, t^i) dt' d\vec{x}' \dots dt^i d\vec{x}^i. \quad (2)$$

Это соотношение можно распространить и на тот случай, когда функционал F не является непрерывным. Для этого равенство (2) необходимо рассматривать в обобщенном смысле, а все входящие в него функции погрузить в пространство обобщенных функций [2].

Путем элементарных преобразований соотношение (2) заменим эквивалентной системой одноптипных линейных интегральных уравнений

$$P(\vec{x}, t) = G_0(\vec{x}) + \iiint_{R^1} \int_{-\infty}^t G(\vec{x}, \vec{x}', t, t') I(\vec{x}', t') dt' d\vec{x}'; \quad (3)$$

$$G(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = G_1(\vec{x}, \vec{x}', t - t') + \\ + \iiint_{R^1} \int_{-\infty}^t G_1(\vec{x}, \vec{x}', t - t', t, t'') I(\vec{x}'', t'') dt'' d\vec{x}''; \quad (4)$$

$$\dots \dots \dots \\ G_{i-1}(\vec{x}, \vec{x}', \dots, \vec{x}^i, t - t', \dots, t, t^i) = G_i(\vec{x}, \vec{x}', \dots, \vec{x}^i, \\ t - t', \dots, t - t^i) + \iiint_{R^1} \int_{-\infty}^t G_i(\vec{x}, \vec{x}', \dots, \vec{x}^{i+1}, t - t', \dots, \\ t, t^{i+1}) I(\vec{x}^{i+1}, t^{i+1}) dt^{i+1} d\vec{x}^{i+1}; \quad (5)$$

Уравнение (3) описывает исходную нелинейную динамическую систему как нестационарную линейную, а каждое из последующих уравнений характеризует процесс перестройки структуры нестационарной системы, эквивалентной получаемой нелинейной системе. В дальнейшем для проведения аналитических исследований достаточно использовать сокращенную форму записи уравнений (3) — (5)

$$P(\vec{x}, t) = \iiint_{R^1} \int_{-\infty}^t G(\vec{x}, \vec{x}', t, t') I(\vec{x}', t') dt' d\vec{x}'; \quad (6)$$

$$G(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = A_{\vec{x}, t} [I(\vec{x}', t')], \quad (7)$$

где $G(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ — функция влияния динамической системы с распределенными параметрами; $A_{\vec{x}, t}$ — оператор.

Соотношения (6) — (7) позволяют разделить задачу об анализе динамической системы на две взаимно дополняющие друг друга задачи: задачу об описании преобразования входных сигналов системы в выходные с помощью линейной нестационарной модели (6) и задачу об изучении процессов перестройки структуры динамической системы, которые определяются видом оператора $A_{\vec{x}, t}$.

В частном случае при изучении статических нелинейных систем функционал F вырождается в функцию φ , и соотношение (1) сводится к уравнению

$$P(\vec{x}, t) = \varphi[I(\vec{x}, t)]. \quad (8)$$

Поскольку функция φ определяется экспериментально, соотношение (8) можно использовать совместно с (6)—(7) для описания отдельных подсистем единой динамической системы в виде

$$P(\vec{x}, t) = \int \int \int_{R^3} \int_{-\infty}^t G(\vec{x}, \vec{x}', t, t') \varphi[I(\vec{x}', t')] dt' d\vec{x}'; \quad (9)$$

$$G(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = A_{\vec{x}, t} [I(\vec{x}', t')], \quad (10)$$

где $\varphi[\cdot]$ — статическая характеристика нелинейной системы; $G(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ — динамическая характеристика нелинейной системы.

Многоуровневый анализ

Реальный объект можно изучать на разных уровнях, с различным разрешением. Каждый уровень разрешения [5] характеризуется точностью, с которой изучается реальный объект. Точность зависит от разрешающей способности используемых приборов и методов усреднения их показаний. На основании этих усредненных показаний можно построить отдельную математическую модель, которая с соответствующей степенью приближения описывает реальный объект. Чем выше разрешающая способность приборов, тем точнее и сложнее математические модели и тем труднее их использовать для исследования целого объекта. Поэтому при всестороннем изучении любого реального объекта (явления) необходимо строить и совместно исследовать несколько математических моделей, соответствующих разным уровням разрешения. При этом из модели с более высоким разрешением можно теоретически вывести, а значит, глубже понять и объяснить те свойства объекта, которые на основании имеющихся экспериментальных данных постулируются в модели с меньшим разрешением. Естественно, что на модели с более высоким разрешением можно исследовать лишь наиболее существенные особенности отдельных частей реального объекта, в то время как на модели с меньшим разрешением допустимо значительно шире изучить взаимосвязи между частями целого объекта. Использование нескольких математических моделей, построенных на разных уровнях разрешения, позволяет одновременно разносторонне и глубоко исследовать реальный объект, что является признаком системности этих исследований [5]. Подобные системные исследования дают возможность проверять достоверность исходных положений любой математической модели объекта

и изучать эту модель в целях объяснения и предсказания поведения реального объекта как единого целого.

На каждом уровне разрешения для построения математических моделей можно использовать соотношения (6) — (8), которые включают в себя нестационарные линейные и статические нелинейные уравнения. При этом свойства операторов $A_{\vec{x}, t}$ выводятся из модели с более высоким разрешением.

При изучении мозга как реального объекта живой природы в качестве основной можно использовать модель нейронной сети, которая описывает свойства мозга посредством свойств отдельных нейронов. Одновременно в процессе системных исследований нейронных сетей мозга необходимо учитывать результаты изучения мозга хотя бы на двух близлежащих уровнях разрешения: на уровне нервной ткани и уровне целого мозга. Из свойств нервной ткани можно вывести свойства отдельных нейронов и связей между ними, а с использованием данных о взаимоотношениях отдельных частей целого мозга — исследовать математическую модель нейронной сети в целях объяснения тех свойств, которыми обладает мозг как единое целое.

Математические модели мозга

Модель нервной ткани. Нервная ткань представляет собой совокупность взаимодействующих клеточных мембран, связь между которыми осуществляется с помощью потоков химических веществ (медиаторов), выделяющихся из пресинаптических участков мембран нервных клеток под действием происходящих там электрических процессов. Электрической связью между отдельными клеточными мембранами в первом приближении можно пренебречь, поскольку межклеточное пространство, обладая малым сопротивлением, разделяет клеточные мембраны нервной ткани по току. Так как на любой участок мембраны нейрона может воздействовать только одна из нервных клеток, имеющая в этом месте синаптический контакт, общее распределение частоты квантов медиатора на поверхности мембраны k -й нервной клетки $Q_{\text{кв}}^k(\vec{x}, t)$ может быть представлено суммой неперекрывающихся распределений $Q_{\text{кв}}^{kj}(\vec{x}, t)$, создаваемых каждым отдельным нейроном ткани:

$$Q_{\text{кв}}^k(\vec{x}, t) = \sum_{j=1}^N Q_{\text{кв}}^{kj}(\vec{x}, t) \text{ при } S_k(\vec{x}) = 0, \quad (11)$$

где N — общее количество нейронов в нервной ткани; $S_k(\vec{x}) = 0$ — уравнение поверхности мембраны k -й нервной клетки.

Распределение $Q_{\text{кв}}^{kj}(\vec{x}, t)$ определяется амплитудой и скоростью изменения нормальной к поверхности клеточной мембраны составляющей напряженности электрического поля в пресинаптической

мембране j -го нейрона $E_{n_s}^j(\vec{x}, t)$ и может быть описано интегральным соотношением

$$Q_{кв}^{k,l}(\vec{x}, t) = \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^t K^{k,l}(\vec{x}, \vec{x}', t, t') \varphi'_{nc} \left\{ \left[\Theta^j(\vec{x}', t') \frac{\partial}{\partial t'} + 1 \right] \times \right. \\ \left. \times [E_{n_s}^l(\vec{x}', t') - E_n^l(\vec{x}', t')] \right\} dt' d\vec{x}', \quad (12)$$

где $K^{k,l}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ — мембранная функция влияния, описывающая распределение частоты квантов медиатора на мембране k -го нейрона, которое формируется под действием электрохимических процессов в точке \vec{x}' пресинаптической мембраны j -го нейрона; эта функция учитывает явления диффузии, рассасывания, потенциации и депрессии; $\varphi'_{nc} \{ \}$ — экспоненциально возрастающая функция, описывающая статические свойства пресинаптической мембраны j -го нейрона; $\Theta^j(\vec{x}', t')$ — параметр, характеризующий соотношение между влияниями скорости изменения и амплитуды $E_{n_s}^l(\vec{x}', t')$ на процессы выделения медиатора в j -м нейроне; $E_n^l(\vec{x}', t')$ — напряженность покоя мембраны j -го нейрона (соответствует напряжению покоя клетки).

Отклонение напряженности электрического поля в мембране k -го нейрона $E_{n_s}^k(\vec{x}, t)$ от напряженности покоя $E_n^k(\vec{x}, t)$ полностью определяется изменением величины плотности сторонних токов $j_{ст}^k(\vec{x}, t)$, которые поддерживаются активными химическими процессами внутри мембран клеток нервной ткани и имеют направление, нормальное к поверхности этих мембран. Связь между $E_{n_s}^k(\vec{x}, t)$ и $j_{ст}^k(\vec{x}, t)$ является линейной стационарной:

$$E_{n_s}^k(\vec{x}, t) - E_n^k(\vec{x}, t) = \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^t K^k(\vec{x}, \vec{x}', t - t') j_{ст}^k(\vec{x}', t') dt' d\vec{x}'. \quad (13)$$

Здесь $K^k(\vec{x}, \vec{x}', t - t')$ — мембранная функция влияния сторонних токов мембраны k -го нейрона на напряженность электрического поля в этой мембране; эта функция может быть найдена из анализа уравнений Максвелла, описывающих электродинамические процессы в нервной ткани.

Источники сторонних токов нервной ткани можно условно разделить на две группы: регулируемые внутриклеточно и регулируемые внеклеточно. К первой группе относятся импульсные источ-

ники j_n^k , формирующие потенциалы действия и пейсмейкерные потенциалы. Во вторую группу входят синаптические j_c^k и несинаптические j_{nc}^k рецепторные источники. Сторонние токи j_n^k , j_c^k и j_{nc}^k протекают через разные поры мембраны k -го нейрона, поэтому общий сторонний ток мембраны является линейной комбинацией этих токов:

$$j_{ct}^k(\vec{x}, t) = j_n^k(\vec{x}, t) + j_c^k(\vec{x}, t) + j_{nc}^k(\vec{x}, t). \quad (14)$$

Используя нестационарные линейные и статические нелинейные модели, сторонние токи опишем соотношениями

$$j_n^k(\vec{x}, t) = \int_{-\infty}^t k_n^k(\vec{x}, t, t'') \varphi_n^k [E_{n_s}^k(\vec{x}, t'') - E_n^k(\vec{x}, t'')] dt''; \quad (15)$$

$$j_c^k(\vec{x}, t) = k_c^k(\vec{x}, t) Q_{kb}^k(\vec{x}, t) \varphi_c^k [E_{n_s}^k(\vec{x}, t) - E_c^k(\vec{x}, t)]; \quad (16)$$

$$j_{nc}^k(\vec{x}, t) = \sum_{r=1}^m k_p^{rk}(\vec{x}, t) j_r^k(\vec{x}, t) \varphi_p^{rk} [E_{n_s}^k(\vec{x}, t) - E_p^{rk}(\vec{x}, t)], \quad (17)$$

где $k_n^k(\vec{x}, t, t'')$ — динамическая характеристика импульсного источника; $\varphi_n^k[\cdot]$ — статическая пороговая характеристика импульсного источника; $E_n^k(\vec{x}, t'')$ — порог генерирования импульсов; $k_c^k(\vec{x}, t)$ $k_p^{rk}(\vec{x}, t)$ — функции, учитывающие неоднородность и нестационарность чувствительности мембраны k -го нейрона по отношению к внешним воздействиям; $J_r^k(\vec{x}, t)$ — распределение интенсивности не синаптического воздействия r -й модальности на поверхности k -го нейрона; $\varphi_c^k[\cdot]$, $\varphi_p^{rk}[\cdot]$ — статические характеристики рецепторных источников; $E_c^k(\vec{x}, t)$, $E_p^{rk}(\vec{x}, t)$ — величина напряженности электрического поля в мембране k -го нейрона, при которых отсутствует токовая реакция мембраны на рецепторные воздействия.

Путем подстановки систему (11) — (17) можно свести к системе однотипных уравнений, описывающих связь между напряженностями электрических полей в отдельных нейронах нервной ткани при изменении интенсивности внешних воздействий $J_r^k(\vec{x}, t)$:

$$E_{n_s}^k(\vec{x}, t) - E_n^k(\vec{x}, t) = \sum_{i=1}^N \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^t K^{ki}(\vec{x}, \vec{x}', t - t') k_c^k(\vec{x}', t') \times \\ \times \varphi_c^k [E_{n_s}^k(\vec{x}', t') - E_c^k(\vec{x}', t')] \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^{t'} K^{ki}(\vec{x}', \vec{x}'', t', t'') \times \\ \times \varphi_{nc}^k \left\{ \Theta^i(\vec{x}'', t'') \frac{\partial}{\partial t''} + 1 \right\} [E_{n_s}^i(\vec{x}'', t'') - E_n^i(\vec{x}'', t'')] dt'' dx'' dl' dx' +$$

$$\begin{aligned}
& + \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^t K^k(\vec{x}, \vec{x}', t-t') \int_{-\infty}^{t'} k_n^k(\vec{x}', t', t'') \times \\
& \quad \times \varphi_n^k [E_{n_s}^k(\vec{x}', t'') - E_n^k(\vec{x}', t'')] dt'' dt' d\vec{x}' + \\
& + \sum_{r=1}^m \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^t K^k(\vec{x}, \vec{x}', t-t') k_p^{rk}(\vec{x}', t') \times \\
& \quad \times \varphi_p^{rk} [E_{n_s}^k(\vec{x}', t') - E_p^{rk}(\vec{x}', t')] J_r^k(\vec{x}', t') dt' d\vec{x}' \quad (18)
\end{aligned}$$

при $S_k(\vec{x}) = 0$, $k = 1, 2, \dots, N$.

Наличие нелинейных статических характеристик $\varphi_c^k[\cdot]$, $\varphi_{nc}^l[\cdot]$, $\varphi_n^k[\cdot]$, $\varphi_p^{rk}[\cdot]$ приводит к перестройке связей между нейронами под действием сигналов $J_r^k(\vec{x}', t')$. Длительные изменения во времени величин $k_c^k(\vec{x}', t')$, $k_p^{rk}(\vec{x}', t')$, $k_n^k(\vec{x}', t', t'')$, $K^{kj}(\vec{x}', \vec{x}'', t', t'')$, $E_n^k(\vec{x}, t)$ лежат в основе долговременной памяти мозга.

Модель нейронной сети. Нейронная сеть — это множество нейронов, для которых указано, какие их входы и выходы отождествлены. Электрофизиологические данные позволяют считать, что подпороговая и надпороговая электрическая активность нейрона достаточно полно отражает сложные биохимические и биофизические процессы в нервной клетке. Поэтому за основную выходную величину каждого элемента нейронной сети принимается подпороговая или надпороговая активность аксонного холмика нервной клетки. Для других элементов нейронной сети она является входной величиной. Вся нейронная сеть разделяется на слои нейронов с идентичными функциональными характеристиками.

Э. Р. Кайаниелло [6] показал, что нейронную сеть можно изучать как континуальную нейронную среду с помощью непрерывной математической модели. Основные уравнения непрерывной модели нейронной сети можно вывести из модели нервной ткани (18) и представить их в матричном виде

$$\begin{aligned}
\vec{P}(\vec{x}, t) = & \varphi \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^t \vec{G}(\vec{x}, \vec{x}', t, t') \vec{Q}(\vec{x}', t') dt' d\vec{x}' + \\
& + \int_{-\infty}^t \vec{K}_p(\vec{x}, t, t') I(\vec{x}, t') dt'; \quad (19)
\end{aligned}$$

$$\vec{Q}(\vec{x}, t) = \vec{P}(\vec{x}, t) | [P(\vec{x}, t) - \vec{c}(\vec{x}, t)]; \quad (20)$$

$$\vec{G}(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = A_{\vec{x}, t} [P^T(\vec{x}', t'), I^T(\vec{x}', t')]; \quad (21)$$

$$\vec{K}_p(\vec{x}, t, t') = \vec{B}_t [P^T(\vec{x}, t'), I^T(\vec{x}, t')], \quad (22)$$

где $\vec{P}(x, t)$ — вектор-столбец подпороговых реакций $P_k(x, t)$ нейронных слоев с индексами $k = 1, 2, \dots, M$; $\vec{Q}(x, t)$ — вектор-столбец надпороговых реакций $Q_k(x, t)$; $\vec{c}(x, t)$ — вектор-столбец порогов срабатывания $c_k(x, t)$; $\vec{I}(x, t)$ — вектор-столбец входных сигналов $I_r(x, t)$ всей нейронной сети мозга, имеющих модальность $r = 1, 2, \dots, m$; $\vec{G}(x, x', t, t')$ — матрица функций влияния $G_{jk}(x, x', t, t')$, описывающих влияние k -го слоя нейронов на j -й слой, $j = 1, 2, \dots, M$; $K_p(x, t, t')$ — матрица динамических характеристик $K_p^{jr}(x, t, t')$, описывающих влияние входного сигнала r -й модальности на величину подпороговой реакции j -го слоя нейронов $P_j(x, t)$; $\vec{A}_{x,t}$, \vec{B}_t — матрицы нелинейных операторов A_i^{jk} и B_i^r ; φ — коэффициент пропорциональности, $[\varphi] = [x]^{-3}$; $1[\cdot]$ — единичная функция Хевисайда; τ — знак транспонирования; M — количество слоев в нейронной сети.

Операторы A_i^{jk} , B_i^r характеризуют процессы перестройки структуры связей между нейронами, процессы адаптации нейронной сети к сигналам $\vec{P}(x, t)$ и $\vec{I}(x, t)$, а также процессы памяти. Свойства этих операторов выводятся из модели нервной ткани (18).

Уравнения (19)—(20) позволяют определить подпороговую $\vec{P}(x, t)$ и надпороговую $\vec{Q}(x, t)$ реакции нейронной сети мозга на воздействие $\vec{I}(x, t)$. Решение этих уравнений упрощается после введения функции

$$\vec{G}^*(x, x', t, t') = \vec{G}(x, x', t, t') 1[\vec{P}(x', t') - \vec{c}(x', t')]. \quad (23)$$

Тогда вместо (19)—(20) можно записать линейное нестационарное интегральное уравнение

$$\vec{P}(x, t) = \varphi \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^t \vec{G}^*(x, x', t, t') \vec{P}(x', t') dt' dx' + \int_{-\infty}^t \vec{K}_p(x, t, t') \vec{I}(x, t') dt', \quad (24)$$

решение которого может быть представлено в виде

$$\vec{P}(x, t) = \iiint_{R^3} \int_{-\infty}^t \vec{G}_{p.n}(x, x', t, t') \vec{I}(x', t') dt' dx' \quad (25)$$

при

$$\vec{G}_{p. n}(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = \delta(\vec{x} - \vec{x}') \vec{K}_p(\vec{x}, t, t') + \varphi \int \int \int_{R^3} \int_{-\infty}^t \vec{G}^*(\vec{x}, \vec{x}'', t, t'') \vec{G}_{p. n}(\vec{x}'', \vec{x}', t'', t') dt'' dx'', \quad (26)$$

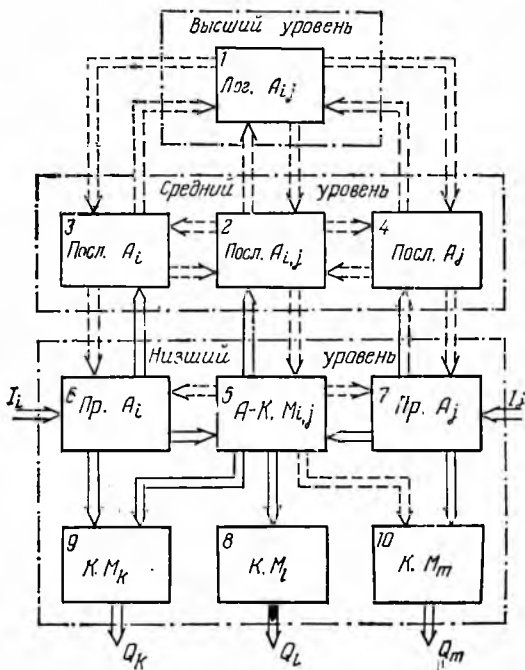
где $\vec{G}_{p. n}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ — матрица функций влияния рецептивных полей отдельных клеток в слоях нейронной сети мозга; $\delta(\cdot)$ — функция Дирака.

Функции влияния рецептивных полей можно получить в результате обработки экспериментальных данных [7, 8], по которым определяется матрица функций влияния отдельных слоев $\vec{G}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$.

Модель целого мозга.

В мозге можно выделить три уровня структурно-функциональной организации: низший (рефлекторный), средний (образный) и высший (логический). Эти уровни соответствуют трем этапам филогенетического развития нейронной сети мозга путем последовательного наслаивания новых нейронных образований на более древние. В мозге человека рефлекторная деятельность осуществляется спинным мозгом, подкорковыми ядрами и частично — корой головного мозга. Образная деятельность управляется корой головного мозга, а логическая деятельность формируется новейшими областями ассоциативной коры.

Анализаторы мозга формируются в результате специализации отдельных областей нейронной сети. При этом каждый анализатор охватывает два уровня структурно-функциональной организации и состоит из блока предварительного анализа *Пр. А* и блока последующего анализа *Посл. А* сигналов (рисунок). Связи между отдельными специфическими анализаторами, обрабатывающими входные сигналы определенной модальности, осуществляются с помощью анализаторно-координационных механизмов *А-К.М.*



примерами которых являются мозжечок, таламус, гипоталаму и ретикулярная формация. Деятельность различных анализаторов мозга контролируется блоком логического анализа *Лог. А.* Для формирования управляющих сигналов, поступающих на отдельные исполнительные органы, служат координационные механизмы *К. М* [9]. Анализаторы и эффекторы целого мозга постоянно объединяются в функциональные системы, обеспечивающие получение некоторого полезного для организма результата [10].

Основой для разделения нейронной сети целого мозга на отдельные структурно-функциональные уровни и блоки являются не только морфологические особенности нервной ткани, но и различные свойства специфических и неспецифических связей между нейронными слоями. Так, между низшим и средним уровнями организации анализаторов мозга существуют встречно направленные специфически (стрелки со сплошными линиями на рисунке) и неспецифически (стрелки с пунктирными линиями) связи, а встречные неспецифические связи отделяют высший уровень организации мозга от среднего. Различия между специфическими и неспецифическими связями в отдельном нейроне проявляются в том, что синапсы, соответствующие неспецифическим связям, настолько удалены от аксонного холмика, что их прямое влияние на реакцию нейрона ничтожно мало и проявляется лишь в виде фоновой активности. Вместе с тем изменяя напряженность электрического поля в соседних участках постсинаптической мембраны нейрона в соответствии с (13) — (16) они управляют коэффициентом усиления рядом расположенных синапсов, которые либо непосредственно влияют на импульсную активность аксонного холмика, либо трансформируют сигнал на другие синапсы. Синапсы, расположенные вблизи аксонного холмика, соответствуют специфическим связям между нейронами и формируют выходные сигналы нервной клетки. Если между k -м и j -м слоями нейронной сети мозга существует неспецифическая связь, то ее функция влияния $G_{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = \Theta_{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t') \approx 0$. Сигналы, передаваемые по неспецифическим связям, лишь перестраивают структуру специфических связей.

В структурной схеме целого мозга (см. рисунок) каждый блок является многослойной нейронной сетью и характеризуется подматрицей функций влияния внутренних связей \vec{G}_{pp} , подматрицей функций влияния внешних связей \vec{G}_{pq} или $\vec{\Theta}_{pq}$ и подматрицей динамических характеристик \vec{K}_p^{pr} по отношению к входным сигналам целого мозга $I_r(\vec{x}, t)$. Применительно к структурной схеме, изображенной на рисунке, матрицы функций влияния \vec{G} и динамических характеристик \vec{K}_p модели нейронной сети (19)—(22) можно представить в виде

$$\vec{G} = \begin{pmatrix} \vec{G}_{11} & \vec{\Theta}_{12} & \vec{\Theta}_{13} & \vec{\Theta}_{14} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vec{\Theta}_{21} & \vec{G}_{22} & \vec{\Theta}_{23} & \vec{\Theta}_{24} & \vec{G}_{25} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vec{\Theta}_{31} & \vec{\Theta}_{32} & \vec{G}_{33} & 0 & 0 & \vec{G}_{36} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vec{\Theta}_{41} & \vec{\Theta}_{42} & 0 & \vec{G}_{44} & 0 & 0 & \vec{G}_{47} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \vec{\Theta}_{52} & 0 & 0 & \vec{G}_{55} & \vec{G}_{56} & \vec{G}_{57} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \vec{\Theta}_{63} & 0 & \vec{\Theta}_{65} & \vec{G}_{66} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \vec{\Theta}_{74} & \vec{\Theta}_{75} & 0 & \vec{G}_{77} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \vec{G}_{85} & 0 & 0 & \vec{G}_{88} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \vec{G}_{95} & \vec{G}_{96} & 0 & 0 & \vec{G}_{99} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \vec{\Theta}_{105} & 0 & \vec{G}_{107} & 0 & 0 & \vec{G}_{1010} \end{pmatrix};$$

$$\vec{K}_p = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ \vec{K}_p^{6i} & 0 \\ 0 & \vec{K}_p^{7i} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (27)$$

Для исследования структурно-функциональной организации нейронной сети целого мозга необходимо проводить дальнейшую конкретизацию подматриц функций влияния и динамических характеристик. Это исследование можно провести на примере нейронных сетей таких высокоразвитых анализаторов мозга, как зрительный и слуховой, поскольку высокоразвитый анализатор охватывает как подкорковые, так и корковые образования мозга, которые имеют разные алгоритмы обработки пространственно-временных сигналов и определяют все разнообразие свойств целого мозга.

ЛИТЕРАТУРА

- М е с а р о в и ч М. Теория систем и биология. Точка зрения теоретика. — В кн.: Теория систем и биология. М., 1971, с. 90—128.
- В л а д и м и р о в В. С. Уравнения математической физики. М., «Наука», 1971. 512 с.
- В а н-Т р и с Г. Синтез оптимальных нелинейных систем управления. М., «Мир», 1964. 167 с.
- Современные методы проектирования систем автоматического управления. Под ред. Б. Н. Петрова, В. В. Солодовникова, Ю. И. Топчеева. М., «Машиностроение», 1967. 703 с.

5. Бредли Д. Ф. Многоуровневые системы в биологии. Точка зрения специалиста по субмолекулярному уровню. — В кн.: Теория систем и биология. М., 1971, с. 59—89.
6. Caianiello E. R. Mathematical and physical problems in the study of brain models. — In: Neural theory and modelling. Proc. 1962 Ojai symposium. Ed. E. R. Reiss. Univ. press., Stanford, Calif., 1964, p. 98—104.
7. Зозуля Ю. И., Червов В. Г., Бугай Ю. П. Математические модели детекторов сетчатки глаза лягушки. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 4. Харьков, 1971, с. 16—22.
8. Детектирование движения в сетчатке глаза лягушки. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 5. Харьков, 1971, с. 30—37. Авт.: Ю. И. Зозуля, Ю. И. Червов, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай.
9. Поляков Г. И. О принципах нейронной организации мозга. М., Изд-во Моск. ун-та, 1965. 166 с.
10. Анохин П. К. Биология и нейрофизиология условного рефлекса. М., «Наука», 1968. 548 с.

УДК 62.506.2

В. П. КЛЕВЦОВ

УСЛОВНО-ВЕРОЯТНОСТНЫЕ ПРИНЦИПЫ УПРАВЛЕНИЯ СЕНСОРНЫМИ МЕХАНИЗМАМИ ЗРЕНИЯ

Статистические принципы управления специализированными уровнями зрительной системы (ЗС) проявляются в форме актуализации, т. е. подвозбуждения или подтормаживания множеств сенсорных элементов (СЭ) в соответствующих слоях [1]. Основным аппаратом управления при этом служит оператор, изменяющий вероятности сенсорных актов (вероятности срабатывания СЭ) в пределах некоторого локального пространственно-временного множества. Математической основой работы такого перцептивного оператора является использование функции распределения первого порядка $f(s_1, s_2, \dots, t)$, т. е. плотности вероятности несвязанных перцептивных действий (ПД) в области, задаваемой пространственными (s_1, s_2, \dots) и временной (t) координатами.

По заданным параметрам закона распределения получается статистическое множество элементов, т. е. ПД, способствующих или препятствующих сенсорным актам. Оператор, реализующий эту функцию, назовем оператором D или генератором элементов (e) .

Назначение любого оператора D — сбор значений модальных параметров с множества СЭ для последующего интегрирования и усреднения. Так, на уровне I ЗС рецепторы объединяются в перцептивные поля сетчатки (РПС). На уровне II РПС объединяются во фрагменты сетчатки (ФС), каждый из которых соответствует зоне одного рецептивного поля коры (РПК), затем на уровне III компактного множества ФС формируется оперативное поле наблюдения. Аналогично накапливаются во времени сенсорные данные. Микроинтервалы наблюдения, соответствующие периоду работы

ецептора, складываются в миллиинтервалы, характеризующие ременной цикл РПС и т. д.

Однако безусловно-вероятностные формы ПД создают лишь элементную базу восприятия. Они образуют элементарные символы (алфавит элементов) каждого уровня перцептивной и сенсорной деятельности ЗС. С их помощью ЗС определяет общие групповые свойства элементов среды на разных уровнях ее организации.

Более существенные свойства среды скрыты в отношениях и связях между отдельными элементами. Отношением назовем результат сравнения пары элементов по одному из общих параметров, а связью — совокупность отношений. Измерение и анализ модальных отношений, соответствующих известным метрическим отношениям, позволяют познать устойчивые, инвариантные законы организации систем (слов) на различных уровнях организации.

Предполагается, что сбор сенсорной информации об отношениях и связях элементов среды обеспечивается специфическим видом перцептивной деятельности, целью которого является формирование взаимосвязанных систем (кортежей) из пар, троек и большего количества ПД. Каждому ПД соответствует стимулированный или запрещенный сенсорный акт в зависимости от знака актуализации СЭ при ПД.

Создание временных и пространственных кортежей, особенно в низших, специализированных уровнях восприятия, осуществляется по статистическим, вероятностным принципам. Математической основой генерирования взаимосвязанных элементов при образовании кортежей может являться использование распределений того же порядка или распределений условных вероятностей. Так, из множества изолированных элементов (ПД), сформированного по распределению $f(s'_1, s'_2, \dots, t')$, можно получить множество пар ПД, если заданы распределения $f(s''_1, s''_2, \dots, t''/s'_1, s'_2, \dots, t')$, оказывающие вероятности вторичных (последующих) ПД при учете первичных (предыдущих) для каждого конкретного значения s_{1i}, \dots, t_i .

Аналогичным образом можно получить каждый третий элемент (ПД) по имеющимся двум при формировании множества троек и более ПД.

Необходимо раскрыть сущность условно-вероятностных форм управления сенсорными механизмами зрения, которые проявляются в изменении вероятностей сенсорных актов для взаимосвязанных СЭ. В связи с этим логико-функциональное исследование взаимного влияния отдельных сенсорно-перцептивных действий представляет большой интерес.

Прежде всего возникает вопрос, какой абстрактный механизм (по каким законам) может обеспечить получение метрических координат s''_1, s''_2, \dots, t'' вторичного элемента в каждой паре по известным координатам s'_1, s'_2, \dots, t' первичного.

Построение кортежей с помощью распределений условных вероятностей, заданных в чистом виде, связано с определенными

недостатками. Во-первых, манипуляция большим числом даже однокорых распределений $f(s_1'', s_2'', \dots, t''/s_1', s_2', \dots, t')$ при множестве значений s_1', s_2', \dots, t' ведет к чрезмерным информационным затратам. Во-вторых, при указанном способе формирования кортежей в них не фиксируются и вообще не отражаются данные о метрических отношениях и связях.

Избежать этих недостатков ЗС можно только путем использования для построения кортежей (в частности, пар) распределений $f(r_1, r_2, \dots, r_i)$ отношений r_1, r_2, \dots, r_i метрических параметров инвариантных относительно абсолютных значений s_1, s_2, \dots . Отношения могут быть аддитивными или мультипликативными. Аддитивное отношение определяется как разность $r_a = s'' - s'$ значений параметра вторичного (s'') и первичного (s') элементов. Мультипликативное отношение представляет собой результат деления значений параметров вторичного и первичного элементов $r_m = \frac{s''}{s'}$. Оба вида отношений являются следствием сравнения (простого или логарифмического вычитания) значений какого-либо параметра связанных элементов. Кроме того, координата s'' второго элемента определяется как итог простого или логарифмического сложения координаты s' первичного элемента и соответствующей ей связи r .

Таким образом, по заданному и статистически сформированному множеству связей может быть получено множество вторичных элементов для любого первичного независимо от его метрических координат. Параметры закона, по которому формируется множество связей, задаются центральным образом или определяются локально и будут представлять в ЗС статистически устойчивые и инвариантные характеристики связей между перцептивными действиями. Однако условно-вероятностная сущность процесса при этом не меняется.

Итак, каждый оператор D (генератор элементов) необходимо поставить в соответствие с оператором $D(r)$, т. е. с генератором связей. За каждым из $D(r)$ закрепляется способность определять (и изменять) вероятность вторичных ПД в каждой паре при множестве реализованных первичных ПД. Другими словами, роль оператора $D(r)$ сводится к установлению соответствия конкретных значений метрических параметров отношений между элементами (первичными и вторичными) степени актуализации последних. Утверждение, что оператор $D(r)$ генерирует метрические связи справедливо, когда один сенсорный акт как результат соответствующего одиночного ПД влияет на вероятность другого или нескольких сенсорных актов, отличающихся от первичного метрическими (пространственными или временными) параметрами.

Связи, получаемые с помощью операторов $D(r)$, являются вероятностными, потому что они определяют вероятности вторичных ПД и задаются статистическим образом — параметрами закона распределения связей. Значения этих параметров указываются в уставке $u(r)$, подаваемой на вход оператора $D(r)$.

Какими (или каким) законами распределения пользуются операторы $D(r)$? Ответ на этот вопрос в общем виде не представляется однозначным. Правомерно считать, что ЗС отдает предпочтение нормальному закону в силу его универсальности, хотя для низшего слоя (уровня рецепторов) правдоподобной кажется и гипотеза об экспоненциальном законе. Во всяком случае нормальный закон позволяет объяснять более широкий круг явлений, отмечаемых при управлении сенсорными механизмами.

Не конкретизируя пока параметры связей различных функциональных уровней ЗС, покажем возможные формы статистического определения параметров множества (группы) связей.

Для аддитивных связей распределения $f(r)$ могут иметь вид, показанный на рис. 1, а. Здесь центр группирования может иметь

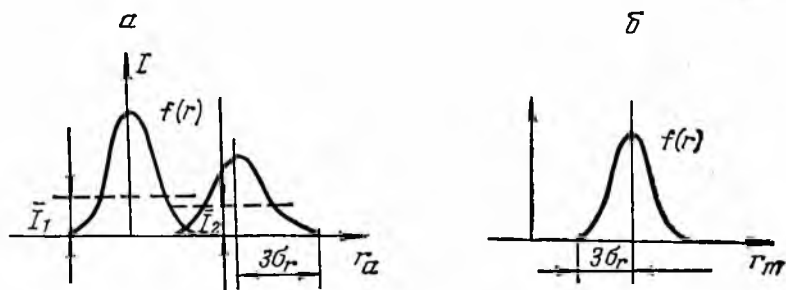


Рис. 1. Распределения интенсивности I вторичной актуализации или вероятностей $f(r)$ аддитивных (а) и мультипликативных (б) связей.

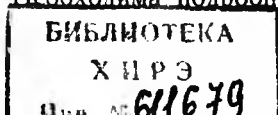
значение $\bar{r} = 0$ или $\bar{r} \neq 0$. Примером таких связей между элементами является связь «по положению» в метрическом пространстве наблюдения.

Другие виды связей, например «по величине» или «по форме», носят мультипликативный характер. Распределение таких связей имеет центр группирования, никогда не совпадающий со значением $\bar{r} = 0$. Примерное распределение с $\bar{r} = 2$ представлено на рис. 1, б.

Разумеется, и в том и в другом случае должно быть задано также значение \bar{r} и среднее квадратичное значение $\sigma(r)$. В остальном механизм отработки уставки $u(r)$ аналогичен деятельности операторов D , тоже реализующих нормальный закон распределения.

Следовательно, используя формализованные представления о совместной работе двух генераторов (элементов и связей), можно объяснить, каким образом в пространственно-временной области, образованной оператором D , создается множество пар с вероятностными связями между элементами каждой из них.

Однако такая интерпретация требует сопоставления с известными нейрологическими данными. Необходима подробная харак-



теристика процессов, обозначавшихся нами как «генерирование связей», «управление вероятностью сенсорных актов» и т. п.

Будем использовать следующие идеализированные представления. Имеется пространственно-временной многослойный континуум сенсорных элементов определенного уровня ЗС. Каждый слой соответствует единичной временной задержке афферентного потока информации. Примером такого слоя может служить рецепторная поверхность сетчатки. Воздействие внешнего стимула повышает степень возбуждения соответствующих СЭ (нервных клеток). Это возбуждение может суммироваться с предшествовавшими или одновременными воздействиями [2]. При превышении интенсивности возбуждения некоторого порога генерируется импульс.

Поведение множества СЭ зависит от внешнего стимула и от воздействия центральных и локальных обратных связей. Воспользуемся гипотезой о том, что множество СЭ может быть подвозбуждено или подторможено приложением эфферентного воздействия со старшего уровня вследствие эхо-активности или процессов центрального порядка. Такое активное возбуждение (В) или торможение (Т) вместе с воздействием стимула определяет суммарное состояние множеств СЭ, представляемое распределением вероятностей их срабатываний. На каждый СЭ влияет не только прямое и обратное воздействие, но и местное, латеральное, которое определяет влияние срабатывания одного СЭ на другой, близлежащий.

Латеральное воздействие, как и обратное, характеризуется кривой распределения $f(r)$ (рис. 1). Она показывает распределение интенсивности J в зависимости от значения r связи (в нашем примере r соответствует расстоянию) между первичным и вторичным элементами. Вероятность срабатывания СЭ, вызванная вторичной активностью, однозначно соответствует $J(r)$ для всех допустимых значений r .

Изменение латерального воздействия может выражаться в перемене знака воздействия, в уменьшении или увеличении средней интенсивности \bar{J} и степени распространения $\sigma(r)$, т. е. временно или пространственной инерционности. Всеми указанными видами модификации латерального взаимодействия управляют перцептивные звенья старшего функционального уровня — операторы $D(r)$

Наиболее интересным представляется свойство $D(r)$ управлять знаком взаимодействия СЭ. Конкретным результатом этой формы деятельности служит, например, возникновение и оперативная работа I -сетчатки и E -сетчатки соответственно с возбуждающими и тормозными связями [3]. Возможна как жесткая организация униполярных связей, так и последовательное использование связей с разными знаками. В принципе допустимо одновременное стимулирование развития и B -, и T -взаимодействия сенсорных элементов слоя. В данном случае необходима работа двух операторов — $D(r^+)$ и $D(r^-)$. Остановимся на этом аккордном виде работы операторов.

Представим, что от одной точки плоскости, т. е. от одного первичного СЭ, одновременно распространяется V и T латеральное воздействие, обусловленное параллельной работой операторов $D(r^+)$ и $D(r^-)$. Если средние интенсивности $\bar{J}(r^+)$ и $\bar{J}(r^-)$ возбуждения и торможения одинаковы, как и их распространяемость $\sigma(r^+)$ и $\sigma(r^-)$ на плоскости, то интегральный результат равен нулю. При различных значениях $\sigma(r^+)$ и $\sigma(r^-)$ и одинаковых $\bar{J}(r^+)$ и $\bar{J}(r^-)$ результирующая зона воздействия будет разделена на центральную и периферическую части с разными знаками. В одной части будет преобладать возбуждение, в другой — торможение (рис. 2). Кривая ΔJ на этом рисунке показывает в одном измерении распределение суммарной интенсивности взаимодействия. Вторич-

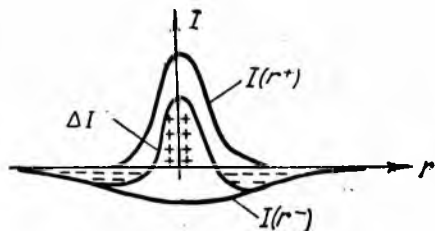


Рис. 2. Суперпозиция возбуждающего и тормозящего взаимодействия сенсорных элементов при $\bar{r} = \text{const}$, $\sigma(r) \neq \text{const}$, $\bar{I}(r^+) = \bar{I}(r^-)$.

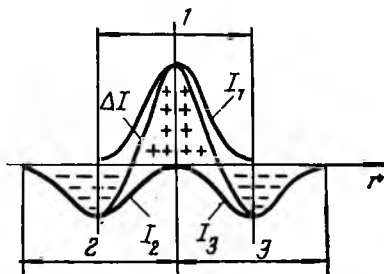


Рис. 3. Суперпозиция возбуждающего и тормозящего взаимодействия сенсорных элементов при $\sigma(r) = \text{const}$, $\bar{r} \neq \text{const}$, $\bar{I}(r^+) = 2\bar{I}(r^-)$.

ные СЭ, близкие к первичному, будут подвозбуждаться (зона суммации), более далекие — тормозиться. Существование зоны суммации и тормозной зоны неоспоримо. Полезность такой организации взаимодействия СЭ тоже известна (подчеркивание контрастов, снижение избыточности стимула, декорреляции [3, 4], повышение метрической чувствительности ЗС).

Подобная картина наблюдается и при получении результирующей кривой ΔJ путем наложения V - и T -активностей соседних участков. На рис. 3 изображена ΔJ при латеральном возбуждении участка 1 и латеральном торможении участков 2, 3.

Указанные закономерности являются общими. Они справедливы для разных видов метрических и модальных характеристик принимаемого сигнала, а также для различных функциональных уровней. В частности, они отмечаются при анализе пространственных и временных параметров сигнала. В последнем случае ось абсцисс на рис. 2 будет соответствовать временной координате параллельного развития двух процессов с разной инерционностью и различным знаком, а рис. 3 будет показывать последовательность трех актов актуализации, следующих с задержкой времени. При обоих процессах периоду возбуждения (временная зона

суммации) будет предшествовать период торможения, а вслед за возбуждением снова станет развиваться и спадать волна торможения.

Аналогичные принципы используются также в слуховой системе [5]. Здесь аппарат отрицательной взаимоиндукции применяется для повышения чувствительности рецепторных звеньев, в целях обострения резонансной кривой при частотном анализе звуковых сигналов.

В данной работе описаны лишь общие закономерности условно вероятностных форм перцептивной деятельности зрения. Конкретные особенности этой деятельности применительно к каждому функциональному уровню ЗС требуют специального рассмотрения.

ЛИТЕРАТУРА

1. К л е в ц о в В. П. Моделирование статистических форм перцептивной деятельности зрительной системы. I, II.— В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков, 1974. с. 11—27.
2. Э к к л з Дж. Физиология нервных клеток. М., ИЛ, 1959. 298с.
3. Г л е з е р В. Д. Механизмы опознания зрительных образов. М.—Л. «Наука», 1966. 204с.
4. Л е б е д е в Д. С., Ц у к к е р м а н И. И. Телевидение и теория информации. М.—Л., «Энергия», 1965. 220с.
5. Л а б у т и н В. К., М о л ч а н о в А. П. Слух и анализ сигналов. М. «Энергия», 1967. 96с.

УДК 62.506.2

В. А. БАХТИГОЗИН, В. Г. ЧЕРВОВ, канд. биол. наук

ОБРАБОТКА ПРОСТРАНСТВЕННЫХ СИГНАЛОВ В ЗРИТЕЛЬНОМ АНАЛИЗАТОРЕ ЛЯГУШКИ

Зрительный анализатор животных представляет собой систему оптимальной фильтрации пространственных сигналов, поступающих на ее вход. Функцию оптимального фильтра в этом анализаторе выполняют рецептивные поля высших уровней анализатора определяющие поведение животного.

Электрофизиологические исследования сетчатки позволяют изучить структуру и некоторые характеристики рецептивных полей, из которых формируются рецептивные поля высших отделов зрительного анализатора. Психофизические опыты выявляют связь частоты появления определенной поведенческой реакции с величиной и формой предъявляемых стимулов, их контрастом по отношению к фону, скоростью перемещения стимула в поле зрения. Частоту появления определенной поведенческой реакции можно принять пропорциональной отношению сигнал/шум на выходе оптимального фильтра, который состоит из рецептивных полей

высших отделов зрительного анализатора, определяющих поведенческую реакцию животного. Если известны функции влияния рецептивных полей сетчатки, то для них можно получить зависимость отношения сигнал/шум на выходе поля от размеров стимула. Сравнение этих зависимостей для рецептивных полей сетчатки и сложных рецептивных полей высших отделов зрительного анализатора позволяет представить схему соединения слоев нейронов сетчатки посредством промежуточных слоев нейронов в единое рецептивное поле.

При исследовании структуры сложного рецептивного поля необходимо учитывать соотношение размеров исходных рецептивных полей сетчатки и размеров сложного рецептивного поля. Дифференциальные свойства функции влияния сложного рецептивного поля в основном определяются свойствами рецептивных полей сетчатки, где имеется достаточное количество тормозных нейронов (горизонтальные и амакриновые клетки). Кроме того, исходя из условий оптимизации процессов фильтрации сигналов в многослойных нейронных сетях, следует учитывать, что число последовательно соединенных слоев нейронов в сложном рецептивном поле должно быть минимальным для выполнения данной функции, так как при увеличении числа слоев возрастает количество источников внутренних шумов нейронной сети и ухудшается качество фильтрации шумов, поступающих на вход системы с полезным сигналом.

Определив по морфологическим данным общую схему соединения рецепторов и нейронных слоев в сложный фильтр, с учетом всех ограничений, указанных в [1], составим систему уравнений, описывающих оптимальную фильтрацию входного изображения в зрительном тракте. Решая такую систему уравнений для известных корреляционных функций шумов и известного оптимального входного сигнала, находим функции влияния связей между нейронными слоями зрительного тракта [1].

Квазистатистические свойства рецептивных полей зрительного анализатора лягушки

Как показывают морфологические исследования [2, 3], зрительный анализатор лягушки по сравнению со зрительными анализаторами других животных значительно менее дифференцирован. В нем различают всего два уровня обработки зрительной информации: сетчатка глаза и *Tectum opticum*. Сетчатка состоит из трех слоев клеток: рецепторных, биполярных и ганглиозных. Горизонтальные и амакриновые клетки осуществляют горизонтальные тормозные связи между слоями. По данным Грюссера [2], в сетчатке глаза лягушки можно выделить четыре класса рецептивных полей. Рецептивные поля сетчатки, как правило, состоят из центральной возбуждающей зоны (ЦВЗ) и периферической тормозной зоны (ПТЗ). Классы рецептивных полей сетчатки отличаются разме-

Классы	I	II	III	IV
Диаметр ЦВЗ	2—3°	2,5—4°	4—6°	Около 10
Диаметр ПТЗ	5—6°	6—10°	10—12°	Около 1
Оптимальная величина стимула	2—3°	3—5°	6—8°	Около 1

рами зон возбуждения и торможения и соответственно размерами стимула, вызывающего максимум реакции (табл. 1).

Обработка зрительной информации, начатая в нейронных слоях сетчатки глаза лягушки, заканчивается в *Tectum opticum*. Здесь обнаружены нейроны с рецептивными полями, имеющими значительно большие размеры по сравнению с рецептивными полями сетчатки. У одной группы нейронов отмечается максимум реакции на движущиеся белые или темные стимулы с угловыми размерами 10—15°. Другая группа лучше всего реагирует на стимулы с угловыми размерами 50° и более.

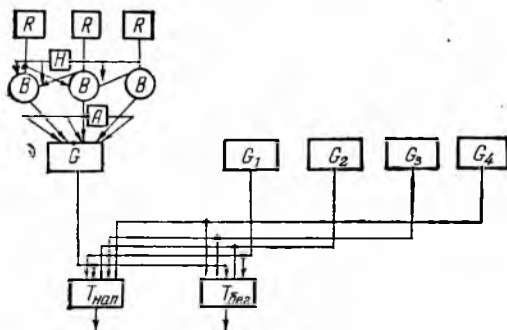


Рис. 1.

ных движущихся объектов, угловые размеры которых превышают 15—20°. Естественно предполагать, что поведенческую реакцию «нападение на добычу» определяют нейроны первой группы, а нейроны второй группы связаны с поведенческой реакцией «бегство от врага».

Предполагаемая схема соединения рецептивных полей нейронов сетчатки типа G_1 , G_2 , G_3 , G_4 в более сложные поля нейронов *Tectum opticum* ($T_{\text{нап}}$, $T_{\text{бег}}$) лягушки изображена на рис. 1. На рисунке показаны также связи рецепторов (R), биполярных (B), горизонтальных (H) и амакриновых (A) клеток в рецептивном поле ганглиозной клетки (G) сетчатки [2].

Математическое описание процессов фильтрации оптических сигналов в зрительном анализаторе лягушки

Подпороговая реакция $P(x, y)$ рецептивного поля любой сложности на входной сигнал $I(x, y)$ описывается известным уравнением [1]

$$P_i(x, y) = \iint_{R^2} I(x', y') G_i(x - x', y - y') dx' dy', \quad (1)$$

где $G_i(x - x', y - y')$ — функция влияния рецептивного поля.

Для рецептивного поля сетчатки как для оптимального согласованного фильтра можно записать соотношение, связывающее корреляционную функцию шума $\text{сог } \eta(x, y)$, функцию влияния фильтра $G(x, y)$ и полезный сигнал $S(x, y)$ [4]:

$$\begin{aligned} \iint_{R^2} G(x' - x'', y' - y'') \text{сог } \eta(x - x'', y - y'') dx'' dy'' = \\ = S(x - x', y - y'). \end{aligned} \quad (2)$$

В частотной области этому соотношению соответствует выражение

$$g(\omega_x, \omega_y) \text{сог } \eta(\omega_x, \omega_y) = s(\omega_x, \omega_y). \quad (3)$$

Реальные оптические сигналы, функции влияния конкретных рецептивных полей и корреляционные функции реальных шумов имеют ограниченные размеры и конечную полосу частот собственного спектра. В математической модели это условие описывается умножением некоторой основной функции A_S, A_G, A_K на ограничивающую обобщенную функцию медленного роста $\bar{A}_S, \bar{A}_G, \bar{A}_K$ и сверткой этого произведения со второй обобщенной функцией медленного роста $\tilde{A}_S, \tilde{A}_G, \tilde{A}_K$:

$$\begin{aligned} S(x, y) &= [A_S(x, y) \bar{A}_S(x, y)] * \tilde{A}_S(x, y); \\ G_i(x, y) &= [A_G(x, y) \bar{A}_G(x, y)] * \tilde{A}_G(x, y); \\ K(x, y) &= \text{сог } \eta(x, y) = [A_K(x, y) \bar{A}_K(x, y)] * \tilde{A}_K(x, y). \end{aligned} \quad (4)$$

Возьмем в качестве ограничивающих функций $\bar{A}_S, \bar{A}_G, \bar{A}_K$ спадающие экспоненты со своими множителями:

$$\begin{aligned} S(x, y) &= [A_S(x, y) \bar{A}_S(x, y)] * \frac{\alpha_S}{\pi} e^{-\alpha_S(x^2+y^2)}; \\ G(x, y) &= [A_G(x, y) \bar{A}_G(x, y)] * \frac{\alpha_G}{\pi} e^{-\alpha_G(x^2+y^2)}; \\ K(x, y) &= [A_K(x, y) \bar{A}_K(x, y)] * \frac{\alpha_K}{\pi} e^{-\alpha_K(x^2+y^2)}. \end{aligned} \quad (5)$$

В спектральной области этим выражениям соответствуют уравнения

$$\begin{aligned} s(\omega_x, \omega_y) &= [a_s(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_s(\omega_x, \omega_y)] e^{-\frac{\omega_x^2 + \omega_y^2}{4\alpha_s}}; \\ g(\omega_x, \omega_y) &= [a_g(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_g(\omega_x, \omega_y)] e^{-\frac{\omega_x^2 + \omega_y^2}{4\alpha_g}}; \\ k(\omega_x, \omega_y) &= [a_k(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_k(\omega_x, \omega_y)] e^{-\frac{\omega_x^2 + \omega_y^2}{4\alpha_k}}. \end{aligned} \quad (6)$$

Если уравнения системы (6) подставим в соотношение (3), то получим два важных равенства

$$\frac{1}{\alpha_s} = \frac{1}{\alpha_g} + \frac{1}{\alpha_k}; \quad (7)$$

$$\begin{aligned} [a_s(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_s(\omega_x, \omega_y)] &= [a_g(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_g(\omega_x, \omega_y)] \times \\ &\times [a_k(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_k(\omega_x, \omega_y)]. \end{aligned} \quad (8)$$

Из (7) следует, что оптимальный стимул для данного рецептивного поля по своим размерам превышает носитель функции влияния рецептивного поля и корреляционной функции шума.

В работе [5] предложены математические модели, описывающие функции влияния рецептивных полей сетчатки глаза лягушки. Любая из них представляет собой разность двух экспонент, соответствующих возбуждающему и тормозящему влияниям нейрона на окружающую его группу нейронов, и аппроксимирует лапласиан от двумерной δ -функции, например:

$$G(x, y) = B_1 \exp[-\beta_1^2(x^2 + y^2)] - B_2 \exp[-\beta_2^2(x^2 + y^2)]. \quad (9)$$

Такой функции влияния соответствует частотная характеристика фильтра, имеющая вид

$$g(\omega_x, \omega_y) = B_1 \frac{\pi}{\beta_1^2} \exp\left[-\frac{\omega_x^2 + \omega_y^2}{4\beta_1^2}\right] - B_2 \frac{\pi}{\beta_2^2} \exp\left[-\frac{\omega_x^2 + \omega_y^2}{4\beta_2^2}\right]. \quad (10)$$

Эту частотную характеристику можно представить также в виде произведения двух сомножителей:

$$g(\omega_x, \omega_y) = \left\{ B_1 \frac{\pi}{\beta_1^2} - B_2 \frac{\pi}{\beta_2^2} \left[\frac{(\beta_1^2 - \beta_2^2)(\omega_x^2 + \omega_y^2)}{4\beta_1^2\beta_2^2} \right] \right\} \exp\left[-\frac{\omega_x^2 + \omega_y^2}{4\beta_1^2}\right]. \quad (11)$$

Из сравнения последнего выражения с выражением для частотной характеристики фильтра (6) следует

$$\alpha_g = \beta_1^2; \quad (12)$$

$$a_g(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_g(\omega_x, \omega_y) = B_1 \frac{\pi}{\beta_1^2} - B_2 \frac{\pi}{\beta_2^2} \left[\frac{(\beta_1^2 - \beta_2^2)(\omega_x^2 + \omega_y^2)}{4\beta_1^2\beta_2^2} \right]. \quad (13)$$

Подставим (13) в (8):

$$a_s(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_s(\omega_x, \omega_y) = \left\{ B_1 \frac{\pi}{\beta_1^2} - B_2 \frac{\pi}{\beta_2^2} \left[\frac{(\beta_1^2 - \beta_2^2)(\omega_x^2 + \omega_y^2)}{4\beta_1^2\beta_2^2} \right] \right\} \times \\ \times [a_k(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_k(\omega_x, \omega_y)]. \quad (14)$$

Из уравнений (14) и (6) для заданных параметров полезного сигнала получим описание шума, на подавление которого настроен фильтр:

$$a_k(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_k(\omega_x, \omega_y) = \frac{a_s(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_s(\omega_x, \omega_y)}{B_1 \frac{\pi}{\beta_1^2} - B_2 \frac{\pi}{\beta_2^2} \left[\frac{(\beta_1^2 - \beta_2^2)(\omega_x^2 + \omega_y^2)}{4\beta_1^2\beta_2^2} \right]}; \quad (15)$$

$$k(\omega_x, \omega_y) = \frac{a_s(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_s(\omega_x, \omega_y) e^{-\frac{\omega_x^2 + \omega_y^2}{4\alpha_k}}}{B_1 \frac{\pi}{\beta_1^2} - B_2 \frac{\pi}{\beta_2^2} \left[\frac{(\beta_1^2 - \beta_2^2)(\omega_x^2 + \omega_y^2)}{4\beta_1^2\beta_2^2} \right]}. \quad (16)$$

Полезный сигнал для рецептивных полей сетчатки зрительного анализатора лягушки может быть представлен в виде точки в пространстве, размытой в пятно, и описан неоднородным преобразованием пространственной δ -функции:

$$S(x, y) = \frac{1}{\alpha_s} \delta(x, y) * \frac{\alpha_s}{\pi} e^{-\alpha_s(x^2 + y^2)}. \quad (17)$$

Спектр такого полезного сигнала имеет вид

$$s(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{\alpha_s} e^{-\frac{\omega_x^2 + \omega_y^2}{4\alpha_s}}, \quad (18)$$

откуда следует

$$\alpha_s(\omega_x, \omega_y) * \bar{a}_s(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{\alpha_s}. \quad (19)$$

Подставляя (19) в (16), получаем

$$k(\omega_x, \omega_y) = \frac{\frac{1}{\alpha_s} e^{-\frac{\omega_x^2 + \omega_y^2}{4\alpha_k}}}{B_1 \frac{\pi}{\beta_1^2} - B_2 \frac{\pi}{\beta_2^2} \left[\frac{(\beta_1^2 - \beta_2^2)(\omega_x^2 + \omega_y^2)}{4\beta_1^2\beta_2^2} \right]}. \quad (20)$$

Обратное преобразование Фурье с учетом ряда некоторых допущений даст выражение для корреляционной функции шума в полярных координатах:

$$K(\rho) = \frac{1}{\alpha_s} e^{-\alpha_k \rho^2} \left[\frac{\alpha_k \beta_1^2}{\pi^2 B_1} + \frac{\beta_1^2 \sqrt{\psi}}{2B_1 \lambda \sqrt{\pi}} e^{\frac{k^2}{8\psi}} K_0\left(\frac{k^2}{8\psi}\right) \right], \quad (21)$$

где

$$\lambda = \frac{\beta_1^2 - \beta_2^2}{4\beta_1^2\beta_2^2};$$

$$k^2 = \frac{B_1\beta_2^2 - B_2\beta_1^2}{B_2\beta_1^2\lambda};$$

$$\psi = \frac{1}{4\alpha + \frac{1}{\alpha_k}};$$

$K_0(k\rho)$ — функция Кельвина.

Корреляционная функция шума представляет собой экспоненту с амплитудой, равной сумме двух слагаемых.

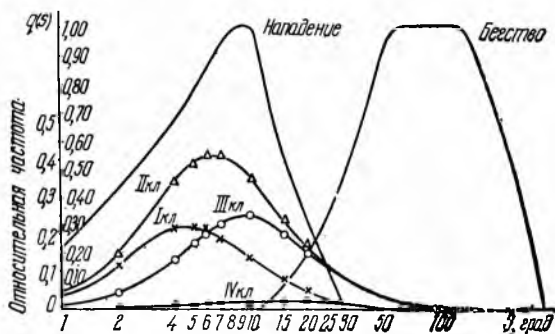


Рис. 2.

Радиус корреляции оптимального шума для рецептивных п различного класса определяем на уровне $K(\rho) = 0,1 K(\rho)_{\max}$:

$$e^{-\alpha_k \rho_k^2} = 0,1,$$

откуда

$$\rho_{\text{кор}} = \sqrt{\frac{-\ln 0,1}{\alpha_k}}.$$

По табл. 1 для каждого из четырех классов рецептивных по сетчатки находим коэффициенты спада экспонент β_1^2 и β_2^2 . рис. 2 следует, что максимум реакции «нападение на жертву» им место для стимулов с угловыми размерами 10° , а максимум ре ции «бегство от опасности» приходится на стимулы, имеющие уг вые размеры $50 - 100^\circ$. Этим размерам соответствуют коэффициен спада $\alpha_s^{\text{нап}}$ $\alpha_s^{\text{бег}}$ экспонент, аппроксимирующих стимул-жертву стимул-опасность. Из уравнения (7) вытекает, что

$$\alpha_z = \frac{\alpha_s}{1 - \frac{\alpha_s}{\alpha_G}}.$$

Таблица 2

Коэффициент	Классы			
	I	II	III	IV
$\beta_1^a = \alpha_G$	0,625	0,53	0,177	0,041
β_2^a	0,256	0,092	0,064	0,0375
$\alpha_s^{\text{нап}}$	0,092			
$\alpha_s^{\text{бег}}$	0,0037—0,0009			
$\alpha_k^{\text{нап}}$	0,107	0,112	0,191	—
$\alpha_k^{\text{бег}}$	0,0037— 0,0009	0,0037— 0,0009	0,0038— 0,0009	0,0044— 0,0009
$\rho_{\text{кор}}^{\text{нап}}$	4,65	4,5	4,4	—
$\rho_{\text{кор}}^{\text{бег}}$	25—50	25—50	25—50	23,5—50

Полученные результаты представлены в табл. 2.

Из табл. 2 видно, что как для агрессивного поведения, когда стимул соизмерим с размерами рецептивных полей сетчатки, и для поведения бегства, когда стимул значительно больше рецептивных полей сетчатки, размер области корреляции помех $d_{\text{кор}} = \rho_{\text{кор}}$ вдвое меньше размеров оптимального стимула, вызывающего первую или вторую реакции поведения. В процессе экспериментов установлено [3], что лягушка выбирает охотнее в качестве жертвы объект, движущийся в окружении мелких, а не равных между собой по размерам объектов.

На рис. 1 представлена блок-схема соединения нейронных слоев сетчатки и *Testum opticum* в зрительном анализаторе лягушки. Для уточнения структуры сложных рецептивных полей, выходные нейроны которых определяют поведение лягушки, найдем зависимости отношения сигнал/шум на выходе простейших фильтров — рецептивных полей сетчатки — от размеров стимула. Отношение сигнал/шум считаем по мощности:

$$q(\vec{x}) = \frac{\vec{W}_s(\vec{x})}{\vec{W}_N(\vec{x})} = \frac{[S(x, y) * G(x, y)]^2}{W_N(x, y)} =$$

$$= \frac{\left[\frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s(\omega_x, \omega_y) g(\omega_x, \omega_y) e^{i(x\omega_x + y\omega_y)} d\omega_x d\omega_y \right]^2}{\frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} k(\omega_x, \omega_y) [g(\omega_x, \omega_y)]^2 d\omega_x d\omega_y} \quad (25)$$

Для осесимметрических сигналов и систем это отношение можно записать в полярных координатах

$$q(\rho) = \frac{\left[\int_0^{\infty} s(\omega_\rho) g(\omega_\rho) J_0(\rho\omega_\rho) \omega_\rho d\omega_\rho \right]^2}{2\pi \int_0^{\infty} k(\omega_\rho) [g(\omega_\rho)]^2 \omega_\rho d\omega_\rho} \quad (26)$$

В уравнение (26) вместо $g(\omega_\rho)$, $s(\omega_\rho)$, $k(\omega_\rho)$ подставим их выражения (11), (17), (20) и после всех преобразований и упрощений получим выражение для отношения сигнал/шум в функции от размеров стимула S :

$$q(S) = B \left[\frac{1}{1 + \frac{9,2}{\beta_1^2 S^2}} - \frac{1}{1 + \frac{9,2}{\beta_2^2 S^2}} \right], \quad (27)$$

где $B = \text{const}$ не зависит от S .

На рис. 2 построены функции $q(S)$ для четырех классов рецептивных полей сетчатки. На том же рисунке для сравнения нанесена среднестатистическая зависимость частоты появления реакций «бегство» и «нападение» от величины стимула [2]. Как видно из рис. 2, величина стимула, вызывающего у лягушки максимум частоты появления реакции «нападение», соизмерима с величинами стимулов, дающих максимум реакций выходных нейронов рецептивных полей четырех классов сетчатки. Это позволяет представить отношение сигнал/шум на выходе сложных рецептивных полей первой группы нейронов *Tectum opticum*, управляющих поведением лягушки, в виде линейной комбинации реакций рецептивных полей сетчатки:

$$Q(S) = \sum_{i=1}^4 c_i q_i(S). \quad (28)$$

Для получения коэффициентов c_1 , c_2 , c_3 , c_4 составим четыре уравнения, соответствующие четырем размерам стимула, например $S = 5$; 7; 10; 15°:

$$\begin{aligned} 0,218c_1 + 0,392c_2 + 0,176c_3 + 0,009c_4 &= 0,77; \\ 0,187c_1 + 0,412c_2 + 0,225c_3 + 0,013c_4 &= 0,915; \\ 0,14c_1 + 0,35c_2 + 0,252c_3 + 0,017c_4 &= 1,0; \\ 0,08c_1 + 0,235c_2 + 0,2c_3 + 0,002c_4 &= 0,53. \end{aligned} \quad (29)$$

Решение системы дает $c_1 = 1,9278$, $c_2 = -1,9437$, $c_3 = 8,57$, $c_4 = -44,0724$, и уравнение (28) можно переписать в виде

$$Q(S) = 1,9278 q_1 - 1,9437 q_2 + 8,57 q_3 - 44,0724 q_4. \quad (30)$$

В соответствии с этими коэффициентами функцию влияния сложного рецептивного поля представим в виде линейной комбинации функций влияния рецептивных полей сетчатки:

$$\begin{aligned} G^{\text{нап}}(\rho) &= \sum_{i=1}^4 c_i G_i(\rho) = \sum_{i=1}^4 c_i (\beta_1^2 e^{-\beta_1^2 \rho^2} - \beta_2^2 e^{-\beta_2^2 \rho^2}) = \\ &= 1,2048 e^{-0,625 \rho^2} - 0,4935 e^{-0,256 \rho^2} - 1,03 e^{-0,53 \rho^2} + \\ &+ 0,1788 e^{-0,092 \rho^2} + 1,5168 e^{-0,177 \rho^2} - 0,5484 e^{-0,064 \rho^2} - \\ &- 1,807 e^{-0,041 \rho^2} + 1,6527 e^{-0,0375 \rho^2}. \end{aligned}$$

Рецептивные поля Tectum opticum, определяющие агрессивную реакцию лягушки на объект небольших размеров, по своим геометрическим параметрам близки к рецептивным полям сетчатки

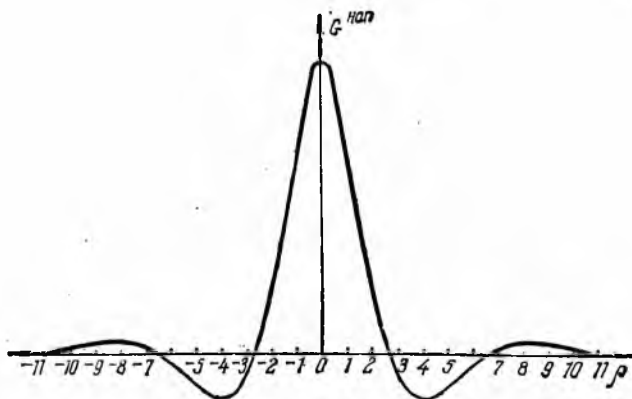


Рис. 3.

третьего класса, однако отличаются от них дополнительными зонами возбуждения и торможения (рис. 3).

Из рис. 2 следует также, что стимулы, вызывающие максимум частоты появления у лягушки реакции «бегство», по размерам намного превосходят стимулы, оптимальные для рецептивных полей сетчатки. В этом случае для построения сложного рецептивного поля недостаточно простого суммирования функций влияния рецептивных полей сетчатки. Определение структуры такого рецептивного поля и описание его математической модели представляют собой самостоятельную задачу и являются предметом отдельного рассмотрения.

ЛИТЕРАТУРА

- 1 Бахтигозин В. А. Обработка зрительных сигналов в биологических и технических системах.— В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков, 1974, с. 64—74.
- 2 Grüsser O. J., Grüsser-Cornehlis U. Die Informationsverarbeitung im visuellen System des Frosches.— «Kybernetik», 1968. Bd VI, H3, S. 331—360.
3. Что сообщает глаз лягушки мозгу лягушки. — В кн.: Электроника и кибернетика в биологии и медицине. М., 1963, с. 211—239. Авт.: Дж. Леттвин, Г. Маттурана, У. Мак-Каллок, У. Питтс.
4. Измерение радиотепловых и плазменных излучений в СВЧ диапазоне. М., «Сов. радио», 1968. 390с. Авт.: А. Е. Башаринов, Л. Т. Тучков, В. М. Поляков, Н. И. Ананов.
5. Зозуля Ю. И., Червов В. Г., Бугай Ю. П. Математические модели детекторов сетчатки глаза лягушки.— В сб.: Проблемы бионики. Вып. 4. Харьков, 1970, с. 16—22.

УДК 62.506.2

С. Ф. КАЦАЛАП

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ФУНКЦИОНАЛЬНЫХ СВОЙСТВ НЕЙРОННЫХ СТРУКТУР, ЧУВСТВИТЕЛЬНЫХ К ДВИЖЕНИЮ

Изучение зрительного анализатора показывает, что в его различных отделах имеются нейронные структуры, избирательно реагирующие на те или иные пространственно-временные сигналы. Среди этих структур важное место занимают нейроны, чувствительные преимущественно к движущимся стимулам,— так называемые детекторы движения [1—4]. В процессе исследований рецептивных полей детекторов движения установлено, что реакция одних детекторов не зависит или слабо зависит от направления движения стимула в рецептивном поле, в то время как в других детекторах наблюдается максимальная реакция при движении стимула через рецептивное поле только в определенном (предпочтительном) направлении. Движение стимула в противоположном (нулевом) направлении вызывает отрицательную реакцию либо не вызывает ее вообще. Отклонение от предпочтительного направления приводит к уменьшению реакции, а при движении стимула через рецептивное поле в направлении, перпендикулярном к предпочтительному направлению, возникает минимальная реакция.

В настоящее время разработан ряд математических моделей [5, 6] и технических систем, эмулирующих поведение детекторов движения и детекторов направленного движения [7—9]. Однако в существующих математических моделях рассматривается в основном поведение отдельных нейронных структур, поэтому такие модели описывают только частные механизмы пространственно-временной фильтрации сигналов.

В данной работе предлагаются модели детекторов движения детекторов направленного движения. При этом задача о пространственно-временной фильтрации рассматривается в более общем плане, что позволяет подойти к разработке конкретных алгоритмов этой задачи и сопоставить математические модели нейронных структур с предложенными функциональными.

Теоретическое исследование детектора движения целесообразно начать с описания одномерной модели.

Пусть имеется неподвижный стимул, который соответствует одному сигналу $I(x)$, заданному на интервале $[a, b]$. При движении стимула соответствующий входной сигнал $I[x + s(t)]$ будет задан на интервале $[a + s(t), b + s(t)]$, где $s(t)$ — закон движения стимула.

Дифференцирование входного сигнала во времени позволяет написать соотношение

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial s}{\partial t}. \quad (1)$$

(1) можно определить скорость движения стимула

$$\frac{\partial s}{\partial t} = \frac{\frac{\partial I}{\partial t}}{\frac{\partial I}{\partial x}}. \quad (2)$$

Анализ (2) показывает, что в результате движения стимула в направлении уменьшения значения координаты x величина $\frac{\partial s}{\partial t}$ принимает положительное значение, а при движении в противоположном направлении — отрицательное. Если стимул неподвижен, $\frac{\partial s}{\partial t}$ является равным нулю. Чтобы реакция модели не зависела от направления, достаточно в (2) использовать модульное преобразование

$$R(t) = \left| \frac{\frac{\partial I}{\partial t}}{\frac{\partial I}{\partial x}} \right|. \quad (3)$$

Преобразования (2) и (3) целесообразно использовать в модели и необходимости измерить скорость движущегося стимула. Однако для ряда задач достаточно лишь выделить движущиеся стимулы на фоне неподвижных. В этом случае реакцию модели следует выделять из выражений

$$R_1(t) = k \frac{\partial I}{\partial t}; \quad (4)$$

$$R_2(t) = k \left| \frac{\partial I}{\partial t} \right|, \quad (5)$$

где k — коэффициент пропорциональности.

В дальнейшем будет показано, что уравнения (4), (5) справедливы также для двумерной и трехмерной моделей. Выражение (4) соответствует реакции элемента on-типа, а (5) — реакции элемента on-off-типа. Соотношения (4), (5) могут быть представлены в интегральном виде

$$R_1(t) = k \int_{-\infty}^t I(t_0) \delta'(t - t_0) dt_0;$$

$$R_2(t) = k \left| \int_{-\infty}^t I(t_0) \delta'(t - t_0) dt_0 \right|,$$

где $\delta'(t - t_0)$ — первая производная от δ -функции Дирака.

Из равенства (6) или (7) вытекает, что функция $g(t - t_0)$, аппроксимирующая $\delta'(t - t_0)$, должна удовлетворять условию

$$\int_{-\infty}^t g(t - t_0) dt_0 = 0 \text{ при } t \rightarrow \infty,$$

которое обеспечивает выделение движущихся объектов на фоне неподвижных. Степень приближения аппроксимирующей функции будет влиять на длительность переходного процесса: чем точнее аппроксимация, тем короче переходный процесс.

Рассмотрим двумерную модель детектора движения.

Пусть имеется неподвижный стимул, который соответствует в двумерном пространстве сигналу $I(x, y)$, заданному на области $\Phi(x, y)$. При движении стимула соответствующий сигнал $I[x + s_1(t), y + s_2(t)]$ будет задан на области $\Phi[x + s_1(t), y + s_2(t)]$, где $s_1(t)$, $s_2(t)$ — закон движения стимула по направлению осей x и y соответственно.

Дифференцирование входного сигнала во времени приводит к соотношению

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial s_1}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial s_2}{\partial t}.$$

После дифференцирования (9) по переменной x получим

$$\frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x} = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial s_1}{\partial t} + \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} \frac{\partial s_2}{\partial t}.$$

Решая совместно (9), (10), можно определить составляющие скорости движения по осям x и y :

$$\frac{\partial s_1}{\partial t} = \frac{\frac{\partial I}{\partial t} \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} - \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x} \frac{\partial I}{\partial y}}{\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial x} - \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial I}{\partial y}};$$

$$\frac{\partial s_2}{\partial t} = \frac{\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x} - \frac{\partial I}{\partial t} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2}}{\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} - \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2}}.$$

учетом (11), (12) найдем скорость движения стимула

$$v = \left| \sqrt{\left(\frac{\partial s_1}{\partial t}\right)^2 + \left(\frac{\partial s_2}{\partial t}\right)^2} \right| = \left| \frac{\sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial t} \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} - \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x} \frac{\partial I}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x} - \frac{\partial I}{\partial t} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2}\right)^2}}{\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} - \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2}} \right|. \quad (13)$$

Таким образом, если реакция нейронной структуры пропорциональна скорости движущегося в рецептивном поле стимула, то ее можно описать с помощью выражения (13). Такая нейронная структура позволяет измерять скорость движения стимула. Если необходимо лишь выделить движущиеся объекты на фоне неподвижных, то на основании анализа уравнения (13) реакция соответствующей структуры определяется, как и для одномерной модели, формулами (4), (5). Поэтому дальнейшее исследование двумерной модели изотропного детектора движения сводится к одномерной.

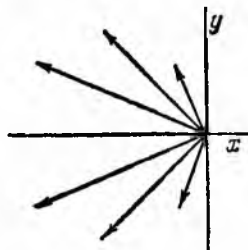
Свойства детектора направленного движения становятся очевидными в результате анализа выражения (11), которое определяет составляющую скорости, направленную по оси x . Следовательно, если стимул движется в направлении, перпендикулярном к оси x , т.е. параллельно оси y , то выражение (11) принимает нулевое значение. Изменение направления движения стимула на противоположное приводит к изменению знака в уравнении (11). Движение стимула, параллельное оси x , вызывает в направлении уменьшения значения координаты максимальное, а в противоположном — минимальное значение (11). Величина $\frac{\partial s_1}{\partial t}$ в зависимости от направления движения стимула определяется соотношением

$$\frac{\partial s_1}{\partial t} = v \cos \alpha = \frac{\frac{\partial I}{\partial t} \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} - \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x} \frac{\partial I}{\partial y}}{\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} - \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial I}{\partial y}}, \quad (14)$$

где v — скорость движения стимула, определяемая из формулы (13) — угол между осью x и направлением движения стимула.

Зависимость реакции от направления движения стимула показана на рисунке. Применение модульной операции позволяет сделать оператор (11) нечувствительным к изменению на противоположное направление движения стимула:

$$R(t) = \left| \frac{\frac{\partial I}{\partial t} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} - \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x} \frac{\partial I}{\partial y}}{\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} - \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial I}{\partial y}} \right|. \quad (15)$$



Если ставится задача о выделении стимулов, движущихся в определенном направлении, то при этом не следует измерять скорости их движения. Для решения этой задачи достаточно воспользоваться оператором

$$R(t) = \frac{\partial I}{\partial t} \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} - \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x} \frac{\partial I}{\partial y}.$$

Выражение (16) можно представить в интегральном виде

$$R(t) = \int_{-\infty}^t \dot{\delta}'_t(t-t_0) I(t_0) dt_0 \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \delta''_{xy}(x-x_0, y-y_0) \sqrt{I(x_0, y_0)} dx_0 dy_0 - \int_{-\infty}^t \int_{-\infty}^{\infty} \delta''_{tx}(t-t_0, x-x_0) I(t_0, x_0) dt_0 dx_0 \int_{-\infty}^{\infty} \delta''_{ty}(y-y_0) I(y_0) dy_0,$$

где δ'_t , δ''_{xy} , δ''_{tx} , δ''_{ty} — аппроксимации соответствующих производных функции.

Для усиления дирекционной чувствительности к оператору (11), (16), (17) можно использовать преобразование, возведенное в степень. В случае четной степени реакция оператора будет максимальной при движении стимула в прямом и противоположном направлениях. При нечетной степени изменение направления движения стимула на противоположное приводит к перемене знака реакции.

Существуют нейронные структуры, которые реагируют инвариантно на изменение скорости стимула, движущегося в рецептивном поле, и слабо — при прямолинейном движении в рецептивном поле стимула с постоянной скоростью. К таким структурам относятся «нейроны тождества», обнаруженные в зрительной коре лягушки [4]. Для функционального моделирования структуры можно воспользоваться соотношением

$$R(t) = \sqrt{\left(\frac{\partial^2 s_1}{\partial t^2}\right)^2 + \left(\frac{\partial^2 s_2}{\partial t^2}\right)^2},$$

где $\frac{\partial^2 s_1}{\partial t^2}$, $\frac{\partial^2 s_2}{\partial t^2}$ получаются путем дифференцирования во времени выражений (9), (10) соответственно.

При прямолинейном равномерном движении стимула $\frac{\partial s_1}{\partial t}$ и $\frac{\partial s_2}{\partial t}$ не зависят от времени. Поэтому $\frac{\partial^2 s_1}{\partial t^2} = 0$, $\frac{\partial^2 s_2}{\partial t^2} = 0$ и, следовательно, $R(t) = 0$.

Рассмотрим трехмерную модель детектора движения.

Пусть подвижный стимул $I[x + s_1(t), y + s_2(t), z + s_3(t)]$ находится на области $\Phi[x + s_1(t), y + s_2(t), z + s_3(t)]$, где $s_1(t)$, $s_2(t)$, $s_3(t)$ — законы движения стимула по направлению осей x , y , z .

Продифференцируем входной сигнал во времени:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial s_1}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial s_2}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial z} \frac{\partial s_3}{\partial t}. \quad (19)$$

После дифференцирования (19) по переменным x , y получим выражения

$$\frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x} = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial s_1}{\partial t} + \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial x} \frac{\partial s_2}{\partial t} + \frac{\partial^2 I}{\partial z \partial x} \frac{\partial s_3}{\partial t}; \quad (20)$$

$$\frac{\partial^2 I}{\partial t \partial y} = \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial s_1}{\partial t} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \frac{\partial s_2}{\partial t} + \frac{\partial^2 I}{\partial z \partial y} \frac{\partial s_3}{\partial t}. \quad (21)$$

Из (19) — (21) можно получить оператор, который не реагирует на движение стимула по направлению одной из трех координат:

$$R(t) = \frac{\partial^2 I}{\partial z \partial x} \frac{\partial I}{\partial t} - \frac{\partial^2 I}{\partial t \partial x} \frac{\partial I}{\partial z}. \quad (22)$$

Оператор (22) нечувствителен к движению стимула по направлению оси z , а своего максимального значения он достигает при движении стимула в плоскости xoy . Решая совместно уравнения (19) — (21), можно получить оператор, который дает максимальную реакцию при движении стимула по направлению одной координаты и не реагирует на движение стимула в плоскости двух остальных координат:

$$\frac{\partial s_3}{\partial t} = \frac{\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial t} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \frac{\partial I}{\partial x} - \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial I}{\partial y} \right) + \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial t} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial I}{\partial y} - \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial I}{\partial x} \right) + \frac{\partial I}{\partial t} \left[\left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \right)^2 - \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right]}{\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial z} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \frac{\partial I}{\partial x} - \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial I}{\partial y} \right) + \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial z} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial I}{\partial y} - \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial I}{\partial x} \right) + \frac{\partial I}{\partial z} \left[\left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \right)^2 - \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right]}. \quad (23)$$

Оператор (23) принимает максимальное по модулю значение и движению стимула по направлению оси z и не реагирует на движение стимула в плоскости xoy . Если принять, что эта плоскость отвечает «полю зрения» животного, то такой оператор при соответствующем выборе направлений осей координат будет принимать максимальное положительное значение при приближении стимула к животному, максимальное отрицательное значение — при удалении стимула от него и нулевое значение — при движении стимула в плоскости, параллельной «полю зрения» животного.

Если не ставится задача об измерении составляющей скорости движения стимула, направленной по оси z , а лишь о выделении движения стимула, направленного по этой оси, то оператор (23) можно несколько упростить:

$$R(t) = \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial t} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \frac{\partial I}{\partial x} - \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial I}{\partial y} \right) + \frac{\partial^2 I}{\partial y \partial t} \left(\frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial I}{\partial y} - \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \frac{\partial I}{\partial x} \right) + \frac{\partial I}{\partial t} \left[\left(\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \right)^2 - \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \right]. \quad (24)$$

Этот оператор подобно (16) можно также представить в интегральном виде. Аналогично двумерной модели повышается дирекционная чувствительность трехмерной модели. Определив все эти составляющие скорости движения стимула $\frac{\partial s_1}{\partial t}$, $\frac{\partial s_2}{\partial t}$ и $\frac{\partial s_3}{\partial t}$ из (19) — (21) можно получить уравнение, равное скорости и не зависящее от направления движения стимула:

$$\frac{\partial s}{\partial t} = \sqrt{\left(\frac{\partial s_1}{\partial t}\right)^2 + \left(\frac{\partial s_2}{\partial t}\right)^2 + \left(\frac{\partial s_3}{\partial t}\right)^2}.$$

Анализ выражения (25) показывает, что для выделения движущихся стимулов на фоне неподвижных достаточно воспользоваться операторами (4), (5), которые получены для одномерной модели.

Таким образом, приведенные в данной работе операторы позволяют в некотором приближении описать основные функциональные свойства детекторов движения и детекторов направленного движения зрительного анализатора.

ЛИТЕРАТУРА

1. Grüsser O. J., Finkelstein D., Grüsser—Cornehl's The Effect of Stimulus Velocity on the Response of Movement Sensitive Neurons of the Frog's Retina. — «Pflügers Archiv ges. Physiol.», 1968, Bd H2, S. 49—66.
2. Mimura K. Movement Discrimination by the Visual System of Flies «Z. für vergl. Physiol.», 1971, Bd 73, H2, S. 105—138.
3. Oyster C. W., Barlow H. B. Direction-selective Units in Rabbit Retina: Distribution of Preferred Directions. — «Science», 1967, vol. N 3764, p. 841—842.
4. Леттвин Дж., Маттурана Г., Питтс У., Мак-Каллоу Два замечания по поводу зрительной системы лягушки. — В кн.: Тесисы связи в сенсорных системах. М., 1964, с. 416—432.
5. Морено-Диас Р. Математическая модель аппарата обнаружения в ганглиозной клетке сетчатки лягушки. — В кн.: Кибернетические проблемы бионики. М., 1971, с. 201—228.
6. Зозуля Ю. И., Нефедов Ю. И., Червов В. Г., Бугай Ю. Детектирование движения в сетчатке лягушки. — В сб: Проблемы бионики. Вып. 5. Харьков, 1971, с. 30—37.
7. Кацалап С. Ф. Телевизионная модель детектора движения. — В Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков, 1974, с.
8. Сутро Л. Л. Электронные модели глаза лягушки. — В кн.: Кибернетические проблемы бионики. М., 1972, с. 291—299.
9. Катыс Г. П. Оптико-электронная обработка информации. М., «Машиностроение», 1973. 448с.

Е. П. ПУТЯТИН, канд. техн. наук, М. С. ТРЕПЕТИН,
И. В. ШУЛЬГИН, канд. техн. наук, Б. В. ПИЛЬЩИКОВ

ВОПРОСЫ МАТЕМАТИЧЕСКОГО ОПИСАНИЯ МОНОКУЛЯРНОГО ЗРЕНИЯ

Продолжим начатое в [1, 2] математическое описание закономерностей преобразования воспринимаемых объектов в зрительные образы, в частности физического пространства в поле зрения человека при монокулярном восприятии.

Математическая модель строится на основе психологического, сформулированного в виде аксиомы луча феномена. Он заключается в том, что точки a_1, a_2, \dots, a_n пространства зрения M , которые лежат на одном луче, проходящем через центр глаза a_0 , в котором смысле отождествляются — видятся испытуемым слитно. Эксперименты с высокой степенью точности подтверждают указанное свойство зрения.

Преобразование, осуществляемое зрительной системой испытуемого, можно представить в виде [2]

$$Y = F(a_1, a_2) = L(\omega_1, \omega_2), \quad (1)$$

где $\omega_1 = f(a_1)$, $\omega_2 = f(a_2)$, f — некоторая функция, преобразующая точки a_1 и a_2 пространства зрения в элементы ω_1 и ω_2 множества Ω . Элементы ω_1, ω_2 можно интерпретировать как субъективные образы точек a_1, a_2 (точки зрительного ощущения). При совпадении точек зрительного ощущения $f(a_1) = f(a_2)$ и $F(a_1, a_2) = 1$. В противном случае при $f(a_1) \neq f(a_2)$ имеет место равенство $F(a_1, a_2) = 0$.

Рассмотрим конкретный вид отображения.

Пусть для всякого $a \in M$ однозначно определено вещественное число $\|a\|$, являющееся длиной радиуса-вектора точки a (норма евклидова пространства) [4, с. 68]. Введем отношение $\rho(M)$, согласно которому для всех $a_1, a_2 \in M$ произведение $(a_1, a_2) \in \rho(M)$ тогда и только тогда случае, если

$$\frac{a_1}{\|a_1\|} = \frac{a_2}{\|a_2\|}.$$

Очевидно, что $\rho(M)$ — отношение эквивалентности.

Покажем, что классами эквивалентности отношения $\rho(M)$ являются совокупности точек, лежащих на одних и тех же лучах, т. е. $\rho = \rho(M)$. Действительно, пусть a_1, a_2 лежат на луче l_1 , т. е. $a_1 = (t_1 a_x, t_1 a_y, t_1 a_z)$, $a_2 = (t_2 a_x, t_2 a_y, t_2 a_z)$, где a_x, a_y, a_z — направляющие косинусы луча l_1 . При этом $\sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} = 1$. Тогда $\|a_1\| = (a_x, a_y, a_z)$ и $a_2 / \|a_2\| = (a_x, a_y, a_z)$, $a_1 / \|a_1\| = a_2 / \|a_2\|$. Значит, $(a_1, a_2) \in \rho(M)$.

Для любых двух точек прямой l_1 выполнено условие $a_1/t_1 = a_0 = a_2/t_2$, откуда $a_1 = (t_1/t_2)a_2 = t^1 a_2$. С другой стороны, если a_1 и a_2 не лежат на одном луче, то $a_1 \neq t^1 a_2$ ни для одного $t > 0$.

Пусть $a_1, a_2 \in M$ не лежат на одном луче. Если бы $a_1/\|a_1\| = a_2/\|a_2\|$, то $a_1 = a_2 (\|a_1\|/\|a_2\|) = t^1 a_2$, т. е. a_1 и a_2 вопреки предположению принадлежали бы одному лучу. Следовательно $a_1/\|a_1\| \neq a_2/\|a_2\|$ и $(a_1, a_2) \in \rho(M)$.

Таким образом, доказано, что если a_1 и a_2 лежат на одном луче, то $(a_1, a_2) \in \rho(M)$. С другой стороны, если точки a_1, a_2 не лежат на одном луче, то, по доказанному, $(a_1, a_2) \notin \rho(M)$.

Теорема*. Пусть $M \subset R^3$ — некоторое замкнутое выпуклое множество. Пусть также выполнены условия: 1) $a_0 = (0, 0, 0) \in M$; 2) для всякого $a \in M$ существует $r \geq \epsilon$ такое, что $\frac{a}{\|a\|} r \in M$. Тогда фактор-пространство $\bar{M} = M/\rho(M)$ гомеоморфно замкнутому кругу евклидовой плоскости.

Доказательство. 1. Пусть конус K определен условиями $K = \{a/a \in R^3 \text{ и существует } t > 0, \text{ такое, что } ta \in M\} \cup \{0\}$.

Покажем, что K — замкнутый конус. Пусть $\{a_i\}$ — произвольная сходящаяся последовательность в K . Тогда в R^3 существует $\lim a_i = a$. Покажем, что $a \in K$. Это очевидно, если $a = 0$. Пусть $a \neq 0$. Тогда $\frac{a_i}{\|a_i\|} r \in M, i = 1, 2, \dots$ в силу определения K . При этом из $a_i \rightarrow a$ следует $\frac{a_i}{\|a_i\|} \rightarrow \frac{a}{\|a\|}$. Так как M замкнуто, то $\frac{a}{\|a\|} r \in M$. В результате $ta \in \bar{M}$ при $t = \frac{r}{\|a\|}$. Следовательно, $a \in K$.

Пусть S_r — сфера радиуса r . Покажем, что

$$S_r \cap M = S_r \cap K.$$

Вследствие $M \subset K$ величина $S_r \cap M \subset S_r \cap K$. Напротив, пусть $a \in S_r \cap K$. Поскольку $0 \in K$, существует $t > 0$ такое, что $ta \in M$. Тогда в силу условия 2) теоремы имеем $(a/\|a\|)r \in M$. Но $a \in S_r$, т. е. $\|a\| = r$. Поэтому $a \in \bar{M}$ и, следовательно, $a \in S_r \cap M$. Следовательно, равенство (2) доказано.

Из определения конуса вытекает, что $k \neq R^3$. Поэтому из (2) следует, что $S_r \cap M$ гомеоморфно замкнутой области евклидовой плоскости.

Покажем, что фактор-пространство $\bar{M} = M/\rho(M)$ взаимно-однозначно соответствует точкам множества $S_r \cap M$.

Пусть I — отображение, ставящее в соответствие любому $a \in M$ его класс эквивалентности, т. е. $Ia = \bar{a} \in \bar{M}$. Поставим в соответствие элементу \bar{a} точку $(a/\|a\|)r \in S_r \cap M$. Обозначим соответствующее отображение буквой γ , т. е. $\gamma\bar{a} = (a/\|a\|)r$. Определение корректно (так как не зависит от способа выбора a в факторклассе \bar{a}).

* При формулировке и доказательстве использованы элементы топологии

Отображение γ сюръективно. Действительно, пусть $a \in S_r \cap M$. Тогда по определению γ будем иметь $(a/\|a\|)r = a$, поскольку $\|a\| = r$.

Отображение γ инъективно. Действительно, пусть $a \in S_r \cap M$. Тогда по определению γ будем иметь $(a/\|a\|)r = b$ и $(a/\|a\|) = b/r$. Но $b \in S_r \cap M$ и, значит, $\|b\| = r$. Следовательно, $a/\|a\| = b/\|b\|$, т. е. $(a, b) \in \rho(M)$. Отсюда вытекает, что a и b лежат на одном луче и $\bar{a} = \bar{b}$. Теперь, если $\bar{a} \neq \bar{b}$, то $\gamma\bar{a} \neq \gamma\bar{b}$ (в противном случае, как указано выше, из $\gamma\bar{a} = \gamma\bar{b} = c$ следует $\bar{a} = \bar{b} = c$). Таким образом, γ инъективно. Но, как известно, сюръективное и инъективное отображение являются биективными. На основании этого можно отождествлять множества \bar{M} и $S_r \cap M$. Легко видеть, что при этом множества, открытые в \bar{M} (как в фактор-пространстве), совпадают с открытыми множествами в $S_r \cap M$ [5]. Таким образом, $S_r \cap M$ гомеоморфно пространству \bar{M} . Из ранее сказанного следует, что \bar{I} гомеоморфно замкнутой области евклидовой плоскости. Теорема доказана.

Будем считать пространство зрения M замкнутым в R^3 . Остальные условия теоремы, очевидно, выполнены. Поэтому множество M гомеоморфно замкнутой области Ω евклидовой плоскости. Пусть — некоторый гомеоморфизм $S_r \cap M$ на Ω . Кроме того, в процессе доказательства теоремы были построены гомеоморфизм γ множества \bar{I} на $S_r \cap M$ и сюръективное отображение I из M на \bar{M} .

Покажем, что произведение $\varphi\gamma I$ является искомым отображением по условию (1). Для этого установим, что если $f = \varphi\gamma I$, то для точек $a_1, a_2 \in M$, лежащих на одном луче, $f(a_1) = f(a_2)$, а для точек, не лежащих на одном луче, $f(a_1) \neq f(a_2)$.

Пусть $a_1, a_2 \in M$ лежат на одном луче. Тогда, согласно доказанному выше, $(a_1, a_2) \in \rho(M)$ и, значит, $\bar{a}_1 = \bar{a}_2$. Отсюда $f(a_1) = \varphi\gamma I(a_1) = \varphi\gamma(\bar{a}_1) = \varphi\gamma(\bar{a}_2) = \varphi\gamma I(a_2) = f(a_2)$. Напротив, пусть a_1, a_2 не лежат на одном луче. Тогда $(a_1, a_2) \notin \rho(M)$ и, следовательно, $\bar{a}_1 \neq \bar{a}_2$. Отсюда ввиду биективности γ имеем

$$f(a_1) = \varphi\gamma I(a_1) = \varphi\gamma(\bar{a}_1) \neq \varphi\gamma(\bar{a}_2) = \varphi\gamma I(a_2) = f(a_2).$$

то и требовалось доказать.

Таким образом, можно считать, что отображение f является уперпозицией трех отображений: I — сюръекции \bar{M} на \bar{M} , γ — инъекции \bar{M} на $S_r \cap M$, φ — гомеоморфизма $S_r \cap M$ на Ω , где Ω — замкнутая область евклидовой плоскости.

Найденное разложение является, по существу, каноническим. Множество Ω точек плоскости станем называть полем зрения. Из сказанного вытекает, что f преобразует множество точек пространства зрения в множество точек поля зрения. Следовательно, реализует некоторое непрерывное преобразование вида

$$(x, y, z) \rightarrow (\xi(x, y, z), \eta(x, y, z)), \quad (3)$$

т. е. $f(x, y, z) = (\xi, \eta)$, где $\xi = \xi(x, y, z)$, $\eta = \eta(x, y, z)$.

Из аксиомы луча и свойства отображения I следует

$$f(tx, ty, tz) = \varphi\gamma I(tx, ty, tz) = \varphi\gamma I(x, y, z) = f(x, y, z) = \\ = [\xi(x, y, z), \eta(x, y, z)].$$

С другой стороны, $f(tx, ty, tz) = [\xi(tx, ty, tz), \eta(tx, ty, tz)]$. Сопоставляя последнее и предыдущее равенства, получаем

$$\xi(tx, ty, tz) = \xi(x, y, z); \\ \eta(tx, ty, tz) = \eta(x, y, z).$$

Соотношения (4) являются функциональными уравнениями и некоторые из их решений можно использовать для построения I

Условие (4) характеризует лишь отображение I. Свойство биективного отображения γ выражается в том, что точки $a_1(x_1, y_1, z_1)$, $a_2(x_2, y_2, z_2)$, лежащие на разных лучах, переходят в разные точки \mathbb{R} и при этом

$$[\xi(x_1, y_1, z_1), \eta(x_1, y_1, z_1)] \neq [\xi(x_2, y_2, z_2), \eta(x_2, y_2, z_2)].$$

Наконец, отображение φ требует непрерывности функций ξ и η в области M .

Примерами функций ξ, η являются

$$\xi = \frac{\alpha_1 x + \alpha_2 y + \alpha_3 z}{\beta_1 x + \beta_2 y + \beta_3 z}; \quad \eta = \frac{\alpha'_1 x + \alpha'_2 y + \alpha'_3 z}{\beta'_1 x + \beta'_2 y + \beta'_3 z},$$

где $\alpha_i, \alpha'_i, \beta_i, \beta'_i$ ($i = 1, 2, 3$) — некоторые постоянные коэффициенты.

Выбор коэффициентов β_i, β'_i определяется тем, что плоскости $P_1: \beta_1 x + \beta_2 y + \beta_3 z = 0$ и $P_2: \beta'_1 x + \beta'_2 y + \beta'_3 z = 0$ проходят в конуса K , натянутого на M . В частности, P_1 и P_2 могут совпадать.

Последнему требованию всегда можно удовлетворить ввиду того, что максимальный угол между образующими конуса пространства монокулярного зрения меньше угла π [6, с. 158, рис. 90].

Покажем, что функции (1), (2), (6) удовлетворяют всем требованиям, предъявляемым к отображению F . Действительно, функции ξ, η непрерывны в M вследствие выбора плоскостей P_1, P_2 . Кроме того, очевидно, что ξ, η удовлетворяют условиям (4). Остает показать, что условию (6) также можно удовлетворить выбором подходящих коэффициентов $\alpha_i, \beta_i, \alpha'_i, \beta'_i$ ($i = 1, 2, 3$).

Будем исходить из того, что для некоторых различных точек $a_1, a_2 \in M$, не лежащих на одном луче, значения функций ξ, η совпадают:

$$\xi(a_1) = \xi(a_2), \quad \eta(a_1) = \eta(a_2).$$

Выясним, каким условиям должны удовлетворять коэффициенты $\alpha_i, \beta_i, \alpha'_i, \beta'_i$, чтобы равенства (7) имели место. Сначала проведем это для α_i, β_i .

Пусть $a_1 = a_1(x_1, y_1, z_1)$ и $a_2 = a_2(x_2, y_2, z_2)$. Тогда

$$\frac{\alpha_1 x_1 + \alpha_2 y_1 + \alpha_3 z_1}{\beta_1 x_1 + \beta_2 y_1 + \beta_3 z_1} = \frac{\alpha_1 x_2 + \alpha_2 y_2 + \alpha_3 z_2}{\beta_1 x_2 + \beta_2 y_2 + \beta_3 z_2}.$$

Освободившись от знаменателей, раскрыв скобки и приведя подобные члены, получим

$$(\alpha_1\beta_1 - \alpha_2\beta_1)(x_1y_1 - y_1x_2) + (\alpha_1\beta_3 - \alpha_3\beta_1)(x_1z_1 - x_2z_1) + (\alpha_2\beta_3 - \alpha_3\beta_2)(y_1z_1 - y_2z_1) = 0.$$

Последнее выражение есть не что иное, как

$$\begin{vmatrix} \alpha_2\alpha_3 & -\alpha_1\alpha_3 & \alpha_1\alpha_2 \\ \beta_2\beta_3 & \beta_1\beta_3 & \beta_1\beta_2 \\ x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \end{vmatrix} = 0. \quad (8)$$

Условие (8) означает равенство нулю смешанного произведения соответствующих векторов. Аналогичное соотношение имеет место для коэффициентов α'_1, β'_1 :

$$\begin{vmatrix} \alpha'_2\alpha'_3 & -\alpha'_1\alpha'_3 & \alpha'_1\alpha'_2 \\ \beta'_2\beta'_3 & \beta'_1\beta'_3 & \beta'_1\beta'_2 \\ x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \end{vmatrix} = 0. \quad (9)$$

Пусть \bar{r} — вектор, координатами которого являются элементы верхней строки определителя (8), а \bar{r}' — вектор, соответствующий верхней строке определителя (9).

Тогда из условий (8), (9) следует, что векторы $a_2(x_2, y_2, z_2)$, $a_1(x_1, y_1, z_1)$ компланарны векторам \bar{r}' , \bar{r} . Следовательно, для выполнения (5) необходимо и достаточно, чтобы плоскости, содержащие векторы \bar{r} и \bar{r}' , проходили вне пространства зрения M .

Легко показать, что вектор \bar{r} лежит в плоскости $P_1: \beta_1x + \beta_2y + \beta_3z = 0$, а вектор \bar{r}' — в плоскости $P_2: \beta'_1x + \beta'_2y + \beta'_3z = 0$, так как

$$\beta_1 \begin{vmatrix} \alpha_2\alpha_3 \\ \beta_2\beta_3 \end{vmatrix} - \beta_2 \begin{vmatrix} \alpha_1\alpha_3 \\ \beta_1\beta_3 \end{vmatrix} + \beta_3 \begin{vmatrix} \alpha_1\alpha_2 \\ \beta_1\beta_2 \end{vmatrix} = 0;$$

$$\beta'_1 \begin{vmatrix} \alpha'_2\alpha'_3 \\ \beta'_2\beta'_3 \end{vmatrix} - \beta'_2 \begin{vmatrix} \alpha'_1\alpha'_3 \\ \beta'_1\beta'_3 \end{vmatrix} + \beta'_3 \begin{vmatrix} \alpha'_1\alpha'_2 \\ \beta'_1\beta'_2 \end{vmatrix} = 0.$$

Однако плоскости P_1, P_2 в силу непрерывности функций ξ, η входят вне пространства зрения. Если P_1 и P_2 совпадают, то условия (8), (9) выполняются одновременно.

Следовательно, требуемые функции ξ, η всегда могут быть построены выбором соответствующих коэффициентов $\alpha_i, \beta_i, \alpha'_i, \beta'_i, i = 1, 2, 3$.

Другим примером ξ, η являются функции широты и долготы, писываемые формулами

$$\xi = \arctg \frac{\sqrt{x^2 + y^2}}{z} + \pi R (z < 0), \quad (10)$$

$$\eta = \arctg \frac{y}{x} + \pi R (x < 0),$$

где $R(t < 0)$ — предикат, равный единице, если $t < 0$, и равный нулю в противном случае.

В силу своей простоты эти формулы используются в медицинской практике при построении и анализе карт поля зрения [Формулы

$$\xi = \frac{\arctg \sqrt{\frac{x^2 + y^2}{z}}}{\sqrt{x^2 + y^2}} x, \quad \eta = \frac{\arctg \sqrt{\frac{x^2 + y^2}{z}}}{\sqrt{x^2 + y^2}} y, \quad (1)$$

где $\arctg \sqrt{\frac{x^2 + y^2}{z}} = \arctg \sqrt{\frac{x^2 + y^2}{z}} + \pi R(z < 0)$, приведены в работе [1].

ЛИТЕРАТУРА

1. Ш у л ь г и н И. В., П и л ь щ и к о в Б. В. Математическое описание преобразования органом зрения человека физического пространства в субъективное поле зрения при монокулярном восприятии. В сб. Проблемы бионики. Вып. 8. Харьков, 1972, с.29—31.
2. Ш у л ь г и н И. В., Л о п а т ч е н к о Б. К., П и л ь щ и к о в Б. Математическое моделирование монокулярного зрительного восприятия. В сб.: Проблемы бионики. Вып. 9. Харьков, 1972, с. 43—46.
3. Ш у л ь г и н И. В. Математические модели преобразования информации в поле зрения человека и их технические приложения. Автореф. канд. дис. Харьков, 1972.
4. Л ю с т е р н и к Л. А., С о б о л е в В. И. Элементы функционального анализа. М., «Наука», 1965. 300с.
5. К у р а т о в с к и й К. Топология. М., «Мир», 1966. 276 с.
6. А в е р б а х М. И. Офтальмологические очерки. М., Медгиз, 1949. 340

УДК 62.506.2

А. В. ПАЛЬЧИК, Ю. И. ЗОЗУЛЯ, В. Г. ЧЕРВОВ, канд. техн. наук

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ НЕЙРОННОЙ СЕТИ СЛУХОВОГО АНАЛИЗАТОРА

Слуховой анализатор — один из самых высокоразвитых дистальных анализаторов нервной системы животных и человека. Экспериментально исследованы многие особенности структурно-функциональной организации нейронной сети слухового анализатора, которые не отражены в известных математических моделях [1 —

В данной работе предлагается обобщенная математическая модель слухового анализатора и более подробно анализируются процессы преобразования звуковых сигналов в возбуждение слуховых рецепторов, а также рассматриваются некоторые особенности фильтрации, кодирования, запоминания и воспроизведения слуховых сигналов.

Внешний звуковой сигнал через систему среднего уха поступает в рецепторный аппарат и вызывает колебания мембран внутреннего уха. В процессе возбуждения рецепторных волосковых клеток основную роль играет базилярная мембрана, которая состоит из эластичных слабо связанных между собой волокон. Упругие свойства базилярной мембраны уменьшаются в направлении к геликотреме, поэтому положение точки максимального смещения мембраны зависит от скорости изменения давления звукового сигнала (от его частоты и интенсивности).

Слуховой сигнал, закодированный в импульсной форме, обрабатывается различными отделами подкорки и коры головного мозга. Предварительный анализ сигналов (рис. 1, где 1, 1' — рецепторы, 2, 2' — оливы, кохлеарные ядра, 3, 3' — медиальное колленчатое тело) осуществляет часть анализатора вплоть до слуховой коры (кохлеарные ядра, оливы, нижние бугры четверохолмия, медиальное колленчатое тело). Этот анализ заключается в выделении полезных сигналов на фоне шумов и в преобразовании сигналов к виду, удобному для последующего анализа слуховой корой (рис. 1). Под шумами подразумеваются все те сигналы, которые в данный момент времени не являются необходимыми для формирования поведения животного.

Полезный сигнал, на который животное или человек обратили свое внимание, проходит по оптимально настроенным по отношению к нему каналам связи и вызывает соответствующую реакцию в воспринимающих звездчатых клетках коры 4, 4' (рис. 1). В синапсах, соединяющих звездчатые клетки с пирамидными 5, 5', происходит запоминание звукового сигнала. На основании сигналов, хранящихся в памяти, слуховая система может предсказывать характеристики оптимального входного сигнала, что позволяет эффективно бороться с шумами.

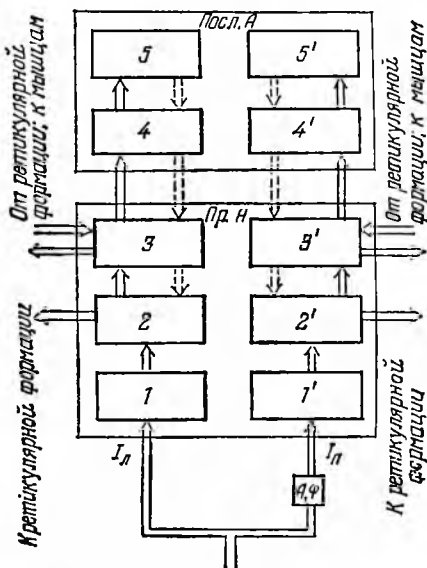


Рис. 1.

Математическая модель слухового анализатора

На подпороговом уровне нейроны обладают рядом линейных свойств. Поэтому с учетом высокой плотности связей между нейронами нейронные структуры можно представить в виде непрерывной нейронной среды и использовать интегральные уравнения для ее описания, а нелинейности преобразований подпороговых реакций нейронов описать с помощью дополнительных уравнений. В целом система уравнений многослойной нейронной сети слухового анализатора может быть представлена в виде [5]

$$\vec{P}(\vec{x}, t) = \varphi \int_{R^3} \int_{-\infty}^t \vec{G}(\vec{x}, \vec{x}', t, t') \vec{P}(\vec{x}', t') dt' d\vec{x}' + \int_{-\infty}^t \vec{K}_p(\vec{x}, t, t') \vec{I}(t') dt';$$

$$\vec{Q}(\vec{x}, t) = \vec{P}(\vec{x}, t) \mid [\vec{P}(\vec{x}, t) - \vec{c}(\vec{x}, t)];$$

$$\vec{G}(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = \vec{A}_{x, t} [P^T(\vec{x}', t'), I^T(t')];$$

$$\vec{K}_p(\vec{x}, t, t') = \vec{B}_i [P^T(\vec{x}', t'), I^T(t')],$$

где $\vec{P}(\vec{x}, t)$ — вектор-столбец подпороговых реакций нейронных слоев;

$\vec{Q}(\vec{x}, t)$ — вектор-столбец надпороговых реакций;

$\vec{G}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ — матрица функций влияния $G_{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$, описывающих влияние k -го слоя нейронов на j -й слой;

$\vec{K}_p(\vec{x}, t, t')$ — матрица динамических характеристик слуховых рецепторов.

Согласно структурно-функциональной схеме (рис. 1) распишем матрицу функций влияния для нейронной сети слухового анализатора

$$\vec{G} = \left(\begin{array}{cc|cccc} \vec{G}_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \vec{\theta}_{12'} & 0 & 0 & 0 \\ \vec{G}_{21} & \vec{G}_{22} & \vec{\theta}_{23} & 0 & 0 & 0 & \vec{G}_{22'} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \vec{G}_{32} & \vec{G}_{33} & \vec{\theta}_{34} & 0 & 0 & 0 & \vec{G}_{33'} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \vec{G}_{43} & \vec{G}_{44} & \vec{\theta}_{45} & 0 & 0 & 0 & \vec{\theta}_{43'} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \vec{G}_{54} & \vec{G}_{55} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \vec{\theta}_{55'} \\ \hline 0 & \vec{\theta}_{1'2} & 0 & 0 & 0 & \vec{G}_{1'1'} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \vec{G}_{2'2} & 0 & 0 & 0 & \vec{G}_{2'1'} & \vec{G}_{2'2'} & \vec{\theta}_{2'3'} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \vec{G}_{3'3} & 0 & 0 & 0 & \vec{G}_{3'2'} & \vec{G}_{3'3'} & \vec{\theta}_{3'4'} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \vec{\theta}_{4'3} & 0 & 0 & 0 & 0 & \vec{G}_{4'3'} & \vec{G}_{4'4'} & \vec{\theta}_{4'5'} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \vec{\theta}_{5'5} & 0 & 0 & 0 & \vec{G}_{5'4'} & \vec{G}_{5'5'} & 0 \end{array} \right),$$

где \vec{G}_{pp} — подматрица функций влияния, характеризующих связи внутри отдельного блока схемы, $p = 1, 2, 3, 4$;

\vec{G}_{pq} — подматрица функций влияния, характеризующих связи между блоками;

$\vec{\theta}_{pq}$ — подматрица функций влияния, характеризующих неспецифические связи q -го слоя с p -м слоем, $q = 1, 2, 3, 4$.

С учетом того, что звуковой сигнал $\vec{I}(t)$ в виде $I_n(t)$ поступает через левую и одновременно с некоторым фазовым и амплитудным различием в виде $I_p(t)$ — через правую стороны слухового анализатора, $\vec{K}_p(x, t, t')$ можно выразить в виде

$$\vec{K}_p^T = \left\| \begin{array}{cccc|cccc} K_p^n & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & K_p^n & 0 & 0 & 0 \end{array} \right\|. \quad (6)$$

Обработка сигналов в слуховом анализаторе

Под обработкой сигналов понимаются операции фильтрации и кодирования, запоминания и воспроизведения, анализа и синтеза пространственно-временных сигналов. В блоке предварительного анализа *Пр. А* слухового анализатора (рис. 1) производится адаптивная фильтрация слуховых сигналов на фоне шумов, в основном сводящаяся к декорреляции последних. В блоке последующего анализа *Посл. А* осуществляется кодирование слуховых сигналов интегральными кодами, их запоминание и воспроизведение, анализ и синтез.

Декорреляция шумов сводится к их дифференцированию. При этом функции влияния $G_{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ отдельных слоев нейронной сети проявляют дифференциальные свойства различных порядков. Для оценки этих свойств можно использовать разложение функции влияния $G_{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ по произвольной функции медленного роста $v_s^{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ [6], аппроксимирующей δ -функцию Дирака:

$$G_{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t') = \sum_{|a|=0}^{\infty} (-1)^{|a|} C_{\alpha\alpha}^{jk}(\vec{x}, t) \times D_{\vec{x}', t'}^{\alpha} \omega_s^{jk}(\vec{x}, \vec{x}_c + \vec{x}', t, t_c + t'), \quad (7)$$

где

$$C_{\alpha\alpha}^{jk}(\vec{x}, t) = \frac{(-1)^{|a|}}{|a|} \iint_{\vec{R}^n} \int_{-t_c}^{\infty} (\vec{x}', t')^{\alpha} [G_{jk}(\vec{x}, \vec{x} - \vec{x}_c - \vec{x}', t, t - t_c - t') - \sum_{|l|=0}^{|a|-1} C_{\gamma\gamma}^{jk}(\vec{x}, t) D_{\vec{x}', t'}^{\gamma} \omega_s^{jk}(\vec{x}, \vec{x} - \vec{x}', t, t - t')] dt' d\vec{x}'; \quad (8)$$

$$\iiint_{R^3} \int_{-t_u}^{\infty} x_1' x_2' x_3' t' |G_{jk}(\vec{x}, \vec{x} - \vec{x}_u - \vec{x}', t, t - t_u - t')| dt' d\vec{x}' = 0;$$

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

$$\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4); \quad |\alpha| = \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4;$$

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

Это разложение является обобщением разложения по моментам выполненного применительно к функциям влияния нейронной сети зрительного анализатора [7, с. 30]. Связь между коэффициентами разложения по моментам $C_{\alpha}(\vec{x}, t)$ и коэффициентами $C_{\gamma \varepsilon}^{jk}(\vec{x}, t)$ имеет вид

$$C_{\gamma \varepsilon}^{jk}(\vec{x}, t) = C_{\alpha}(\vec{x}, t) + \sum_{|\gamma|=0}^{|\alpha|-1} \frac{\gamma!}{\alpha!} C_{\gamma \varepsilon}^{jk}(\vec{x}, t) \times \\ \times \iiint_{R^3} \int_{-t_u}^{\infty} (\vec{x}', t')^{\alpha-\gamma} \omega_{\varepsilon}^{jk}(\vec{x}, \vec{x} - \vec{x}', t, t - t') dt' d\vec{x}'.$$

По мере увеличения старших моментов функции $\omega_{\varepsilon}^{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ коэффициенты $C_{\alpha \varepsilon}^{jk}(\vec{x}, t)$ при старших производных в (7) все сильнее отличаются от коэффициентов $C_{\alpha}(\vec{x}, t)$, характеризующих идеальные дифференциальные свойства функции влияния $G_{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$. Это свидетельствует об усилении интегральных свойств функции влияния. При $\varepsilon \rightarrow 0$ $\omega_{\varepsilon}^{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t') \rightarrow \delta(\vec{x} - \vec{x}', t - t')$, $C_{\alpha \varepsilon}^{jk}(\vec{x}, t) \rightarrow C_{\alpha}(\vec{x}, t)$ и интегральные свойства ослабевают.

Набор коэффициентов $C_{\alpha \varepsilon}^{jk}(\vec{x}, t)$ полностью характеризует дифференциальные свойства преобразования, осуществляемого j -м слоем нейронной сети над выходными сигналами k -х слоев. Функция $\omega_{\varepsilon}^{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$ описывает интегральные свойства функции влияния $G_{jk}(\vec{x}, \vec{x}', t, t')$.

В целом соотношение (7) имеет много общих черт с формулой Родригеса для разложений по ортогональным функциям [8]. Пусть $\omega_{\varepsilon}^{jk}(\vec{x}, \vec{x}_u + \vec{x}', t, t_u + t') = A \exp[-\beta_1(x_1 - x_{1u} - x_1')^2 - \beta_2(x_2 - x_{2u} - x_2')^2 - \beta_3(x_3 - x_{3u} - x_3')^2 - \beta_4(t - t_u - t')]$ соотношение (7) сводится к разложениям по полиномам Эрмита и Лагерра относительно центра (\vec{x}_u, t_u) .

Нетрудно показать, что функции влияния слоев нейронов с хового анализатора, обладающих латеральным торможением [3], имеют дифференциальные свойства второго порядка, что способствует

екорреляции звуковых шумов и обострению чувствительности слуховой системы.

Исследование дифференциальных свойств динамической характеристики слуховых рецепторов (рис. 2) [4]

$$K_p^n(\vec{x}, t) = K_p^n(-\vec{x}, t) = \left(\frac{2000\pi}{\beta + 2000\pi}\right)^{0,8} \beta^{-3} \times \\ \times \{0,58 + 0,36\beta(t-T) e^{-\frac{\beta(t-T)}{2}} \sin[\beta(t-T)] + \\ + 0,58 - 0,32\beta(t-T) e^{-\frac{\beta(t-T)}{2}} \cos[\beta(t-T)] - 0,58e^{-\beta(t-T)}\}, \quad (11)$$

где $t \geq T$, $T = \frac{3\pi}{4\beta}$ — время задержки,

$\beta = \frac{a}{b + \psi(\vec{x})}$ — резонансная угловая частота колебаний бази-

лярной мембраны в точке \vec{x}

$(\psi(\vec{x}))$ — расстояние от стремечка до точки \vec{x} базилярной мембраны;

a, b — константы, показывает, что рецепторный аппарат уха обладает во времени дифференциальными свойствами левого, первого, второго, третьего и четвертого порядков, а также изменяющимися вдоль базилярной мембраны интегральными свойствами. Это обеспечивает повышение избирательности отдельных рецепторов по отношению к частоте входного звукового сигнала,

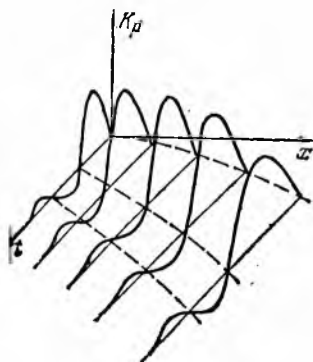


Рис. 2.

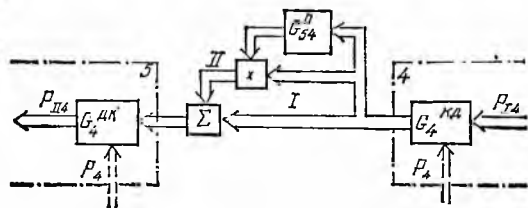


Рис. 3.

способствует реализации спектрального анализа звукового сигнала и преобразованию временного сигнала в пространственно-временной.

Преобразованный в пространственную форму и отфильтрованный от шумов слуховой сигнал поступает в кору головного мозга и ощущается звездчатыми клетками. Для запоминания этого сигнала путем изменения эффективности синапсов звездчатых клеток на мембранах пирамидных клеток необходимо предварительно закодировать его определенным кодом [6, 8]. Формально при исследовании процессов долговременной памяти связь между четвертым слоем звездчатых клеток и пятым слоем пирамидных клеток можно разделить на два

канала: постоянный I и модулируемый нервной активностью (рис. 3). По каналу I сигнал проходит без изменения, а в канале II модулируется слуховым сигналом, проинтегрированным во времени с динамической характеристикой $G_{54}^n(t, t')$. Между закодированным выходным сигналом четвертого слоя $P_{14}(\vec{x}, t)$ и декодированным входным сигналом пятого слоя $P_{14}^{\text{II}}(\vec{x}, t)$ в канале II существует отношение

$$P_{14}^{\text{II}}(\vec{x}, t) = \int \int_{R^3} \int_{-\infty}^t G_{54}^n(t, t') \left\{ \int \int_{R^3} G_4^{\text{DK}}(\vec{x}, \vec{x}'', t) G_4^{\text{KD}}(\vec{x}'', \vec{x}', t') \times \right. \\ \left. \times \left[\int \int_{R^3} G_4^{\text{KD}}(\vec{x}'', \vec{x}', t) P_{14}(\vec{x}', t) d\vec{x}' \right] d\vec{x}'' \right\} P_{14}(\vec{x}'', t) dt' d\vec{x}''.$$

Из выходного сигнала четвертого слоя может быть выделена постоянная составляющая a :

$$P_4(\vec{x}'', t) = \int \int_{R^3} G_4^{\text{KD}}(\vec{x}'', \vec{x}', t) P_{14}(\vec{x}', t) d\vec{x}' = a + \Delta a(\vec{x}'', t).$$

Величина $\Delta a(\vec{x}'', t)$ может рассматриваться как помеха $\eta_{54}(\vec{x}'', t)$ в канале связи II . При использовании шумоподобных голографических кодов помехи ослабляются [9], поэтому далее учитываются только постоянная составляющая реакции четвертого слоя

$$P_4(\vec{x}'', t) = a.$$

Тогда

$$P_{14}^{\text{II}}(\vec{x}, t) = a \int \int_{R^3} \int_{-\infty}^t G_{54}^n(t, t') [G_4^{\text{DK}}(\vec{x}, \vec{x}'', t) \times \\ \times G_4^{\text{KD}}(\vec{x}'', \vec{x}', t') d\vec{x}''] P_{14}(\vec{x}'', t') dt' d\vec{x}''.$$

Для голографических кодов [9]

$$\int \int_{R^3} G_4^{\text{DK}}(\vec{x}, \vec{x}'', t) G_4^{\text{KD}}(\vec{x}'', \vec{x}', t') d\vec{x}'' = \\ = \int \int_{R^3} G_4^{\text{DK}}(\vec{x}'', t) e^{-i\mu_4(\vec{x}'', t)} G_4^{\text{KD}}(\vec{x}'', t') e^{i\mu_4(\vec{x}'', t')} \times \\ \times e^{2\pi i \sum_{m=1}^3 [\nu_m^4(x_m'' t') - \nu_m^4(x_m t)]} \times e^{-2\pi i \sum_{m=1}^3 x_m''(x_m - x_m')} d\vec{x}'' = \\ = e^{2\pi i \sum_{m=1}^3 [\nu_m^4(x_m'' t') - \nu_m^4(x_m t)]} \times \\ \times F_{x-x''}^{\rightarrow} \{G_4^{\text{DK}}(\vec{x}'', t') G_4^{\text{KD}}(\vec{x}'', t) e^{i[\mu_4(\vec{x}'', t') - \mu_4(\vec{x}'', t)]}\}.$$

Если в некоторый момент времени $t = t' + T(t)$ ядра кодирующей и декодирующей операций согласованы, т. е.

$$\begin{aligned} G_4^{\text{ДК}}(\vec{x}^n, t) &= G_4^{\text{КД}}(\vec{x}^n, t')^{-1}; \\ \mu_4(\vec{x}^n, t) &= \mu_4(\vec{x}^n, t'); \\ v_m^4(x_m, t) &= v_m^4(x_m, t'), \quad m = 1, 2, \end{aligned} \quad (17)$$

то (16) равно δ -функции. При рассогласовании этих ядер пространственный спектр отличен от δ -функции. Это отличие тем сильнее, чем ближе функции $G_4^{\text{ДК}}(\vec{x}^n, t) e^{-i\mu_4(\vec{x}^n, t)}$ и $G_4^{\text{КД}}(\vec{x}^n, t') e^{i\mu_4(\vec{x}^n, t')}$ к выборкам белого шума. Спектр произведения таких функций является широкополосным и стремится к константе $\alpha e^{i\beta}$. Резкий переход пространственного спектра от константы $\alpha e^{i\beta}$ к δ -функции в момент времени $t = t' + T(t)$ может быть аппроксимирован функцией $\gamma(t) \delta[t' - t + T(t)]$. Тогда

$$\begin{aligned} \iint_{R^2} G_4^{\text{ДК}}(\vec{x}, \vec{x}^n, t) G_4^{\text{КД}}(\vec{x}^n, \vec{x}^m, t') d\vec{x}^n &= \gamma(t) \delta(\vec{x} - \vec{x}^m) \otimes \\ &\times \delta[t' - t + T(t)] + \alpha e^{i\beta + 2\pi i \sum_{m=1}^2 [v_m^4(x_m, t') - v_m^4(x_m, t)]}; \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} P_{114}^{\text{II}}(\vec{x}, t) &= \alpha \gamma(t) G_{54}^{\text{II}}[t, t - T(t)] P_{14}[\vec{x}, t - T(t)] + \\ &+ \alpha \alpha e^{i\beta - 2\pi i \sum_{m=1}^2 v_m^4(x_m, t)} \iint_{R^2} \int_{-\infty}^{t'} G_{54}^{\text{II}}(t, t') \otimes \\ &\times e^{2\pi i \sum_{m=1}^2 v_m^4(x_m, t')} P_{14}(\vec{x}^m, t') dt d\vec{x}^m. \end{aligned} \quad (19)$$

Первое слагаемое путем подбора знакопеременной функции

$\sum_{m=1}^2 v_m^4(x_m, t')$ может быть уменьшено до малой величины и может рассматриваться как помеха в канале связи II. Окончательно имеем

$$P_{114}^{\text{II}}(\vec{x}, t) = \alpha \gamma(t) G_{54}^{\text{II}}[t, t - T(t)] P_{14}[\vec{x}, t - T(t)]. \quad (20)$$

Величина $\gamma(t)$ характеризует степень приближения функции $G_4^{\text{ДК}}(\vec{x}^n, t) e^{-i\mu_4(\vec{x}^n, t)}$ и $G_4^{\text{КД}}(\vec{x}^n, t') e^{i\mu_4(\vec{x}^n, t')}$ к выборкам белого шума. Чем выше степень приближения, тем меньше $\gamma(t)$. Для белого шума $\gamma(t) \rightarrow 0$. Таким образом, при увеличении точности воспроизведения уменьшается амплитуда воспроизводимого сигнала. Компромисс между точностью и амплитудой достигается путем многократной записи

сигнала. В этом случае уравнение $t' = t - T(t)$ заменяется системой $t' = t - T_1(t)$, $t' = t - T_2(t)$, ..., $t' = t - T_n(t)$ и

$$\begin{aligned} & \int_{R^3} G_4^{\text{ДК}}(\vec{x}, \vec{x}'', t) G_4^{\text{КД}}(\vec{x}'', \vec{x}', t') d\vec{x}' = \\ & = \sum_{i=1}^n \gamma_i(t) \delta[t' - t + T_i(t)] \delta(\vec{x} - \vec{x}'''); \\ P_{\text{II4}}^{\text{II}}(\vec{x}, t) & = a \sum_{i=1}^n \gamma_i(t) G_{54}^{\text{II}}[t, t - T(t)] P_{14}[\vec{x}, t - T_i(t)] = \\ & = a P_{14}[\vec{x}, t - T_1(t)] \sum_{i=1}^n \gamma_i(t) G_{54}^{\text{II}}[t, t - T_i(t)]. \end{aligned}$$

Условие многократной записи выполняется при совмещении кратковременной и долговременной памяти в пирамидных клетках. Длительная циркуляция некоторого слухового сигнала по каналу связи между звездчатыми и пирамидными клетками (рис. 1) соответствует многократной записи сигнала в долговременной памяти.

Вид функции $T(t)$ характеризует темп воспроизведения сигналов из долговременной памяти и определяется видом функции $G_4^{\text{ДК}}(\vec{x}'', t) e^{-i\mu_4(\vec{x}'', t)}$, которая является комплексным коэффициентом усиления сигнала на входе пятого слоя. Эта функция должна быть обратной коэффициенту усиления сигнала на выходе четвертого слоя нейронной сети слухового анализатора $G_4^{\text{КД}}(\vec{x}'', t') e^{i\mu_4(\vec{x}'', t')}$. В противном случае не будет согласования между операциями кодирования и декодирования [8].

Таким образом, эффективность пресинаптических мембран нейронов четвертого слоя под действием проходящих по ним сигналов должна изменяться обратно пропорционально изменению чувствительности постсинаптических мембран нейронов пятого слоя: пресинаптическим мембранам должна быть свойственна депрессия, а постсинаптическим — депрессия.

Функции $G_4^{\text{ДК}}(\vec{x}'', t) e^{-i\mu_4(\vec{x}'', t)}$ и $G_4^{\text{КД}}(\vec{x}'', t') e^{i\mu_4(\vec{x}'', t')}$ должны быть близкими к выборкам белого шума. Поэтому сигналы, вызывающие их изменение, также должны быть шумоподобными. Это условие легко выполняется при разделении $G_4^{\text{КД}}(\vec{x}'', t') e^{i\mu_4(\vec{x}'', t')}$ и $G_4^{\text{ДК}}(\vec{x}'', t) e^{-i\mu_4(\vec{x}'', t)}$ на шумоподобную статическую и динамическую компоненты. Последняя пропорциональна проходящему сигналу.

В целом система, использующая шумоподобные интегрально-голографические коды при анализе сигналов, высоконадежна, выборочна и обладает широкими возможностями при запоминании и воспроизведении сигналов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Радионова Е. А. Функциональная характеристика нейронов коллеарных ядер и слуховая функция. Л., «Наука», 1971. 196 с.
2. Д о л я т о в с к и й В. А. Информационные процессы в слуховом анализаторе. — В кн.: Современные проблемы нейрокибернетики. Л., с. 94—107.
3. П о з и н Н. В. Моделирование нейронных структур. М., «Наука», 1970. 260 с.
4. Ф л а н а г а н Д. Л. Анализ, синтез и восприятие речи. М., «Связь». 1968. 396 с.
5. З о з у л я Ю. И. Метод многоуровневого анализа нелинейных динамических систем мозга (см. статью в настоящем сборнике).
6. В л а д и м и р о в В. С. Уравнения математической физики. М., «Наука», 1971. 512 с.
7. З о з у л я Ю. И., Ч е р в о в В. Г. Модель нейронной сети зрительного анализатора. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 9. Харьков, 1972, с. 28—36.
8. А р ф к е н Г. Методы математической физики. М., Атомиздат, 1970. 712 с.
9. З о з у л я Ю. И. Надежные вычисления при наличии шумов в зрительном анализаторе. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков, 1973, с. 3—10.

УДК 62.506.2

В. А. ВНУКОВ

О ВОЗМОЖНОСТИ СОХРАНЕНИЯ ЧЕЛОВЕКОМ РАВНОВЕСИЯ В ПРЕДЕЛЬНОМ РЕЖИМЕ

В процессе исследований и реализации механических моделей, соответствующих опорно-двигательному аппарату человека, необходимо учитывать тот факт, что опорные локомоции человека требуют неустойчивого равновесия при акте ходьбы, в течение которого опорная нога удерживает вес тела, а другая находится в определенной фазе переноса. Стабилизация таких неустойчивых структур в вертикальном положении, свойственном человеку, подобна задаче о стабилизации инверсного маятника [1, с. 443—464; 2, с. 433—442].

Проанализируем равновесие человека во фронтальной плоскости на подвижной площадке с опорой на одну ногу. В целях ограничения до двух числа степеней свободы такой многозвенной системы тело человека с помощью специальных фиксирующих шин и приспособлений приводилось к двухзвенной структуре, при которой подвижность сохранялась лишь в тазобедренном суставе опорной ноги. В этом случае опорная нога жестко крепилась к опорной площадке.

Таким образом имитировался неустойчивый режим равновесия. Главная особенность его — отсутствие внешнего трения в точке опоры при колебаниях системы. В данном режиме «на пределе возможностей» существование такого управления, при котором человек способен сохранять равновесие, не является очевидным. Экспериментально подтверждено, что подобное управление

существует и что испытуемый способен сохранять равновесие в указанных условиях после соответствующего довольно продолжительного обучения.

Полученный опытным путем материал свидетельствует о характерных особенностях поведения человека в режиме равновесия «на грани возможностей» и позволяет осуществлять построение соответствующей математической модели системы сохранения равновесия.

В настоящей работе ограничимся выявлением условий, при которых сильно неустойчивый объект может быть управляемым.

Рассмотрим механическую систему с голономными и стационарными связями, положение которой определяется обобщенными независимыми координатами φ_1 и φ_2 (рис. 1)

Система представляет собой двухзвенный инверсный маятник с сосредоточенными массами m_1 , m_2 , которые расположены в соответствующих центрах тяжести; L_1 , l_2 — длины стержней I, II, массами которых пренебрегаем. Трением в шарнирах связи O и O_1 также пренебрегаем. В шарнире O_1 действует упругий момент M_y с коэффициентом упругости χ_2 . Следовательно, система находится в поле действия консервативных сил — сил тяжести и упругих (исходим из того, что мышцам свойственны упругие эффекты).

Проанализируем одно из возможных положений равновесия такой системы с координатами φ_{10} , φ_{20} и определим, при каких условиях это положение будет устойчивым.

Потенциальная энергия Π системы складывается из потенциальной энергии Π_1 сил тяжести и такой же энергии Π_2 упругих сил действующих вокруг шарнира O_1 с коэффициентом упругости χ_2 .

$$\Pi = \Pi_1 + \Pi_2.$$

Для случая, изображенного на рис. 1, имеем

$$\Pi = (P_1 l_1 + P_2 L_1) \cos \varphi_1 + P_2 l_2 \cos \varphi_2 + \frac{1}{2} \chi_2 (\varphi_1 + \varphi_2)^2. \quad (1)$$

Будем считать, что система совершает малые колебания вокруг положения равновесия с координатами φ_{10} , φ_{20} .

При разложении потенциальной энергии в ряд по степеням $\varphi_1, \dots, \varphi_s$ в окрестности нуля в общем виде можно записать

$$\Pi = \Pi(O) + \sum_{i=1}^s \left(\frac{\partial \Pi}{\partial \varphi_i} \right)_0 \varphi_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^s \sum_{k=1}^s \left(\frac{\partial^2 \Pi}{\partial \varphi_i \partial \varphi_k} \right)_0 \varphi_i \varphi_k + \dots, \quad (2)$$

где точками обозначены члены, содержащие $\varphi_1, \dots, \varphi_s$ в степени выше второй; $s = 2$.

Будем считать, что в положении равновесия φ_{1_0} , φ_{2_0} потенциальная энергия $\Pi(O) = 0$. Этому равенству можно всегда достигнуть, так как потенциальная энергия определяется с точностью до аддитивной постоянной. В результате с помощью выражения (2) разложим в ряд соотношение (1). После преобразований находим

$$\Pi = (M_0 - k_1 \sin \varphi_{1_0}) \varphi_1 + (M_0 - k_2 \sin \varphi_{2_0}) \varphi_2 - \frac{1}{2} k_1 \varphi_1^2 \cos \varphi_{1_0} - \frac{1}{2} k_2 \varphi_2^2 \cos \varphi_{2_0} + \frac{1}{2} \chi_2 (\varphi_1 + \varphi_2)^2 + \dots, \quad (3)$$

где

$$k_1 = P_1 l_1 + P_2 L_1; \quad k_2 = P_2 l_2;$$

$M_0 = \chi_2 (\varphi_{1_0} + \varphi_{2_0})$ (M_0 — упругий момент, имеющий место в положении равновесия). Для консервативных систем в положении равновесия φ_{1_0} , φ_{2_0} обобщенные силы равны нулю:

$$Q_1 = \left(\frac{\partial \Pi}{\partial \varphi_1} \right)_{\varphi_1 = \varphi_{1_0}} = 0; \quad Q_2 = \left(\frac{\partial \Pi}{\partial \varphi_2} \right)_{\varphi_2 = \varphi_{2_0}} = 0.$$

Путем сравнения (2) и (3) получаем уравнения равновесия системы:

$$\begin{aligned} M_0 &= (P_1 l_1 + P_2 L_1) \sin \varphi_{1_0}; \\ M_0 &= P_2 l_2 \sin \varphi_{2_0}; \\ \sin \varphi_{1_0} &= \frac{P_2 l_2}{P_1 l_1 + P_2 L_1} \sin \varphi_{2_0}. \end{aligned} \quad (3a)$$

Окончательное выражение для потенциальной энергии записываем в виде

$$\Pi = \frac{1}{2} \chi_2 (\varphi_1 + \varphi_2)^2 - \frac{1}{2} k_1 \varphi_1^2 \cos \varphi_{1_0} - \frac{1}{2} k_2 \varphi_2^2 \cos \varphi_{2_0} + \dots,$$

или после группировки

$$\Pi = \frac{1}{2} [(\chi_2 - k_1 \cos \varphi_{1_0}) \varphi_1^2 + 2\chi_2 \varphi_1 \varphi_2 + (\chi_2 - k_2 \cos \varphi_{2_0}) \varphi_2^2] + \dots$$

Обозначим

$$\begin{aligned} B_{11} &= \chi_2 - k_1 \cos \varphi_{1_0}; \\ b_{12} &= b_{21} = \chi_2; \\ b_{22} &= \chi_2 - k_2 \cos \varphi_{2_0}. \end{aligned} \quad (4)$$

Тогда

$$\Pi = \frac{1}{2} (B_{11} \varphi_1^2 + 2b_{12} \varphi_1 \varphi_2 + b_{22} \varphi_2^2) + \dots \quad (5)$$

Согласно теореме Лагранжа можно утверждать, что если в положении изолированного равновесия консервативной системы с голономными и стационарными связями потенциальная энергия Π имеет минимум (определенно-положительную квадратичную форму), то в этом положении равновесие устойчиво [3, с. 306].

Рассмотрим выражение (5). По критерию Сильвестра, для достижения определенной положительности квадратичной формы в окре-

стности положения равновесия φ_{10} , φ_{20} , необходимо и достаточно чтобы выполнялись условия

$$\Delta_1 = b_{22} > 0; \quad \Delta_2 = \begin{vmatrix} b_{22} & b_{12} \\ b_{21} & b_{11} \end{vmatrix} = b_{11}b_{22} - b_{12}^2 > 0; \quad (6)$$

$$\chi_2 - k_2 \cos \varphi_{20} > 0;$$

$$(\chi_2 - k_1 \cos \varphi_{10})(\chi_2 - k_2 \cos \varphi_{20}) - \chi_2^2 > 0.$$

Решая эти неравенства относительно χ_2 , легко показать, что они несовместны, т. е. при $\chi_2 \geq P_2 l_2 \cos \varphi_{20}$ неравенства (6) имеют противоположный смысл. Отсюда следует, что равновесие системы в положении φ_{10} , φ_{20} неустойчиво, так как потенциальная энергия П системы в изолированном положении равновесия не имеет минимума.

Возникает вопрос, можно ли каким-либо образом, например с помощью неконсервативных моментов, стабилизировать столь неустойчивую механическую систему. Иными словами, необходимо найти закон, при котором система стала бы управляемой.

Для этого воспользуемся уравнениями Лагранжа второго рода:

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{\varphi}_k} - \frac{\partial L}{\partial \varphi_k} = Q_k \quad (k = 1, 2),$$

где $L = T - \Pi$ — лагранжиан системы.

С помощью обобщенных координат φ_1 и φ_2 запишем выражение для кинетической энергии T системы:

$$T = \frac{\dot{\varphi}_1^2}{2} (I_1 + m_2 L_1^2) + \frac{\dot{\varphi}_2^2}{2} (I_2 + m_2 l_2^2) - m_2 L_1 l_2 \dot{\varphi}_1 \dot{\varphi}_2 \cos(\varphi_{10} + \varphi_{20}),$$

где I_1 — момент инерции первого звена относительно оси вращения O ;

I_2 — момент инерции второго звена относительно центра его тяжести.

Введем обозначения

$$c_{11} = I_1 + m_2 L_1^2;$$

$$c_{22} = I_2 + m_2 l_2^2;$$

$$c_{12} = c_{21} = m_2 l_2 L_1 \cos(\varphi_{10} + \varphi_{20}).$$

Тогда лагранжиан системы будет иметь вид

$$L = c_{11} \frac{\dot{\varphi}_1^2}{2} + c_{22} \frac{\dot{\varphi}_2^2}{2} - c_{12} \dot{\varphi}_1 \dot{\varphi}_2 - \frac{1}{2} (b_{11} \varphi_1^2 + 2b_{12} \varphi_1 \varphi_2 + b_{22} \varphi_2^2) + \dots$$

После отдельного дифференцирования по обобщенным координатам и скоростям получаем

$$c_{11} \ddot{\varphi}_1 - c_{12} \ddot{\varphi}_2 + b_{11} \varphi_1 + b_{12} \varphi_2 = M_2;$$

$$-c_{21} \ddot{\varphi}_1 + c_{22} \ddot{\varphi}_2 + b_{21} \varphi_1 + b_{22} \varphi_2 = M_2.$$

В выражениях (7), (8) M_2 — управляющий момент, действующий вокруг шарнира O_1 . В результате несложных преобразований система уравнений (7), (8) преобразуется в вид

$$\begin{aligned} m_1 \ddot{\varphi}_1 + a_{11} \dot{\varphi}_1 + a_{12} \varphi_2 &= M_2; \\ m_2 \ddot{\varphi}_2 + a_{21} \dot{\varphi}_1 + a_{22} \varphi_2 &= M_2. \end{aligned}$$

Здесь

$$\begin{aligned} m_1 &= \frac{c_{22}c_{11} - c_{21}c_{12}}{c_{22} + c_{12}}; & m_2 &= \frac{c_{22}c_{11} - c_{21}c_{12}}{c_{11} + c_{21}}; \\ a_{11} &= \frac{b_{11}c_{22} + b_{21}c_{21}}{c_{22} + c_{12}}; & a_{12} &= \frac{b_{12}c_{22} + b_{22}c_{12}}{c_{22} + c_{12}}; \\ a_{21} &= \frac{b_{21}c_{11} + b_{11}c_{21}}{c_{11} + c_{21}}; & a_{22} &= \frac{b_{22}c_{11} + b_{12}c_{21}}{c_{11} + c_{21}}. \end{aligned}$$

На основании средних антропометрических данных для положения равновесия с координатами $\varphi_{10} = 8^\circ$, $\varphi_{20} = 42^\circ$ рассчитываем коэффициенты $c_{11} = 7,245 \text{ кгм} \cdot \text{сек}^2$, $c_{21} = c_{12} = 1 \text{ кгм} \cdot \text{сек}^2$, $c_{22} = 2 \text{ кгм} \cdot \text{сек}^2$; $b_{11} = \chi_2 - 75,5 \text{ [кгм]}$, $b_{12} = b_{21} = \chi_2 \text{ [кгм]}$, $b_{22} = \chi_2 - 11,8 \text{ [кгм]}$; $m_1 = 4,5 \text{ кгм} \cdot \text{сек}^2$, $a_{11} = \chi_2 - 50,3 \text{ [кгм]}$, $a_{12} = \chi_2 - 3,93 \text{ [кгм]}$; $m_2 = 1,64 \text{ кгм} \cdot \text{сек}^2$, $a_{21} = \chi_2 - 9,15 \text{ [кгм]}$, $a_{22} = \chi_2 - 10,4 \text{ [кгм]}$.

Полагая, что отклонение центра системы α связано с обобщенными координатами уравнением связи $\alpha = c_1 \varphi_1 - c_2 \varphi_2$, окончательно получаем систему уравнений, описывающих поведение инверсного маятника в исследуемом режиме:

$$m_1 \ddot{\varphi}_1 + a_{11} \dot{\varphi}_1 + a_{12} \varphi_2 = M_2; \quad (9)$$

$$m_2 \ddot{\varphi}_2 + a_{21} \dot{\varphi}_1 + a_{22} \varphi_2 = M_2; \quad (10)$$

$$\alpha = c_1 \varphi_1 - c_2 \varphi_2. \quad (11)$$

В целях определения передаточной функции объекта подвергнем систему (9) — (11) преобразованию Лапласа при нулевых начальных условиях. Переходя к изображениям, записываем

$$m_1 P^2 \varphi_1(P) + a_{11} \dot{\varphi}_1(P) + a_{12} \varphi_2(P) = M_2(P); \quad (12)$$

$$m_2 P^2 \varphi_2(P) + a_{21} \dot{\varphi}_1(P) + a_{22} \varphi_2(P) = M_2(P); \quad (13)$$

$$\alpha(P) = c_1 \varphi_1(P) - c_2 \varphi_2(P). \quad (14)$$

Здесь $\varphi(P) = L\{\varphi(t)\}$ — изображение по Лапласу для функции $\varphi(t)$. В векторном виде из (12) — (14) получаем

$$B(P) \vec{\varphi}(P) = \vec{M}_2(P), \quad (15)$$

где

$$\begin{aligned} B(P) &= \begin{bmatrix} m_1 P^2 + a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & m_2 P^2 + a_{22} \end{bmatrix}; & \vec{\varphi}(P) &= \begin{bmatrix} \varphi_1(P) \\ \varphi_2(P) \end{bmatrix}; \\ \vec{M}_2(P) &= \begin{bmatrix} M_2(P) \\ M_2(P) \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Последовательно преобразуем выражение (15):

$$\begin{aligned}\vec{\varphi}(P) &= B^{-1}(P) \vec{M}_2(P); \\ \vec{c} \vec{\varphi}(P) &= \vec{c} B^{-1}(P) \vec{M}_2(P), \quad \vec{c} \vec{\varphi}(P) = \alpha(P); \\ \alpha(P) &= (B^{-1})^T(P) \vec{c} M_2(P), \quad c = \begin{bmatrix} c_1 \\ -c_2 \end{bmatrix}.\end{aligned}$$

В выражении (16) $(B^{-1})^T(P)$ — обратная транспонированная матрица. В результате выполнения всех операций согласно алгоритму (1) находим

$$\alpha(P) = \frac{EP^2 + \vartheta}{\det B(P)} M_2(P), \quad (1)$$

где

$$\begin{aligned}\det B(P) &= b_4 P^4 + b_2 P^2 + b_0; \\ E &= m_2 c_1 - m_1 c_2; \quad \vartheta = c_1(a_{22} - a_{12}) + c_2(a_{21} - a_{11}); \\ b_4 &= m_1 m_2; \quad b_2 = a_{11} m_2 + a_{22} m_1; \\ b_0 &= a_{11} a_{22} - a_{21} a_{12}.\end{aligned}$$

При известных $m_1, m_2, a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}$ получаем $\det B(P) = 7,4P^4 + (6,14\chi_2 - 129,16)P^2 + (485,6 - 47,6\chi_2)$.

Условия устойчивости объекта, описываемого выражением (1) имеют вид

$$b_4 > 0; \quad b_2 > 0; \quad b_2^2 - 4b_0 b_4 > 0. \quad (1)$$

Легко показать, что при этом неравенства (17а) имеют противоречивый смысл, и, следовательно, система дифференциальных уравнений (9), (10) неустойчива.

Необходимо определить, какими должны быть коэффициенты b_2 и b_0 , являющиеся функциями параметра χ_2 .

Характеристическое уравнение $b_4 P^4 + b_2 P^2 + b_0$ можно представить как результат параллельного либо последовательного соединения двух звеньев второго порядка. При этом в случае неравенства нулю свободного члена B_0 , т. е. $b_0 > 0$, получаем соединение двух неустойчивых звеньев. Если же $b_0 < 0$, то имеем соединение одного неустойчивого и одного колебательного звеньев. Выбираем как более предпочтительный второй вариант, где $b_0 < 0$. Тогда $b_0 = (485,6 - 47,6\chi_2) < 0$, т. е. $\chi_2 > 10,2$ кгм.

Кроме того, ранее был сделан вывод о том, что система двухзвенного инверсного маятника в положении $\varphi_{10}, \varphi_{20}$ при $\chi_2 > P_2 I_2 \cos \varphi_{20} = 11,8$ кгм обладает неустойчивым равновесием. Обычно принимаем $\chi_2 > 11,8$ кгм. Тогда при $\chi_2 = 12$ кгм получим $\det B(P) = 7,4P^4 - 55,5P^2 - 85,6$.

Таким образом, получена передаточная функция неустойчивого двухсвязного объекта

$$\frac{\alpha(P)}{M_2(P)} = H_3(P) = \frac{EP^2 + \vartheta}{b_4 P^4 - b_2 P^2 - b_0}.$$

основании (18) с использованием уравнения связи нетрудно найти передаточные функции отдельных звеньев. Это удобно для делирования, так как появляется возможность непосредственно на деле изменять коэффициенты c_1 и c_2 из уравнения (11):

$$H_4(P) = \frac{\varphi_1(P)}{M_2(P)} = \frac{E_1 P^2 + \vartheta_1}{\det B(P)}; \quad H_5(P) = \frac{\varphi_2(P)}{M_2(P)} = \frac{E P^2 - \vartheta_2}{\det B(P)},$$

$$E_1 = m_2, \quad \vartheta_1 = a_{22} - a_{12}, \quad E_2 = m_1, \quad \vartheta_2 = a_{21} - a_{11}.$$

Современные представления о комплексном участии ряда афферентных систем в сохранении равновесия человека основываются на существовании нескольких каналов обратной связи, по которым поступает информация о положении тела в пространстве. Та-

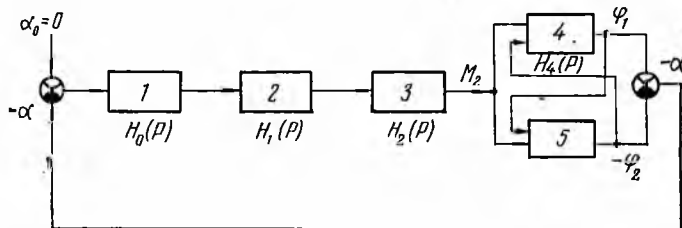


Рис. 2.

ми каналами являются вестибулярный аппарат, зрительная ферентация, проприоцептивный канал и рецепторы стопы. Од-ко можно предполагать, что имеется совершенный управляющий канизм с единичной обратной связью, включающей все виды занных информативных обратных связей. В результате систему авления неустойчивым объектом представим в виде следующей кнзнутой системы (рис. 2).

На рис. 2 блок 1 с передаточной функцией $H_0(P)$ характери-т сенсорную систему; блок 2 с $H_1(P)$ — цепи коррекции; блок 3 $H_2(P)$ — мышечный привод; блоки с передаточными функциями (P) , $H_5(P)$ характеризуют звенья I, II объекта управления.

Синтез предлагаемой замкнутой системы будем проводить в пред-южении идеальности регулятора, т. е. станем исходить из усло-1 отсутствия нелинейностей. Будем считать, что $H_0(P) = 1$, мышечный привод описывается инерционным звеном первого ядка:

$$H_2(P) = \frac{k_1}{T_1 P + 1}.$$

редаточную функцию замкнутой системы определяем из рис. 2:

$$W(P) = \frac{H_0(P) H_1(P) \frac{k_1}{T_1 P + 1} \frac{E P^2 + \vartheta}{b_4 P^4 - b_2 P^2 - b_0}}{1 + H_0(P) H_1(P) \frac{k_1}{T_1 P + 1} \frac{E P^2 + \vartheta}{b_4 P^4 - b_2 P^2 - b_0}}. \quad (19)$$

На основании (19) характеристическое уравнение системы запишем в виде

$$A(P) = T_1 b_4 P^5 + b_4 P^4 - (T_1 P + 1) b_4 P^2 - (T_1 P + 1) b_0 + k_1 H_1(P) E P^2 + k_1 H_1(P) \vartheta.$$

Отрицательные члены в выражении (20) свидетельствуют о неустойчивости замкнутой системы. Поэтому блок 2 должен иметь передаточную функцию такой структуры, чтобы по крайней мере скомпенсировать отрицательные члены в характеристическом уравнении (20). В связи с этим блок 2 можно назвать узлом информационных процессов, протекающих на основе процедуры по оценке устойчивости управляющей системы. Таким образом, принимаем

$$H_1(P) = k_2 (T_2 P + 1).$$

Подставляя (21) в (20), получаем

$$A(P) = T_1 b_4 P^5 + b_4 P^4 + (k T_2 E - T_1 b_2) P^3 + (k E - b_2) P^2 + (k T_2 \vartheta - T_1 b_0) P + (k \vartheta - b_0), \quad k = k_1 k_2.$$

Введем обозначения $a_5 = T_1 b_4$; $a_4 = b_4$; $a_3 = k T_2 E - T_1 b_2$; $a_2 = k T_2 \vartheta - T_1 b_0$; $a_1 = k E - b_2$; $a_0 = k \vartheta - b_0$. Тогда $A(P) = a_5 P^5 + a_4 P^4 + a_3 P^3 + a_2 P^2 + a_1 P + a_0$. Согласно критерию Гурвица система устойчива, если $a_5 > 0$ и все определители Гурвица положительны, т. е. $\Delta_1 > 0$, $\Delta_2 > 0$, $\Delta_3 > 0$, $\Delta_4 > 0$, $\Delta_5 > 0$.

Можно показать, что для того чтобы система пятого порядка была устойчива, необходимо и достаточно, чтобы все коэффициенты характеристического уравнения были положительны и определители второго и четвертого порядков были тоже положительны. Тогда запишем

$$\begin{aligned} a_5 = T_1 b_4 > 0; \quad a_4 = b_4 > 0; \quad a_3 = k T_2 E - T_1 b_2 > 0; \\ a_2 = k T_2 \vartheta - T_1 b_0 > 0; \quad a_1 = k E - b_2 > 0; \quad a_0 = k \vartheta - b_0 > 0; \\ \Delta_2 = a_3 a_4 - a_2 a_5 = k E b_4 (T_2 - T_1) > 0 \text{ при } E > 0, T_2 > T_1; \\ \Delta_4 = (a_2 a_5 - a_3 a_4) (a_0 a_3 - a_1 a_2) - (a_1 a_4 - a_0 a_5)^2 = \\ = k^2 (T_2 - T_1)^2 b_4 \vartheta^2 (b_0 \lambda^2 - b_2 \lambda - b_4) > 0; \\ \Delta_4 > 0, \end{aligned}$$

если $b_0 \lambda^2 - b_2 \lambda - b_4 > 0$, $\lambda = \frac{E}{\vartheta}$.

При известных b_0 , b_2 , b_4 получаем

$$85,6 \lambda^2 - 55,5 \lambda - 7,4 > 0. \quad (2)$$

Неравенство (24а) выполняется при $\lambda > +0,761$ и $\lambda < -0,113$. (22) и (23) следует, что $E > 0$, $\vartheta > 0$, т. е. $\frac{E}{\vartheta} > 0$. Величины E являются функциями коэффициентов c_1 , c_2 . Поэтому, как след

2), (23), (24а), требуется найти такие c_1, c_2 , при которых выполнялись бы неравенства

$$E = m_2 c_1 - m_1 c_2 > 0;$$

$$\delta = c_1 (a_{22} - a_{12}) + c_2 (a_{21} - a_{11}) > 0;$$

$$\frac{E}{\delta} = \frac{m_2 c_1 - m_1 c_2}{c_1 (a_{22} - a_{12}) + c_2 (a_{21} - a_{11})} > +0,761.$$

Неравенства выполняются совместно при $0,156c_1 < c_2 < 0,182c_1$. Таким образом, чтобы замкнутая система была устойчивой, необходимо передаточную функцию корректирующего блока 2 представить в виде

$$H_1(P) = k_2 (T_2 P + 1)$$

полнить условия

$$k = k_1 k_2 > \frac{|b_0|}{|\delta|}; \quad T_2 > T_1; \quad 0,156c_1 < c_2 < 0,182c_1.$$

Полученный результат свидетельствует о существовании стабилизирующих параметров, с помощью которых обеспечивается устойчивость системы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Kato I., Matsushita S., Kato K. A Model of Human Posture Control System. — In: Proceedings of the Third International Symposium on Manual Control of Human Extremities. Dubrovnik, August 25—30, 1969. Trade, 1970, p. 443—464.
2. Meghee R. B., Kuhner M. B. On the Dynamic Stability of Locomotion Systems. — Ibid., p. 442—443.
3. Меркин Д. Р. Введение в теорию устойчивости движения. М., «Машин», 1971. 306 с.

УДК 62.506.2

Ю. П. ШАБАНОВ-КУШНАРЕНКО, д-р техн. наук,
Е. А. СОЛОВЬЕВА

БИОНИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ РЕЧЕВОГО ПОВЕДЕНИЯ ЧЕЛОВЕКА

Математические модели различных способностей человека широко применяются в технике, которая, развиваясь, в свою очередь выдвигает перед бионикой новые задачи. В связи с созданием вычислительных машин, способных частично заменять человека в сфере интеллектуальной деятельности, появился ряд требующих разрешения проблем, в частности проблемы общения человека с машиной и машины между собой.

Несмотря на совершенствование входных и выходных устройств ЭЦВМ, а также методов автоматизации программирования, процесс общения до сих пор недостаточно эффективен. Человеку удобнее выражать свои мысли в языковой форме, поэтому его непосредственное общение с машиной на естественном человеческом языке или на языке, близком к человеческому, было бы наиболее целесообразным. Таким образом, возникает необходимость создания транслятора с естественного языка на машинный, т. е. действующей модели человеческого языка. В сущности, не имеет значения происходит ли общение человека с машиной в виде устной или письменной речи. Важно другое — умение машины владеть языком, понимать его смысловую и грамматическую структуру. В данной работе не затрагивается вопрос о том, насколько такой язык общения будет отличаться от человеческого (видимо, он станет приближаться к естественному языку по мере совершенствования).

Известно, что современные искусственные языки плохо приспособлены для описания творческих функций человека, поэтому при использовании машин для автоматизации интеллектуальной деятельности также следует обучать их естественному языку. Способность машины перерабатывать словесную информацию особенно необходима при решении таких важных прикладных задач, как машинный перевод, автоматическое реферирование и аннотирование текстов, обработка данных в системах материально-технического снабжения и др. Модель естественного языка необходима в деле разработки и внедрения автоматизированных систем управления.

Итак, практика выдвинула задачу создания действующей модели человеческого языка, которая по мере совершенствования будет все более ему соответствовать. Пока полная модель не создана, большое значение для теории и практики представляют частные математические модели, описывающие отдельные компоненты процесса общения.

Не вызывает сомнения, что «язык есть не нечто, постороннее по отношению к человеку, что можно изучать лишь как некоторый «памятник» эпохи, направления или художественного творчества отдельных людей, а часть самого человека в такой мере, в какой частью человека является его способность ходить на двух ногах в вертикальном положении, создавать орудия труда, мыслить понятиями и пр.» [1, с. 19]. Поэтому для моделирования языка (в частности, русского) требуется прежде всего воспринимать его как «части самого человека», что является одной из первоочередных задач бионики.

Речевое поведение можно изучать с помощью методов биологии, нейрохирургии и других наук, исследуя процессы, происходящие в мозгу человека при речевом общении. Подобные исследования важны, однако проще изучать и моделировать язык с помощью макроподхода — кибернетического метода «черного ящика». Информационно-функциональный характер кибернетический

делирования позволяет без анализа структуры человеческого эга достичь хороших результатов при исследовании способности человека перерабатывать словесную информацию.

В данной работе на материале русского языка рассматриваются результаты моделирования словесного поведения человека, которое является неотъемлемой частью его речевого поведения. Под словесным поведением понимаем не обычное речевое общение, переработку человеком (как преобразователем информации, которому применимы понятия входных и выходных сигналов) реальных словоформ. Одним из этапов моделирования словесного поведения является создание алгоритмов автоматического морфологического анализа, которые позволяют получать морфологическую информацию о каждой словоформе.

Психологические эксперименты показывают, что результаты поведения каким-либо человеком даже простейших морфологических или субморфологических (связанных с частями слов, например) [2] задач могут несколько отличаться от результатов других людей, что объясняется прежде всего различием словарного запаса неодинаковым знанием грамматики испытуемыми. В принципе можно создать столько моделей какой-нибудь способности человека обрабатывать словесную информацию, а также моделей речи человека, сколько существует их прототипов — людей, говорящих на русском языке. Математическое описание речи отдельного индивидуума представляет известный интерес, однако особую практическую ценность имеет изучение и моделирование поведения реально грамотного человека (точно руководствующегося правилами грамматики [3]), т. е. создание моделей языка.

Во многих работах, посвященных моделированию языка, в явном или неявном виде применяются морфологические анализ и синтез, которые обычно осуществляются при помощи словаря основ и словоформ, а также вручную (частично или полностью) переданием информации в машину. Множество входных слов невелико и часто ограничивается какой-либо узкой областью, например математическими текстами. Все это объясняется не только трудностями формализации языка, но и спецификой задачи машинного перевода, на решение которой в основном ориентируются исследователи. Общепринятый путь анализа, при котором вначале осуществляются словарный поиск и извлечение информации основы, иногда стараются объединить с подходом к языку к цепи морфем [4], использующим максимум информации флективных (и некоторых других элементов) до обращения к словарю слов.

Предлагаемые нами алгоритмы отличаются прежде всего тем, что множество входных слов достаточно велико (за основу берется словарь русского языка [5] объемом в 104 000 слов с учетом всевозможных синтетических форм этих слов), а используемые словари относительно малы по сравнению с входным множеством. При получении искомым грамматических признаков исследуется минимально

необходимое для этой цели количество букв слова (обычно по ним), независимо от его членения на морфемы.

В единичных случаях такой информации о словоформе окажется недостаточно для точного решения. Если же оно необходимо для анализа слов, неточно обрабатываемых алгоритмом, можно использовать предлагаемые ниже методы (отдельно в комбинации друг с другом).

1. *Метод словарей.* В качестве формального признака используется все слово. При этом появится словарь исключений, от которого должен быть намного меньше объема входного жеста.

2. *Метод обращения.* В алгоритме (программе) должно предусмотрено обращение к человеку или к алгоритму (если таковой имеется) в целях получения признака, необходимого для точного решения.

3. *Метод дополнения.* К входному слову приписываются одно или несколько дополнительных признаков, позволяющих решить задачу точно.

4. *Метод ограничения.* Входное множество слов ограничивается таким образом, чтобы модель функционировала без ошибок.

Хотя метод 1 является самым трудоемким, его использовать наиболее целесообразно, если объем словаря исключений невелик. В противном случае наиболее приемлемым окажется метод 2. Метод 3, снижающий автоматизированность модели, и метод 4 желательнее не применять, так как они несколько уменьшают ценность алгоритмов.

В предлагаемых здесь моделях получение высокой вероятности достоверных предсказаний основано прежде всего на применении метода 1.

При построении моделей используем принцип, заключающийся в том, что словоформа, изолированная от контекста, обладает всеми грамматическими значениями некоторой грамматической категории, которыми эта словоформа может характеризоваться в различных контекстах. Это означает, что допускаются незначительные ответы машины, которые считаются точными, если соответствуют предложенному выше принципу. Например, для глагольной формы *вели* ответ «изъявительное наклонение и повелительное наклонение» будет верным, так как *вели* может использоваться в контекстах в грамматических значениях как изъявительного так и повелительного наклонения. Подавляющее большинство словоформ характеризуется одним грамматическим значением любой грамматической категории за исключением слов-омонимов, для которых выходной сигнал будет состоять из конъюнкции признаков. Предложенный принцип подтверждается многочисленными психологическими экспериментами.

Плодотворной является идея об использовании взаимосвязи и взаимозависимости между различными грамматическими категориями и значениями. Исследование таких зависимостей полезно

например, при составлении алгоритмов анализа многих грамматических категорий для минимизации таких алгоритмов.

В целях использования глубинных структур языка мы неограниченно расширяем входное множество всевозможными словами, псевдословами и их формами, образованными на основании правил грамматики русского языка. При этом подразумевается, что существует распознающая процедура, способная отличать слова и псевдослова от произвольных цепочек букв и позволяющая таким образом формировать входное множество. Алгоритмы, оперирующие словами из неограниченного множества, не содержат исключений, довольно просты и дают достоверные предсказания с высокой вероятностью. Для получения точного решения при неограниченном множестве входных слов можно использовать методы 2—4.

Полученные алгоритмы позволяют сделать заключение о больших возможностях формального описания морфологии русского языка.

Математические модели способности идеального грамотного человека решать задачи морфологической классификации получены в виде алгоритмов, реализованных на ЭЦВМ. Решена задача морфологической классификации глаголов русского языка на ряды (инфинитив, личные формы, причастия, деепричастия), т. е. анализа категории репрезентации. Получены модели определения склонения, времени, лица, числа, рода, спряжения, анализа суженной парадигмы, повелительного склонения (собственно глаголов), проанализированы атрибутивные формы (причастия и деепричастия). Составлены алгоритмы определения глагольных признаков (времени и залога) причастий, а также разделения причастий на полные и краткие. Рассматриваются задачи об определении признаков вида и залога глагольных форм, задачи синтеза глаголов и субморфологической классификации.

Приведем записанные на алгоритмическом языке АЛГОЛ (для транслятора АЛГОЛ—ЦЭМИ на ЭЦВМ «Урал-14») отлаженные программы алгоритмов анализа категорий времени и числа глаголов русского языка в личной форме. Входным сигналом этих алгоритмов может быть произвольный глагол или псевдоглагол русского языка; входной алфавит — русский, расширенный знаком «—», который может применяться в глаголах повелительного склонения (на *-ка*) и для выражения редупликации (или удвоения слов). Выходными сигналами для первого алгоритма служат признаки времени: не прошедшее и прошедшее, а также сигнал отсутствия времени (для глаголов повелительного склонения). Множество выходных сигналов второго алгоритма объединяет два грамматических значения категории числа — единственное и множественное.

Количество входных слов N для каждого просчета на машине может быть любым, для изменения этого количества в программе достаточно заменить одну перфокарту. В данном случае $N = 100$ (для определения вероятностей достоверного предсказания

моделей выбрано $N=1000$). Максимальная длина слова в предлагаемых алгоритмах равна 80 символам.

Эталонный язык в трансляторе АЛГОЛ — ЦЭМИ расширен введением текстовых величин и действий над ними. Значения текстовых величин являются последовательности литер (пустой строка, буква, цифра, знак операции и т. п.). Мы пользовались операциями соединения текстовых значений (ТЗ) и выделения частей значения текстового выражения, осуществляемого с помощью выделителя (**from** < индексное выражение > **thru** < индексное выражение >), следующего за текстовым выражением, которое заключено в круглые скобки. Операция соединения ТЗ представляется знаком | (вертикальная черта); результат ее состоит из литер первого ТЗ, за которыми следуют литеры второго ТЗ. Действие выделителя состоит в выделении подпоследовательности литер значения предшествующего ему текстового выражения, начинающейся с литеры, номер которой равен значению первого индексного выражения, и кончающейся литерой, номер которой равен значению второго индексного выражения включительно.

Программа определения времени глагола имеет вид

Begin integer N;

N := 100;

begin text array A[1:N], B[1:80];

integer i, j, L;

text C;

for i := 1 step 1 until N do

A[i] := intext (ПК, 80);

for i := 1 step 1 until N do

begin for j := 1 step 1 until 80 do

begin B[j] := (A[i] from j thru j);

if B[j] = () then

begin L := j - 1; go to M1; end;

end;

M1: if (B[L - 1] | B[L] = (ся) ∨ (B[L - 1] | B[L] = (сь)

then L := L - 2;

go to if (B[L] = (y) ∨ (B[L] = (ю) ∨

∨ (B[L] = (м) ∨ (B[L] = (т)

then НВ else if (B[L] = (н) ∨

∨ (B[L - 2] | B[L - 1] | B[L] = (ка)

then H;

go to if (B[L] = (н) ∨ (B[L] = (о) then

(if B[L - 1] = (л) then ПВ else H);

go to if B[L] = (ь) then

(if B[L - 1] = (ш) then НВ else H);

go to if B[L] = (е) then

(if (B[L - 2] | B[L - 1] = (ер) ∨

∨ (B[L - 2] | B[L - 1] = (ит)

then НВ else H) else ПВ;

НВ: *outtext* (АЦПУ, А [i] | 'непрошедшее время');
 go to M2;
 ПВ: *outtext* (АЦПУ, А [i] | 'прошедшее время');
 go to M2;
 Н: *outtext* (АЦПУ, А [i] | 'нет времени');
 М2: *newline* (АЦПУ);
 end;
 end;
end.

Программа определения категории числа глаголов
 получена в виде

Begin integer N;
 N: = 100;
begin text array A [1: N], Б [1: 80];
 integer i, j, L;
 text C;
 for i: = 1 **step** 1 **until** N **do**
 A [i]: = *intext* (ПК, 80);
 for i: = 1 **step** 1 **until** N **do**
 begin for j: = 1 **step** 1 **until** 80 **do**
 begin Б [j]: = (A [i]) **from** j **thru** j;
 if Б [j] = () **then**
 begin L: = j - 1; **go to** M1; **end;**
 if Б [L - 2] | Б [L - 1] | Б [L] = ('ка') **then** L: = L - 3;
 if (Б [L - 1] | Б [L] = ('ся')) ∨
 ∨ (Б [L - 1] | Б [L] = ('сь')) **then** L: = L - 2;
 C: = Б [L - 1] | Б [L];
 if (C = ('ат')) ∨ (C = ('ят')) ∨ (C = ('ут')) ∨ (C = ('ют')) ∨
 ∨ (C = ('ем')) ∨ (C = ('им')) ∨ (C = ('е')) **then go to** M;
 if Б [L] = ('и') **then** L: = L - 1 **else go to** E;
 if Б [L] = ('л') **then go to** M;
 outtext (АЦПУ, А [i] | 'единственное число');
 go to M2;
 outtext (АЦПУ, А [i] | 'множественное число');
 newline (АЦПУ);
 end;
 end;
end.

✳ Структура программ определения лица, рода и некоторых других грамматических категорий аналогична.

Ставя своей целью автоматическое получение грамматической информации о слове, в ряде случаев можно автоматически получить частичную смысловую информацию. Это обусловлено тем, что, определяя несинтаксические грамматические значения слов (например, значения времени), «отражающие различные смысловые абстракции» [3, с. 303], мы тем самым частично формализуем смысл. Решение задач морфологического анализа и синтеза позволит

определить для каждого слова его парадигму, т. е. класс слов с одним и тем же лексическим значением.

Полученные алгоритмы используются при дальнейших исследованиях (анализ пар слов, фраз и т. д.), но представляют и самостоятельный интерес как математические описания психических функций человека, а также могут найти применение, например в различных системах автоматического анализа текстов.

Процессы переработки человеком словесной информации требуются изучать не только при решении морфологических задач. Грамматика русского языка (представляющая собой обобщенный опыт владения языком многими поколениями людей и являющаяся эффективным средством при обучении человека языку, закреплении языковых норм и т. д.) предназначена для человека, и ее правила в том виде, в каком они записаны, обычно не пригодны для обучения машины. Бывает, что правила грамматики оказываются недостаточными для формализации языка. В таких случаях приходится проводить психологические эксперименты и изучать языковые структуры для выявления закономерностей, еще не описанных в языке. Исследование речевого поведения человека позволяет глубже проникать в структуру естественного языка, создавать «машинные» правила и модели.

ЛИТЕРАТУРА

1. Звегинцев В. А. Теоретическая и прикладная лингвистика. М. «Просвещение», 1968. 335 с.
2. Соловьева Е. А. Математическое описание способности человека анализировать правильность переноса слов. — В сб.: Проблемы бионик. Вып. 8. Харьков, 1972, с. 61—67.
3. Грамматика современного русского литературного языка. Отв. ред. Н. Ю. Шведова, М., «Наука», 1970. 767 с.
4. Севбо И. П. Пивоварова Е. П. Об алгоритме независимого флексивного анализа русского текста. — В кн.: Прикладная лингвистика и машинный перевод. [Сб. статей]. Киев, 1962, с. 66—71.
5. Орфографический словарь русского языка. Изд. 11-е. Под ред. С. Г. Бархударова и др. М., «Сов. энциклопедия», 1971. 520 с.

УДК 62.014

В. Н. ТИЩЕНКО

ВЕКТОРНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ ПО УПОРЯДОЧЕННОЙ СОВОКУПНОСТИ КРИТЕРИЕВ

«Биологизация» терминов кибернетики, происходящая одновременно с обратным процессом, свидетельствует о больших возможностях биологических систем. Этим они выгодно отличаются

от самых современных технических систем. Особенно быстро развивается направление, связанное с моделированием «искусственного интеллекта».

Одним из свойств «естественного интеллекта» является многопрограммность поведения. Она подразумевает параллельную работу сразу нескольких биологических программ, и только при явной патологии психики режим работы биологической системы приближается к однопрограммному. Целесообразно ли введение многопрограммности при создании искусственного интеллекта? По мнению авторов [1], многопрограммность работы — обязательное условие высокой «интеллектуальности» технического устройства. Чем сложнее решаемые задачи, тем более необходимым является введение многопрограммности. Можно сказать, что «интеллектуальность» проблемы оценивается числом подцелей, которые следует преодолеть при решении задачи.

В связи с этим целесообразно проводить исследования, связанные с математической формализацией поведения биологических систем, в частности с моделированием многопрограммной деятельности, которую можно интерпретировать как задачу о решении многокритериальности по упорядоченной совокупности критериев, а с позиций биологических понятий — как задачу о моделировании потребного будущего.

Пусть Q_0, \dots, Q_N^* — последовательность целей, заключительная из которых представляет собой конечную цель — модель потребного будущего. Задача заключается в таком выборе целей $Q_0, Q_1, \dots, \dots, Q_{N-1}$ и способов их достижения, чтобы затраты на достижение модели потребного будущего были минимальными. Способы достижения целей задаются с помощью параметров системы.

Обозначим $t_i \in T$ — множество классов параметров системы с заданным на них бинарным отношением эквивалентности внутри каждого класса, $i = \overline{0, N}$ — множество классов эквивалентности, $Q_i = Q(t_i) \in \Omega$ — фактор-множество целей. Введем бинарное отношение порядка на компактном множестве N , т. е. между классами

$$Q_0 R Q_1 \dots R Q_i R \dots R Q_N^* \quad (1)$$

Тогда граничный мажорируемый элемент множества будет представлять модель потребного будущего. Необходимо выявить способы достижения потребного будущего при наименьших затратах, что осуществляется с помощью параметров системы и очередностью достижения целей:

$$Q_N^* = \varphi(R^k, t_i, P_i), \quad (2)$$

где R^k — бинарное отношение порядка;

P_i — ресурс системы.

Таким образом вводится множество отношений порядка $k = \overline{1, K}$.

При этом условимся, что достижение мажорируемой цели зависит от результата выполнения минорируемой путем введения композиции отображений

$$Q_0 \rightarrow Q_1 \rightarrow Q_2 \rightarrow \dots \rightarrow Q_N^* \quad (3)$$

Наличие множества бинарных отношений обуславливает возможность существования нескольких последовательностей достижения целей. Введем следующие понятия: $x_i = x(t_i) \in X$ — вектор входов каждой цели (под входами подразумеваются количественные оценки целей): $u_i = u(t_i) \in U$ — вектор выходов каждой цели, которые являются преобразованными входами:

$$u_i = x_i \pm \Delta x_i \quad (4)$$

Определение 1. Оператором перехода F_i , переводящим входы в выходы, называется оператор вида

$$u_i = F_i(x_i), \quad (4a)$$

который является алгоритмом, переводящим цель из любого состояния в завершённое.

Введем критерий, на основании которого можно судить о степени удачности достижения цели:

$$Q_i = Q(x_i, u_i, F_i) \rightarrow \max_{R^k, t_i} \quad (5)$$

Однако для достижения цели необходимы средства, при отсутствии которых любая цель является мечтой.

Определение 2. Ресурсом P_i называется количество средств, необходимое для достижения i -цели:

$$P_i = P(u_i - x_i) \alpha \rightarrow \min_{R^k, t_i} \quad (6)$$

где α — величина, устанавливающая влияние помех при достижении целей, т. е. возмущений внешней среды.

Тогда обобщенный критерий выразится в виде

$$C_i = C(Q_i, P_i), \quad (7)$$

а глобальный критерий составит

$$C_N^* = C(Q_N^*, P_N^*) \rightarrow \text{ext.}_{R^k, t_i} \quad (8)$$

Определение 3. Оператором связи Φ_i , переводящим выходы минорируемых целей на входы мажорируемых в соответствии с определенным на них бинарным отношением, называется оператор вида

$$x_i = \Phi_{i-1}(u_{i-1}). \quad (9)$$

Роль Φ_i заключается в установлении зависимости между результатами достигнутой цели и намеченной на будущее. Однако при этом существует возможность недостижимости модели потребного будущего, т. е. операторы F_i , Φ_i не реализуются или $Q_N^* \rightarrow$

При глобальном критерии оптимальности

$$\eta = \frac{C_N^* \lambda_N}{\sum_i P_i} \rightarrow \max_{R^k, t_i} \quad (15)$$

где λ_N — весовая функция целей, потребное будущее должно достигаться с максимальной рентабельностью. Однако существуют ситуации, когда цель носит вероятностный характер, т. е. невозможно с полной достоверностью судить о результатах ее достижения. Это влияет на модель потребного будущего и может быть формализовано следующим образом.

Пусть $W_i = W(Q_i) \in Y$ — входы i -цели, представляющие собой вероятностные меры; $\omega_i = \omega(Q_i) \in Y$ — выходы i -цели, являющиеся вероятностными мерами; $v_i = v(Q_i/Q_{i-1}) \in Y$ — оператор перехода. Запишем равенство

$$\omega(Q_i) = W(Q_i) v(Q_i/Q_{i-1}). \quad (16)$$

Тогда на основании условия

$$\omega(Q_{i-1}) = W(Q_i) \quad (17)$$

выражение (14) перепишем в виде

$$\begin{aligned} \omega(Q_0) &= W(Q_1), & \omega(Q_1) &= W(Q_1) v(Q_1/Q_0); \\ \omega(Q_1) &= W(Q_2), & \omega(Q_2) &= W(Q_2) v(Q_2/Q_1); \\ & \dots & & \dots \\ \omega(Q_i) &= W(Q_{i+1}), & \omega(Q_{i+1}) &= W(Q_{i+1}) v(Q_{i+1}/Q_i); \\ & \dots & & \dots \\ \omega(Q_{N-1}) &= W(Q_N^*), & \omega(Q_N^*) &= W(Q_N^*) v(Q_{N-1}/Q_N^*), \end{aligned} \quad (18)$$

а глобальный критерий опишется уравнением

$$\eta' = \frac{M(C_N^*) \lambda_N}{M(\sum_i P_i)} \rightarrow \max_{R^k, t_i} \quad (19)$$

где M — знак математического ожидания.

Подобный подход использован в работе [2] при решении задачи о выборе типажа технических систем.

ЛИТЕРАТУРА

1. Граве А. С., Растрингн Л. А. О соотношении естественного и искусственного интеллектов. — В сб.: Адаптивные системы. Вып. 1. Рига, 1972, с. 9—24.
2. Тищенко В. Н. Выбор типажа сложных технических систем при многокритериальности решений. — В сб.: Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. Вып. 29. Харьков, 1974, с. 140—144.

О. Н. ЛУКЪЯНОВА, канд. биол. наук

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПЕРЕДАТОЧНЫХ ФУНКЦИЙ НЕКОТОРЫХ ОБРАЗОВАНИЙ МОЗГА ПРИ ЭЛЕКТРОНАРКОЗЕ

Конкретной задачей предлагаемого исследования* являлось изучение параметров вызванных потенциалов (ВП) наружного коленчатого тела (НКТ) и зрительной области коры в целях нахождения передаточной функции и коэффициента затухания в норме и при электронаркозе.

Исследованию механизма электронаркоза посвящено много работ [1, 2, 4, 6, 8, 9 и др.], однако до сих пор отсутствует единое мнение о воздействии электрического тока на центральную нервную систему. В литературе взаимодействие коры и подкорковых образований все чаще рассматривается как осуществляющееся по типу регулирования с обратной отрицательной связью, но еще недостаточно выяснен возможный тип регуляции в мозгу, неизвестно соотношение энергетической и информационной сторон проблемы и др.

В связи с этим интересно проследить переходные процессы в системе подкорковое звено — корковая проекция (П—К) зрительного анализатора в норме и при электронаркозе, представление о которых можно получить по параметрам колебаний ВП. При изучении ВП система П—К может рассматриваться как контур регулирования, на который действуют дозированные скачкообразные сигналы. Они выводят систему из состояния равновесия, в которое она стремится вернуться снова с помощью гомеостатических механизмов. При этом в системе наблюдаются колебательные процессы, которые можно описать дифференциальными или интегродифференциальными уравнениями.

Выходные сигналы, возникая при разных формах входных, полностью определяются внутренними особенностями системы.

По результатам экспериментальных измерений ВП можно получить представление о переходных процессах в системе и о ее передаточной функции [3, 7, 8]. Характер переходных процессов зависит от степени затухания колебаний в системе. Очевидно, существует некоторая оптимальная динамическая настройка системы П—К к действующим на нее сигналам, которой соответствует нормальная форма биоэлектрического ответа. Отклонение от нее в сторону усиления и ослабления колебаний приводит к ухудшению качества регулирования, что и наблюдается в случае патологии.

Методика и результаты. Опыты проводились на кроликах породы шиншилла. Для изучения электрограмм мозга в зрительную

* В работе принимала участие студентка КГУ Л. В. Петрушенко.

область коры и в наружное коленчатое тело кроликам вживляли электроды. Вживление производилось стереотаксическим методом; для определения координат использовался атлас Е. Фифковой и Дж. Маршалла. Усиление и регистрация биопотенциалов коры головного мозга и подкорки производились на восьмиканальном чернильнопишущем энцефалографе типа «Орион» (Венгрия). ВП получали в ответ на световые вспышки. Эксперимент проводился в экранированной камере.

Электроэнцефалограмма (ЭЭГ) и ВП изучались в исходном состоянии. Затем животное подвергалось воздействию электрического тока, вызывавшего наркотическое состояние. Сразу же после выключения тока регистрировались электрограммы и ВП мозга. Для осуществления электронаркоза использовались прямоугольные импульсы со сглаженными фронтами частотой 100 *гц*, продолжительностью 0,5 *мсек*. Сила тока 14—18 *ма*. Электроды для наркоза накладывались на виски.

Анализ переходных процессов в системе П—К по параметрам ВП производился методами теории автоматического регулирования. (Следует отметить, что метод определения переходных процессов при различных наркозах был впервые применен в отделе нейробионики Института кибернетики АН УССР [7, 8]). Исследуемое ядро мозга рассматривалось нами как некоторая абстрактная система, входной и выходной сигналы которой являются функциями времени. При этом выходные сигналы, возникающие при разных допустимых формах входных сигналов, полностью определяются внутренними особенностями системы. Связь между входными сигналами и выходной величиной можно описать дифференциальным уравнением второго порядка.

Регистрация ВП от зрительной области коры и наружного коленчатого тела до электронаркоза сразу после его выключения, а затем через различные промежутки времени до нормализации состояния животного позволила установить следующее. В исходном состоянии от зрительной коры на световую вспышку отводится ВП, состоящий из первичного (ПО) и вторичного (ВО) ответов. ПО, который чаще всего был представлен позитивно-негативным колебанием, характеризовался следующими параметрами: процент проявления 30—100, латентный период 15—20 *мсек*; длительность 30—35 *мсек*, амплитуда 6—7 *мкв*. ВО имел 70—100% проявления, латентный период 20—60 *мсек*, длительность 300—350 *мсек*, амплитуда 10—40 *мкв*.

Сразу же после выключения тока процент проявления ВП существенно не изменился. Однако параметры ВП значительно отличались от исходного. Особенно четко изменялись вторичные ответы. После выключения тока латентный период ВО удлинился в два раза, амплитуда и длительность ответа уменьшались соответственно в 2—3 и в 1,2—1,5 раза. У ПО латентный период не изменялся, амплитуда и длительность имели тенденцию к уменьшению, хотя в значительно меньшей мере, чем у ВО. С течением времени

(3—4 минуты) параметры ПО и ВО могли оказываться лучше, чем в исходном состоянии. Иногда в течение получаса можно было наблюдать волнообразное изменение их параметров.

Ответ на световую вспышку в таламическом переключательном ядре зрительного анализатора (в наружном коленчатом теле) чаще всего имел вид раздвоенного позитивного колебания с последующим отрицательным. Латентный период ответа 15—17 мсек, амплитуда 20—30 мкв, длительность 200—250 мсек, процент проявления 70—100.

Под действием электрического тока вызванные потенциалы в коленчатом теле изменяются по проценту проявления и по своим параметрам. Через 15—30 секунд после выключения тока процент

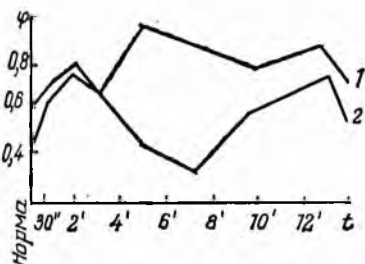


Рис. 1. Изменение коэффициента затухания ВП зрительной области коры (1) и наружного коленчатого тела (2) под влиянием электронаркоза.

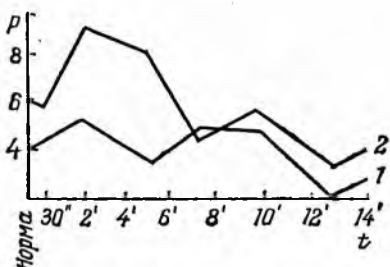


Рис. 2. Изменение динамического коэффициента формы ВП зрительной области коры (1) и наружного коленчатого тела (2) под влиянием электронаркоза.

проявления ВП снижается, латентный период увеличивается в 1,5—2 раза, амплитуда и длительность уменьшаются. Однако уже через две минуты (в отличие от зрительной коры) ВП в коленчатом теле проявляется четче, чем до наркоза (процент проявления повышается до 100), амплитуда увеличивается в 1,5 раза, длительность растет. Часто наблюдается дублирование (2—3 раза) колебаний ВП.

Применение описанной выше методики определения передаточной функции позволило получить значения для коэффициентов затухания ϕ и динамического коэффициента формы ρ , на основании которых построены графики (рис. 1, 2). Из рисунков видно, что изменения коэффициента затухания под влиянием электронаркоза носят колебательный характер с тенденцией к увеличению.

Динамический коэффициент формы (отношение позитивной площади регулирования к ее негативной части) выражает в определенной мере «качество» регулирования [5]. При $3 < \rho < 10$ «площадь» регулирования минимальна, а «качество» регулирования — максимально, так как количественной характеристикой его служит величина, обратная «площади» регулирования.

Судя по изменениям ВП в зрительной коре и наружном коленчатом теле, динамика переходных процессов в центральной

нервной системе имеет характер затухающих колебаний (коэффициент затухания как в коре, так и в подкорке меньше единицы). Возможно, что периодическая деятельность после одиночного импульса является критерием действия регуляторного механизма в центральной нервной системе.

После действия электрическим током коэффициент затухания переходного процесса несколько увеличивается в коре и в подкорковом теле, т. е. происходит отклонение от некоторой оптимальной динамической настройки системы регулирования. Но все же $\tau < 1$, а динамический коэффициент формы ρ в основном находится в пределах $3 < \rho < 10$. Это свидетельствует о том, что электронаркоз незначительно нарушает качество регулирования в центральной нервной системе.

Характерно, что переход коэффициента затухания к исходному уровню после выключения тока носит колебательный характер. При этом в подкорке процесс регулирования протекает более активно (колебания в наружном коленчатом теле имеют больший размах и быстрее, чем в коре, приходят к норме). В коре осуществляется более-менее плавный переход к норме. Этот факт в какой-то мере подтверждает предположение о том, что кора головного мозга и неспецифические подкорковые влияния тормозятся сильнее чем специфические подкорковые ядра.

Таким образом, электронаркоз изменяет функциональное состояние коры и подкорковых образований. При этом наблюдается преимущественное торможение неспецифических влияний.

ЛИТЕРАТУРА

1. Анохин П. К., Судаков К. В. Корово-подкорковые взаимоотношения в условиях электронаркоза. — «Докл. АН СССР», 1969, т. 18, № 3, с. 681—684.
2. Васильев Л. Л., Календаров Г. С. О физико-химических основах действия тока на нервную систему. — В кн.: Электрический наркоз. М., 1937, с. 53—68.
3. Войтинский Е. А. О применении методов теории регулирования к исследованию вызванных потенциалов мозга. — «Вопросы психологии» 1969, № 6, с. 108—109.
4. Электросон. М., Медгиз, 1958. 171 с. Авт.: В. А. Гиляровский, Н. М. Ливенцев, Ю. Е. Сегаль, З. А. Кириллова.
5. Дришель Г. Процессы регулирования в биологии. М., ИЛ, 1961, 115 с.
6. Иванов-Муромский К. А. Электрический наркоз и электросон человека и животных. Киев, «Наукова думка», 1966. 221 с.
7. Иванов-Муромский К. А., Заславский С. Я., Волхов В. С. Система «рецептор — кора» — контур автоматического регулирования. — В кн.: Материалы V Всесоюзного симпозиума по кибернетике. [Сборник статей]. Тбилиси, 1970, с. 143—144.
8. Иванов-Муромский К. А. Саморегуляция головного мозга (к бернетические аспекты теории наркоза). Киев, «Наукова думка», 1971, 248 с.
9. Электронаркоз в хирургии. Ташкент, «Медицина», 1966. 183 с. Авт. М. И. Кузин, Н. М. Ливенцев, В. Д. Жуковский, В. И. Сачков.

С. К. ЛИСИЦЫН, канд. техн. наук, Ю. В. РОДИОНОВ

УСРЕДНЕНИЕ БИОЭЛЕКТРИЧЕСКИХ РЕАКЦИЙ МОЗГА
С ПОМОЩЬЮ МАГНИТНОГО КОГЕРЕНТНОГО НАКОПИТЕЛЯ

В настоящее время сильно повысился интерес к электрофизиологии головного мозга. Исследователи полагают, что изучение биоэлектрических реакций различных образований центральной нервной системы, возникающих при действии внешних раздражителей на организм человека, позволит объяснить и промоделировать ряд функций органов чувств. Для понимания процессов восприятия внешних сигналов и их переработки на уровне сознания особенно важно изучить вызванные потенциалы (ВП) коры головного мозга человека в ответ на сенсорные раздражители.

Исследование ВП человека связано с рядом методических трудностей, потому что величина вызванных потенциалов мала по сравнению с фоновой электроактивностью мозга, играющей роль помех, а разнообразные артефакты усложняют их регистрацию. Кроме того, частотный спектр ВП близок к спектру помех или совпадает с ним. Особенно трудно получить электрический ответ на звуковые раздражители, так как соответствующие проекционные области коры удалены от поверхности черепа.

Основным приемом выделения ВП из шума является метод усреднения. Сущность его заключается в том, что реакции мозга на повторяющиеся раздражители синфазно суммируются. В случае некоррелированных помех отношение сигнал/шум при этом возрастает примерно в \sqrt{N} раз, где N — количество суммируемых реакций. Усреднение когерентных биореакций может быть выполнено с помощью универсальных цифровых вычислительных машин [1, с. 108—110] и путем применения специализированных вычислительных устройств дискретного или аналогового действия [2, с. 20—21; 3, с. 108—110].

В процессе анализа аналоговых устройств, реализующих метод усреднения, можно заметить, что большинство из них построено по схеме, приведенной на рис. 1, а. Она представляет собой сумматор Σ , охваченный цепью положительной обратной связи с коэффициентом β через линию с задержкой на время T , которое равно периоду поступления входных сигналов (в нашем случае — ВП). В качестве линии задержки применяются синхронно-коммутируемые емкости, потенциалоскопы, электроннолучевые трубки с послесвечением и другие устройства.

Схема (рис. 1, а) представляет собой известный в радиоэлектронике когерентный накопитель [4, с. 175—186], частотная характеристика которого выражается формулой

$$\bar{K}(j\omega) = \frac{1}{1 - \beta e^{-j\omega T}}, \quad (1)$$

а амплитудно-частотная характеристика

$$K(\omega) = \frac{1}{\sqrt{1 + \beta^2 - 2\beta \cos \omega T}}$$

является периодической функцией с периодом $\omega_0 = \frac{2\pi}{T}$ (рис. 1,

Возможности метода усреднения, использующего способность мозга аналогично реагировать на повторяющийся раздражитель ограничены адаптацией мозга к раздражителю. Это ограничение в значительной степени можно преодолеть предъявлением последовательности раздражителей, расположенных в случайном порядке таким образом, чтобы испытуемый при периодическом предъявлении этой последовательности не мог уловить связи между ее составляющими. В данном случае время задержки T должно быть довольно велико. Кроме того, поскольку выделяемые биореакции имеют крутые фронты нарастания амплитуды, необходимо применять устройство накопления высокого разрешения. Эти требования легко удовлетворить, если в когерентном накопителе использовать линию задержки на магнитной ленте широко применяемую в корреляторах и блоках регулируемого запаздывания.

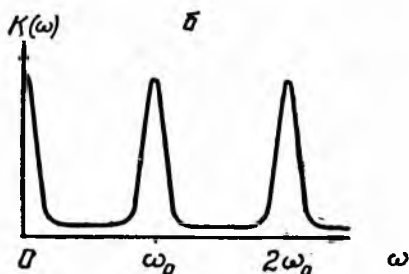
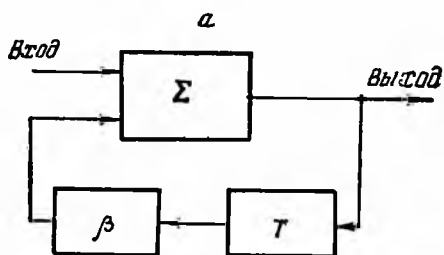


Рис. 1.

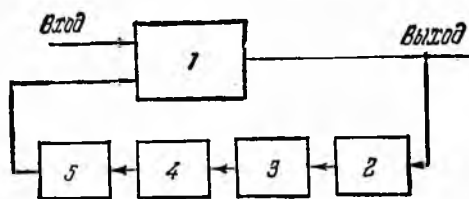


Рис. 2.

временной задержки на магнитной ленте можно получить с помощью широкополосной частотно-модулированной (ЧМ) записи. В этом случае модуль коэффициента передачи блока задержки на магнитной ленте близок к единице во всем спектре частот исследуемого процесса, а фазо-частотная характеристика близка к линейной. Структурная схема МКН представлена на рис. 2.

Входные сигналы с периодом следования T поступают на первый вход сумматора 1, в то время как на другой вход поступают сигналы с выхода сумматора, задержанные на магнитной ленте на время T . Блок задержки на магнитной ленте состоит из ЧМ-модулятора 2, служащего для записи на магнитную ленту сигнала низкой частоты, каким является ВП, головок записи и воспроизведения 3, разнесенных соответствующим образом по длине магнитной ленты для получения времени задержки T , ЧМ-демодулятора 4, для демодуляции сигнала, считываемого с ленты, фильтра низкой частоты 5 для выделения полезного сигнала из несущей. В результате суммирования входного сигнала с задержанным на время T суммарным выходным сигналом отношение сигнал/шум на выходе МКН увеличивается с ростом числа циклов накопления.

Найдем частотную и амплитудно-частотную характеристики МКН, считая сумматор идеальным. В этом случае

$$\bar{K}(j\omega) = \frac{1}{1 - \beta e^{-j\omega T} \bar{K}_0(j\omega)}, \quad (3)$$

где $\bar{K}_0(j\omega) = K_0(\omega) e^{-j\varphi_0(\omega)}$ — частотная характеристика ($\varphi_0(\omega)$ — фазовая характеристика блока задержки).

Из формулы (3) найдем амплитудно-частотную характеристику

$$K(\omega) = \frac{1}{\sqrt{1 + \beta^2 K_0^2(\omega) - 2\beta K_0(\omega) \cos[\omega T + \varphi_0(\omega)]}}. \quad (4)$$

Уравнения (3), (4) свидетельствуют о том, что весьма малые частотные и амплитудные искажения в блоке задержки на магнитной ленте могут существенно влиять на форму кривой частотной характеристики (рис. 1, б), а также на потери накопителя и его динамический диапазон.

Фильтр низких частот вносит наибольшие погрешности в процесс усреднения на накопителе. При расчете этого основного звена необходимо, чтобы фазо-частотная характеристика обладала высокой линейностью, а время задержки сигнала фильтром было минимальным.

Нами использовался блок задержки на магнитной ленте с широкополосной ЧМ-записью со средней частотой (несущей) 10 *кГц* при скорости движения магнитной ленты 76,2 *см/сек*. Девиация частоты составляла 40% несущей, время задержки — около 20 секунд.

Применение фантастронного генератора с перезарядом интегрирующего конденсатора через катодный повторитель в качестве модулятора и демодулятора типа счетчика импульсов, сформированных LC-линией задержки, с выходным каскадом на усилителе постоянного тока позволило улучшить с помощью МКН первоначальное отношение сигнал/шум не менее чем в 10 раз при относительно малом искажении выделяемого сигнала в диапазоне частот 0—100 *гц*.

Как видно из рис. 1, б, в пределах полосы частот, занимаемой спектром входного сигнала, располагается несколько полос про-

пускания когерентного накопителя, что делает погрешности систематическими, если входной сигнал содержит периодические составляющие с частотами, кратными частоте накопления. Так, наводки от сетевого питания и колебания скорости магнитной ленты могут являться причиной искажения выходного сигнала. Поэтому необходимо компенсировать влияние колебаний скорости на процесс записи — воспроизведения и подавить наводки. Способы компенсации колебаний скорости различны [5, с. 144—156]. Нами использовалась электронная система компенсации колебаний скорости сигналами эталонного генератора, записанными на одной из дорожек магнитной ленты.

Предварительный анализ результатов испытания МКН показал, что хотя он и уступает дискретным системам усреднения (ЦВМ) по качеству выделяемого сигнала, однако простота и надежность позволяют рекомендовать его для исследования ВП в бионике, где применение ЦВМ в специфических условиях эксперимента не всегда возможно. Исследование ВП головного мозга человека на различные звуковые раздражители позволило обнаружить ряд интересных явлений и закономерностей. Применение данной аппаратуры не ограничивается областью исследования ВП коры головного мозга. Ее можно успешно использовать также для усреднения и анализа ретинограмм, окулограмм и в других случаях, когда шумы значительно превосходят полезные когерентные сигналы

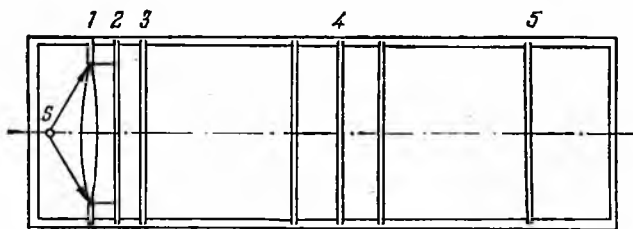
ЛИТЕРАТУРА

1. Гнеденко Б. В., Фомин С. В., Хургин Я. И. Применение математических методов при обработке результатов биологических наблюдений. — В кн.: Биологические аспекты кибернетики. М., 1962, с. 103—111.
2. Лисицын С. К. Осциллограф с постоянной памятью и алгебраическим суммированием для выявления вызванных потенциалов мозга с вычислительным устройством на базе анализатора АИ-100-1. — В кн.: Материалы Всесоюзного семинара «Развитие физиологического приборостроения для научных исследований в биологии и медицине». [Тезисы докл.]. М., 1966, с. 20—21.
3. Кожеников В. А. Автоматические методы анализа биопотенциалов и их использование для изучения слабых электрических реакций мозга. Автореф. докт. дис. Ленинград, 1960. 19 с.
4. Лезин Б. С. Оптимальные фильтры и накопители импульсных сигналов. М., «Сов. радио», 1969. 445 с.
5. Дэвис Г. Л. Применение точной магнитной записи. Пер. с англ. М. «Энергия», 1967. 288 с.

В. А. БАХТИГОЗИН, Ю. А. КУМАНИН

ОПТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ НЕЙРОННОЙ СЕТИ АНАЛИЗАТОРОВ ЖИВОТНЫХ

Функциональные особенности многослойной нейронной сети, осуществляющей операции фильтрации и кодирования пространственно-временных сигналов, определяются характером связей ее элементов. Моделирование процессов обработки сигналов в многослойных нейронных сетях производится с помощью оптических систем, в которых используются когерентные источники света [1] либо волоконная оптика [2]. В настоящей работе рассматриваются



некогерентные оптические моделирующие системы, простые в эксплуатации и высокоэкономичные.

В некогерентной оптической системе связь элементов нейронной сети моделируется посредством специального распределения лучей света. Способ распределения лучей задается набором плоских масок. Нелинейные свойства фотоматериалов, применяемых в оптических системах для регистрации выходных изображений, моделируют пороговые свойства элементов нейронной сети. Источниками входных сигналов системы являются диапозитивы изображений, подлежащих обработке. Диапозитивы освещаются немонахроматическим диффузным светом.

Схема оптической моделирующей системы представлена на рисунке. Источник диффузного немонахроматического света, снабженный конденсором 1 и матовым стеклом 2, жестко соединен с оптической светонепроницаемой камерой. В ней устанавливаются диапозитивы входных изображений 3, маски 4 и фотопластинка 5, на которой фиксируется выходное изображение. Маски представляют собой пластинки с заданным распределением прозрачности, реализующие необходимую функцию влияния.

На фотопластинке 5 можно последовательно записать несколько изображений; при этом каждое изображение формируется посредством своей системы масок. Суммарное изображение в выходной плоскости можно описать интегральным соотношением

$$F_l(\vec{x}) = \varphi \sum_{i=1}^m \iint_{R^2} G_{li}(\vec{x}, \vec{x}') F_i(\vec{x}') d\vec{x}', \quad (1)$$

где $F_i(\vec{x})$ — освещенность приемника излучением

$F_i(\vec{x})$ — светимость источников излучения;

$$G_{ii}(\vec{x}, \vec{x}') = \prod_{i=1}^k T_i^{ii}(\alpha_i \vec{x} + \beta_i \vec{x}') \text{ — функция влияния;} \quad (2)$$

$T_i^{ii}(\alpha_i \vec{x} + \beta_i \vec{x}')$ — распределение прозрачности j -й апертурной маски;

φ — коэффициент пропорциональности.

Если используется одна маска ($k = 1$), то связь между источником и приемником описывается уравнением свертки

$$F_i(\vec{x}) = \varphi \sum_{i=1}^m \iint_{R^2} G_{ii}(\vec{x} - \vec{x}'') F_i(\vec{x}'') d\vec{x}'' = \varphi \sum_{i=1}^m G_{ii}(\vec{x}) * F_i(\vec{x}), \quad (3)$$

где

$$G_{ii}(\vec{x} - \vec{x}'') = T^{ii}[\alpha_1(\vec{x} - \vec{x}'')], \quad \vec{x}'' = -\frac{\beta_1}{\alpha_1} \vec{x}'_1. \quad (4)$$

При записи на фотопластинку m различных изображений, имеющих светимость $F_i(\vec{x})$, при времени экспозиции t_i для каждого изображения распределение плотности энергии $W_i(\vec{x})$ на фотопластинке будет равно

$$W_i(\vec{x}) = \varphi \sum_{i=1}^m t_i \iint_{R^2} G_{ii}(\vec{x}, \vec{x}') F_i(\vec{x}') d\vec{x}'. \quad (5)$$

Зависимость распределения прозрачности экспонированной и проявленной фотопластинки от распределения плотности энергии выражается уравнением

$$T_i(\vec{x}) = \left[\frac{c_i}{\gamma_i(\vec{x})} - \frac{W_i(\vec{x})}{\gamma_i(\vec{x})} \right] \cdot 1 \left[\frac{c_i}{\gamma_i(\vec{x})} - \frac{W_i(\vec{x})}{\gamma_i(\vec{x})} \right]. \quad (6)$$

где c_i — порог насыщения фотослоя пластинки;

$\gamma_i(\vec{x})$ — коэффициент чувствительности фотослоя пластинки.

Светимость диапозитива F_i , освещенного посторонним источником света, прямо пропорциональна распределению прозрачности диапозитива T_i и его освещенности F_0 :

$$F_i(\vec{x}) = F_0 T_i(\vec{x}). \quad (7)$$

Подставляя выражения (5) и (7) в уравнение (6), получаем выражение, связывающее распределение прозрачности проявленной фотопластинки на выходе системы с прозрачностью диапозитивов, предъявляемых системе:

$$T_i(\vec{x}) = [1 - \varphi \sum_{i=1}^m \iint_{R^2} G_{ii}(\vec{x}, \vec{x}') T_i(\vec{x}') d\vec{x}'] \times \\ \times 1 (1 - \varphi \sum_{i=1}^m \iint_{R^2} G_{ii}(\vec{x}, \vec{x}') T_i(\vec{x}') d\vec{x}'), \quad (8)$$

где

$$G_{ii}(\vec{x}, \vec{x}') = \frac{t_i F_0}{\gamma_i(\vec{x})} \prod_{j=1}^k T_j^{\mu}(\alpha_j \vec{x} + \beta_j \vec{x}') \geq 0, \quad (9)$$

F_0 — освещенность i -й фотопластинки ($i = 1, 2, \dots, l$).

Чтобы промоделировать знакопеременную функцию влияния, следует, кроме позитивных изображений T_i , использовать их негативы $1 - T_i$ [3]:

$$T_i(\vec{x}) = \{1 - \varphi \sum_{i=1}^m \iint_{R^2} [G_{ii}^-(\vec{x}, \vec{x}') T_i(\vec{x}') + G_{ii}^+(\vec{x}, \vec{x}') \times \\ \times (1 - T_i(\vec{x}'))] d\vec{x}'\} \{1 - \varphi \sum_{i=1}^m \iint_{R^2} [G_{ii}^-(\vec{x}, \vec{x}') T_i(\vec{x}') + \\ + G_{ii}^+(\vec{x}, \vec{x}') (1 - T_i(\vec{x}'))] d\vec{x}'\} \quad (10)$$

или

$$T_i(\vec{x}) = \{T_{i0}(\vec{x}) + \varphi \sum_{i=1}^m \iint_{R^2} [G_{ii}^+(\vec{x}, \vec{x}') - G_{ii}^-(\vec{x}, \vec{x}')] T_i(\vec{x}') d\vec{x}'\} \times \\ \times \{T_{i0}(\vec{x}) + \varphi \sum_{i=1}^m \iint_{R^2} [G_{ii}^+(\vec{x}, \vec{x}') - G_{ii}^-(\vec{x}, \vec{x}')] \times \\ \times T_i(\vec{x}') d\vec{x}'\}, \quad (11)$$

где $T_{i0}(\vec{x}) = 1 - \varphi \sum_{i=1}^m \iint_{R^2} G_{ii}^-(\vec{x}, \vec{x}') d\vec{x}'$ — фоновый уровень прозрачности негатива фиксирующей фотопластинки;

$$G_{ii}^+(\vec{x}, \vec{x}') = \frac{t_i F_0}{\gamma_i(\vec{x})} \prod_{j=1}^k T_j^+(\alpha_j \vec{x} + \beta_j \vec{x}') \quad (12)$$

— положительная компонента функции влияния;

$$G_{ii}^-(\vec{x}, \vec{x}') = \frac{t_i F_0}{\gamma_i(\vec{x})} \prod_{j=1}^k T_j^-(\alpha_j \vec{x} + \beta_j \vec{x}') \quad (13)$$

— отрицательная компонента функции влияния, характеризующая связь излучающего слоя с фиксирующим.

Описанная оптическая система позволяет моделировать работу нейронной сети с параллельным, последовательным и параллельно-последовательным способами обработки входной информации в нейронных слоях анализатора.

При параллельном способе обработки информации на фиксирующую фотопластинку последовательно через соответствующие

группы апертурных масок экспонируются несколько входных изображений. При последовательном способе обработки сигналов входное изображение вначале экспонируется через первую группу масок, реализующую первую по порядку функцию влияния G_1 . Затем диапозитив зафиксированного изображения устанавливается вместо исходного и экспонируется через вторую группу масок и т.д.

ЛИТЕРАТУРА

1. Суайгерт К. Дж., Фогельхут П. О. Пространственная фильтрация в модели нейронной сети.— В кн.: Модели нейронных структур. Ереван, 1970, с. 244—265.
2. Оптоэлектронная модель первых слоев сетчатки зрительного анализатора.— В сб.: Полупроводниковая техника и микроэлектроника. Вып. 8. М., 1972, с. 15—21. Авт.: Х. И. Гаприндашвили, А. Д. Рабинин, С. В. Свечников и др.
3. Бугай Ю. П. Исследование нейроподобных элементов и систем устройств первичной обработки информации. Автореф. канд. дис. Харьков, 1968. 27 с.

УДК 62.506.2

И. Ф. ОГОРОДНЕЙЧУК, канд. техн. наук,
В. П. ЛЕОНОВ, А. И. БЫХ

К ПОСТРОЕНИЮ ЭЛЕКТРОХЕМИЛЮМИНЕСЦЕНТНОЙ МОДЕЛИ НЕЙРОНА

При моделировании нервных клеток перспективным является использование процессов в электрохимических системах. Процессы в электрохимических моделях, как и в реальных нервных клетках, протекают в электролитах. Эта аналогия позволяет строить модели с внутренними процессами, более близкими к процессам в биологических нейронах. Одна из таких моделей предложена Теореллом [1]. Она генерирует почти прямоугольный потенциал действия при пропускании тока через стеклянную полупроницаемую мембрану, разделяющую два раствора электролита различной концентрации. Модель может применяться для воспроизведения процесса генерации импульса нейроном.

Другой тип модели был построен с помощью управляемых электрохимических сопротивлений (мемисторов) [2]. Они используются в качестве простых и надежных элементов памяти, а также как регуляторы синаптических весов и позволяют строить самообучающиеся модели. Последние могут найти применение для синтеза самоорганизующихся нейронных сетей.

В [3] описана электрохимическая модель нервной клетки, принцип работы которой основан на распространении электрических волн по железным проводам, погруженным в азотную кислоту.

Реализованные по этому принципу модели аналогичны нервным клеткам, так как и те и другие имеют период рефрактерности и стабильный порог возбуждения, осуществляют суммирование сигналов на подпороговом уровне, а скорость распространения в них импульса почти равна скорости в реальных нейронах.

С помощью этой модели построены логически полные функции вычислительных устройств. Размеры отдельных элементов модели могут приближаться к молекулярным. Их единственный существенный недостаток заключается в большом времени восстановления — около 15 минут.

Ранее указывалось на возможность использовать явление электрохемилюминесценции (ЭХЛ) в моделировании нервных клеток [4]. Главное преимущество ЭХЛ состоит в том, что в объеме одной ячейки одновременно протекают химические, электрические и оптические процессы. Ячейка ЭХЛ имеет электрический и оптический каналы, по которым может вводиться или выводиться информация. В ячейку для реализации сложных функций может быть введено большое количество электродов. Положительным является и то, что ЭХЛ протекает в тонком слое на поверхности электродов, а это позволяет выполнять устройство микроминиатюрным. На основании всего этого использование ЭХЛ в моделировании нервных клеток можно считать перспективным.

В предлагаемой работе исследовались интегрирующие и запоминающие свойства ЭХЛ-элементов, которые могут непосредственно применяться в моделях нейронов.

Любая электрохимическая ячейка может в принципе интегрировать электрический ток [5]. Это связано с тем, что весовое количество вещества m (окислившегося или восстановившегося), прореагировавшего за время t на любом из электродов, пропорционально количеству электричества, прошедшего через ячейку за это же время. Данный процесс описывается видоизмененной формулой первого закона Фарадея

$$m = \frac{E_x}{F} \int_0^t i dt, \quad (1)$$

где E_x — химический эквивалент вещества.

Процессы ЭХЛ связаны с образованием ион-радикалов люминесцирующего вещества у электродов.

В соответствии с выражением (1) количество ион-радикалов, которое пропорционально их массе, зависит от силы пропускаемого тока i и времени пропускания t . Однако мерой интегрального значения при этом будет не концентрационная э. д. с., как в случае электрохимических интегрирующих диодов, а яркость световой вспышки ЭХЛ.

В работе использовалась ЭХЛ-композиция, содержащая растворенные в очищенном диметилформамиде активатор — карбазол $8 \cdot 10^{-3}$ м — и фоновый электролит — хлористый литий

0,05 м. Композиция заливалась в стеклянную ячейку объемом 1 мл с двумя платиновыми электродами. Рабочий электрод — штырь диаметром 1 мм располагался коаксиально внутри дополнительного, выполненного в виде цилиндра диаметром 8 мм и высотой 1 см с разрезом для выхода света. К электродам прикладывалось напряжение формы (рис. 1, а). Световой импульс появлялся только во время катодной фазы на рабочем электроде (рис. 1, б). Во время действия положительного импульса с амплитудой U_1 , превышающей потенциал окисления активатора, и длительностью T_1 у поверхности рабочего электрода образуются катион-радикалы карбазола A^+ . Они имеют определенное время существования

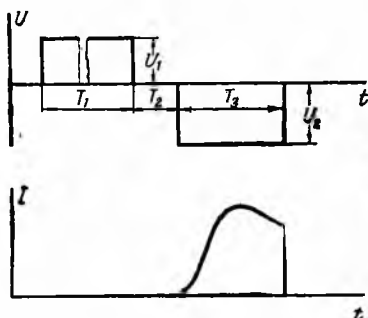


Рис. 1. Форма напряжения возбуждения (а) и светового импульса (б).

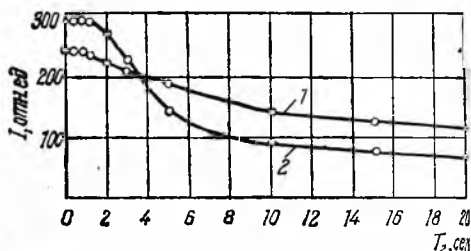
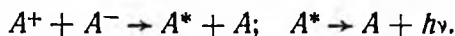


Рис. 2. Зависимость интенсивности ЭХЛ карбазола (1), дифенилстирилпирозолина (2) от длительности интервала между записывающим и считывающим импульсами.

и сохраняются в течение некоторого периода после прекращения действия катодной фазы на рабочем электроде. При подаче отрицательного импульса на рабочий электрод образуются анион-радикалы A^- . Таким образом, во время катодной фазы у рабочего электрода одновременно присутствуют A^+ и A^- , что сопровождается реакцией аннигиляции с образованием возбужденной молекулы которая обладает способностью к излучательной рекомбинации



Время жизни катион-радикалов определяет запоминающие свойства ЭХЛ-элемента. О них можно судить по зависимости интенсивности ЭХЛ от длительности периода T_2 между записывающим (положительным) и считывающим (отрицательным) импульсами (рис. 2) для двух активаторов. Возбуждение ЭХЛ в композиции содержащей 1,5-дифенил-3-стирилпирозолин (ДФСП) осуществлялось напряжением с параметрами $U_1 = 2,2$ в, $U_2 = 10$ в, $T_1 = 1,0$ сек, $T_2 = 0,2$ сек. Возбуждение ЭХЛ карбазола производилось напряжением с другой амплитудой: $U_1 = 5,5$ в, $U_2 = 6$ в. Как видно из рис. 2, в течение двух секунд сохраняется 90% информации. Разный ход кривых 1 и 2 обусловлен различием времени

жизни катион-радикалов карбазола и ДФСР. Вымирание катион-радикалов активатора можно отождествлять с уменьшением деполаризации мембраны тела клетки нейрона после поступления на нее потенциала действия. Время жизни ион-радикалов различных люминесцирующих веществ длится от нескольких долей секунды до десятков секунд, что позволяет в широких пределах регулировать длительность запоминания.

В ЭХЛ-ячейке можно воспроизвести пространственное суммирование входных сигналов при введении в нее нескольких записывающих электродов. В этом случае число образованных катион-радикалов активатора будет зависеть от того, на какое количество

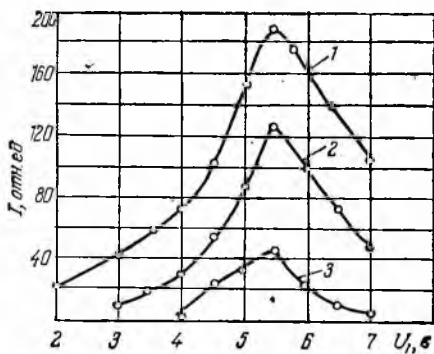


Рис. 3. Зависимость интенсивности ЭХЛ от амплитуды напряжения записывающего импульса:

1 — $U_2 = 6\text{ в}$; 2 — $U_2 = 5\text{ в}$; 3 — $U_2 = 4\text{ в}$.

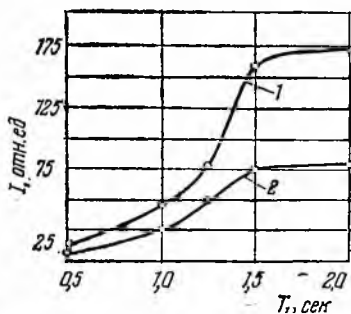


Рис. 4. Зависимость интенсивности ЭХЛ от длительности записывающего импульса:

1 — $T_2 = 0,2 \text{ сек}$; 2 — $T_2 = 0,31 \text{ сек}$.

записывающих электродов подан сигнал, так как с увеличением их числа возрастает сила тока, протекающего через рабочий электрод.

Зависимость интенсивности свечения ЭХЛ от амплитуды записывающего импульса показана на рис. 3, из которого следует, что интенсивность ЭХЛ увеличивается пропорционально напряжению подготовительного импульса с последующим уменьшением. Спад ЭХЛ при напряжениях, превышающих 5,5 в, очевидно, обусловлен необратимыми изменениями в молекулах активатора или растворителя. В ЭХЛ-ячейке, наряду с фарадеевским током (активной составляющей), определяющим процесс ЭХЛ, существует также значительный зарядный ток (емкостная составляющая). Расходом энергии на перезарядку емкости двойного электрического слоя, вероятно, и определяется некоторая нелинейность характеристик на рис. 3.

Согласно выражению (1), количество образованных ион-радикалов является функцией времени электролиза. Зависимости интенсивности ЭХЛ от длительности записывающего импульса T_1 приведены на рис. 4. Возрастание интенсивности ЭХЛ при увеличении

T_1 связано с накоплением катион-радикалов активатора у электрода, что повышает вероятность реакции аннигиляции ион-радикалов. Низкая яркость свечения при $T_1 < 0,5$ сек, по всей вероятности, связана с тем, что в первые моменты катодной фазы рабочий электрод имеет очень низкую концентрацию A^+ и, следовательно, небольшую вероятность образования возбужденных молекул. Временные параметры ЭХЛ элемента могут быть значительно улучшены за счет введения дополнительного электрода и включения между ним и рабочим электродом постоянного напряжения подпитки [4].

Таким образом, наличие в ЭХЛ-элементе интегрирующих свойств и кратковременной памяти позволяет реализовать пространственно-временной ЭХЛ-сумматор, в котором выходной сигнал снимается по оптическому каналу. Световой сигнал поступает на пороговый одновибратор с оптическим запуском, который служит генерирующим узлом модели нейрона.

Излучение карбазола наблюдается на длинах волн 400—600 нм (максимальное — на 440 нм), для ДФСР излучение находится в пределах 440—600 нм (максимальное — на 490 нм), т. е. лежит в интервале чувствительности миниатюрных фотоприемников. Для ЭХЛ композиции, содержащей ДФСР, яркость свечения V_{\max} и эффективность η составили соответственно 2500 нит и 0,22%.

Полученная яркость свечения превышает яркость выпускаемых светодиодов. Излучение ЭХЛ в видимой части спектра и высокая яркость свечения позволяют непосредственно согласовывать ЭХЛ элементы с миниатюрными фотоприемниками и строить различные оптоэлектронные многофункциональные элементы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Т а с а к и И. Нервное возбуждение. М. «Мир», 1971. 222 с.
2. В о р о н к о в Г. Я. Хемотронные устройства. М., ВНИИЭМ, 1965. 160 с.
3. M i l l e r B. Electrochemical Nerwe Cells Under Study. — «Aviation Week and Space Technology», 1963, vol. 78, N 7, p. 103—112.
4. Б ы х А. И., В о е в о д а Л. В., Х у д е н с к и й Ю. К. Об одной возможности создания быстродействующей электрохимической модели нейрона. — В сб.: Проблемы бионики. Вып. 5. Харьков, 1971, с. 50—53.
5. Ф и ш М. Л. Хемотронные приборы в автоматике. Киев, «Техніка», 1967. 240 с.

УДК 62.506.2

Ю. П. БУГАЙ, канд. техн. наук

СВОЙСТВА ОТОБРАЖЕНИЯ И БИОНИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕРВНОЙ СИСТЕМЫ. Сообщение II *

В настоящее время человек является главным звеном сложных автоматизированных систем отображения и управления. Поэтому именно он вынужден осуществлять окончательную обработку

* Окончание. Начало см. в сб.: Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков, 1974, с. 28—38.

огромного количества данных, предоставляемых ему этими системами. Учитывая, что информационные потоки непрерывно увеличиваются, а пропускная способность анализаторов нервной системы ограничена, приходится все большее внимание уделять качественной перестройке формы и содержания информации, предназначенной для человека-оператора.

Психическая деятельность человека и животных свидетельствует о возможности представления информации в форме чувственных образов. Целостным материальным объектам внешнего мира соответствуют чувственные образы — целостные образования (системы) в отображенном [1, с. 178]. Однако необходимо отметить, что целостность объекта внешнего мира и соответствующего ему психического образа обеспечивается совершенно различными средствами. Кроме того, относительная устойчивость, например, зрительно воспринимаемого объекта может стать причиной формирования зрительного образа, системы в отображенном, в то время как элементы воспринимаемого предмета объективно могут не быть связанными какими-либо отношениями, т. е. непосредственно не сосуществовать. Это последнее свойство зрительного анализатора, как и всех других анализаторов нервной системы, является одним из основных источников неадекватности отображения отношений между объектами материальной действительности.

Объекты, не связанные отношениями, которые определяют их взаимное движение и расположение, не обладают свойством быть расположенными относительно друг друга, так как вообще не сосуществуют вне отношения. Однако объекты, не сосуществующие существенно и непосредственно, по отношению к зрительному анализатору могут существовать порознь. Это несущественное относительно зрительного анализатора существование внешних объектов (посредством оптического сигнала) для мозга в целом может быть существенным, если сигналы для субъекта значимы или стали значимыми в результате обучения.

В силу ассоциативных свойств нервной системы объективно непосредственно несуществующие предметы становятся в отраженном сосуществующими и часто сосуществующими существенно. Например, предъявление некоторого объекта вызывает по ассоциации воспроизведение одного или нескольких других объектов. Такое существенное сосуществование объектов в отраженном является неадекватным отражением отношений, отсутствующих у объективно несуществующих предметов.

Предметы, не сосуществующие объективно непосредственно, могут сосуществовать непосредственно в субъективном. В этой особенности нервной системы и ее слабость, и сила. Слабость — в возможном навязывании объектам отображаемого несуществующих отношений, сила — в появляющейся возможности предсказывать вероятное отношение и сосуществование тех объектов, которые в настоящем не находятся в непосредственном отношении. Для

сохранения организма важно также потенциальное субъективное сосуществование.

Возникает вопрос, в каком случае нервная система, допуская потенциальное сосуществование, действует рационально и когда допускает принципиальные ошибки в характере отображения внешнего мира. Необходимо, кроме того, выяснить, когда и что имеет смысл заимствовать у природы при создании искусственных систем отображения, работающих на бионических принципах в каком случае в технических системах отображения целесообразно воспроизводить некоторые особенности неадекватного отображения, свойственные живым объектам.

Особенно важно рассмотреть вопрос о возможности и необходимости внесения элементов неадекватного отображения в системы которые включают в себя человека и обязаны быть согласованными с ним, но сами решают задачи более надежно и оперативно. Система включающая в себя человека, должна быть, с одной стороны «человечной», а с другой — учитывать, где это необходимо, слабые стороны человека и компенсировать их.

При анализе таких систем отображения необходимо учитывать специфику материальных и идеальных объектов и отношений. На уровне элементарного отображения предметами, вступающими в отношения, могут быть только материальные объекты. На уровне неэлементарных и высших форм отражения в качестве объектов могут выступать не только материальные объекты и их отображения, но и отображения свойств и отношений этих объектов. Иными словами, свойства и отношения в отображенном могут быть идеальными предметами, между которыми в свою очередь могут устанавливаться идеальные отношения. Возникает возможность реализации процесса отображения в отображенном в расширенном классе идеальных объектов и отношений.

При условии ограничения рамками основного вопроса философии отображаемыми считаются любые материальные объекты, а их отображения представляются идеальными духовными явлениями. Однако категория отражения используется в марксистской философии в более широком смысле. «С одной стороны, отражение мыслится не только в качестве идеального явления, а как материальный процесс (на допсихических уровнях отражения); с другой стороны, в качестве отображаемого по необходимости должны мыслиться не только материальные объекты, но и явления нашего субъективного мира, поскольку они становятся предметом познания» [2, с. 182].

При бионическом моделировании и создании технических систем отображения необходимо иметь в виду, что в качестве отображаемых объектов могут выступать отображенные ранее объекты и отношения, т. е. и в искусственных системах в отношении могут вступать отображения материальных отношений.

Особенности элементарного отображения рассмотрены ранее [3]. Выясним, каковы возможности и условия адекватного отобра-

жения на уровне более сложных, неэлементарных форм отображения. Но предварительно уточним смысл понятия «существование» в более широком классе объектов, включающем идеальные и отображенные объекты.

В общем случае свойство внешнего существования определим как способность объектов воздействовать на другие объекты, вступать в отношения с ними. Если имеют место только внутренние отношения между элементами объекта, можно говорить о внутреннем существовании объекта или сосуществовании его элементов. Соответственно существование как процесс есть взаимодействие, отношение объектов.

Каждому способу отношения объектов соответствует свой способ, или конкретная форма их существования (сосуществования). Под формой существования в общем случае будем подразумевать любой возможный способ существования (сосуществования) объектов различной природы.

В связи с расширением класса исследуемых объектов и отношений введем ряд новых понятий. При решении задач, связанных с отображением, станем различать объекты трех типов: отображаемые, отображающие и отображенные, которые обозначим переменными x , y , z соответственно. Предполагаем, что между названными объектами имеют место отношения существования. Содержание этих отношений определим постулатом: существовать — значит находиться в отношении к чему-либо. В частном случае объект может находиться только в отношении к самому себе, т. е. внутренне существовать.

Общие особенности отношений между материальными объектами [3] могут быть использованы также для характеристики любых из перечисленных выше объектов. Общие особенности и особенности отношений, свойственные отдельным видам объектов, определяются соответствующими группами аксиом (описаниями каждой особенности отношения).

Для анализа свойств отображения введем понятие «пространство отображения». Множество Q , состоящее из подмножеств Q_1 , Q_2 , Q_3 , элементы которых x , y , z соответственно находятся в отношении существования (сосуществования), назовем пространством отображения. Из сказанного выше следует, что элементами этого пространства могут быть любые реальные объекты. В пространстве отображения будем различать подпространства отображаемых $Q(x)$, отображающих $Q(y)$ и отображенных $Q(z)$ объектов, связанных отношениями $R_k^f(x)$, $R_k^f(y)$ и $R_k^f(z)$ соответственно, и комбинированные подпространства $Q(x, y)$, $Q(x, z)$, $Q(y, z)$ с соответствующими отношениями $R_k^f(x, y)$, $R_k^f(x, z)$, $R_k^f(y, z)$ между элементами. В обозначении отношения R_k^f индекс k соответствует виду отношения, f — набору свойств отношения данного вида. Например, для материальных объектов набор свойств конкретного отношения можно задать в виде списка выделенных ранее свойств отношений.

В частности, отношение может быть объективно существенным, непрерывным, ограниченным, непосредственным воздействием (одного объекта на другой). В общем случае f — это функция многих переменных, принимающих то или иное значение в соответствии с особенностями конкретного отношения объектов в пространстве отображения.

Неэлементарное отображение

Чтобы получить конструктивный критерий для различения элементарных и неэлементарных форм отражения, введем понятие «сигнал». Содержание этого понятия существенно изменяется в зависимости от области, в которой оно используется. В соответствии с различными функциями сигнала (коммуникативная, отражательная, управляющая) меняется и смысл понятия «сигнал». Уточним его в том смысле, в каком оно будет использоваться при анализе различных видов отображения.

В задачах отображения сигнал — прежде всего заменитель непосредственного воздействия. Однако на уровне элементарного отображения имеют место непосредственные существенные отношения отображаемого и отображающего, и всякая подмена отображаемого чем-нибудь другим приводит к отображению уже этого другого.

На уровне элементарного отображения внутренние свойства одного объекта реализуются, возникают для другого, только при непосредственном существенном воздействии первого объекта на второй. Результат этого воздействия закрепляется в виде изменения структуры отображающего объекта.

Исследования сложных систем свидетельствуют о возможности осуществления отображения свойств посредством косвенного и существенного воздействия отображаемого на отображающее. Так зрительный анализатор животных после обязательного предварительного обучения через осязание и другие анализатор становится способным непосредственно приобретать сведения о форме и пространственном расположении объектов, которые ранее не воспринимались посредством осязания. Для взаимного расположения объекта, воспринимаемого глазом, и самого глаза обмен световыми квантами между ними является физически и существенно взаимодействием. Иными словами, сетчатка глаза и зрительно воспринимаемые внешние объекты, существенно и непосредственно не взаимодействующие, вообще непосредственно не расположены относительно друг друга в физическом смысле (они расположены косвенно — через другие тела, в геометрическом смысле). Возникающая способность одного объекта «воспринимать» свойства других посредством косвенных несущественных отношений через следы прошлых существенных отношений — важнейший отличительный признак неэлементарных форм отражения.

Косвенное несущественное отношение бесполезно без старых следов существенных непосредственных отношений, закрепленных в структуре отображающего объекта. Поэтому еще раз подчеркнем необходимость выделения элементарного отображения в отдельную простейшую форму, присутствующую обязательно в любой форме отражения непосредственно или косвенно (например, в виде начальной организации отображающей системы).

Только специально организованные системы могут позволить себе «пропустить» стадию элементарного отображения и без дополнительного обучения сразу приступить к неэлементарному отображению. Однако в каждом конкретном случае неэлементарного отображения начальная организация системы должна быть достаточной. При этом следует помнить, что никакое косвенное отображение не может полностью заменить непосредственное существенное воздействие. Часто в целях упрощения структур, передаваемых по наследству, осуществляется неравноценная замена непосредственных существенных воздействий косвенными несущественными. Например, насекомые вследствие этого, реагируя на не опасный для жизни световой сигнал, обычно используемый целям ориентации, летят прямо в огонь и погибают. В такой ситуации насекомые, обладающие неэлементарной отображающей системой (способной пользоваться сигналами), действуют целесообразно только в ограниченных по разнообразию условиях внешней среды.

Итак, если одновременно с существенными воздействиями имеют место несущественные сопутствующие воздействия и отображающая система способна фиксировать последние в виде соответствующего изменения структуры и использовать их затем в качестве заменителей непосредственных существенных воздействий, то такая система способна к неэлементарному отображению посредством сигналов. Необходимым компонентом системы, осуществляющей неэлементарное отображение, является память, способная хранить следы старых существенных и сопутствующих им воздействий.

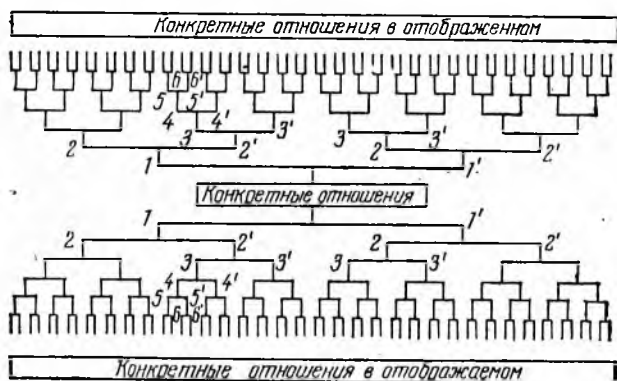
В соответствии со сказанным выше определим сигнал в его информационной роли как косвенное воздействие отображаемого на отображающее через отображенное ранее, как воздействие, порядочивающее элементы отображающего в соответствии с особенностями отображаемого. Процесс отображения вообще (элементарного и неэлементарного) будем рассматривать как отношение отображаемого и отображающего, в результате которого отображенное возникает в виде такой структуры отображающего, которая упорядочена в соответствии со структурой отображаемого.

Элементарное отображение определим как непосредственное существенное отображение. Процессом неэлементарного отображения назовем косвенное отображение при помощи сигналов.

В пространстве отображения, как и в уже рассмотренном материальном пространстве, могут иметь место существенные и

несущественные, прямые и косвенные, внутренние и внешние, прерывные и непрерывные, ограниченные и неограниченные отношения, а также воздействия, исходящие от данного объекта, и воздействия направленные на данный объект со стороны других.

Состояние объекта — это форма его существования, характеризующаяся определенным набором имеющихся или отсутствующих свойств или признаков [4, с. 35—36]. Существенными отношениями в пространстве отображения являются такие, которые определяют состояние и изменение элементов этого пространства. Отношения, практически не влияющие на состояние и поведение



Множество конкретных отношений в отображаемом и отображенном:

1 — существенное, 1' — несущественное; 2 — непосредственное, 2' — косвенное; 3 — непрерывное, 3' — прерывное; 4 — внутреннее, 4' — внешнее; 5 — ограниченное, 5' — неограниченное; 6 — воздействие «на» (данный объект), 6' — «от» (данного объекта на другие).

объектов в их множестве, назовем несущественными. Множество объектов любой природы, связанных существенными отношениями и образующих единое целое, представляет собой систему в пространстве отображения.

Отображение отношений адекватно, если всем конкретным особенностям отношений отображаемого соответствуют такие же особенности отношений в отображенном. Для выполнения условий адекватного отображения необходимо, чтобы в отображающем можно было в принципе воспроизвести особенности отношений отображаемого.

На рисунке показано деление в пространстве отображения множества конкретных отношений на подмножества в соответствии с общими особенностями отношений материальных объектов. Для отношений в отображаемом материальном пространстве пока выделено шесть общих парных особенностей отношений, к которым в каждом конкретном случае следует добавлять еще одну конкрет-

ную особенность отношения, соответствующую его физической природе. Любое конкретное материальное отношение содержит одновременно шесть общих признаков — по одному из каждой пары.

Отображение отношений будем считать адекватным, если все шесть признаков отображаемых отношений соответственно воспроизведены в отношениях между объектами в отображенном. На рисунке утолщенной линией показано конкретное отношение в отображенном, где 1 — существенное, 2' — косвенное, 3 — непрерывное, 4 — внутреннее, 5 — ограниченное, 6 — воздействие на отображаемый объект со стороны отображаемых объектов. Это отношение можно сокращенно описать шестеркой чисел 1, 2', 3, 4, 5, 6. Соответствующее данному адекватное отношение в отображенном должно характеризоваться таким же набором свойств. Изменение хотя бы одного из парных свойств делает отображение отношений неадекватным.

На уровне неэлементарного отображения между отображенными объектами устанавливаются отношения, особенности которых существенно связаны со свойствами отображающей системы. Назовем эти отношения неэлементарными. К неэлементарным можно отнести отношения сосуществования, принадлежности, упорядоченности, сравнения, обусловленности и другие. Эти отношения могут быть необходимыми, возможными и действительными.

В общем случае выделение типов объектов и отношений осуществляется в соответствии с решаемой задачей. В теории отображения, как было показано, необходимо различать отображаемые, отображающие и отображенные объекты и субъекты, а также соответствующие отношения между любыми из названных объектов. В субъективном отображенном выделяют воспринимаемые, представляемые и воображаемые объекты и отношения.

Неэлементарные отношения в отображенном помимо специфических особенностей могут обладать всеми или некоторыми особенностями, рассмотренными на уровне элементарных отношений. Богатство отношений в отображенном на уровне неэлементарного отражения может являться источником неадекватного привнесения в описание реальных объектов свойств, объективно не присущих данным объектам. В связи с этим необходимы дальнейшие исследования и систематизация отношений на всех уровнях отображения, включая высшие психические.

ЛИТЕРАТУРА

1. Тюхтин В. С. Отражение, системы, кибернетика. М., «Наука», 1972. 256 с.
2. Дубровский Д. И. Психические явления и мозг. М., «Наука», 1971. 386 с.
3. Бугай Ю. П. Свойства отображения и бионическое моделирование нервной системы. Сообщение I. В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков, 1974, с. 28—38.
4. Тугаринов В. П. Соотношение категорий диалектического материализма. Изд-во Ленингр. ун-та, 1956. 122 с.

В. С. МАНЕШИН, канд. филос. наук

НЕРВНЫЕ МОДЕЛИ И СУБЪЕКТИВНЫЕ ОБРАЗЫ

Цель познания на всех его уровнях — воссоздание объективной по содержанию картины той или иной части действительности, раскрытие всего многообразия ее различных сторон и связей, законов бытия и развития. Совершаемый при этом переход от явления к сущности сопровождается постоянным стремлением охватить предельно минимальным понятийным аппаратом по возможности максимальное число отражаемых явлений, непрерывным усложнением логико-информационного аппарата мышления. Соответственно эволюционирует и сам процесс конструирования идеальных образов исследуемых предметов.

Обыденное понятие об образе, как правило, ограничивается указанием на возникающее в живом созерцании предметное изображение внешних воздействий, на более или менее точное воспроизведение непосредственно наблюдаемых параметров отражаемых объектов. Этим и объясняются взгляды на преимущественное значение зрения и отчасти слуха в формировании процесса восприятия, стремление изолировать данный процесс от каких бы то ни было абстрактных операций, эмпирической и теоретической интерпретации. Сторонники такой точки зрения обычно игнорируют генетическую первичность тактильных и мышечных ощущений, обходят молчанием их фундаментальную роль в создании образов взаимодействующего с живыми существами мира. Они не принимают во внимание и реально существующие связи между всеми рецепторами организма, способность последних взаимно дополнять и в известной мере функционировать по единому принципу, тот общеизвестный факт, что на практике часто на основе доступных осязанию свойств вещи возникает ее зрительный образ, и наоборот.

На ступени так называемой сенсорной психики при наличии лишь зародышей рассудка живые существа не воспринимают предметы в их целостности и ощущают только отдельные свойства, стороны. Они неспособны отделять элементарное ощущение от всей воспринимаемой ситуации, анализировать структуру последней и синтезировать составляющие ее элементы, осознавать соотношение между ними. Их чистая чувственность имеет ценность лишь постольку, поскольку позволяет отличать ситуацию «опасности» от ситуации «пищи».

Не обеспечивает осознания воспринятого также перцептивная психика. Наделенное ею большинство позвоночных животных, воспринимая целостные предметы, в то же время в силу крайне ограниченной способности к элементарным логическим операциям и к простейшему, практически осуществляемому анализу и синтезу не в состоянии отождествлять один и тот же предмет в обстоятель-

ствах, имеющих различную биологическую направленность, обеспечивать хотя бы элементарную координацию и субординацию его свойств и сторон. Так, согласно Р. Шовену, во время поиска территории глаза самца рыбы колюшки приобретают синий цвет, лина из бурой становится зеленоватой, брюшко краснеет. Если он окажется во владениях другого самца, то сразу же подвергается нападению и под давлением «угроз» покинет установленные «хозяином» границы.

Таковую же реакцию самца колюшки вызывает и абсолютно точная модель рыбы с брюшком светло-розового или красного цвета, слабо напоминающая по форме рыбу, но обязательно продолговатый и снизу красный предмет из любого материала. В данном случае, как замечает Р. Шовен, «решает дело вся совокупность признаков, причем присутствие одного из них может возместить частичную неполноценность другого» [8, с. 196]. Аналогичные реакции наблюдаются также у птиц. Галки, например, сильно возбуждаются, если не досчитываются кого-нибудь из своей многочисленной колонии. В таких случаях, по словам Р. Шовена, они набрасываются на любое уносящее черный предмет животное или птицу, даже на сородичей, если те держат в клюве черное перо.

На самой высокой стадии развития психики животных, на уровне так называемого «животного мышления», способность к логическим операциям, а вместе с ними и к элементарным рассудочным действиям значительно возрастает и функционально связывается со способностью не только объединять ощущения, но и отягощать их проявлениями сознания, превращать в исходный пункт познавательной деятельности и создавать непосредственные чувственные репродукции объектов. Чем сложнее абстрактно-рассудочные операции и сама практика жизнедеятельности животного, тем значительнее соответствие таких репродукций отраженным в них предметам и процессам, реальным связям различных сторон интерпретируемой действительности. Возникновение восприятий «требует некоторой творческой деятельности, даже если эта деятельность приводит всего лишь к воссозданию того, что существует во внешнем мире» [6, с. 62].

Не менее важное значение для характеристики «животного мышления» имеет и то, что развившие его организмы реагируют как на непосредственные биологические раздражители, так и на опосредующие их сигналы, могут обобщать и устанавливать связи, сравнивать предметы между собой, а значит, и мыслить о них. Однако цель этого мышления — не познание, а достижение полезного для жизнедеятельности результата. Поэтому оно остается неразвитым, оперирующим во всех случаях только чувственными репродукциями или заменяющими их звуковыми комплексами, переход от которых к речи сопровождается переворотом в формах и способах взаимодействия мыслящего субъекта с окружающим его внешним миром.

Глубокие качественные изменения претерпевают и ощущения,

отныне невозможные в своем «чистом» виде, без участия сознания и абстрактного мышления. Иной становится также сама чувственная репродукция действительности, ее различных предметов и явлений, процессов и ситуаций.

Специфичность нового, высшего этапа отражения состоит в том, что здесь в процессе познавательной деятельности формируются образы внешнего мира. Предмет исследования первоначально выступает перед познающим субъектом как нерасчлененное целое, из которого затем выделяются составляющие его структурные элементы и другие особенности. Объясняются некоторые оставшиеся непознанными, но запечатленные субъектом стороны, а каждый из элементов исследуемой системы в свою очередь становится самостоятельным объектом обнаружения его сложного строения на следующем этапе развития познания. Проблема соответствия образа объекту отражения оказывается весьма сложной и практически неразрешимой без выяснения его соотношения с нервной моделью раздражителя, с возникающей в коре головного мозга в процессе взаимодействия с действительностью системой нервных связей.

Как известно, нервный процесс всегда начинается с физико-химических изменений в периферических отделах анализаторов (например, в сетчатке глаза, нервных окончаниях руки) под влиянием внешних воздействий. Образующиеся при этом и распространяющиеся по направлению к центрам высшей нервной деятельности нервные импульсы имеют качественно однородный характер и фактически трансформируют многообразие свойств объекта в безликий код, передают в кору головного мозга не воспринятую внешнюю энергию, а зафиксированное благодаря предметным операциям воспринимающих органов и закодированное изображение объекта. Глазное яблоко, например, посредством движений как бы воспроизводит форму предмета и вводит снятый с него слепок в нервную систему, где он преобразуется в последовательный ряд отражающих данное чувственное восприятие импульсов, направляется в центр высшей нервной деятельности и сжимается, принимая удобную для использования и хранения в памяти форму изоморфной нервной модели, своеобразной и непохожей на раздражитель знаковой структуры. Любое внешнее воздействие, таким образом, запечатлевается в процессе, каждое последующее звено которого сохраняет соответствие предыдущему и тем самым ставит конечный этап в причинную зависимость от исходных данных, обеспечивая причинную обусловленность содержания нервной модели предметом исследования.

Дальнейшее развитие процесса предполагает расшифровку закодированной в нервной модели информации, ее превращение в образ, воспроизводящий особенности отражаемого объекта. Чтобы достичь этой цели, субъект функционально выделяет из материального субстрата информационный сигнал, соотносит или обратно проецирует его на внешний предмет, интерпретирует и пре-

образует в более или менее верную копию действительности. «Содержание сигнала выделяется из своей формы (материального субъекта), — как правильно отмечает В. Тюхтин, — не анатомическим, не физиологическим, не физическим и химическим путем, а функционально. . . посредством. . . операции соотношения с объектом» [5, с. 50]. Субъективный образ возникает и развивается благодаря внешнепредметной деятельности живых высокоорганизованных систем, имеющемуся у них опыту восприятия объективных предметных отношений, способности к различного рода абстрактным операциям. Нервная модель в этом переходе служит физиологическим механизмом образа и связывает его с отражательной деятельностью мозга, включает в общую цепь активного приспособления к внешней среде.

Переход от модели к образу является в то же время переходом от однозначно соответствующия предмету и отличающихся от него материальных нейродинамических процессов к идеальному отражению внешнего мира, к внутренней деятельности субъекта по преобразованию изоморфных, но не похожих на раздражитель нервных импульсов в необходимые для ориентации и деятельности по удовлетворению потребностей адекватные копии. Отсюда и принципиальные различия в формах отражения, невозможность переноса в содержание образа структуры модели, способность формировать его лишь при наличии необходимых для этого механизмов психического отражения окружающей действительности, т. е. на сравнительно высокой ступени организации живых самоуправляемых систем. В гносеологическом плане образ представляет собой итог активного целенаправленного решения познавательной задачи, его любое предметное и конкретное отражение, содержащее информацию об объективном мире.

Гносеологические образы субъективны по форме и способу своего существования и объективны по содержанию, идеальному воспроизведению предмета познания. Они возможны как чувственные и абстрактные, как образы непосредственно воспринимаемого в ощущениях и представлениях, так и воссоздаваемого в понятиях, суждениях, умозаключениях, идеях, теориях и в других теоретических построениях внешнего мира. Чем выше активность познавательной деятельности и уровень абстрактного мышления, тем полнее знания и конкретнее формируемый из них образ объекта. Однако конкретность нельзя смешивать с предметностью как результатом непосредственного контакта с вещью, итогом ее восприятия.

Предметность возникает вместе с формированием образа и выражается в идеальной форме, дается субъекту в виде отображенных свойств вещей, их собственной определенности. «Световое воздействие вещи на зрительный нерв воспринимается не как субъективное раздражение самого зрительного нерва, а как объективная форма вещи, находящейся вне глаза» [3, с. 82]. Психофизическая основа предметности — живое созерцание, непосредственные контакты наделенного психикой организма с окружающей средой,

с ее предметами, явлениями и процессами, активная направленность на них субъекта, актуализация прошлого опыта, его использование в наличных восприятиях.

Вопрос об условиях и механизмах реализации свойства предметности является, по существу, вопросом об условиях и механизмах превращения нервных импульсов, вызванных воздействием внешнего предмета, в объективированное, вынесенное движениями рецепторов в направлении внешнего источника впечатление. «Такое вынесение впечатления наружу — род материализации чувствования — можно сравнить, — писал И. М. Сеченов о свойстве предметности зрительных восприятий, — с построением образа предмета плоским зеркалом, с тем лишь отличием, что физическое зеркало дает образы позади себя, тогда как зеркало сознания строит их перед собою. Благодаря этому, *видимый образ*, т. е. чувственный знак от внешнего предмета и вместе с тем конечный член причинного зрительного ряда, становится доступным наблюдению в такой же мере, в какой считается доступным любой материальный предмет; а через это сразу устраняется та несоизмеримость впечатления (как чувственного акта) с его внешним источником (как материальным объектом), которая делала для многих мыслителей сравнение обоих принципиально невозможным» [4, с. 332].

Предметное свойство сохраняют также мысленные модификации образов. На этом этапе познания оно обеспечивается реальной существующей зависимостью любого теоретического построения от чувственного отражения — так называемой интериоризацией переносом внешнепредметных операций во внутренний план, преобразованием ориентировочно-ознакомительных действий, в процессе которых предметы и отношения между ними соответственно обозначаются знаками и знаковыми системами, в знаковую деятельность мышления. Активно используется и свойственный только человеку механизм целеполагания. Его образная природа облегчает эмпирическую и теоретическую интерпретацию заключенной в абстрактные формы информации, ее соотнесение со строго определенным классом эмпирических объектов или наиболее обоснованных понятий, с объективированными в схемах, чертежах, знаковых системах, планах идеальными образами создаваемых предметов и явлений.

В отличие от предметности, указывающей на соотнесенности с действительностью, с ее вполне определенными свойствами и сторонами, конкретность зависит от полноты и достоверности полученных знаний, от точности и глубины воспроизведения объективной реальности. В ней соединяются воедино эмпирические и теоретические знания, воспринимаемые чувственно картины действительности и отражающие сущность, все более формализуемые в мере перемещения исследований из области субстратного строения в сферу структурно-функционального анализа ее процессов понятия.

«Здравый смысл» иногда приводит исследователей к сопоставлению формализованных понятий с узлокализированными суб-

стратными структурами и в случае несовпадения заставляя объявлять их выдуманными, а обозначаемый ими мир ненаблюдаемых вещей — несуществующим. Однако надежный «здравый смысл» концентрирует не только опирающиеся на многовековой опыт человечества стихийные материалистические убеждения, но и слабые стороны эмпирического знания, складывающиеся веками предрассудки. Наука и общественно-историческая практика развеяли миф о плодотворности такого подхода к выявлению сущности, и теперь уже никто не сомневается в том, что за неосвязаемыми и чувственно невоспринимаемыми стоимостью товара, квантово-волновыми частицами, геном стоят вполне реальные явления и функциональные единицы.

Современные научные теории избегают перенасыщенности конкретным материалом и в то же время опираются на близкие к действительности фундаментальные понятия, все чаще прибегают к формализованным символам, не имеющим в объективной реальности прямых аналогов, постоянно связаны с практикой, стремятся к отражению действительности во всей полноте ее связей и отношений. Подобное своеобразие познавательной деятельности на ее высшем уровне ставит мышление перед необходимостью постоянного совершенствования логико-информационного аппарата, с одной стороны, и реконструкцией конкретных образов через совокупность составляющих его понятий, воспроизведением предмета через все многообразие его абстрактных определений, с другой.

«Конкретное потому конкретно,— писал К. Маркс,— что оно есть синтез многих определений, следовательно, единство многообразного» [2, с. 727]. Однако такое отражение конкретного, как правильно подчеркивал далее К. Маркс, не есть «продукт понятия, размышляющего и саморазвивающегося вне созерцания и представления» [2, с. 727]; объект исследования со всеми индивидуальными, отдельными и особенными признаками должен «постоянно витать в нашем представлении как предпосылка» [2, с. 728]. Отсюда внутреннее противоречивое единство закономерного процесса движения познания от живого созерцания к абстрактному мышлению.

«Чистая» чувственность конкретна, жестко регламентирована единичной ситуацией жизнедеятельности и вместе с тем абстрактна, оперирует с каждой воспринятой ею стороной или с целостным предметом как с особым логическим объектом. Конкретное и абстрактное составляют в ней единство еще не обособленных и не связанных между собой, не поставленных в отношения взаимного воздействия и не разрешающихся без вмешательства рассудка противоположностей. Доступные чувствам внешнепредметные свойства, интересующие живое существо детали, его ориентировочно-ознакомительные действия не подвергаются даже первичной логической обработке, полученная информация не синтезируется и не превращается в свободно переносимую на иное соотношение раз-

дражителей единицу знания. Ощущения здесь неизбежно ограничиваются ролью элементарного средства биологически односторонней ориентации, не трансформируются в гносеологические образы, не получают имманентной интеллекту конкретности и совершают скачок к ней только благодаря вмешательству рассудка, абстрактной деятельности по отбору, переработке и фиксации информации.

Элементарные рассудочные действия, простейшие логические операции, практически осуществляемый анализ и синтез ставят на место непосредственного сенсорного отражения сложный процесс расчленения ситуации на составные элементы, последовательного просмотра ее деталей, их сравнения с прошлым опытом, заключения о настоящих и будущих функциях воспринимаемого, суммирования полученной информации, ее объединения в дискретный продукт сознания, в некое инобытие действительности, ее гносеологический образ. Простые снимки, чувственные знаки, видимые образы внешнего мира обогащаются ранее ускользавшими от «чистой» чувственности явлениями, углубляются вследствие осознания выраженной в них сущности, конкретизируются в специфической для живого созерцания наглядной форме и, прерывая постепенность в развитии, обращаются в исходный пункт познавательной деятельности, в важнейший компонент обеспечивающего практические действия субъекта эмпирического мышления. Наглядность в этом новом качестве возникает наряду с предметностью и как бы дополняет ее реализованным единством чувственного и рационального, наметившимся диалектическим переходом от ощущения к мысли, достигнутой поляризацией абстрактного и конкретного и их разрешающейся в мышлении противоречивостью.

Данную человеку в непосредственном восприятии образную и наглядную картину действительности нельзя отделять также от предметной общественной ситуации, пронизывающего ее языкового мышления, общественных норм и правил. Восприятия сторон, признаков, свойств всегда детерминируются в конечном счете их практической ценностью, ролью и значением для деятельности индивида, его сознательным бытием. Не следует забывать и того, что наглядный образ, как и вся человеческая чувственность, есть продукт длительного исторического развития, опосредования живого созерцания всей общественной практикой и мышлением, сложной и активной поисковой деятельностью человека и общества. *«Человеческое чувство, человечность чувств, — возникают лишь благодаря наличию соответствующего предмета, благодаря очеловеченной природе. Образование пяти внешних чувств — это работа всей до сих пор протекшей всемирной истории»* [1, с. 593—594].

Однако на начальной стадии познания скачок к новой форме отражения не сопровождается заметным отходом от чувственного источника, и субъект фиксирует, логически обрабатывает только его внешние свойства и отношения. Исходный наглядный образ остается близким к зеркальному изображению, ограничивается

непосредственной репродукцией действующего на органы чувств предмета и, выполняя функцию элементарного уровня знания, не может претендовать на всесторонний охват действительности, на проникновение в скрытую от наблюдателя, но важную и необходимую для него сущность, считаться, что особенно важно, завершенным знанием. Исходный наглядный образ отягощается также избыточными, несущественными для воспринимаемого явлениями, второстепенными обстоятельствами, которые при последующем обобщении и схематизации редуцируются или вовсе исключаются из его содержания.

Такая целенаправленная обработка изменяет структуру образа и позволяет группировать и сохранять в памяти составляющие его сходные ощущения, актуализировать, воссоздавать бывшие или конструировать новые, не во всем похожие на встречающиеся в практике индивида продукты идеального отражения в форме представлений. В них сознание постепенно отходит от своего чувственного источника, интенсивнее обрабатывает зарегистрированные и воспроизводимые памятью элементы и, сохраняя старую чувственную форму, вносит в нее новое содержание, соединяет в наглядном образе наиболее значимые стороны одновременно многих предметов, существующую в настоящий момент действительность и тенденцию ее развития, возможные будущие состояния.

С этой точки зрения наглядный образ представления выступает желательным прототипом вещей, показателем хотя и ограниченной, но прогрессирующей свободы субъекта от сковывающего практические действия непосредственного восприятия. Вторая особенность наглядного образа определяется впервые появившейся возможностью вычленения, абстрагирования и переноса всей суммы полученных знаний с одной ситуации на другую, отсутствием переходных форм на пути к понятию, способностью создавать план и содействовать развертыванию внутренней жизни субъекта, поддаваться преобразованию и обогащению, включать во вновь созданные образы чувственные, наглядные и абстрактные компоненты.

Однако наглядный образ на уровне представления — диалектически противоречивая форма познания внешнего мира. Новое содержание сохраняет в нем старую чувственную форму, отражение общего имеет индивидуальную окраску, схватывание различий и противоречий не выходит за пределы доступных чувствам сторон предметов и явлений. Дальнейшее увеличение элементов абстракции и обобщения в существующих рамках становится невозможным и приводит к взрыву, переходу количества в качество, к качественному скачку от наглядного к концептуальному мышлению.

На этом новом уровне основное содержание субъективного образа определяется уже не чувственными данными, а тем общим, что дает должным образом координированная и субординированная система абстракций, понятие, начинающее обозначать целый класс

предметов и их внутреннюю общую природу, выражать движение в целом. Изменяются также возможности мышления. Оно проникает в недоступную живому созерцанию сущность, восходит от чувственно-конкретного, данного в представлении к абстрактному и от последнего — к логически конкретному, формирует сложную динамическую систему новых связей и взаимозависимостей.

Подобно эмпирическому, теоретическое мышление функционирует на основе физиологических и психических механизмов, опыта субъекта, специфики изучаемой предметной среды. Поэтому всякое общее положение, отражающее действительность, всегда исходит из взаимодействия человека с единичными предметами и явлениями последней, соединяет внечувственное содержание с чувственно-наглядными элементами, воссоздает реально существующий предмет познания, его образ одновременно из концептуальных и наглядных компонентов, из понятий и полученных в живом созерцании представлений о нем.

Теоретическое мышление в одно и то же время отдалается от действительности и углубляется в ее сущность, оказывается способным к некоторой формализации знаний и одновременно к их содержательной интерпретации, сопоставлению с соответствующими фрагментами реального мира, лишается конкретности в ее наблюдаемой, чувственно воспринимаемой форме и завершается подлинно конкретным знанием во всем богатстве его единичных, особенных и общих признаков. Наглядность не устраняется, она усложняется и в любом завершенном теоретическом знании присутствует как репродукция конкретного и обязательное условие всестороннего регулирования деятельности субъекта.

При всех обстоятельствах следует учитывать также относительность самого понятия наглядности, несводимого к наблюдаемости и к чувственной воспринимаемости, его подвижность, условность: ненаглядное в данных конкретных условиях может стать наглядным, как только прочно войдет в общий логический строй повседневного мышления, окажется соотнесенным с имеющимися у субъекта знаниями и опосредованным практикой, получит эмпирическую интерпретацию.

Подобную эволюцию претерпевает и конкретность, которую непрерывно развивающееся мышление дополняет неизвестными ранее определениями, новыми знаниями сторон и связей исследуемой предметной действительности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Маркс К. Экономическо-философские рукописи 1844 года. В кн.: К. Маркс и Ф. Энгельс. Из ранних произведений. М., 1956, с. 517—642.
2. Маркс К. Введение (из экономических рукописей 1857—1858 годов). — В кн.: К. Маркс и Ф. Энгельс. Соч., т. 12, 1958, с. 709—738.
3. Маркс К. Капитал, т. 1. — В кн.: К. Маркс и Ф. Энгельс. Соч. т. 23, 1960, с. 1—784.

4. Сеченов И. М. Впечатления и действительность. — В кн.: И. М. Сеченов. Избранные философские и психологические произведения. М., Госполитиздат, 1947, с. 328—343.
5. Т ю х г и н В. С. О природе образа. (Психическое отражение в свете идей кибернетики). М., «Высшая школа», 1963. 123 с.
6. Х и л л Т. И. Современные теории познания. М., «Прогресс», 1965. 533 с.
7. Ш о в е н Р. От пчелы до гориллы. М., «Мир», 1965. 295 с.

УДК 62.506.2

В. И. СКРИПНИК

ПОТРЕБНОСТИ И ЦЕЛЕПОЛАГАЮЩАЯ ДЕЯТЕЛЬНОСТЬ СУБЪЕКТА

Теоретические и экспериментальные исследования, проводимые в современной биологии, физиологии и психологии, свидетельствуют о том, что взаимодействие организма и среды — непрерывный процесс, в котором находят свое выражение противоречивое единство устойчивости и изменчивости, постоянное стремление живых систем к динамическому равновесию со средой и к разрушению этого равновесия под воздействием различных внешних и внутренних факторов. При этом результаты опытного изучения механизмов жизнедеятельности биологических систем зависят от внутреннего состояния системы. Живая система способна к саморазвитию, она даже «при неизменных внешних условиях, при отсутствии внешних раздражителей не является покоящейся, а внутренне активной системой» [12, с. 28].

В отличие от физических систем неорганической природы, изменяющих свое состояние только под действием внешних факторов, биологические механизмы функционируют относительно независимо от внешней среды. Их состояние в значительной степени обусловлено внутренними закономерностями развития самой системы, всегда направлено на поддержание ее определенных параметров, сохранение качественной определенности. «И эта направленность, — справедливо подчеркивает Б. С. Украинцев, — для нее внутренне необходима и закономерна» [11, с. 42]. Активность живого всегда связана с достижением определенного результата. Информационная модель последнего постоянно направляет и корректирует все действия органической системы в процессе достижения необходимого для нее эффекта. Эту информационную модель потребного будущего, закодированную в определенных генетических, физиологических или нейрофизиологических структурах, по существу можно рассматривать как внутреннюю материальную цель биологической системы [2, 4, 11].

Информационную модель будущего можно сформировать благодаря функционированию механизма опережающего отражения действительности. В процессе такого отражения биологические системы на основе некоторых обобщений прошлого опыта, накоп-

ленного в фило- и онтогенезе, и текущего отображения внешней среды могут вероятно воспроизводить будущую ситуацию. Согласно гипотезе П. К. Анохина, способность живых организмов предвосхищать будущую ситуацию и осуществлять преднастройку своего поведения непосредственно связана с пространственно-временной структурой материи, законы развития которой «стали абсолютными формами приспособления живой материи к внешнему миру» [5, с. 163]. Структура неорганического мира, проявляющаяся в ритмической повторяемости процессов, обусловила анатомическую организацию и приспособительные функции простейших организмов, их целесообразное строение и функционирование применительно к изменяющимся условиям существования.

Впервые объяснить целесообразность в живой природе позволила созданная Ч. Дарвином теория естественного отбора. Более глубокое понимание целесообразности и ее специфики на различных уровнях развития материи основывается на современных представлениях о механизмах функционирования самоуправляемых систем. Успехи в области биологии, физиологии высшей нервной деятельности, генетики, кибернетики, теории информации позволили полнее объяснить и определить категорию целесообразности и таких тесно связанных с ней понятий как цель, целенаправленность, целеполагание. Однако до сих пор отсутствует четко разработанная система этих понятий и нет единообразия в их трактовке.

Основные расхождения в толковании понятий «целесообразность», «целенаправленность», «целеполагание» обусловлены различными взглядами на проблему цели [7, с. 61—84; 11, с. 88—201]. Мы считаем правомерным и достаточно обоснованным более широкое понимание цели как информационной модели (материальной или идеальной) потребного будущего, направляющей и детерминирующей функционирование всех самоуправляемых систем. Категории же «целесообразность» и «целенаправленность» являются отражением объективных связей, отношений и процессов, которые имеют место не только в сфере сознательной деятельности, но и во всех процессах самоуправления.

Такой подход дает возможность проанализировать генезис указанных категорий от простейших форм целесообразности — простого приспособления к окружающей среде у низших животных до активного преодоления внешней среды, приспособления ее к своим потребностям в результате целеполагающей предметно-практической деятельности человека. Кроме того, на основании полного и всестороннего анализа этого генезиса можно более четко выделить специфику функционирования самоуправляемых систем на различных уровнях их организации (системы живой природы, сложные искусственные системы неорганической природы) и обосновать правомерность использования этих категорий для объяснения закономерностей протекающих в них процессов.

Одним из центральных понятий, позволяющих объяснить целенаправленность и внутреннюю активность процессов управления

в биологических системах, является потребность. Она рассматривается как *differentia specifica* живых систем, так как имеет самое непосредственное отношение к их саморазвитию, самоорганизации и самосовершенствованию. Потребность — источник внутренней активности живых систем, выражение противоречия между их действительным и необходимым состоянием, необходимости в жизненно значимых предметах внешнего мира. Отличительная особенность функционирования биологических организмов — тесная связь их потребностей и целей. В зависимости от уровня развития систем (животное, человек, социальная группа, общество) характер этой взаимосвязи изменяется и усложняется, поскольку в процессе эволюционного развития изменяются и усложняются сами потребности и цели.

Простейшие живые организмы характеризуются элементарными метаболическими нуждами, приводящими систему в активное состояние, направленное на обеспечение ее качественной определенности. Категория цели применительно к таким системам понимается как информационная модель необходимого состояния системы, закодированная в материальных структурах, и как программа действий для достижения этого состояния. Целенаправленность функционирования выражается в избирательности отражения внешнего мира — отражения только тех явлений и объектов окружающей среды, которые способны в той или иной мере удовлетворять актуальные, доминирующие потребности организма. Такое приспособительное взаимодействие живых организмов и среды приводит к наиболее целесообразному морфологическому строению и организации живых систем.

Уровень самостоятельной силы реагирования, внутренней активности органических систем повышается по мере расширения круга предметов и явлений, способных удовлетворять их потребности. Органические нужды и их удовлетворение не только детерминируют функционирование тех или иных органов биологических систем, но и влияют на их развитие и видоизменение.

Вследствие усложнения внешних условий существования организмов, их организации и строения все разнообразнее становятся предметы, с которыми организмы вступают во взаимодействие. Это обуславливает качественное изменение потребностей, а также возникновение принципиально новых форм приспособляемости биологических систем к среде — приспособляемости через отличное от простого присутствия воздействия на среду.

Примитивные формы такого приспособления наблюдаются уже у высших животных. Однако опыты показывают, что животные только случайно могут изменять наличные условия, так как их деятельность в целом всегда направлена на эти условия, а не на тот или иной объект их биологической потребности.* Действия жи-

* В «модели потребного будущего» животных содержится то, что диктуется биологической потребностью, а не объективными особенностями развития самого предмета.

вотных по преобразованию внешней среды незначительны, «являются к этой последней равной нулю», поскольку «продукт животного непосредственно связан с его физическим организмом» [1, 556].

Поведение животных, даже обладающих элементами рассудка, ограничено рамками биологической целесообразности. Эта целесообразность не предполагает преднамеренных сознательных действий. «Целесообразность может быть без цели, — отмечал И. Кант, — поскольку причины этой формы мы не усматриваем в некоей воле» [8, с. 23]. Цели жизнедеятельности животных передаются по наследству в генетических структурах и закодированы в инстинктах. Целесообразная деятельность в виде проявлений самосознания и воли доступна лишь разумным существам. Животным движут инстинкты, человеком — цели, которые он сознательно ставит перед собой. Это позволяет ему изменять окружающий мир в соответствии со своими потребностями, создавать «вторую природу». Такая деятельность имеет уже целеполагающий характер.

На этом уровне развития живой материи взаимосвязь категорий «потребность» и «цель» носит сложный опосредствованный характер. Возникновение социальной формы движения материи связано с качественными изменениями природы потребностей. Определяющая роль в появлении нового типа потребностей, содержащего биологические нужды лишь в «снятом» виде, принадлежит материальному производству.

Потребность соотносится с формой практической деятельности и результатом, которые начинают существовать как внутренний образ и субъективно осознаются как потребность.

«Нужды человека, — подчеркивал Г. В. Плеханов, — даются первоначально, конечно природой; но затем значительно изменяются в количественном и качественном отношении в искусственной среде» [9, т. 2, с. 246]. Поэтому человек, в отличие от животных, потребности которых в пределах данного вида качественно не изменяются и задаются определенной естественной средой, способен постоянно расширять свои потребности.

Человеческие потребности всегда актуализируются осознанно (степень осознанности может быть различной). Животные удовлетворяют свои потребности импульсивно, человек же действует опосредствованно, осознанно.

Предметно-практическая деятельность субъекта порождается потребностями как источником внутренней активности, а направляется осознаваемой целью. «Потребление, — отмечал К. Маркс, — полагает предмет производства идеально, как внутренний образ, как потребность, как побуждение и как цель» [2, с. 717—718]. Цель выражает осознание противоречия между человеком и предметным миром, потребность изменить его.

Цели человека, как и цели всех биологических систем, детерминированы объективным миром, объективными закономерностями его развития. Однако в основе формирования человеческих целей

лежат осознаваемые потребности. Сознательно поставленные человеком цели являются идеальными моделями потребного будущего.

Идеальные цели формируются на основании более широких обобщений законов объективного мира. Человеческое познание, возникшее из потребностей предметно-практической деятельности, способно не только отражать мир, но и целенаправленно изменять его. Целесообразное изменение окружающей среды становится возможным благодаря способности человека первоначально преобразовывать ее в идеальном плане — в форме мысленных образов (идей, гипотез, теорий), а затем в виде материальных изменений природных объектов и процессов.

Активная, творческая сторона целенаправленной деятельности личности как субъекта познания в формировании ею идей выражена наиболее ярко. Идеи выполняют синтезирующую и прагматическую функции на основе систематизации имеющихся данных, общественно-исторического опыта и новых теоретических предположений. В идеях объект выступает не таким, каким он представляется на данном этапе познания, а в развитии, в перспективе. Создавая идеальную модель познаваемого объекта, идея направляет познавательную и практическую деятельность субъекта. Внутренний идеальный образ, возникающий в результате формирования идей, представляется как побуждение и как цель. Включая в свое содержание не только знание того, что есть, но и того, что должно быть, он предполагает это должное и именно поэтому становится предпосылкой предстоящей деятельности, активного преобразующего воздействия человека на внешний мир. Таким образом, цель выступает в качестве одного из важнейших факторов детерминации сознательного поведения личности, причем субъективным фактором. Становление цели из объективно назревшей потребности включает прохождение через сложный психологический процесс мотивировки. Сознывая свои потребности, субъект соотносит их с объективной и субъективной необходимостью и возможностью их удовлетворения.

Потребность, полагая предметы производства идеально, создает их еще и в субъективной форме [3]. Чтобы цель превратилась из идеальной информационной модели будущей деятельности в объективный результат, необходимо производство. Предметно-практическая деятельность человека — это реализация цели, превращение существующего идеально предмета в материальную действительность. Данная реализация возможна только в результате непрерывной оценки поступающей в организм информации о воздействиях внешней среды, на основании собственной деятельности и фиксации ее значения для жизнедеятельности человека.

Оценочное свойство психики субъекта выполняет регулирующую функцию, избирательно направляя его целеполагающую и целесодействующую деятельность. Субъект немедленно реагирует на изменения внешней и внутренней ситуации, оценивает эти изменения, руководствуясь прошлым опытом, знанием настоящего

и предвидением будущего. Оценки человека обусловлены его сознанием, предметно-практической деятельностью, состоянием актуальных потребностей, установкой и направленностью личности. Они динамичны, гибки, пластичны. Это позволяет субъекту постоянно корректировать свои действия, использовать новые средства для достижения имеющихся целей и удовлетворения тех или иных потребностей.

Динамизмом потребностей человека, их постоянным изменением и саморазвитием, порождением новых потребностей как результата удовлетворения предыдущих объясняется постоянное изменение ценности и значимости тех или иных предметов внешнего мира, ставших объектом деятельности человека. В то же время непрерывная оценка объектов с точки зрения их значимости для удовлетворения социально-детерминированных потребностей субъекта влияет на активность личности, на формирование ею новых более сложных потребностей и на условия их удовлетворения.

Необходимым психологическим условием целенаправленной деятельности живых систем, в частности целеполагающей деятельности субъекта, является ее эмоциональная активация. Возникая первоначально как разнородность безусловных рефлексов и выражаясь простейшими состояниями удовольствия и неудовольствия, эмоции постепенно превращаются в неотъемлемую часть сложных процессов мыслительной деятельности. У животных они имеют инстинктивно-биологический характер, у человека обусловлены мышлением и социальной деятельностью. Они являются обязательными компонентами формирования побудительных мотивов всех проявлений субъекта.

Эмоциональные состояния как реакция на оценку различных воздействий внешней и внутренней среды вызывают интегральное изменение тонуса нервно-психической деятельности. Обусловленные неповторимым внутренним миром субъекта, динамизмом его потребностей, эмоции выражают и обеспечивают субъективную активность личности, ее целеустремленность к достижению поставленной цели. При этом влияние положительных и отрицательных эмоций на протекание предметно-практической деятельности субъекта, направленной на достижение определенной цели, различно. Отрицательные эмоции в основном связаны с обеспечением гомеостаза организма и среды. Положительные эмоции в своем большинстве представляют те формы активности, которые направлены на совершенствование поведения живых систем. «Удовольствие дает нечто большее, чем простое устранение неприятного. Оно направлено на поиск за пределами сферы действия отрицательных эмоций» [10, с. 873].

В основе активной целенаправленной деятельности биологических систем лежит развитие потребностей — внутренне-активного побудительного стимула саморазвития и самосовершенствования живых систем. В процессе онтогенеза потребности не только расширяются, но и качественно изменяются. Они становятся опосред-

ствованными, т. е. начинают действовать через сознательно поставленную цель и детерминируют осознанную деятельность субъекта по преобразованию среды. Целеполагание и целеобразование являются субъективными компонентами творческой деятельности личности, так как постановка цели и формирование мотивов деятельности детерминированы объективными требованиями среды и субъективными особенностями личности. Сознательная целеполагающая деятельность, целеустремленность субъекта обусловлены сложным интегральным единством целенаправленного отражения действительности и осознанного отношения к ней, основу которого составляют потребности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Маркс К. и Энгельс Ф. Из ранних произведений. М., 1956. 686 с.
2. Маркс К. и Энгельс Ф. Соч., т. 2 (7). М., 1933. 739 с.
3. Маркс К. и Энгельс Ф. Соч., т. 46, ч. 1-я. М., 1968. 553 с.
4. Анохин П. К. Опережающее отражение действительности. — «Вопросы философии», 1962, № 7, с. 97—112.
5. Анохин П. К. Методологический анализ узловых проблем условного рефлекса. М., «Наука», 1963, с. 156—215.
6. Бернштейн Н. А. Пути и задачи физиологии активности. — «Вопросы философии», 1961, № 6, с. 77—93.
7. Гендин А. М. Предвидение и цель в развитии общества. Красноярск, Книжн. изд-во, 1970. 436 с.
8. Кант И. Соч., т. 5. М., «Мысль», 1966. 564 с.
9. Плеханов Г. В. Избранные философские произведения. Т. 2. М., 1956. 824 с.
10. Симонов П. В. Исследование эмоциональных реакций животных и человека в научных учреждениях США. — «Журнал высшей нервной деятельности», 1968, т. XVIII, вып. 5, с. 836—842.
11. Украинцев Б. С. Самоуправляемые системы и причинность. М., «Мысль», 1972. 254 с.
12. Von Bertalanffy L. Das biologische Weltbild. Bern, 1949. 248 S

УДК 62.506.2

М. Ф. БОНДАРЕНКО, канд. техн. наук, *А. Ф. ОСЫКА*

АЛГОРИТМ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СОСТАВНЫХ ПОРЯДКОВЫХ И КОЛИЧЕСТВЕННЫХ ЧИСЛИТЕЛЬНЫХ РУССКОГО ЯЗЫКА И ИХ ХАРАКТЕРИСТИК

Опишем одну из возможных моделей психической деятельности человека при решении определенных задач морфологической классификации словоформ русского языка. Пусть дана последовательность $X = X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n$, которая предположительно является предложением русского языка. В этой последовательности X_i — словоформа какой-либо части речи, стоящая на i -м месте в после-

ствованными, т. е. начинают действовать через сознательно поставленную цель и детерминируют осознанную деятельность субъекта по преобразованию среды. Целеполагание и целеобразование являются субъективными компонентами творческой деятельности личности, так как постановка цели и формирование мотивов деятельности детерминированы объективными требованиями среды и субъективными особенностями личности. Сознательная целеполагающая деятельность, целеустремленность субъекта обусловлены сложным интегральным единством целенаправленного отражения действительности и осознанного отношения к ней, основу которого составляют потребности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Маркс К. и Энгельс Ф. Из ранних произведений. М., 1956. 686 с.
2. Маркс К. и Энгельс Ф. Соч., т. 2 (7). М., 1933. 739 с.
3. Маркс К. и Энгельс Ф. Соч., т. 46, ч. 1-я. М., 1968. 553 с.
4. Анохин П. К. Опережающее отражение действительности.— «Вопросы философии», 1962, № 7, с. 97—112.
5. Анохин П. К. Методологический анализ узловых проблем условного рефлекса. М., «Наука», 1963, с. 156—215.
6. Бернштейн Н. А. Пути и задачи физиологии активности.— «Вопросы философии», 1961, № 6, с. 77—93.
7. Гендин А. М. Предвидение и цель в развитии общества. Красноярск. Книжн. изд-во, 1970. 436 с.
8. Кант И. Соч., т. 5. М., «Мысль», 1966. 564 с.
9. Плеханов Г. В. Избранные философские произведения. Т. 2. М., 1956. 824 с.
10. Симонов П. В. Исследование эмоциональных реакций животных и человека в научных учреждениях США.— «Журнал высшей нервной деятельности», 1968, т. XVIII, вып. 5, с. 836—842.
11. Украинцев Б. С. Самоуправляемые системы и причинность. М., «Мысль», 1972. 254 с.
12. Von Bertalanffy L. Das biologische Weltbild. Bern, 1949. 248 S.

УДК 62.506.2

М. Ф. БОНДАРЕНКО, канд. техн. наук, *А. Ф. ОСЫКА*

АЛГОРИТМ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СОСТАВНЫХ ПОРЯДКОВЫХ И КОЛИЧЕСТВЕННЫХ ЧИСЛИТЕЛЬНЫХ РУССКОГО ЯЗЫКА И ИХ ХАРАКТЕРИСТИК

Опишем одну из возможных моделей психической деятельности человека при решении определенных задач морфологической классификации словоформ русского языка. Пусть дана последовательность $X = X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n$, которая предположительно является предложением русского языка. В этой последовательности X_i — словоформа какой-либо части речи, стоящая на i -м месте в после-

довательности X . Известно, что каждая из словоформ подпоследовательности $x = X_i, X_{i+1}, \dots, X_k$ есть порядковое или количественное числительное, о котором имеется вся необходимая информация.

Описанный ниже алгоритм определяет, является или нет подпоследовательность x (будем называть ее исходной последовательностью) осмысленным набором числительных. Если ответ положительный («да»), то алгоритм устанавливает, представляет ли собой исходная последовательность составное порядковое или количественное числительное, а также определяет падеж, род и число этого числительного. Дробные числительные в данной работе не рассматриваются.

На вход алгоритма могут поступать исходные последовательности, которые не являются составными числительными: *двадцатьсто семи, ста двадцатого семи, двадцать шестьсот седьмой* и т. п. Каждая из словоформ этих последовательностей — правильное числительное, однако сами последовательности не являются составными числительными. Для работы данного алгоритма необходимо, чтобы каждому из числительных X_i исходной последовательности была приписана следующая информация: вид i -го числительного (порядковое или количественное), его род, число, падеж, а также признак числового разряда.

Проанализируем структуру правильных составных количественных и порядковых числительных, которые удовлетворяют двум требованиям: а) смысловой правильности порядка следования числительных, входящих в составное; б) правильному грамматическому оформлению каждого числительного, входящего в составное.

Если в правильном составном числительном, обозначающем бесконечную величину, каждой словоформе приписать номер обозначаемого числового разряда, то эти номера составят последовательность 8; 3; 2; 1; 7; 3; ; 2; 1; 6; 3; 2; 1; 5; 3; 2; 1; 4; 3; 2; 1. Здесь 1 — разряд единиц, 2 — разряд десятков, 3 — разряд сотен, 4 — разряд тысяч, 5 — разряд миллионов, 6 — разряд миллиардов, 7 — разряд триллионов, 8 — разряд квадриллионов.

Такая последовательность номеров числовых разрядов ограничена справа, в левую же сторону ее можно продолжать в принципе бесконечно, так как натуральный ряд чисел бесконечен. Однако названия чисел больше миллиарда (триллион, квадриллион) употребляются довольно редко. Числа больше квадриллиона, как правило, фиксируются в виде степеней числа 10. Некоторые разряды могут отсутствовать в числе, но порядок их следования не должен нарушаться.

Если какое-либо однословное числительное обозначает одновременно несколько числовых разрядов, то необходимо учитывать только номер последнего числового разряда. Порядок следования однословных числительных в составном является правильным, если номера числовых разрядов в этом составном следуют в том же порядке, что и в последовательности номеров, описанной выше.

«В составных количественных числительных склоняется каждое слово в отдельности» [1, с. 345]. «Однако в разговорной речи наблюдаются факты склонения в таких случаях лишь последнего компонента составного числительного, стоящего непосредственно перед существительным или его определениями. . . Такое склонение составных числительных нормативным еще не считается» [2, с. 156]. Алгоритм, описанный в данном сообщении, распознает лишь числительные, отвечающие нормам современного литературного языка. «Составные порядковые числительные оформляются так: в ряду соответствующего количественного числительного последняя составная часть его оформляется как порядковое» [3, с. 516]. «В составном порядковом числительном склоняется только последнее слово» [1, с. 345].

Под правильным грамматическим оформлением каждого однословного числительного в составном понимается соответствие грамматических категорий однословных числительных правилам грамматики русского языка.

Последовательностями, в которых нарушено условие смысловой правильности порядка следования однословных числительных, могут являться *один двухсотый, две тысячи двадцать миллионов* и т. п. В качестве примеров нарушения условия грамматической правильности могут быть рассмотрены последовательности *шестьсот двадцатью, двадцать один тысяча, двадцатью первый* и т. п.

В описываемом алгоритме предусмотрена проверка выполнения этих двух требований для последовательностей однословных числительных, поступающих на вход. При нарушении хотя бы одного из данных требований алгоритм выдает заключение «последовательность неправильна», затем производится останов.

Описание алгоритма

0. Блок определения рода, числа, падежа, числового разряда и вида (порядковое или количественное) каждого однословного числительного исходной последовательности. Значение каждого определяемого признака фиксируется в виде соответствующего номера: 1—именительный падеж, 2—родительный, 3—дательный, 4—винительный, 5—творительный, 6—предложный; 1—единственное число, 2—множественное, 0—данное числительное категорией числа не обладает (например, *двадцать*); 1—мужской род, 2—женский, 3—средний, 0—данное числительное категорией рода не обладает (например, *семь*); 1—количественное числительное, 2—порядковое. Номера числовых разрядов указаны выше.

1. Подсчитать количество однословных числительных в исходной последовательности и записать его в ячейку *K*. Перейти к п. 2.

2. Заслать в $(k + 1)$ -й набор признаков все нули. Перейти к п. 3.

3. В рабочую ячейку U записать 100 (так как количество слов для обозначения разрядов тысяч, миллионов и выше заведомо меньше). Перейти к п. 4.

4. В рабочую ячейку i записать единицу. Перейти к п. 5.

5. Проверить, превышает ли значение «три» номер числового разряда i -го числительного. Если «да», то перейти к п. 9, если «нет» — к п. 6.

6. Проверить, является ли номер числового разряда i -го числительного больше номера числового разряда $(i + 1)$ -го числительного исходной последовательности. Если «да», то перейти к п. 7, если «нет» — к п. 11.

7. К содержимому рабочей ячейки i прибавить единицу. Перейти к п. 8.

8. Проверить, превышает ли содержимое рабочей ячейки i содержимое рабочей ячейки K . Если «да», то перейти к п. 12, если «нет» — к п. 5.

9. Проверить, является ли номер числового разряда i -го числительного меньше содержимого рабочей ячейки U . Если «да», то перейти к п. 10, если «нет» — к п. 41.

10. В рабочую ячейку U записать номер числового разряда i -го числительного. Перейти к п. 7.

11. Проверить, является ли номер числового разряда $(i+1)$ -го числительного больше трех. Если «да», то перейти к п. 7, если «нет» — к п. 41.

12. Проверить, является ли количественным последнее числительное исходной последовательности. Если «да», то перейти к п. 13, если «нет» — к п. 14.

13. В рабочую ячейку W записать содержимое рабочей ячейки K . Перейти к п. 15.

14. В рабочую ячейку W записать содержимое рабочей ячейки K без единицы. Перейти к п. 15.

15. В рабочую ячейку i записать единицу. Перейти к п. 16.

16. В рабочую ячейку γ записать номера падежей первого числительного исходной последовательности. Перейти к п. 17.

17. Проверить, является ли количественным i -е числительное исходной последовательности. Если «да», то перейти к п. 18, если «нет» — к п. 41.

18. Проверить, больше ли трех номер числового разряда i -го числительного. Если «да», то перейти к п. 24, если «нет» — к п. 19.

19. Проверить, имеются ли совпадающие номера падежей γ и i -го числительного и в рабочей ячейке γ . Если «да», то перейти к п. 20, если «нет» — к п. 41.

20. В рабочую ячейку γ записать общие номера падежей, установленные в блоке 19. Перейти к п. 21.

21. Проверить, имеется ли в рабочей ячейке γ номер именительного падежа. Если «да», то перейти к п. 22, если «нет» — к п. 42.

22. К содержимому рабочей ячейки i прибавить единицу. Перейти к п. 23.

23. Проверить, превышает ли содержимое рабочей ячейки *i* содержимое рабочей ячейки *W*. Если «да», то перейти к п. 37, если «нет» — к п. 17.
24. Проверить равенство единице содержимого рабочей ячейки *i*. Если «да», то перейти к п. 19, если «нет» — к п. 25.
25. Проверить; является ли основа (*i* — 1)-го числительного основой *одн.* Если «да», то перейти к п. 26, если «нет» — к п. 28.
26. Проверить, относятся ли *i*-е и (*i* — 1)-е числительные к одному роду. Если «да», то перейти к п. 27, если «нет» — к п. 41.
27. Проверить, стоят ли *i*-е и (*i* — 1)-е числительные в единственном числе. Если «да», то перейти к п. 19, если «нет» — к п. 41.
28. Проверить: является ли основа (*i* — 1)-го числительного основой *одн.* Если «да», то перейти к п. 29, если «нет» — к п. 30.
29. Проверить, относится ли *i*-е числительное к мужскому роду. Если «да» то перейти к п. 27, если «нет» — к п. 41.
30. Проверить, является ли основа (*i* — 1)-го числительного основой *дв.* Если «да», то перейти к п. 34, если «нет» — к п. 31.
31. Проверить, является ли основа (*i* — 1)-го числительного основой *тр* или *четыр.* Если «да», то перейти к п. 35, если «нет» — к п. 32.
32. Проверить, стоит ли *i*-е числительное во множественном числе. Если «да», то перейти к п. 33, если «нет» — к п. 41.
33. Проверить, стоит ли *i*-е числительное в родительном падеже. Если «да», то перейти к п. 22, если «нет» — к п. 19.
34. Проверить, относятся ли *i*-е и (*i* — 1)-е числительные к одному роду. Если «да», то перейти к п. 35, если «нет» — к п. 41.
35. Проверить, стоит ли *i*-е числительное в единственном числе. Если «да», то перейти к п. 36, если «нет» — к п. 19.
36. Проверить, стоит ли *i*-е числительное в родительном падеже. Если «да», то перейти к п. 22, если «нет» — к п. 41.
37. Проверить, является ли количественным последнее числительное исходной последовательности. Если «да», перейти к п. 38, если «нет» — к п. 43.
38. Последовательность на входе — правильное составное количественное числительное. Номер падежа содержится в рабочей ячейке γ . Перейти к п. 40.
39. Последовательность на входе — правильное составное порядковое числительное. Род, число и падеж те же, что у последнего компонента. Перейти к п. 40.
40. Выход. Останов.
41. Последовательность неправильна. Перейти к п. 40.
42. Проверить, является ли количественным последнее числительное исходной последовательности. Если «да», то перейти к п. 22, если «нет» — к п. 41.
43. Проверить, является ли числовой разряд последнего числительного больше трех. Если «да», то перейти к п. 44, если «нет» — к п. 39.

44. Проверить, превышает ли числовой разряд предпоследнего числительного числовой разряд последнего. Если «да», то перейти к п. 39, если «нет» — к п. 41.

Данный алгоритм положен в основу программы для ЭВМ «Минск-32» и может быть использован для решения некоторых задач анализа и синтеза фраз и предложений русского языка, обнаружения и исправления ошибок в написании составных числительных.

ЛИТЕРАТУРА

1. Финкель А. М., Баженов Н. А. Курс современного русского литературного языка. Киев, «Радянська школа», 1965. 656 с.
2. Галкина - Федорук Е. М. Современный русский язык. Ч. 2-я. М., Изд-во Моск. ун-та, 1964. 638 с.
3. Грамматика русского языка. Т. I. М., Изд-во АН СССР, 1960. 719 с.
4. Резвин И. И. Метод моделирования и типология славянских языков. М., «Наука», 1967. 299 с.

УДК 681.142.36

Э. П. ЧОРНОШТАН

МЕТОДИКА ФОРМИРОВАНИЯ ИЕРАРХИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ ЛОГИЧЕСКОГО ВЫДЕЛЕНИЯ ХАРАКТЕРНЫХ ПАРАМЕТРОВ ОПИСАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ *СООБЩЕНИЕ I*

В теории и практике конструирования распознающих систем существует два подхода в методике решения задачи об идентификации образов. В первом подходе выделение образа и создание эталона осуществляется человеком и только лишь распознавание — машиной. Во втором подходе все указанные задачи машина выполняет самостоятельно благодаря тому, что в ее конструкции заложена гипотетическая модель механизма человеческого мышления при решении задач о распознавании образов.

Если второй подход дает богатый теоретический материал, способствующий дальнейшему развитию теории распознавания, то первый подход решает вполне конкретные практические задачи конструирования читающих автоматов.

Использование первичной информации о графической структуре изображений в распознающих системах позволяет также выделить два подхода — геометрический и структурный, или лингвистический. В том случае, когда каждое изображение допускает полное и однозначное описание (например, знаки алфавита одной определенной гарнитуры), для распознавания используется один из методов геометрического подхода. При обработке более сложных изображений (рукописные знаки, треки ядерных частиц и т. д.) применяются методы структурного направления, использующие специфику зрительных образов как объектов опознания.

Структурные методы позволяют решать задачу о распознавании при значительных вариациях размеров, наклона и других параметров изображений. Однако до сих пор отсутствуют достаточно простые технические решения для распознавания рукописных знаков свободного написания. Чтобы уменьшить количество инвариантных характеристик рукописных знаков, вводят различного рода нормирующие рамки, ограничивающие свободу начертания [1, с. 49—50]. Это дает возможность строить систему распознавания приемлемой сложности.

В структурных методах широко применяется понятие локальных характеристик (параметров) формы, в качестве которых используются направления линий на локальных участках изображений. Локальные признаки формируются на второй или третьей ступени иерархической системы анализа при помощи фильтров направлений и служат основой для построения более сложных частей графической структуры изображений.

Наиболее эффективными фильтрами направлений являются анизотропные [2, с. 78—84; 3, с. 85—96]. Они представляют собой аналоговые устройства, принцип действия которых основан на суммировании сигналов с отрицательными и положительными весами от квадратного поля изображения размером $(2p + 1)$ точек ($p = 1, 2, \dots$). Последние окружают ту точку поля, для которой в данный момент времени определяется направление. Исследования указанной схемы показали, что она достаточно эффективно выделяет заданное направление, но вместе с тем ее существенными недостатками являются малая линейность в широком диапазоне входных сигналов, необходимость усиления выходного сигнала, трудности, связанные с балансировкой входов [3, с. 88] и др.

Постановка задачи. «Совокупность материальных частиц является «объектом» и может опознаваться как «объект» только в том случае, если эти частицы не перемещаются в пространстве независимо и произвольно (не «рассыпаются»), а связаны между собой [4, с. 42].

На основании этого определения объекта распознавания с использованием понятия локальных признаков в данной работе предлагается методика формирования системы логического выделения характерных параметров описания изображений рукописных нормализованных знаков. Примеры их эталонного начертания приведены на рис. 1, а. На рис. 1, б представлены отрезки линий (знаковые признаки), применение которых допускается для написания знаков. Под знаковыми признаками здесь понимаются те элементы изображений, которые наиболее полно отражают особенности каждого знака в отдельности.

В зависимости от направления начертания отрезков линий (рис. 1, в) знаковые признаки разбиваются на четыре группы: горизонтальные α , вертикальные γ , наклонные с отрицательным углом наклона β и наклонные с положительным углом наклона δ .

Каждый знаковый признак характеризуется направлением начертания и местом расположения (адресом) в описании знака.

Так, описание буквы А имеет три знаковых признака T_{1-5}^{α} , T_{4-6}^{γ} , T_{0-4}^{δ} , где цифрами обозначены точки, определяющие адрес признака, а индексами α , γ , δ — направления начертания линий.

Для выделения знаковых признаков линия как связанное множество точек изображения в процессе анализа разбивается на элементарные (локальные) участки, на которых с помощью дискретных логических фильтров направлений определяются характерные параметры линий. Путем анализа логической ситуации, имеющей место в пределах «окошка» определенных размеров, логические фильтры выделяют то направление, которому соответствует данная логическая ситуация. Информация, поступающая с выходо-

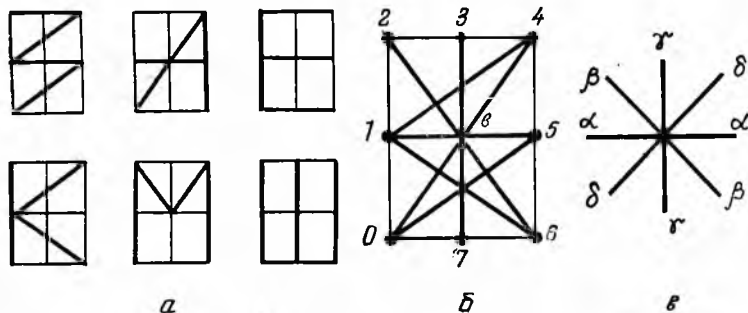


Рис. 1.

фильтров направлений, используется для формирования знаковых признаков.

В случае двоичного изображения количество возможных логических ситуаций в пределах окошка размером $h \times h$ составляет 2^{h^2} . Так, при $h = 3$ число возможных логических ситуаций $K = 2^9 = 512$.

Это значит, что при использовании логических фильтров для выделения локальных характеристик необходимо применять «окошко» минимального размера, что соответствует $h = 2$, $K = 16$.

Обобщенные логические уравнения контуров горизонтальной и вертикальной линий. Пусть рецепторное поле, на котором отображаются изображения $A_1, A_2, \dots, A_d, \dots, A_s$, имеет прямоугольную площадку размером $m \times n$ элементов разложения. Тогда описание изображения можно представить в виде матрицы первичных признаков

$$\begin{array}{cccccccc}
 X_{11}, & X_{12}, & \dots, & X_{1j}, & \dots, & X_{1n}; \\
 X_{21}, & X_{22}, & \dots, & X_{2j}, & \dots, & X_{2n}; \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\
 X_{i1}, & X_{i2}, & \dots, & X_{ij}, & \dots, & X_{in}; \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\
 X_{m1}, & X_{m2}, & \dots, & X_{mj}, & \dots, & X_{mn},
 \end{array} \quad (1)$$

где $X_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если } X_{ij} \in A_d, \\ 0, & \text{если } X_{ij} \notin A_d, \end{cases}$ т. е. пространство $\{X_{ij}\}$ первичных признаков представляет собой некоторое булево пространство.

Известно, что параметры линий, составляющих изображение (ширина, длина, угол наклона и т. д.) не являются постоянными. Однако если рассматривать идеализированный случай, то строго горизонтальная линия шириной f элементов разложения (рис. 2, а) в булевом пространстве первичных признаков может быть представлена в виде логического произведения

$$T_{\xi}^a = [X_{i1} \wedge X_{i2} \wedge \dots \wedge X_{ij} \wedge \dots \wedge X_{in}] \wedge \\ \wedge [X_{(i+1)1} \wedge X_{(i+1)2} \wedge \dots \wedge X_{(i+1)j} \wedge \dots \wedge X_{(i+1)n}] \wedge \\ \wedge \dots \wedge [X_{(i+f)1} \wedge X_{(i+f)2} \wedge \dots \wedge X_{(i+f)j} \wedge \dots \wedge X_{(i+f)n}], \quad (2)$$

где $f = 1, 2, \dots$

Для ограничения в разумных пределах количества обрабатываемой информации часто применяют различного рода операции, приводящие к утончению линии [5, с. 13—14], или к выделению контура (края) линии [2, с. 87; 6, с. 81—85; 7, с. 94—100], так как

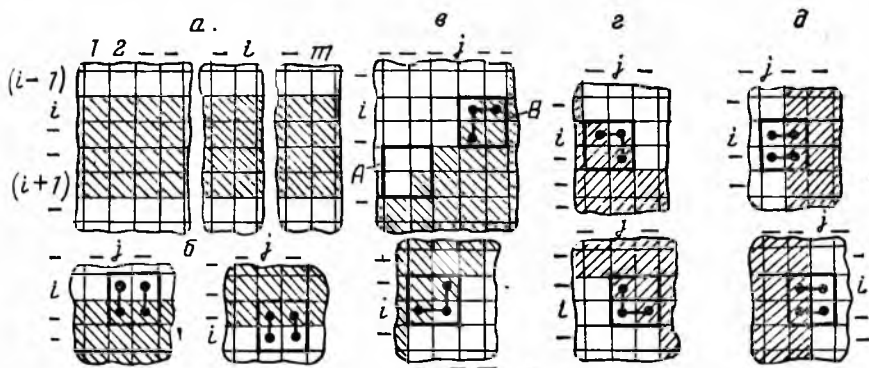


Рис. 2.

контуры несут значительную долю информации, необходимую для опознавания изображенных объектов [8, с. 88]. На основании этих соображений уравнение горизонтальной линии следует преобразовать в вид

$$T_{\xi}^a = [\bigwedge_{j=1}^n (\bar{X}_{(i-1)j} \wedge X_{ij})] \vee [\bigwedge_{j=1}^n (\bar{X}_{(i+f+1)j} \wedge X_{(i+f)j})], \quad (3)$$

где первая конъюнкция представляет собой уравнение верхнего контура горизонтальной линии

$$T_{\xi}^{aB} = [\bigwedge_{j=1}^n (\bar{X}_{(i-1)j} \wedge X_{ij})], \quad (4)$$

а вторая конъюнкция — уравнение нижнего контура

$$T_{\xi}^{\alpha H} = \bigwedge_{j=1}^n (\bar{X}_{(i+f+1)j} \wedge X_{(i+f)j}), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (5)$$

Горизонтальная линия как элемент описания изображения может быть расположена в пределах всего рецепторного поля. Поэтому обобщенное уравнение линий группы горизонтальных знаковых признаков необходимо представить в виде

$$T_{\xi}^{\alpha B} = \bigwedge_{i=2}^m \left[\bigwedge_{j=1}^n (\bar{X}_{ij} \wedge X_{(i-1)j}) \right]; \quad (6)$$

$$T_{\xi}^{\alpha H} = \bigvee_{i=1}^{m-1} \left[\bigwedge_{j=1}^n (\bar{X}_{ij} \wedge X_{(i+1)j}) \right], \quad (7)$$

где индексы у знака дизъюнкции указывают на возможный адрес контура горизонтальной линии в описании знака.

В описаниях контуров горизонтальной линии, имеющих вид уравнений (6) — (7), линия рассматривается как нечто целое, неразрывное. В процессе анализа линия разбивается на локальные участки с помощью «окошка» 2×2 , в связи с чем уравнения приобретают несколько иной вид.

Согласно рис. 2, б, логическая ситуация, отражающая наличие контуров горизонтальной линии в пределах «окошка», характеризуется одним единственным уравнением для каждого контура

$$Z_{ij}^{\alpha B} = [\bar{X}_{ij} \wedge X_{(i+1)j}] \wedge [\bar{X}_{i(j+1)} \wedge X_{(i+1)(j+1)}] = [Y_{ij}^{\alpha B} \wedge Y_{i(j+1)}^{\alpha B}]; \quad (8)$$

$$Z_{ij}^{\alpha H} = [\bar{X}_{ij} \wedge X_{(i-1)j}] \wedge [\bar{X}_{i(j+1)} \wedge X_{(i-1)(j+1)}] = [Y_{ij}^{\alpha H} \wedge Y_{i(j+1)}^{\alpha H}], \quad (9)$$

где $Z_{ij}^{\alpha B}$ — локальный признак верхнего контура; $Z_{ij}^{\alpha H}$ — локальный признак нижнего контура горизонтальной линии.

Используя понятие локальных признаков, получаем новые обобщенные уравнения контуров горизонтальной линии

$$T_{\xi}^{\alpha B} = \bigvee_{i=2}^m \left[\bigwedge_{j=1}^{n-1} (Y_{ij}^{\alpha B} \wedge Y_{i(j+1)}^{\alpha B}) \right] = \bigvee_{i=2}^m \left[\bigwedge_{j=1}^{n-1} Z_{ij}^{\alpha B} \right]; \quad (10)$$

$$T_{\xi}^{\alpha H} = \bigvee_{i=1}^{m-1} \left[\bigwedge_{j=1}^{n-1} (Y_{ij}^{\alpha H} \wedge Y_{i(j+1)}^{\alpha H}) \right] = \bigvee_{i=1}^{m-1} \left[\bigwedge_{j=1}^{n-1} Z_{ij}^{\alpha H} \right]. \quad (11)$$

В этих уравнениях индексами $Y_{ij}^{\alpha B}$ и $Y_{ij}^{\alpha H}$ обозначены элементарные логические признаки (ЭЛП) контуров горизонтальной линии, представляющих собой части более крупных логических образований — локальных признаков.

На основании этих же соображений и предпосылок получим обобщенные уравнения контуров вертикальных линий (рис. 2, в)

$$T_{\xi}^{\Gamma \Pi} = \bigvee_{j=1}^{n-1} \left[\bigwedge_{i=1}^{m-1} (Y_{ij}^{\Gamma \Pi} \wedge Y_{(i+1)j}^{\Gamma \Pi}) \right] = \bigvee_{j=1}^{n-1} \left[\bigwedge_{i=1}^{m-1} Z_{ij}^{\Gamma \Pi} \right]; \quad (12)$$

$$T_{\xi}^{\Gamma J} = \bigvee_{j=2}^n \left[\bigwedge_{i=1}^{m-1} (Y_{ij}^{\Gamma J} \wedge Y_{(i+1)j}^{\Gamma J}) \right] = \bigvee_{j=2}^n \left[\bigwedge_{i=1}^{m-1} Z_{ij}^{\Gamma J} \right]. \quad (13)$$

Здесь

$$Y_{ij}^{\Gamma I} = \bar{X}_{ij} \wedge X_{i(j+1)} \quad (14)$$

— уравнение ЭЛП левого контура вертикальной линии;

$$Y_{ij}^{\Gamma II} = \bar{X}_{ij} \wedge X_{i(j-1)} \quad (15)$$

— уравнение ЭЛП правого контура той же линии, а $Z_{ij}^{\Gamma I}$ и $Z_{ij}^{\Gamma II}$ — ее локальные признаки.

Обобщенные логические уравнения контуров наклонных линий. При взаимодействии «окошка» и наклонной линии возникают две логические ситуации, которые можно использовать для выделения наклонных линий. Однако ситуация А (рис. 2, б) менее помехоустойчива, чем ситуация В, так как вероятность появления помехи в виде черной точки на белом фоне гораздо больше вероятности появления белой точки в пределах линии знака. Ситуация В описывается в виде логического произведения

$$Z_{ij}^{\delta B} = \bar{X}_{ij} \wedge X_{i(j+1)} \wedge X_{(i+1)j} \wedge X_{(i+1)(j+1)},$$

последний член которого отражает состояние внутреннего элемента линии, т. е. элемента, не лежащего на контуре. Поэтому указанный элемент целесообразно выбросить из логического описания локального признака. Тогда уравнение локального признака верхнего контура наклонной линии с положительным углом наклона приобретает вид

$$Z_{ij}^{\delta B} = \bar{X}_{ij} \wedge X_{i(j+1)} \wedge X_{(i+1)j}. \quad (16)$$

Если это уравнение переписать в виде

$$Z_{ij}^{\delta B} = [\bar{X}_{ij} \wedge X_{i(j+1)}] \wedge [\bar{X}_{ij} \wedge X_{(i+1)j}],$$

то нетрудно заметить, что конъюнкции, заключенные в квадратных скобках, представляют собой элементарные логические признаки, а именно: конъюнкция

$$\bar{X}_{ij} \wedge X_{i(j+1)} = Y_{ij}^{\alpha I}$$

— ЭЛП левого контура вертикальной линии, а

$$\bar{X}_{ij} \wedge X_{(i+1)j} = Y_{ij}^{\alpha B}$$

— ЭЛП верхнего контура горизонтальной линии.

Аналогично выводятся уравнения остальных локальных признаков наклонных линий:

$$Z_{ij}^{\delta H} = [Y_{ij}^{\Gamma I} \wedge Y_{ij}^{\alpha H}] \quad (17)$$

— уравнение локальных признаков нижнего контура наклонной линии с положительным углом наклона (рис. 2, в);

$$Z_{ij}^{\delta B} = [Y_{ij}^{\Gamma II} \wedge Y_{ij}^{\alpha B}], \quad (18)$$

$$Z_{ij}^{\delta H} = [Y_{ij}^{\alpha H} \wedge Y_{ij}^{\Gamma II}] \quad (19)$$

— уравнения локальных признаков верхнего и нижнего контуров наклонной линии с отрицательным углом наклона (рис. 2, з).

Для контуров идеальных наклонных линий (т. е. для непрерывных линий равной толщины и с углами наклона $+45^\circ$ и -45° , как показано на рис. 2в, з) можно записать обобщенные логические уравнения, составленные в пространствах соответствующих локальных признаков:

$$T_{\xi}^{\theta H} = \bigwedge_{i=2, j=1}^{i=m, j=n-1} [Z_{ij}^{\theta H}]. \quad (20)$$

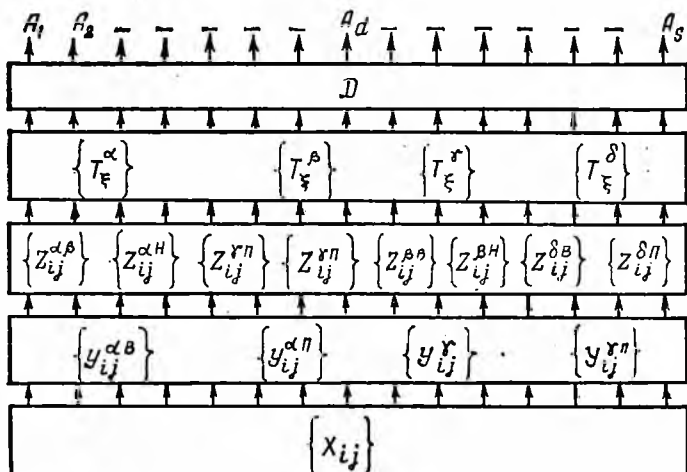


Рис. 3.

Итак, в состав всех полученных уравнений контуров наклонных линий входят элементы горизонтальной и вертикальной линий. Это естественно, так как описания строго горизонтальных и строго вертикальных линий состоят из однородных элементов, а всякая наклонная линия на своем контуре имеет элементы контуров горизонтальной и вертикальной линий.

Введение системы элементарных логических признаков как основы более сложных (локальных) признаков привело к образованию на втором уровне анализа двух подуровней (рис. 3). На первом из них в пространстве $\{X_{ij}\}$ первичных признаков формируется система пространств элементарных логических признаков, представленных в виде матриц $\{Y_{ij}^{\gamma\eta}\}$ и $\{Y_{ij}^{\alpha\eta}\}$ ЭЛП контуров вертикальных линий и матриц $\{Y_{ij}^{\alpha\beta}\}$ и $\{Y_{ij}^{\alpha H}\}$ ЭЛП контуров горизонтальных линий. В пространствах элементарных логических признаков система пространств второго подуровня представлена в виде матриц локальных признаков контуров линий.

На третьем уровне иерархической системы путем соответствующего преобразования локальных признаков формируются множе-

ства знаковых признаков. На основании анализа состояния множества знаковых признаков устройство D принятия решения определяет класс предъявленного изображения.

Задачей дальнейшего исследования является выбор и обоснование достаточно простых функций преобразования локальных признаков в знаковые с учетом реальных условий начертания и обработки носителей знаковой информации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Рахманов М., Рудаков А. Технические носители информации и автоматизация процесса их обработки.— В кн.: Автоматизация ввода письменных знаков в ЭВМ. [Доклады науч.-техн. конф., Вильнюс, 17—20 ноября 1965 г.]. Изд. второе, дополненное. Вильнюс, 1968, с. 41—72.
2. Романов В. П. К теории анизотропной фильтрации изображений.— В кн.: Тр. III Всесоюз. конф. по информационно-поисковым системам и автоматизированной обработке науч.-техн. информации. Т. 3. М., 1967, с. 78—84.
3. Некоторые результаты экспериментального исследования детектора направлений элементов изображений.— Там же, с. 85—96. Авт.: В. П. Романов, О. Л. Федоренко, Ю. М. Сидорин, В. А. Соболев.
4. Файн В. С. Опознавание изображений (непрерывно-групповая теория).— В кн.: Автоматическое чтение текста. Под ред. А. Н. Михайлова. М., 1967, с. 38—61.
5. Шерман Г. Квазитопологический метод распознавания линейных изображений.— В кн.: Автоматический анализ сложных изображений. Под ред. Э. М. Бравермана. М., 1969, с. 11—21.
6. Deutsch S. Conjectures on Mammalian Neuron Networks for Visual Pattern Recognition.— „IEEE Trans. Systems Science and Cybernetics“, 1966, vol. SSC-2, December, p. 81—85.
7. Dippin G. P. Programming Pattern Recognition.— In: Proc. Western Joint Computer Conf. Los Angeles, 1955, vol. 7, p. 94—100.
8. Лебедев Д. Г., Лебедев Д. С. Дискретизация изображений посредством выделения и «квантования контуров».— «Изв. АН СССР. Техническая кибернетика», 1965, № 1, с. 88—92.

УДК 62.506.2

А. В. ШАТОХИН, В. Г. ЧЕРВОВ, канд. биол. наук

СОКРАЩЕНИЕ ОПИСАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

(критический обзор)

Изображение — одна из важнейших форм представления информации. Его можно описать формально в виде некоторой функции двух переменных. В реальных системах изображение всегда выступает в материально-энергетической форме в виде определенных сигналов. Например, многоградационное черно-белое изображение

определяется как действительная функция двух действительных переменных, которая описывает распределение яркости на некоторой излучающей или отражающей свет поверхности. Проблемы передачи и воспроизведения изображений возникают при разработке устройств отображения, информационно-поисковых систем, систем человек — машина, в фототелеграфии, литографии, при наблюдении за процессами в доменных печах, реакторах и т. д. Важными аспектами этих проблем являются запоминание, хранение и воспроизведение изображений в виде чертежей, текстов, карт и др.

Передача, хранение и воспроизведение изображений осуществляются в аналоговых и цифровых системах. Цифровые системы обладают большими преимуществами с точки зрения передачи изображений по каналам связи, а также их хранения и обработки. При обработке на ЦВМ изображение можно представить в виде матриц (дискретных массивов чисел), а не функций. Известно, что любое изображение не отличимо от дискретного изображения при достаточно большом числе отсчетов дискретизации [1, с. 12].

Во многих практических задачах при заданной оценке качества изображений можно уменьшить необходимое количество информации об изображении по сравнению с исходным. При этом снижаются требования к пропускной способности канала связи и к устройствам запоминания и воспроизведения, уменьшаются затраты энергии на передачу изображения. Восстановление исходного изображения с определенной погрешностью связано с понятием ϵ -энтропии, введенным А. Н. Колмогоровым [2] и развитым в работах по теории информации [3]. Таким образом, при обработке дискретных изображений можно использовать основные положения теории информации.

Дискретное изображение может быть представлено источником с конечным числом состояний. Для его оценки допустимо использовать понятие относительной статистической избыточности источника информации, определяемого формулой [4, с. 28]

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

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

В формуле (1)

$$k = \frac{l \log_2 h}{\sum_1^Q p_i \log_2 p_i}. \quad (2)$$

Числитель характеризует количество информации, оцениваемое мерой Хартли (максимально возможное количество информации), а знаменатель — энтропию источника сообщений. Способ статистической оценки позволяет дополнительно сократить количество информации в сообщении с учетом его известных вероятностных характеристик.

В общем случае коэффициент сжатия определяется отношением двух величин, оценивающих количество информации в непрерывном сигнале, который передается двумя разными способами с некоторой точностью ϵ . При различных способах нахождения количества информации можно получить различные виды коэффициентов сжатия [4—9]. В процессе обработки изображений сжатие сообщений связывается с выделением признаков и их эффективным кодированием. Выделение признаков важно в задачах, требующих решения в реальном масштабе времени. К ним в первую очередь относятся задачи о распознавании изображений [10]. Чтобы решить указанные проблемы, необходимо измерить количество информации, содержащейся в изображении, в целях разработки и оценки методов кодирования для представления изображения в компактном виде.

Во многих практических задачах возможна аппроксимация исходного изображения другим, содержащим меньшее количество информации [1, с. 13]. При аппроксимации достигаются большие значения коэффициентов сжатия (выше, чем в процессе статистического кодирования). Хотя аппроксимация часто ухудшает качество изображений, во многих случаях это не имеет значения. При переходе к цифровым методам обработки аппроксимация изображения, представленного в виде функции, осуществляется дискретизацией и квантованием [1, с. 30; 5, с. 21].

Пусть изображение представлено функцией $B(x, y)$, которую можно представить в виде интеграла Фурье [5, с. 12]

$$B(x, y) = \iint_{-\infty}^{\infty} S(\omega_x, \omega_y) e^{i(\omega_x x + \omega_y y)} d\omega_x d\omega_y, \quad (3)$$

где ω_x, ω_y — круговые пространственные частоты, связанные с длинами волн λ_x, λ_y и имеющие число периодов

$$\omega_x = 2\pi\nu_x = 2\frac{\pi}{\lambda_x}; \quad \omega_y = 2\pi\nu_y = \frac{2\pi}{\lambda_y}; \quad (4)$$

$S(\omega_x, \omega_y)$ — пространственный спектр функции $B(x, y)$, определяемый обратным преобразованием Фурье:

$$S(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{2\pi} \iint_{-\infty}^{\infty} B(x, y) e^{-i(\omega_x x + \omega_y y)} dx dy. \quad (5)$$

Соотношение (3) описывает изображение (распределение яркости) $B(x, y)$ в виде предела суммы гармонических компонентов (синусо-

идальных и косинусоидальных распределений яркости). Спектр $S(\omega_x, \omega_y)$ указывает на долю в этой сумме гармонической компоненты с круговыми пространственными частотами ω_x и ω_y . При строгом подходе к решению данной задачи соотношение (3) необходимо представить рядом. Однако, с учетом того, что размеры рассматриваемой точки на изображении во много раз меньше размеров самого изображения, ряд можно заменить интегралом. Если изображение, представленное в виде уравнения (3), преобразуется однородной линейной оптической или электроннооптической системой, то последняя действует как фильтр, изменяющий пространственно-временной спектр изображения. Это изменение спектра можно определить с помощью функции рассеяния $a(x, y)$. Тогда преобразованное системой изображение $B_1(x, y)$ связано с исходным $B_0(x, y)$ посредством выражения

$$B_1(x, y) = \iint_{-\infty}^{\infty} B_0(\alpha, \beta) a(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta. \quad (6)$$

Преобразование (6) является сверткой двух функций. Согласно теореме о спектре свертки, последний будет иметь вид

$$S_1(\omega_x, \omega_y) = A(\omega_x, \omega_y) S_0(\omega_x, \omega_y), \quad (7)$$

где $A(\omega_x, \omega_y)$ — спектр весовой функции (функция рассеяния):

$$A(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{2\pi} \iint_{-\infty}^{\infty} d(x, y) e^{-i(\omega_x x + \omega_y y)} dx dy. \quad (8)$$

Поскольку спектр реальных изображений практически ограничен, возможна дискретизация изображения без заметных искажений. По теореме Котельникова, распространенной на двумерный случай, изображение $B(x, y)$, спектр которого имеет частоты не выше ν_x и ν_y , полностью определяется конечным числом независимых отсчетов яркости на единице площади:

$$B(x, y) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} B\left(\frac{n}{2W_x}, \frac{k}{2W_y}\right) \times \frac{\sin\left[2\pi W_x \left(x - \frac{n}{2W_x}\right)\right] \sin\left[2\pi W_y \left(y - \frac{k}{2W_y}\right)\right]}{4\pi^2 W_x W_y \left(x - \frac{n}{2W_x}\right) \left(y - \frac{k}{2W_y}\right)}. \quad (9)$$

Из формулы (9) следует, что непрерывное изображение $B(x, y)$ определяется яркостями в точках дискретных отсчетов, т. е. значениями $B\left(\frac{n}{2W_x}, \frac{k}{2W_y}\right)$ в узлах прямоугольной решетки. Спектр двумерной функции отсчетов

$$F(x, y) = \frac{\sin 2\pi W_x x \sin 2\pi W_y y}{4\pi^2 W_x W_y x y} \quad (10)$$

равномерен в прямоугольнике $|v_x| < W_x$, $|v_y| < W_y$, а вне его тождественно равен нулю.

В общем случае дискретизация данного изображения может проводиться в любых точках исходного. Через эти точки наносят сетку линий, пересекающихся только в точках отсчета. С помощью некоторого преобразования координат

$$\begin{aligned}x &= \psi_1(x', y'); & x' &= \varphi_1(x, y), \\y &= \psi_2(x', y'); & y' &= \varphi_2(x, y)\end{aligned}\quad (11)$$

указанную сетку можно свести к прямоугольной с равномерным шагом. Это соответствует переходу от функции $B(x, y)$ к функции $B[\varphi_1(x', y'), \varphi_2(x', y')]$, которую можно дискретизировать, используя формулу (9);

$$\begin{aligned}B(x, y) &= B[\varphi_1(x', y'), \varphi_2(x', y')] = \\&= \sum_{n=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} B\left[\varphi_1\left(\frac{n}{2W_{x'}}, \frac{k}{2W_{y'}}\right), \varphi_2\left(\frac{n}{2W_{x'}}, \frac{k}{2W_{y'}}\right)\right] \times \\&\times \frac{\sin 2\pi}{4\pi^2} \frac{\left\{W_{x'} \left[\psi_1(x, y) - \frac{n}{2W_{x'}}\right]\right\} \sin\left\{2\pi W_{y'} \left[\psi_2(x, y) - \frac{k}{2W_{y'}}\right]\right\}}{W_{x'} W_{y'} \left[\psi_1(x, y) - \frac{n}{2W_{x'}}\right] \left[\psi_2(x, y) - \frac{k}{2W_{y'}}\right]}\end{aligned}\quad (12)$$

Соотношение (12) описывает дискретизацию изображения $B(x, y)$ в произвольных точках

$$x = \varphi_1\left(\frac{n}{2W_{x'}}, \frac{k}{2W_{y'}}\right), \quad y = \varphi_2\left(\frac{n}{2W_{x'}}, \frac{k}{2W_{y'}}\right), \quad (13)$$

где $W_{x'}$, $W_{y'}$ — верхние частоты спектра функции $B[\varphi_1(x', y'), \varphi_2(x', y')]$.

Значения φ_1 , φ_2 можно выбрать такими, чтобы на контурах (участках с большим градиентом) дискретизация была более частой, а $W_{x'}$, $W_{y'}$ — минимальными.

При аппроксимации изображения выбор отсчетных точек и уровней квантования допускается ставить в зависимость от характера изображения. В общем случае, если приемником изображения является человек, можно с учетом свойств зрения (закон Вебера — Фехнера) применять логарифмическое квантование [5, с. 48] и в результате этого увеличивать коэффициент сжатия k . Квантование представляет собой дискретизацию отсчетов (значений яркости изображения) на ряде уровней. В этом случае, как и при дискретизации по аргументу, проще всего выбирать равномерный шаг квантования.

В процессе квантования изображений было установлено, что при небольшом числе уровней квантования искажения изображения видны только на плавных перепадах яркости (появление ложных контуров) и незаметны в местах резких перепадов яркостей

[5]. В связи с этим при дискретизации отсчеты необходимо располагать чаще вблизи резких перепадов яркости и реже — на участках плавных перепадов яркости.

Операция квантования разбивает пространство сообщений на ячейки. При этом область, занимаемую возможными реальными изображениями в N -мерном пространстве сообщений, удается разбить на конечное число ячеек. Минимальный объем сообщения в процессе простого квантования получится в случае наибольшего шага при условии допустимых искажений. Обобщенное квантование [5, с. 57] по сравнению с простым позволяет сократить объем сообщений. При этом наибольший возможный шаг квантования определяется конфигурацией ϵ -области [2].

Однако при построении ϵ -сети трудно выработать математическую модель источника и определить меру оценки качества изображения. Кроме того, алгоритмы нахождения ϵ -сети в большинстве случаев сложны. Таким образом, дискретизация изображения дает возможность представлять его в виде вектора в N -мерном пространстве (N — число отсчетов). Это обстоятельство используется в теории информации для замены сложной сущности в простом отображении простой сущностью в сложном отображении. При определении количества информации в изображении можно воспользоваться формулой [5, с. 53] (объем сообщения)

$$V = 2W\tau \log_2 m, \quad (14)$$

где V — количество информации в телевизионном изображении за время τ , сек;

W — полоса частот телевизионной системы,

m — число уровней квантования.

Известны различные методы сокращения объема телевизионного сообщения. Так, Э. Р. Кретцер [12] применил отдельное квантование телевизионного сигнала. Спектр телевизионного сигнала был разделен на две части с помощью фильтра низких частот и вычитающего устройства. Высокочастотная часть квантовалась на число уровней, намного меньшее, чем низкочастотная. На приемном конце складывались обе части спектра. Качество изображения практически не ухудшалось, а требуемое число двоичных цифр уменьшалось в два раза по сравнению со случаем простого квантования. Квантование отрезков видеосигналов на меньшее или большее число уровней в зависимости от содержания мелких деталей и резких перепадов яркости или плавных изменений яркости было предложено Р. Э. Грэхемом [13]. В. А. Махонин [14] рекомендует аппроксимировать видеосигнал ступенчатой функцией таким образом, чтобы не возникали ложные границы, заметные для глаза. В этом случае уровень квантования уменьшался при увеличении длительности предшествующего горизонтального участка.

Подобные методы аппроксимации видеосигнала кусочно-линейными функциями с учетом свойств зрения преобразуют изображение только в одном направлении — вдоль строк. Однако зритель-

ная система как преобразователь изображений обладает изотропными свойствами. Сетчатка глаза в первом приближении с изменением характеристик фильтра в зависимости от условий освещения действует как адаптивный фильтр пространственных частот изображения. Усиление верхних и ослабление нижних пространственных частот соответствует выделению контуров на изображении. Сведения о контурах часто бывают достаточными для распознавания, восстановления изображения и решения задач, необходимых получателю.

Контурные изображения можно выделять с помощью ряда операторов. Один из них — оператор Лапласа — соответствует ослаблению низших и усилению верхних пространственных частот:

$$\Delta B(x, y) = \left(\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \right) \left[\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} S(\omega_x \omega_y) e^{i(\omega_x x + \omega_y y)} d\omega_x d\omega_y = \right. \\ \left. = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} S(\omega_x, \omega_y) (\omega_x^2 + \omega_y^2) e^{i(\omega_x x + \omega_y y)} d\omega_x d\omega_y. \right. \quad (15)$$

Спектр преобразованного изображения $B(x, y)$ описывается уравнением

$$S(\omega_x, \omega_y) = (\omega_x^2 + \omega_y^2) S(\omega_x, \omega_y). \quad (16)$$

Из основанной формулы (13) характеристика пространственного фильтра, выделяющего контуры, имеет вид

$$A(\omega_x, \omega_y) = \omega_x^2 + \omega_y^2. \quad (17)$$

Приближенно такую характеристику можно реализовать с помощью фильтра, который получается при вычитании расфокусированного изображения из исходного [15, 16]. Предложен ряд методов, предусматривающих выделение низкочастотной и высокочастотной составляющей спектра изображения с различным числом уровней квантования [17, 18]. При восстановлении они складываются, производится также двумерная интерполяция.

В целом операция выделения контуров позволяет перейти от произвольного входного изображения $B(x, y)$ к изображению, которое описывается функцией, заданной на множестве меры нуль [19, с. 16]. В качестве оператора, сводящего исходное изображение к контурному, может быть использован любой дифференциальный оператор

$$D_{x, y} = \sum_{\alpha_1 + \alpha_2 = 1}^N C_{\alpha_1 \alpha_2} \frac{\partial^{\alpha_1 + \alpha_2}}{\partial x^{\alpha_1} \partial y^{\alpha_2}}. \quad (18)$$

Дифференциальный оператор первого порядка

$$D_{x, y} = C_{10} \frac{\partial}{\partial x} + C_{01} \frac{\partial}{\partial y} \quad (19)$$

можно использовать для сведения к контурному двуградиационных изображений, а такой же оператор второго порядка

$$D_{x, y} = C_{20} \frac{\partial^2}{\partial x^2} + C_{11} \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} + C_{02} \frac{\partial^2}{\partial y^2} \quad (20)$$

— для сведения к контурным двуградиационных и изменяющихся по линейному закону изображений:

при $C_{20} = C_{02} = 0,5$, $C_{11} = C$

$$D_{x, y} = C \left(\frac{\partial}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial y} \right)^2 = C (\text{grad})^2; \quad (21)$$

при $C_{20} = C_{02} = C$, $C_{11} = 0$

$$D_{x, y} = C \left(\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \right) = \Delta. \quad (22)$$

В этих случаях получаем известные операции выделения контуров [5, с. 68; 20, с. 18—26]. Дифференциальные операторы старших порядков допустимо применять для сведения к контурным изображений, яркость которых изменяется по сложному степенному закону. Кратный лапласиан N -го порядка

$$D_{x, y} = C \left(\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \right)^N \quad (23)$$

можно использовать для изотропного выделения контуров на много градиационных изображениях, яркость которых изменяется по закону N -й степени. В целях моделирования дифференциальных операторов можно использовать телевизионную систему с двух лучевой ЭЛТ [15, с. 83].

Значительное сжатие объема сообщений возможно при замене поэлементной передачи изображения целыми образами (совокупностью характерных областей). Такие методы передачи изображений имеют большое значение в прикладном телевидении. В подобных случаях часто важно не качество изображения, а его классификация по характерным признакам. Задачи об отыскании признаков и о классификации сообщений относятся к проблеме распознавания образов [10, 11].

Отыскание признаков и классификация — два этапа обработки изображений. Выбор признаков сильно влияет на классификацию. Последняя изучена относительно хорошо [10], однако общая теория, позволяющая эффективно отбирать признаки, пока не разработана. Отбор признаков можно толковать как задачу об эффективном кодировании сообщений. Известные методы эффективного кодирования основаны на использовании статистических моделей источников сообщений, когда условно-вероятностные связи учитываются лишь между ближайшими соседними отсчетами яркости.

Первой операцией, способствующей выделению признаков на изображении, является усиление верхних пространственных частот и последующее нелинейное преобразование высокочастотной

составляющей в целях выделения контурных элементов. Последние обладают большой избыточностью, которая определяется статистическими связями между контурными элементами. Выделенные контурные линии можно аппроксимировать путем замены исходных кривых отрезками достаточно простых кривых. При этом возникает возможность сокращенного описания контурных линий с помощью топологических методов. В их числе — лингвистический подход [21], который является особенно перспективным.

Фильтры и решающие пороговые устройства, выделяющие контуры и простые элементы формы, обнаружены в процессе проведения электрофизиологических опытов с животными [22]. Сложные рецептивные поля различной конфигурации выделяют и подчеркивают контуры, улучшая анализ изображений. Функциональная организация фильтров системы отображает типовые статистические свойства изображений. Предварительная фильтрация значительно разгружает последующие системы анализа изображений в мозгу. В некотором смысле характеристики таких фильтров оптимальны для передачи реальных изображений. Подобные фильтры можно устанавливать на входе ЦВМ для разгрузки систем анализа изображений вследствие статистических свойств последних [23]. Фильтры для выделения признаков зрительных образов при сканировании (или в ЦВМ) построены по принципу сложной апертуры.

При проектировании прикладных телевизионных систем анализа изображений различаются три основных этапа: получение исходного описания, нахождение системы признаков и построение решающего правила [10]. Это затрудняет операции в пространстве высокой размерности. В связи с этим из большого числа параметров исходного описания необходимо образовывать относительно малое число других характерных параметров — признаков. Пространство исходного описания, в котором избыточность описания существенно уменьшена, а свойства разделимости образов сохранены или даже улучшены, называется пространством признаков. Координатными осями его считаются векторы, полученные из исходного описания с помощью определенных операций. При этом признаки являются функционалами от исходного описания образов.

Такими операциями над параметрами исходного описания (например, над контурными картами изображения) могут быть методы интегральной геометрии при автоматическом чтении [24]. Переход от двумерной функции к системе признаков представим в виде скалярного произведения

$$X_k^i = (g_i f_k), \quad (24)$$

где f_k — система признаков;

X — количественная мера признака;

g — функция, описывающая контурное изображение.

Контуры для извлечения признаков можно описать с помощью понятий «прямая», «кривая» и отношения между ними. Такое

описание получается в результате локального анализа контурной карты изображения. Путем анализа двумерных элементов контуров можно получить инварианты, известные в интегральной геометрии. В. П. Романов [24, с. 36] рассмотрел преобразование, позволяющее переходить от задания функции в пространстве точек к заданию в пространстве прямых:

$$R(\omega_1, \omega_2, \rho) = \iint_{-\infty}^{\infty} g(x, y) \delta(\rho - (\omega_1 x + \omega_2 y)) dx dy. \quad (25)$$

Здесь δ — функция Дирака, сосредоточенная на прямой; $(\omega_1, \omega_2, \rho)$ — параметры прямой линии, заданной на плоскости. Преобразование (23) и преобразование Фурье связаны соотношениями

$$F(\alpha\omega_1, \alpha\omega_2) = \int_{-\infty}^{\infty} R(\omega_1, \omega_2, \rho) e^{i\alpha\rho} d\rho; \quad (26)$$

$$R(\omega_1, \omega_2, \rho) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\alpha\omega_1, \alpha\omega_2) e^{-i\alpha\rho} d\alpha. \quad (27)$$

Преобразование (25) можно расширить для разложения контурного изображения по кривым линиям, если заменить преобразование Фурье (26) более сложным — однозначным интегральным преобразованием [27]:

$$F(\omega_1, \omega_2, \alpha) = \iint_{-\infty}^{\infty} g(x, y) \exp(-i\alpha[\omega_1 x + \omega_2 y + \nu_1(x) + \nu_2(y) + \mu_1(\omega_1) + \mu_2(\omega_2)]) dx dy; \quad (28)$$

$$R(\omega_1, \omega_2, \rho) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega_1, \omega_2, \alpha) e^{-i\alpha\rho} d\alpha = \\ = \iint_{-\infty}^{\infty} g(x, y) \delta\{\rho - [\omega_1 x + \omega_2 y + \nu_1(x) + \nu_2(y) + \mu_1(\omega_1) + \mu_2(\omega_2)]\} dx dy. \quad (29)$$

Разложение осуществляется по кривым, описываемым уравнением

$$\omega_1 x + \omega_2 y + \nu_1(x) + \nu_2(y) + \mu_1(\omega_1) + \mu_2(\omega_2) = \rho. \quad (30)$$

При $\nu_1(x) = -0,5x^2$, $\nu_2(y) = -0,5y^2$, $\mu_1(\omega_1) = -0,5\omega_1^2$, $\mu_2(\omega_2) = -0,5\omega_2^2$, $\rho = -0,5r^2$ разложение производится по окружностям радиусом r и с центром (ω_1, ω_2) , так как уравнение

$$-0,5(x^2 - 2\omega_1 x + \omega_1^2) - 0,5(y^2 - 2\omega_2 y + \omega_2^2) = -0,5r^2 \quad (31)$$

сводится к каноническому описанию окружности:

$$(x - \omega_1)^2 + (y - \omega_2)^2 = r^2. \quad (32)$$

Таким образом, возможен однозначный переход от «пространства точек» к пространству прямых и к пространству окружностей. Допускаются также более сложные переходы при произвольных функциях $v_1(x)$, $v_2(y)$, $\mu_1(\omega_1)$, $\mu_2(\omega_2)$. Для описания класса контурных изображений можно ограничиться конечным числом элементов разложения контурных линий $S(x, y)$ [19]. Поэтому в целях описания $S(x, y)$ можно использовать теорию R -функций [28]. В целом контурное изображение может быть описано совокупностью R -функций в точках, где их значения неодинаковы (R_1, R_2, \dots, R_n). Так как значения этих величин можно задавать независимо друг от друга, они являются условно независимыми величинами.

Пусть вероятности появления R_1, R_2, \dots, R_n на участках a_1, a_2, \dots, a_n есть

$$p(R_1^i) = p_i^1, \quad p(R_2^i) = p_i^2, \quad \dots, \quad p(R_n^i) = p_i^n. \quad (33)$$

Тогда вероятность их совместного появления составляет

$$p = p_1^1 p_1^2 \dots p_1^n. \quad (34)$$

Информация об этом участке контура, которую следует передать, записывается в виде

$$-H = \sum_{i=1}^{a_1} p_i^1 \log p_i^1 + \sum_{i=1}^{a_2} p_i^2 \log p_i^2 + \dots + \sum_{i=1}^{a_n} p_i^n \log p_i^n. \quad (35)$$

Статистические данные о признаках в контурном изображении получают с помощью устройства, предлагаемого в работе [25]. Формирование минимального пространства признаков описывается в работах [10, 26].

Итак, при замене поэлементного представления изображений кодированием с помощью признаков и целых образов в результате применения методов двумерной пространственной фильтрации для целенаправленного изменения двумерного спектра изображений сильно увеличивается сжатие объема сообщений. Такие методы целесообразно использовать в прикладных системах телевидения, предназначенных для классификации изображений. Цифровые способы обработки и передачи изображений вследствие аппроксимации и статистических свойств изображений позволяют сократить объем сообщений, снизить требования к пропускной способности канала связи, упростить аппаратуру анализа и хранения. Появляется возможность эффективно применять ЦВМ в процессе обработки изображений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Розенфельд А. Распознавание и обработка изображений. М., «Мир», 1972. 230 с.
2. Колмогоров А. Н., Тихомиров В. М. ϵ -энтропия и ϵ -емкость множеств в функциональных пространствах.— «Успехи мат. наук», 1959, т. 14, вып. 2, с. 1—11.

3. Витушкин А. Г. Оценка сложности задачи табулирования. М., Физматгиз, 1959. 110 с.
4. Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике. М., ИЛ, 1963. 71 с.
5. Лебедев Д. С., Цуккерман И. И. Телевидение и теория информации. М., «Энергия», 1965. 219 с.
6. Шрейбер В. Ф. Кодирование изображений.— ТИИЭР, 1967, т. 55, № 3, с. 84—96.
7. Грэхем Д. Н. Передача изображений посредством кодирования двумерных контуров.— Там же, с. 102—113.
8. Дэвисон Л. Д. Теоретический анализ систем сжатия данных.— ТИИЭР, 1968, т. 56, № 2, с. 46—58.
9. Эндрус К. А., Дэвис Й. М., Шварц Ж. Р. Адаптивное сжатие данных.— ТИИЭР, 1967, т. 55, № 3, с. 25—38.
10. Васильев В. П. Распознающие системы. Киев. «Наукова думка», 1969. 192 с.
11. Левшин В. Л. Пространственная фильтрация в оптических системах пеленгации. М., «Сов. радио», 1971. 200 с.
12. Kretzmer E. R. Reduced-alphabet Representation of Television signals.— «Conv. Rec. IRE», 1956, vol. 4, N 1, p. 140.
13. Graham R. E. Commutation Theory Applied to Television Coning.— «Acta Electronica», 1957/58, vol. 11, N 1—2, p. 333.
14. Махонин В. А. Кусочная аппроксимация телевизионного сигнала с использованием свойств зрения.— «Изв. АН СССР. Энергетика и автоматика», 1959, № 3, с. 50—58.
15. Бугай Ю. П. Исследование нейроподобных элементов и систем как устройств первичной переработки информации. Автореф. канд. дис. Харьков, 1968. 27 с.
16. Ленцман В. Л., Цуккерман И. И. Пространственная фильтрация изображений на мишени суперорбитона.— «Техника кино и телевидения», 1968, № 4, с. 15—21.
17. Lirkin V., Rosenfeld A. Picture Processing and Psychopictorics. New York, Academic Press, 1970.
18. Лебедев Д. Г., Лебедев Д. С. Новый способ квантования изображений.— «Вестник АН СССР», 1964, № 11, с. 11—29.
19. Шатохин А. В., Зозуля Ю. И. Математическая модель контурных и сводимых к ним изображений.— В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков, 1974, с. 74—78.
20. Романов В. П. Интегральные методы опознавания.— В кн.: Читающие устройства. [Сб. статей]. Под ред. П. М. Михайлова. М., 1962, с. 18—26.
21. Автоматический анализ сложных изображений [Сб. переводов]. Под ред. Э. М. Бравермана. М., 1969. 309 с.
22. Цуккерман И. И. О вводе информации в мозг и вычислительную машину.— В кн.: Информация и кибернетика. М., «Сов. радио», 1967, с. 21—49.
23. Романов В. П. Применение двумерной фильтрации изображений для повышения надежности автоматического чтения.— «Научно-техническая информация», 1964, № 7, с. 24—29.
24. Романов В. П. Извлечение информационно инвариантных признаков при автоматическом чтении.— «Научно-техническая информация», 1964, № 2, с. 34—38.
25. Нефедов Ю. И., Червов В. Г., Шатохин А. В. Устройство предварительной обработки изображений на входе ЦВМ.— В сб.: Проблемы бионики. Вып. 10. Харьков, 1972, с. 125—129.
26. Василенко В. А., Романов А. Н. Обучение автоматов распознаванию изображений. М., «Энергия», 1973. 72 с.
27. Зозуля Ю. И. Надежные вычисления при наличии шумов в зрительном анализаторе.— В сб.: Проблемы бионики. Вып. 12. Харьков, 1974, с. 3—11.
28. Рвачев В. Л. Геометрические приложения алгебры логики. Киев, «Наукова думка», 1965. 104 с.

Е. И. МЫШКО,
И. Б. СИРОДЖА, канд. техн. наук

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА АДАПТАЦИИ В ЗАДАЧАХ О РАСПОЗНАВАНИИ ОБРАЗОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ R -ФУНКЦИЙ

Большинство существующих алгоритмов обучения можно получить единообразно, если выбрать общую цель обучения вида минимума среднего риска и использовать адаптивный подход [1, с. 81—104]. В данной работе предлагается адаптивный подход и определяются возможности его использования для синтеза обучающихся алгоритмов распознавания с применением R -функций [2, с. 24—86].

Как известно, наблюдаемые ситуации классифицируются посредством определенной системы распознавания на основании некоторого решающего правила. Способы определения последнего зависят от объема априорной информации. Если она достаточно полная, то решающие правила основываются на результатах теории статистических решений [1, с. 62—80]. Необходимость в обучении появляется в тех случаях, когда априорная информация неполная или настолько мала, что результаты теории статистических решений невозможно использовать непосредственно.

Неполнота априорной информации заключается в том, что заранее не известны ни отношение правдоподобия, ни априорные вероятности. Именно в этих случаях следует использовать обучающиеся системы, способные после некоторого периода обучения вырабатывать решающее правило и производить распознавание. Здесь незнание преодолевается обучением, а время, затраченное на него, обуславливается незнанием.

Различают два вида обучения: с поощрением и без него (самообучение). Рассмотрим обучение с поощрением, т. е. станем предполагать, что в каждый момент времени известна желаемая реакция обучающейся системы.

Для построения решающего правила сформулируем критерий качества распознавания, а решающее правило выберем с учетом того, чтобы сформулированный критерий достигал экстремума.

Пусть в некотором пространстве ситуаций X случайно и независимо возникают ситуации $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, каждая из которых принадлежит к одному из K неизвестных заранее классов (образов) A_j . Ситуация каждого класса характеризуется условной плотностью распределения $P(X/j) = P_j(X)$ и априорной вероятностью P_j . Очевидно, пространство ситуаций X можно разбить на K областей $A_j (j = \overline{1, K})$.

Задача о распознавании или классификации заключается в наилучшем разбиении пространства ситуаций на области $A_j (j = \overline{1, K})$.

Понятие «наилучшее разбиение» будем анализировать с точки зрения минимума ошибок (потерь), возникающих при отнесении ситуации класса A_j к A_m , или при попадании ситуации класса A_j в область A_m . Для характеристики указанных ошибок введем функции потерь

$$F_{jm}(X, C), \quad (j, m = \overline{1, K}), \quad (1)$$

где $C = (c_1, c_2, \dots, c_N)$ — составной вектор параметров. Функции потерь (1) образуют платежную матрицу

$$\begin{pmatrix} F_{11}(X, C) & F_{12}(X, C) & \dots & F_{1k}(X, C) \\ F_{21}(X, C) & F_{22}(X, C) & \dots & F_{2k}(X, C) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ F_{k1}(X, C) & F_{k2}(X, C) & \dots & F_{kk}(X, C) \end{pmatrix}, \quad (2)$$

в которой по главной диагонали расположены потери при правильных решениях, а по обеим сторонам от нее — потери при ошибочных решениях. Очевидно, теперь качество распознавания можно оценить функционалом границ Z_{jm} между областями A_j, A_m , зависящим от составного вектора C :

$$R = \sum_{j=1}^k \sum_{m=1}^k \int_{A_m} F_{jm}(X, C) P_j P_j(X) dX. \quad (3)$$

Этот функционал называется средним риском.

Решающее правило, определяющее границы Z_{jm} между областями A_j, A_m , ищется таким образом, чтобы средний риск (3) был минимальным.

Итак, в качестве цели обучения выберем минимум среднего риска (3). Частный случай его положен в основу теории статистических решений при условии неполноты априорной информации. Это значит, что априорные вероятности P_j и условные плотности распределения $P_j(X)$ ($j = \overline{1, K}$) неизвестны, а определена лишь платежная матрица (2), элементы которой заданы с точностью до некоторых неизвестных векторных параметров $C = (c_1, \dots, c_N)$. При таких условиях целью обучения будет являться минимум заданного среднего риска (3) либо неявно заданные условия минимума среднего риска

$$\sum_{j=1}^k \sum_{m=1}^k \int_{A_m} \nabla_C F_{jm}(X, C) P_j P_j(X) dX. \quad (4)$$

Выражение (4) перепишем в виде

$$M_X \{ \Phi(X, C) \} = 0. \quad (5)$$

Здесь

$$\Phi(X, C) = \nabla_C F_{jm}(X, C) \quad (j, m = \overline{1, K}), \quad (6)$$

если $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ — ситуация из класса A_i , относящаяся к A_m .

Таким образом, задача о достижении цели обучения свелась к задаче об определении неизвестного составного вектора параметров C и соответствующего решающего правила по наблюдаемым ситуациям X .

Решим эту задачу, используя адаптивный подход с применением математического аппарата R -функций [2, с. 24—56; 3, с. 1990—1998].

В отличие от традиционного адаптивного подхода [1], вместо разделяющей функции $\hat{y} = \varphi(X, C)$, где $C = (c_1, c_2, \dots, c_N)$, будем использовать решающее правило в виде H -реализуемого K -значного предиката $\hat{\omega} = u(X, C)$, заданного с точностью до вектора параметров $C = (c_1, c_2, \dots, c_N)$. K -значный предикат представляет собой функцию непрерывных аргументов $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, определяемую в некоторой области D пространства R^m и принимающую значения в D из множества $B_K \{0, 1, 2, \dots, K-1\}$:

$$u(X, C) = S_K [f(X, C)]. \quad (7)$$

В уравнении (7)

$$S_K(z) = \begin{cases} 0, & \text{если } -\infty < z \leq a_1, \\ 1, & \text{если } a_1 < z \leq a_2, \\ \dots & \dots \\ j, & \text{если } a_j < z \leq a_{j+1}, \\ \dots & \dots \\ K-1, & \text{если } a_{K-1} < z < +\infty \end{cases} \quad (8)$$

(a_j — любые действительные числа), а $f(X, C)$ является R -функцией, определенной в пространстве ситуаций $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$.

Очевидно, предикату $u(X, C)$ можно поставить в соответствие разбиение пространства \mathcal{X} на непересекающиеся подмножества $A_0, A_1, A_2, \dots, A_{K-1}$, включая в подмножество A_j те точки пространства \mathcal{X} , в которых выполняется условие

$$S_K [f(X, C)] = u(X, C) = j \quad (j = 0, 1, 2, \dots, K-1). \quad (9)$$

Следовательно, области A_j пространства ситуаций \mathcal{X} , соответствующие K образам (классам), будут определяться предикатными уравнениями $u(X, C) = j$ с точностью до вектора параметров $C = (c_1, c_2, \dots, c_N)$.

В процессе построения решающего правила на основании предикатных уравнений (9) будем достигать цели обучения, руководствуясь соображениями, приведенными в начале работы.

Пусть на вход анализируемой здесь распознающей системы случайно и независимо поступают ситуации X вместе с указаниями

«учителя» ω о принадлежности последовательности ситуаций к некоторым K образам A_j ($j = 0, 1, \dots, K - 1$)

$$\omega = \begin{cases} 0, & \text{если } X \in A_0, \\ 1, & \text{если } X \in A_1, \\ \dots & \dots \\ K - 1, & \text{если } X \in A_{K-1}. \end{cases} \quad (10)$$

Предположим, что в некоторый момент обучения решающее правило характеризуется предикатом $u(X, C)$. Тогда, очевидно, принимаемые решения окажутся верными, если совместно будут выполнены условия

$$\begin{aligned} \omega &= j; \\ u(X, C) &= j \quad (j = 0, 1, 2, \dots, K - 1). \end{aligned} \quad (11)$$

В противном случае решения окажутся ошибочными.

В качестве функции (штрафов) потерь выберем некоторую выпуклую функцию от разности ω и $\hat{\omega}$:

$$F(\omega - \hat{\omega}) = F(\omega - u(X, C)). \quad (12)$$

Тогда элементами $F_{l,m}(X, C)$ ($l, m = \overline{1, K}$) платежной матрицы (2) будут

$$\begin{aligned} F(\omega - u(X, C)), & \text{ если } l = m, \quad \omega = j, \quad u(X, C) = j \\ & (j = 0, 1, \dots, K - 1), \\ F(\omega - u(X, C)), & \text{ если } l \neq m, \quad \omega = j, \quad u(X, C) \neq j. \end{aligned} \quad (13)$$

Подставляя значения $F_{l,m}(X, C)$ из (13) в (3), получаем выражение для среднего риска:

$$\begin{aligned} R &= \sum_{l=1}^k \sum_{m=1}^k \int_{A_m} F_{lm}(X, C) P_l P_l(X) dX = \int_X F(\omega - u(X, C)) p(X) dX = \\ &= M_X \{F(\omega - u(X, C))\}. \end{aligned} \quad (14)$$

Согласно (4) и с учетом (14) записываем выражение для необходимого и достаточного условия минимума среднего риска:

$$\nabla_C R = \int_X \nabla_C F(\omega - u(X, C)) p(X) dX = M_X \{\nabla_C F(\omega - u(X, C))\}, \quad (15)$$

где

$$p(X) = \sum_{j=1}^k P_j P_j(X) \quad (16)$$

— совместная плотность распределения ситуаций в пространстве $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$.

Представим K -значный предикат $u(X, C)$ в виде линейной комбинации R -функций $f_i(X)$, ($i = \overline{1, N}$):

$$u(X, C) = \sum_{i=1}^N c_i S_K [f_i(X)] = \sum_{i=1}^N c_i u_i(X) = C^T u(X). \quad (17)$$

При условии (17) градиент функции потерь равен

$$\begin{aligned} \nabla_C F(\omega - u(X, C)) &= \nabla_C F(\omega - C^T u(X)) = \\ &= -F'(\omega - C^T u(X)) u(X). \end{aligned} \quad (18)$$

Применяя к (15) дискретные алгоритмы в интерпретации Я. З. Цыпкина [1, с. 81—104] и учитывая соотношение (18), получаем в рекуррентном виде алгоритм обучения

$$C_n = C_{n-1} - \Gamma(n) F'(\omega_n - C_{n-1}^T u(X_n)) u(X_n), \quad (19)$$

где $n = 1, 2, 3, \dots$, $\Gamma(n)$ — матрица коэффициентов, обеспечивающих сходимость C_n к оптимальному значению C при $n \rightarrow \infty$.

Выбирая различные выпуклые функции F и различные способы построения K -значных предикатов $u(X, C)$, соответственно можно получить различные алгоритмы обучения.

Рассмотрим один из таких алгоритмов, реализованный в виде программ на ЭВМ БЭСМ-4. В этом алгоритме функция потерь задается в виде

$$F(X, C) = \frac{1}{2} [\omega - S_K [f(X, C)]]^2, \quad (20)$$

где $S_K [f(X, C)]$ — K -значный предикат (8). Функцию $f(X, C)$ будем строить с использованием H_1 -реализуемой многоточечной формулы Тейлора [3, с. 1990—1998]. При создании алгоритма распознавания использовались следующие положения работы [3], обобщенные для пространства R^m .

Пусть имеется ограниченная область G в R^m . Разобьем G плоскостями $x_{i\mu_i} = 0$, $i = (1, 2, \dots, m)$, $\mu_i = (1, 2, \dots, q_i)$, отстоящими друг от друга на расстоянии δ . Пересечения плоскостей образуют систему узлов. Пусть имеется также функция $h\left(\frac{x_i - x_{i0}}{\delta}\right)$, которую можно задать следующим образом:

$$h\left(\frac{x_i - x_{i0}}{\delta}\right) = \begin{cases} 0, & \text{если } -\infty < x_i \leq (x_{i0} - \delta), (x_{i0} + \delta) \leq x_i < \infty; \\ 1, & \text{если } x_i = x_{i0}; \\ \frac{1}{\delta}(x_i - x_{i0}) + 1, & \text{если } (x_{i0} - \delta) < x_i < x_{i0}; \\ -\frac{1}{\delta}(x_i - x_{i0}) + 1, & \text{если } x_{i0} < x_i < (x_{i0} + \delta). \end{cases} \quad (21)$$

Аналитическое выражение этой функции строится с помощью R -функций [2, с. 57—86] и имеет вид

$$h\left(\frac{x_i - x_{i0}}{\delta}\right) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{1}{2} (2 + |-a - 1| + |a - 1|) - \left| \frac{1}{2} (2a + |-a - 1| - |a - 1|) \right| \right\}, \quad (22)$$

где $a = \frac{1}{\delta} (x_i - x_{i0})$.

В каждом узле сетки на основании (22) задается величина

$$H_{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n}(X) = \prod_{i=1}^m h\left(\frac{x_i - x_{i0}}{\delta}\right). \quad (23)$$

В выражении (23) сумма удовлетворяет условию разложения единицы, т. е.

$$\sum_{\mu_1=1}^{q_1} \dots \sum_{\mu_m=1}^{q_m} H_{\mu}(X) = 1, \quad (24)$$

а формула

$$L(X) = \sum_{\mu_1=1}^{q_1} \dots \sum_{\mu_m=1}^{q_m} C_{\mu_1, \dots, \mu_m} H_{\mu_1, \dots, \mu_m}(X) = \sum_{i=1}^N c_i H_i(X), \quad (25)$$

где N — число узлов, называется нуль раз дифференцируемой многоточечной формулой Тейлора.

Таким образом:

$$f(X, C) = \sum_{i=1}^N c_i H_i(X) = C^T H(X). \quad (26)$$

Вектор параметров C будем искать с помощью процедуры (19), которая при $\Gamma(n) = \frac{a_0}{n}$ и после представления функции потерь выражением (20) запишется в виде

$$C_n = C_{n-1} - \frac{a_0}{n} [\omega_n - S_K [f(X_n, C_{n-1})]] H(X_n). \quad (27)$$

В процессе поиска C , называемом обучением, используется обучающая выборка

$$\{X_1 \omega_j; X_2 \omega_j; \dots; X_l \omega_j\}, \quad (j = 0, 1, \dots, K - 1) \quad (28)$$

фиксированной длины l , представляющей собой множество ситуаций или точек с известной классификацией. Обучение на ЭЦВМ начинается с построения гиперпараллелепипеда, описанного вокруг учебной выборки. Затем в соответствии с заданным шагом δ строится сетка. Полученные узлы нумеруются сначала по оси x_1 , затем по x_2 и т. д. В машине запоминаются координаты первого узла, их количество N и число разбиений по каждой оси. Этой информа-

ции достаточно для того, чтобы по номеру узла определить его координаты в целях вычисления (23).

Функция (26) строится таким образом, чтобы пространство признаков оптимальным образом разбивалось на $(K + 1)$ -областей. Число K определяет количество образов, распознаванию которых обучается алгоритм, а $(K + 1)$ -область является неопределенной. При попадании экзаменуемой точки в эту область машина выдает ответ «не знаю». При этом K -значный предикат (8) запрограммирован следующим образом:

$$S_{K+1}[f(X, C)] = \begin{cases} 0, & \text{если } 0,5 > f(X, C) > (K + 0,5), \\ 1, & \text{если } 0,5 \leq f(X, C) < 1,5, \\ K, & \text{если } (K - 0,5) \leq f(X, C) < (K + 0,5). \end{cases} \quad (29)$$

Случай $S_{K+1}[f(X, C)] = 0$ соответствует области неопределенности. Коэффициенты c_j ($j = 1, 2, 3, \dots, N$) функции (26) определяются путем многократного повторения рекуррентной процедуры (27). При этом за начальный вектор принимается C_0 с компонентами $c_j = K/2$. После окончания одного цикла обучения на учебной выборке (28) путем предъявления точек учебной выборки в качестве экзаменуемых проверяется качество обучения. Если при этом распознавание пройдет безошибочно, то обучение заканчивается. В противном случае неправильно опознанные точки используются как обучающие при $C_0 = C_1$.

После второго цикла обучения снова определяется количество ошибок на учебной выборке, и процесс обучения повторяется. Критерием остановки алгоритма является отсутствие ошибок при распознавании точек учебной выборки или постоянство количества ошибок на нескольких циклах. При распознавании неизвестной точки вычисляется значение функции (26) и решение строится на основе (29).

Процесс обучения существенно зависит от шага сетки δ . Многочисленные эксперименты показали, что наилучшие результаты получаются при δ , равном среднему кратчайшему расстоянию между точками учебной выборки.

ЛИТЕРАТУРА

1. Цыпкин Я. З. Основы теории обучающихся систем. М., «Наука», 1970. 251 с.
2. Рвачев В. Л. Геометрические приложения алгебры логики. Киев, «Техника», 1967. 212 с.
3. Литвин О. Н., Рвачев В. Л. О двухточечной и многоточечной формулах Тейлора. — «Дифференциальные уравнения», 1967, т. 3, № 11, с. 1990—1998.

С. И. ШАПИРО, канд. психол. наук

**О МОДЕЛИРОВАНИИ МЕХАНИЗМА ФОРМИРОВАНИЯ ПОНЯТИЙ
У ЧЕЛОВЕКА В ВЕРОЯТНОСТНОЙ СИТУАЦИИ**

В работе предлагаются алгоритмы поиска человеком закономерности при классификации на основании обучающего набора слов некоторого множества слов на подмножества.

Методика эксперимента разработана Э. Хантом, Дж. Марином, Ф. Стоуном [1]. Из случайного набора «бесмысленных» четырехбуквенных слов в некотором алфавите посредством случайной выборки выделяются две группы по шесть «обучающих слов», которые предъявляются испытуемым. Слова одной группы обозначаются как «положительные» (+), слова другой — как «отрицательные» (—).

Испытуемым зачитывается следующая инструкция: «Вы молча наблюдаете за работой сортировщика почты, который раскладывает письма по двум ящикам (+) и (—) в соответствии с четырехбуквенными адресами, написанными на конвертах. При следующей раскладке эту работу вы будете выполнять сами. Для этого необходимо овладеть правилом отнесения писем в тот или иной ящик. Правило не учитывает положение букв в алфавите, их отнесение к гласным или согласным, произношение, способ начертания, содержание слов. Основой правила являются только вхождения в слова отдельных букв или их сочетаний».

После этого предъявляется «раскладка 12 писем», из которых шесть приходятся на «+», остальные шесть — на «—». Испытуемые переписывают эти обучающие наборы слов и в течение получаса обдумывают закономерность их образования, формулируя по пунктам признаки отнесения слов к «+» или «—».

Затем испытуемые получают для сортировки контрольный набор слов (32 или 12) и в течение следующего получаса на листках против каждого слова в своих записях ставят знаки плюс или минус.

В экспериментах участвовали студенты третьего курса физико-математического факультета Курского педагогического института, которые выполняли данную работу на практических занятиях по курсу «Алгоритмы и математические машины». Каждый испытуемый участвовал в четырех экспериментах с трехдневным интервалом. Всего получено 7560 «раскладок».

1. Первая из приведенных ниже программ является формализованной обработкой *CLS* [1]. Вторая составлена с учетом некоторых «человеческих» особенностей классификации, выявленных в эксперименте. Мы назвали ее *CLS*₁. Обе программы, имеющие алгоритмический характер, служат для образования более частных алгоритмов классификации при данных обучающих наборах слов.

Обобщенные структуры алгоритмического типа, служащие для формирования алгоритмов решений некоторых типов задач, назовем алгоритмоидами.

Алгоритмоид классификации *CLS*

Классификацией множества объектов по данному признаку называется такое разбиение множества на два класса, при котором: а) каждый объект множества принадлежит одному и только одному классу; б) каждый объект одного класса удовлетворяет данному признаку, каждый объект другого не удовлетворяет ему.

Дан некоторый класс обучающих слов, состоящий из множества положительных и множества отрицательных слов.

Указания

Операторы, логические условия

1. Подсчитай частоту вхождения каждой буквы в каждой позиции множества положительных слов данного класса.

A

2. Подсчитай частоту вхождения каждой буквы в каждой позиции множества отрицательных слов данного класса.

B

3. Если некоторая позиция во всех положительных словах содержит вхождения одной и той же буквы и не содержит вхождений этой буквы в отрицательных словах, то переходи к следующему указанию.

$$b = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}$$

В противном случае переходи к указанию 6.

4. Необходимым признаком положительных слов является вхождение данной буквы в данной позиции. При отсутствии этого признака слово отрицательно.

C

Переходи к следующему указанию.

5. Проверь, имеются ли классы (множества) слов, для которых еще не найден признак классификации.

D

Если они имеются, рассмотри их и вернись к указанию 1.

$$d = \begin{cases} 0 \\ 1 \end{cases}$$

В противном случае обратись к указанию 11.

6. Если некоторая позиция во всех отрицательных словах содержит вхождение одной и той же буквы и не содержит вхождений этой буквы в положительных словах, то переходи к следующему указанию.

$$p = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}$$

В противном случае переходи к указанию 8.

7. Необходимым признаком отрицательных слов является вхождение данной буквы в данной позиции. При отсутствии этого признака слово положительно.

E

Вернись к указанию 5.

8. Опорным признаком для классификации возьми ту букву и в той позиции, которым отвечает наибольшая частота вхождения в множестве положительных слов.¹

F

Переходи к следующему указанию.

9. Произведи классификацию данного множества (класса) слов по опорному признаку. В полученных классах образуй множества положительных и отрицательных слов. Вхождения буквы опорного признака замени на знак*.

G

10. Если хотя бы в одном из двух классов множество положительных (отрицательных) слов пусто, то, значит, найдены отдельные признаки распознавания отрицательных (положительных) слов.

$$g = \begin{cases} 0 \\ 2 \end{cases}$$

Переходи к указанию 5.

В противном случае рассмотри классы, не содержащие пустых множеств. Вернись к указанию 1.

11. Задача решена — классификационное правило найдено.

H

Алгоритм Ляпунова—Шестопал записываем на основании [2]:

$$\begin{array}{cccccccccccc} & 2 & & 1 & & 4 & & 2 & & 1 & & 3 & & 4 & & 3 & & 4 \\ \downarrow & A & B & \uparrow & C & \downarrow & D & d & \uparrow & H & \downarrow & p & \uparrow & E & \uparrow & \downarrow & F & G & g & \uparrow & . \\ & 1 & 1 \end{array}$$

Алгоритм оид классификации CLS_1

	<i>Указания</i>	<i>Операторы, логические условия</i>
1.	—	A
2.	—	B
3.	Найди наибольшее значение разности частот вхождений букв в множество положительных слов и тех же букв в тех же позициях множества отрицательных слов.	K
4.	Найди наибольшее значение разности частот вхождений букв в множество отрицательных слов и тех же букв в тех же позициях множества положительных слов.	L
5.	Сравни числа, полученные в указаниях 3, 4. Выбери большее.	M

¹ Случай, когда две буквы имеют одинаковое число вхождений, алгоритм не предусмотрен. Допускается несколько непротиворечивых классификаций [1, с. 186].

6. В качестве опорного признака для разбиения слов на два класса возьми букву в той позиции, которая соответствует результату указания 5. Если таких букв больше одной, то признаков несколько, и опорным может быть любой.

F_1

7. —

G

8. Если хотя бы в одном из двух классов множество положительных (отрицательных) слов пусто, то, значит, найдены отдельные необходимые признаки для распознавания отрицательных (положительных) слов.

$$g = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}$$

Переходи к указанию 9.

В противном случае рассмотри классы, не содержащие пустых множеств. Вернись к указанию 1.

9. Проверь, имеются ли другие классы с непустыми множествами положительных (отрицательных) слов. Если имеются, рассмотри их. Вернись к указанию 1.

D

$$d = \begin{cases} 0 \\ 1 \end{cases}$$

В противном случае переходи к следующему указанию.

10. —

H

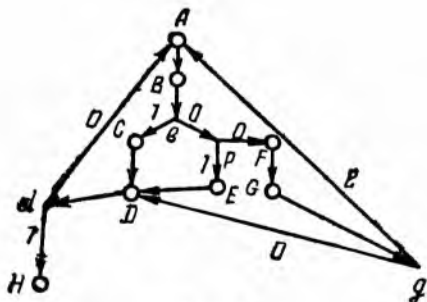


Рис. 1.

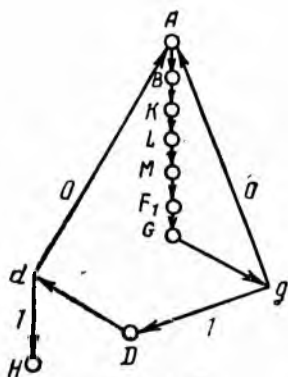


Рис. 2.

Замечание. Операторы A, B, G, D, H и логические условия g, d являются общими с CLS ; F_1 — модифицированный оператор F программы CLS ; K, L, M — новые операторы.

Алгоритм Ляпунова—Шестопаля имеет вид

$$\downarrow ABKLMF_1Gg \uparrow Dd \uparrow H$$

Обратим внимание на сложную структуру операторов K и L , затрудняющих пользование алгоритмом CLS_1 (рис. 1, 2). Однако именно благодаря этому удастся сократить дерево ветвлений, добиться результата ценой меньшего числа преобразований.

Пример 1. Составить классификационное правило с помощью обучающего класса слов. (+) Множество положительных слов: ЩСЧИ, ЖХРЛ, ЕАРТ, ЭМИН, ЕДРЛ, ЗАГС. (—) Множество отрицательных слов: РНБМ, ЮРНД, ЯОВП, ИБАБ, РЬГР, КФРЖ.

Решение на основе алгоритмоида CLS

Операторы $A, B; b = 0, p = 0$: ни одна из позиций в положительных (отрицательных) словах не принадлежит вхождению одной буквы; F : среди положительных слов наибольшую частоту имеет буква «Р» в третьей позиции (три вхождения). Признак «Вхождение Р в третьей позиции» является опорным для разбиения дан

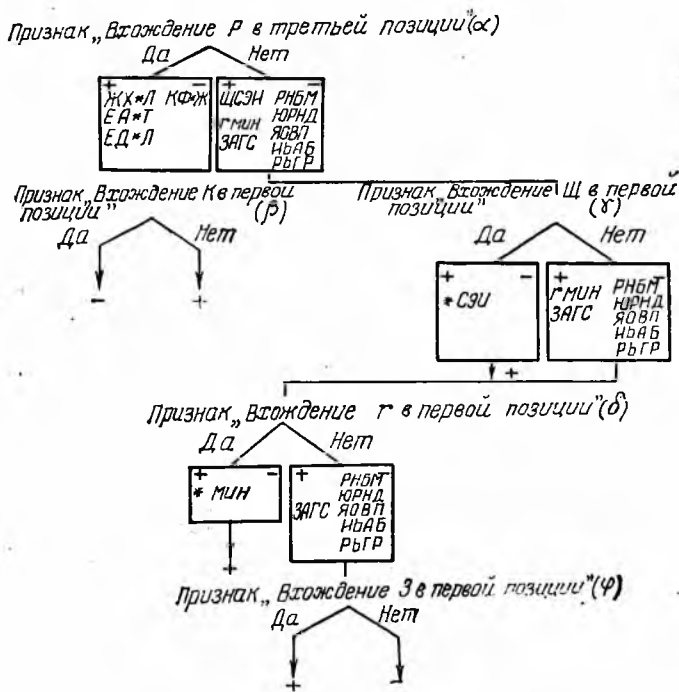


Рис. 3.

ного класса слов на два множества; G : производим классификацию. Первое множество образуют слова, удовлетворяющие опорному признаку («Да»), второе — не удовлетворяющие ему («Нет») — см. в дереве слов (рис. 3) первое разбиение. Как видим, ни в одном из полученных классов нет пустых множеств; следовательно, $g=2$.

Рассматривая сначала класс слов, удовлетворяющих альтернативе «Да», возвращаемся, согласно алгоритмоиду, к операторам A, B . Теперь $b = 0, p = 1$; например, «К», стоящий в первой позиции единственного отрицательного слова, не имеет вхождений

в этой позиции в положительных словах. (Этс относится также к Ф во второй, Ж в четвертой позиции — задача имеет несколько решений). В соответствии с оператором E одним из элементов признака отрицательных слов является «Вхождение К в первой позиции», а полный признак образуется конъюнктивным присоединением «Вхождения Р в третьей позиции». Напротив, «Вхождение Р в третьей позиции и отсутствие вхождения К в первой» — достаточный признак положительных слов. Затем возвращаемся к оператору D , анализируем другие классы слов и т. д.

Итак, конкретная реализация алгоритмоида в данном примере привела к соответствующему алгоритму распознавания. Признаки, стоящие в «узлах ветвления», выполняют в этом алгоритме роль логических условий.

На дереве ветвления (рис. 3) логические условия обозначены буквами $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \varphi$ в скобках. Логическое условие равно единице, если признак сопровождается ответом «Да» и нулю — если «Нет», т. е.

$$v = \begin{cases} 1, & \text{если слово положительно,} \\ 0 & \text{в противном случае;} \end{cases}$$

$$w = \begin{cases} 1, & \text{если слово отрицательно,} \\ 0 & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Тогда $v = \alpha\bar{\beta} \vee \bar{\alpha}\gamma \vee \bar{\alpha}\bar{\gamma}\delta \vee \bar{\alpha}\bar{\gamma}\bar{\delta}\varphi \leftrightarrow \alpha\bar{\beta} \vee \bar{\alpha}(\gamma \vee \delta \vee \varphi)$ согласно [3].

Таким образом, мы пришли к логической форме алгоритма распознавания положительных слов [4], порожденного алгоритмоидом CLS : слово положительно, если Р в нем стоит в третьей позиции ($\alpha = 1$), а К не в первой ($\beta = 0$) или Р не в третьей позиции, но Щ или Ч или З — в первой позиции ($\alpha = 0$); $\gamma \vee \delta \vee \varphi = 1$). Разумеется, существуют и другие варианты.

Запишем $w = \alpha\beta \vee \bar{\alpha}\bar{\gamma}\bar{\delta}\varphi$. Легко доказать, что $w = \bar{v}$.

В данном примере к таким же формулам приведет алгоритмоид CLS_1 . При различных структурах действий (операторных форм) логические формы алгоритмов совпадают. Следующий пример показывает, что это не всегда имеет место.

Пример 2. Обучающий класс:

$$\begin{cases} + \text{ КЮЮЮ, КЧЮА, УЮЕО, ЮЕЯИ, ГИЧИ, ЯЯЮИ} \\ - \text{ ЮАМД, ЧКЮД, НГЧЮ, УВЧИ, ГКЧЯ, ГБЧЮ} \end{cases}$$

Обозначения: $c = 1$ — И входит в четвертой позиции; $d = 1$ — У в первой или В во второй позиции; $f = 1$ — К в первой или Ю во второй позиции; $a = 1$ — Ч в третьей позиции, $\beta = 1$ — И во второй позиции; $\gamma = 1$ — Д в четвертой позиции.

Для CLS на основе дерева ветвления получаем $v = cd \vee cf$; $w = cd \vee cf$ (один из возможных вариантов); CLS_1 :

$$v = \alpha\beta \vee \bar{\alpha}\bar{\gamma}; \quad w = \bar{\alpha}\bar{\beta} \vee \bar{\alpha}\bar{\gamma}.$$

Замечание. Во всех случаях $\omega = \bar{v}$.

На основе общего обучающего класса слов образовались два неэквивалентных алгоритма, что свидетельствует о различии алгоритмов CLS и CLS_1 .

Далее необходимо проверить адекватность полученных формул психологической модели путем сопоставления с результатами классификации при обучении испытуемого на том же наборе слов. Контрольный набор, составленный из 32 случайных четырехбуквенных слов (в том же алфавите), в программе CLS дал 55% совпадений с экспериментом, в CLS_1 — 58%.

Представляет интерес сравнить полученные данные по положительным и отрицательным словам. Для CLS : в положительных словах наблюдается 69% совпадений с экспериментом, в отрицательных — 53%. Для CLS_1 : в положительных — 48% совпадений, в отрицательных — 75%. Аналогичные результаты дали другие эксперименты. Оказывается, программа CLS ориентирует прежде всего на построение закономерности на основании множества положительных слов. Ею игнорируется тот факт, что отрицательные слова могут оказаться, «более сплоченными». Напротив, CLS_1 в равной степени ориентирует и на положительные, и на отрицательные слова, всякий раз при выборе опорного признака отдавая предпочтение тем из них, в которых этот признак проявляется отчетливее.

В итоге с данными эксперимента лучше согласуется множество положительных слов CLS и отрицательных CLS_1 . Однако средние данные сравнения по обеим программам близки (вероятно, вследствие взаимной компенсации). Более того, следуя методике [1], эталоном для сравнения мы выбрали результаты классификации, проведенной случайно выбранным испытуемым, и получили совпадение с этим эталоном других экспериментальных данных примерно на 59%.

Отсюда следует: 1) близкие результаты классификации могут быть получены с помощью разных механизмов; 2) ориентировочная деятельность человека в вероятностной ситуации отлична от CLS и CLS_1 и по ее результатам «исчерпывает» каждую из них в среднем на 60%; 3) программы CLS и CLS_1 ведут себя как случайно выбранные испытуемые (подтверждение результата [1]).

II. Рассмотрим некоторые особенности классификационных правил испытуемых.

В экспериментах сформулированы 280 правил классификации. Отбросив сомнительные случаи, мы выявили некоторые критерии, которыми руководствуются испытуемые.

1. Вхождения отдельных букв с учетом и без учета их позиции в слове — 230 случаев. Значительную долю составляет опора на первые и последние буквы слов, например: «Слова, содержащие хотя бы одну из букв У, Э, Д — положительные, остальные — отрицательные»; «В положительных словах А на первом месте, В — на последнем».

2. Вхождение упорядоченных групп символов, в основном пар букв, изредка триад, — 185 случаев. Как правило, опорные группы образуют подслова, составляющие начало или конец слов, например: «Положительные слова начинаются с сочетания АВ, отрицательные часто оканчиваются на РБ».

3. Сопоставление порядка букв в словах их алфавитному порядку — 40 случаев, например: «Если вторая буква слова в алфавите находится дальше четвертой буквы, то слово положительно, в противном случае оно в четырех случаях из шести отрицательно».

4. Повторения букв в отдельных позициях слова — 35 случаев, например: «Если первая и четвертая буквы в слове совпадают, то слово скорее всего «положительно»; «Двух одинаковых букв подряд в отрицательных словах почти не бывает».

5. Принадлежность к гласным или согласным отдельных звуков — 25 случаев, например: «Отрицательные слова почти всегда начинаются и заканчиваются согласными» (несмотря на запрещение этих признаков инструкцией).

6. Дизъюнктивно-конъюнктивные формы отражения вхождения отдельных букв — 30 случаев, например: «Если в слово входят Г или У, но не входят Ю или И, то оно отрицательно»; «Слово положительно, если в нем содержится Ю без Г, либо Г и И» и т. д.

Испытуемые, таким образом, сознают, что сформулированные закономерности имеют ориентировочный, вероятностный характер, так как обучающий набор не содержит всей генеральной совокупности слов [5]. Не допуская мысли об отсутствии закономерности, испытуемые полагают, что в выборке, возможно, еще не содержится однозначное правило для полной классификации. Так, в 90 сформулированных правилах имеются слова «возможно», «вероятно», «скорей всего» и др. В ряде случаев этот факт выявился в последующих беседах с испытуемыми, которые отвечали: «Еще неизвестно, что покажут другие слова» и т. д. Этим обусловлены некоторые особенности классификации.

Рассмотрим следующий эксперимент. Испытуемая обнаружила, что «слово ВГОУ как будто не относится ни к положительным, ни к отрицательным». Все же она посчитала его отрицательным. Оказывается, одним из признаков отрицательных слов в ее правиле было вхождение подслова ГУ. Хотя это сочетание в данном слове разделено буквой О, она нашла его «наиболее близким — ничего лучшего нет». Аналогичные факты имели место в других работах. Таким образом, при обнаружении неполноты правила его перестройка происходит не путем отказа от прежних гипотез, а посредством адаптации ранее сформулированных признаков.

В некоторых случаях правило оказывалось противоречивым: исследуемое слово по одним критериям считалось положительным, по другим — отрицательным. В результате оно чаще всего оценивалось испытуемыми как положительное, т. е. фактически предпочтение отдавалось программе *CLS*. В связи с этим обратим внимание на то, что в экспериментах выявилось две группы законо-

мерностей. К первой относятся правила, в которых отдельно, в основном независимо перечисляются признаки положительных и отрицательных слов. Их оказывается 75%. В другой группе выделяются признаки положительных слов, а слова, не удовлетворяющие им, автоматически относятся к отрицательным (22%) или, наоборот, к положительным (3%).

Наблюдения во время эксперимента, анализ работ, последующие беседы с испытуемыми указывают на то, что «выведенные вонне» действия испытуемых не вполне отражают психологический механизм. Оказывается, даже испытуемые, включенные в первую группу, формулируют признаки для каждого класса слов отдельно, в подсознании, на всякий случай уже готовят другую стратегию — при затруднениях отдать предпочтение «положительному» классу. То, что Э. Хант, Дж. Марин и Ф. Стоун называют «человеческим свойством пристрастия к положительным событиям» [1, с. 184], в действительности оказывается одним из методов избегания противоречий классификации, не всегда сознаваемым человеком. Результаты эксперимента сводятся к следующему.

Стратегия испытуемого при ориентировке в вероятностной ситуации представляет собой нечто среднее между программами CLS и CLS_1 , разумный компромисс между простотой и универсальностью. Обычно программы, составленные испытуемыми, в отличие от CLS и CLS_1 , не содержат полного набора признаков, которым удовлетворяют обучающие множества слов. Человек как бы оставляет себе известную свободу действий, старается не связывать себя излишними признаками, догадываясь, что при экстраполяции они могут «не сработать».

Из набора признаков CLS и CLS_1 выбираются наиболее характерные (например, 3—4 вхождения буквы в отдельной позиции и др.). Уже в процессе работы с контрольным набором выбранные признаки корректируются, к ним добавляются дополнительные. Таким образом, здесь имеют место своеобразные эвристики, точнее логические координаты [4].

Результаты экспериментов указывают на возможность улучшения классификационных характеристик алгоритмоида в целях максимального приближения к механизму мышления путем недоведения программы до заверченного вида отсечением наборов признаков на некоторой глубине. Обычно этот принцип реализуется в виде «игры» человека с программой CLS или CLS_1 . В результате знакомства с обучающим набором слов человек предлагает для классификации некоторый признак. Последний «подставляется» в алгоритмоид, и затем «выдается» следующий признак, сообщаемый испытуемому. Познакомившись с ним, человек предлагает свое продолжение и т. д. На некотором этапе процесс обрывается. В итоге возникает сплав алгоритмического с эвристическим, машинного с человеческим.

Пользуясь указанным методом, нам удалось улучшить классификационные правила до 80% совпадений с экспериментом на

контрольных наборах слов. Особенно хорошее согласование наблюдалось с теми испытуемыми, которые специально обучались алгоритмоидам. Они, как правило, сокращали программы, как бы очеловечивая их, приспособлявая к особенностям своего мышления. Отчетливо проявились феномены склеивания, погружения операторов, свертывания структуры [2]. Ведущим оказалось действие, формализованное оператором $F (F_1)$.

ВЫВОДЫ

1. Формирование человеком понятий в вероятностной ситуации основано на системах логических координат.

2. Алгоритмоидные описания $CLS (CLS_1)$ только приближенно отражают психологический механизм. Их классификационные характеристики улучшаются, когда программы становятся эвристическими.

ЛИТЕРАТУРА

1. Хант Э., Марин Дж., Стоун Ф. Моделирование процесса формирования понятий на вычислительной машине. Пер. с англ. М., «Мир». 1970. 301 с.
2. Шапиро С. И., Шапиро А. И. Об одной математической модели процесса формирования и актуализации понятий.— В сб.: Проблемы бионики. Вып. 10. Харьков, 1973, с. 26—33.
3. Новиков П. С. Элементы математической логики. М., Физматгиз, 1959. 400 с.
4. Шапиро С. И. От алгоритмов — к суждениям. (Эксперименты по обучению элементам математического мышления). М., «Сов. радио», 1973. 282 с.
5. Фельдман Дж. Моделирование поведения в эксперименте с двойным выбором.— В кн.: Вычислительные машины и мышление. М., 1967, с. 338—358.

УДК 62.506.2

Л. М. МАЙСТРОВСКАЯ,

Ю. П. ШАБАНОВ-КУШНАРЕНКО, д-р техн. наук

ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К ПОСТРОЕНИЮ МНОГОМЕРНЫХ ШКАЛ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫХ ПОРОГОВ

Рассмотрим экспериментальную ситуацию, в которой испытуемому предлагается ответить на вопрос, различает ли он пару стимулов x и y из некоторого множества M или нет. Пусть $p(x, y) = p(y, x)$ — вероятность положительного ответа. Предположим, что физическая природа множества M позволяет ввести на этом множестве структуру R^n . Будем называть произвольное дифференцируемое погружение f пространства R^n в себя шкалой дифференциальных порогов, отвечающей семейству вероятностей $p(x, y)$, если

существует такая строго возрастающая непрерывная функция $\varepsilon(\delta)$, что

$$\varepsilon(p(x, y)) = \|f(y) - f(x)\|. \quad (1)$$

Вопрос об условиях существования такой шкалы удается разрешить лишь в случае $n = 1^*$.

В настоящей работе предлагается некоторая модификация понятия шкалы, при которой интуитивно понимаемое основное свойство шкалы сохраняется при достаточно малых расстояниях между точками x и y , но лишь асимптотически. Будем называть погружение $f: R^n \rightarrow R^n$ класса C^1 *асимптотической шкалой дифференциальных порогов*, если существует такая строго возрастающая непрерывная функция $\varepsilon(\delta)$, что в окрестности любой точки x

$$\varepsilon(p(x, y)) = \|f(y) - f(x)\| + 0(\|f(y) - f(x)\|). \quad (2)$$

В настоящей работе вопрос об условиях существования асимптотической шкалы решается в случае $n = 2$. Для более высоких размерностей этот вопрос остается открытым.

Итак, всюду ниже $n = 2$. Для каждого $x \in R^2$ и каждого положительного достаточно малого δ рассмотрим множества $G(x, \delta) = \{y \mid p(x, y) = \delta\}$. Нам понадобится следующее вспомогательное утверждение.

Лемма. Для того чтобы погружение f было асимптотической шкалой, а $\varepsilon(\delta)$ — соответствующей функцией одного переменного, необходимо и достаточно, чтобы при всех x^{**} :

$$G(x, \delta) = B(x, \delta) + 0(\varepsilon(\delta)), \quad (3)$$

где $B(x, \delta) = x + \varepsilon(\delta)[f'(x)]^{-1}u_0$ (u_0 — единичная окружность).

Доказательство. Заметим, что f — погружение; следовательно, $f'(x)$ — невырожденный оператор. Поэтому для всех y из окрестности точки x

$$\|f(y) - f(x)\| = \|f'(x)(y - x)\| + 0(\|f'(x)(y - x)\|).$$

Следовательно, (2) эквивалентно равенству

$$\varepsilon(p(x, y)) = \|f'(x)(y - x)\| + 0(\|f'(x)(y - x)\|),$$

или, что то же самое:

$$\|f'(x)(y - x)\| = \varepsilon(p(x, y)) + 0(\varepsilon(p(x, y))). \quad (4)$$

Пусть f — асимптотическая шкала. Докажем справедливость (3). Зафиксируем произвольный $y \in G(x, \delta)$ и положим

$$h = f'(x)(y - x). \quad (5)$$

* Майстровская Л. М. О шкалах дифференциальных порогов. — В кн.: — Материалы VI Всесоюзного симпозиума по кибернетике. Тбилиси, 1972, с. 95—98.

** Иными словами, $\max_{y \in G(x, \delta)} \rho(y, B(x, \delta)) = 0(\varepsilon(\delta))$, где $\rho(y, B(x, \delta))$ — расстояние от точки y до множества $B(x, \delta)$.

В силу (4)

$$\|h\| = \varepsilon(\delta) + 0(\varepsilon(\delta)). \quad (6)$$

После обращения (5) получаем

$$y = x + \|h\| [f'(x)]^{-1} \frac{h}{\|h\|}.$$

Рассмотрим точку

$$z = x + \varepsilon(\delta) [f'(x)]^{-1} \frac{h}{\|h\|}.$$

Так как $z \in B(x, \delta)$,

$$\rho(y, B(x, \delta)) \leq \|y - z\| = [\varepsilon(\delta) - \|h\|] \cdot \left\| [f'(x)]^{-1} \frac{h}{\|h\|} \right\|.$$

На основании последнего неравенства и выражения (6) заключаем, что $\rho(y, B(x, \delta)) = 0(\varepsilon(\delta))$, откуда вытекает (3).

Пусть, обратно, справедливо (3). Докажем (4). Пусть y — произвольная точка в достаточно малой окрестности точки x . Положим $\delta = \rho(x, y)$. В силу (3) найдется $u_0 \in U_0$, такое, что

$$y = x + \varepsilon(\delta) [f'(x)]^{-1} u_0 + 0(\varepsilon(\delta)).$$

Тогда

$$f'(x)(y - x) = \varepsilon(\delta) u_0 + 0(\varepsilon(\delta))$$

и, следовательно,

$$\|f'(x)(y - x)\| = \varepsilon(\delta) + 0(\varepsilon(\delta)).$$

Таким образом, справедливо (4), а следовательно, и (2). Лемма доказана.

Как вытекает из леммы, для существования шкалы необходимо, чтобы существовало семейство положительно определенных симметричных операторов $\{A(x)\}$ такое, что

$$G(x, \delta) = x + \varepsilon(\delta) [A(x)]^{-1} u_0 + 0(\varepsilon(\delta)), \quad (7)$$

причем это семейство определено однозначно.

Действительно, оператор $A(x)$ должен удовлетворять операторному уравнению

$$[f'(x)]^{-1} u_0 = [A(x)]^{-1} u_0,$$

которое равносильно соотношению

$$f'(x) = S(x) A(x), \quad (8)$$

где $S(x)$ — ортогональное отображение. Но каков бы ни был невырожденный оператор $f'(x)$, существует единственное ортогональное отображение $S(x)$ такое, что оператор $A(x)$, определяемый равенством (8), будет симметричным и положительно определенным: $S(x) = f'(x) [(f'(x))^* f'(x)]^{1/2}$. При этом $A(x) = [f'(x)^* f'(x)]^{1/2}$.

Элементы $\{a_{ij}(x)\}_{i,j=1}^2$ матрицы $A(x)$ являются величинами, доступными наблюдению, во всяком случае потенциально. Поэтому

окончательный результат можно сформулировать в терминах $a_{ij}(x)$. При этом будем предполагать, что $a_{ij}(x) \in C^1(R^2)$.

Теорема. Для того чтобы семейство вероятностей $p(x, y)$ допускало асимптотическую шкалу дифференциальных порогов, необходимо и достаточно, чтобы имело место неравенство (7) и векторное поле

$$g(x) = \frac{1}{a_{11}(x)a_{22}(x) - a_{12}^2(x)} \begin{pmatrix} a_{11}(x) & a_{12}(x) \\ a_{12}(x) & a_{22}(x) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{\partial a_{11}(x)}{\partial x_2} & -\frac{\partial a_{12}(x)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial a_{12}(x)}{\partial x_2} & -\frac{\partial a_{22}(x)}{\partial x_1} \end{pmatrix}$$

было потенциальным.

Отметим, что при более жестких требованиях к гладкости, а именно $a_{ij} \in C^2(R^2)$, векторное поле $g(x)$ является, очевидно, непрерывно дифференцируемым, и в этом случае условие его потенциальности заключается в самосопряженности оператора $y'(x)$ при любом $x \in R^2$, или в координатах:

$$\frac{\partial g_2}{\partial x_1} = \frac{\partial g_1}{\partial x_2},$$

где

$$g_1 = \frac{a_{11} \left(\frac{\partial a_{11}}{\partial x_2} - \frac{\partial a_{12}}{\partial x_1} \right) + a_{12} \left(\frac{\partial a_{12}}{\partial x_2} - \frac{\partial a_{11}}{\partial x_1} \right)}{a_{11}a_{22} - a_{12}^2};$$

$$g_2 = \frac{a_{12} \left(\frac{\partial a_{11}}{\partial x_2} - \frac{\partial a_{12}}{\partial x_1} \right) + a_{22} \left(\frac{\partial a_{12}}{\partial x_2} - \frac{\partial a_{22}}{\partial x_1} \right)}{a_{11}a_{22} - a_{12}^2}.$$

Доказательство. Для доказательства теоремы достаточно выяснить, каким условиям должно удовлетворять семейство $\{A(x)\}$ для того чтобы для него нашлось такое семейство $S(x)$, чтобы система Пфаффа (8) была вполне интегрируемой. Перепишем (8) в координатах:

$$\frac{\partial f_1}{\partial x_1} = ca_{11} + sa_{12}; \quad \frac{\partial f_1}{\partial x_2} = ca_{12} + sa_{22};$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial x_1} = -sa_{11} + ca_{21}; \quad \frac{\partial f_2}{\partial x_2} = -sa_{12} + ca_{22}.$$

Здесь $f = (f_1, f_2)$; $S(x) = \begin{pmatrix} c(x) & s(x) \\ -s(x) & c(x) \end{pmatrix}$.

Условия полной интегрируемости системы (8) имеют вид

$$\frac{\partial}{\partial x_2} (ca_{11} + sa_{12}) = \frac{\partial}{\partial x_1} (ca_{12} + sa_{22});$$

$$\frac{\partial}{\partial x_2} (-sa_{11} + ca_{21}) = \frac{\partial}{\partial x_1} (-sa_{12} + ca_{22}).$$
(9)

Пусть $\theta(x)$ — угол поворота, реализуемый матрицей $S(x)$, т. е.
 $\sin \theta(x) = s(x); \quad \cos \theta(x) = c(x).$

Положим

$$T_1 = \frac{\partial a_{11}}{\partial x_2} - \frac{\partial a_{12}}{\partial x_1}; \quad T_2 = \frac{\partial a_{21}}{\partial x_2} - \frac{\partial a_{22}}{\partial x_1}.$$

Производя дифференцирование в (9), получаем

$$\begin{aligned} -(-sa_{12} + ca_{22}) \frac{\partial \theta}{\partial x_1} + (-sa_{11} + ca_{21}) \frac{\partial \theta}{\partial x_2} &= cT_1 + sT_2; \\ -(ca_{12} + sa_{22}) \frac{\partial \theta}{\partial x_1} + (ca_{11} + sa_{21}) \frac{\partial \theta}{\partial x_2} &= -sT_1 + cT_2. \end{aligned}$$

Решая эту систему уравнений, находим

$$\left(\frac{\partial \theta}{\partial x_1}, \frac{\partial \theta}{\partial x_2} \right) = g(x), \quad (10)$$

где $g(x)$ — векторное поле, фигурирующее в формулировке теоремы. Отсюда непосредственно усматривается, что полная интегрируемость системы (8) эквивалентна потенциальности поля $g(x)$.

Теорема доказана.

Замечание. Поскольку семейство операторов $\{A(x)\}$ определено однозначно, однозначно определено и поле $g(x)$. Тогда, как видно из (10), функция $\theta(x)$ определена с точностью до аддитивной константы. Таким образом, из (8) следует, что любые две шкалы f_1 и f_2 , отвечающие данному семейству $p(x, y)$, связаны равенством

$$f_2'(x) = S f_1'(x),$$

где S — постоянная ортогональная матрица. Интегрируя последнее равенство, получаем, что

$$f_2(x) = S f_1(x) + a, \quad (11)$$

где $a = \text{const}$. Очевидно и обратное: если f_1 — любая шкала, S — произвольная ортогональная матрица и a — произвольный вектор, то отображение $f_2(x)$, определяемое равенством (11), также является шкалой.

УДК 62.506.2

Л. М. МАЙСТРОВСКАЯ

ОБ УСЛОВИЯХ СУЩЕСТВОВАНИЯ УНИВЕРСАЛЬНОЙ Пороговой шкалы

Настоящее сообщение является продолжением работ [1, 2]. Предположим, что испытуемому предлагают ответить на вопрос, различает ли он пару стимулов x и y из некоторого множества, физическая природа которого позволяет отождествить это множество с отрезком $[a, b]$ вещественной оси. Пусть $p(x, y) = p(y, x)$ —

вероятность положительного ответа. Зафиксируем произвольное достаточно малое положительное число δ — уровень разрешимости. Произвольная, строго возрастающая, непрерывная на $[a, b]$ функция $f_\delta(x)$ называется δ -шкалой порогов (отвечающей семейству вероятностей $p(x, y)$), если соотношения

$$p(x, y) = \delta, p(x, y) < \delta, p(x, y) > \delta$$

при всех x, y из $[a, b]$ эквивалентны соотношениям

$$|f_\delta(y) - f_\delta(x)| = \varepsilon, |f_\delta(y) - f_\delta(x)| < \varepsilon, |f_\delta(y) - f_\delta(x)| > \varepsilon$$

соответственно (здесь $\varepsilon = \varepsilon(\delta)$ — какое-либо число). В [2, с. 95] показано, что для того чтобы семейство вероятностей $p(x, y)$ при всех достаточно малых δ допускало δ -шкалу, необходимо и достаточно выполнить следующие условия*:

1) $p(x, x) = 0$;

2) если $x < y < z$ или $x > y > z$, то $p(x, z) > p(x, y)$;

3) $p(x, y)$ — непрерывная функция по совокупности переменных.

Так, определенная δ -шкала, вообще говоря, зависит от δ : разным δ соответствуют различные шкалы $f_\delta(x)$. В настоящей работе рассматривается вопрос о существовании универсальной шкалы, т. е. такой функции f , которая была бы δ -шкалой при любом достаточно малом δ .

Теорема. Для того чтобы семейство вероятностей $p(x, y)$ допускало универсальную шкалу, необходимо и достаточно выполнение условий 1)–3) и, кроме того, условия

4) если $x < y < z$, $x' < y' < z'$ и $p(x, y) = p(x', y')$, $p(y, z) = p(y', z')$, то $p(x, z) = p(x', z')$.

Отметим, что существование универсальной шкалы, очевидно, эквивалентно справедливости равенства

$$p(x, y) = s(|f(y) - f(x)|) \quad (1)$$

с какой-либо строго возрастающей функцией $s(\xi)$. При этом $\varepsilon(\xi) = s^{-1}(\xi)$. Равенство (1) можно переписать также в другой, более удобной для наших целей форме: если $x < y < z$, то

$$s^{-1}(p(x, z)) = s^{-1}(p(x, y)) + s^{-1}(p(y, z)). \quad (2)$$

Действительно, из (1) с очевидностью вытекает (2). Если же выполняется (2), то достаточно положить

$$f(x) = s^{-1}(p(a, x)) + \theta,$$

где θ — произвольная константа. Тогда в силу (2) при $y \geq x$

$$s^{-1}(p(x, y)) = s^{-1}(p(a, y)) - s^{-1}(p(a, x)) = f(y) - f(x),$$

откуда и вытекает (1).

* В [2, 3], как и всюду в дальнейшем, предполагается, что x, y, z такие, что величины $p(x, y)$ и $p(x, z)$ достаточно малы. Впредь это предположение, как правило, не будет оговариваться.

Доказательство. Необходимость очевидна. Докажем достаточность.

Зафиксируем произвольную пару достаточно малых неотрицательных чисел δ_1, δ_2 и выберем произвольную тройку чисел x, y, z из $[a, b]$, лишь бы выполнялось $x \leq y \leq z$ и $p(x, y) = \delta_1, p(y, z) = \delta_2$. Тогда, как следует из условия 4) величина $p(x, z)$ однозначно определяется числами δ_1, δ_2 и не зависит от выбора точек x, y, z , т. е.

$$p(x, z) = \Phi(p(x, y), p(y, z)), \quad (3)$$

где $\Phi(u, v)$ — функция, определенная при $u, v \in I$, со значениями на E (здесь $I = [0, \delta_0]$, $E = [0, \Delta_0]$, а δ_0, Δ_0 достаточно малые положительные числа: $\delta_0 < \Delta_0$).

Выведем существование шкалы из следующего утверждения, вытекающего из одного общего предположения об измерении величин [3, с. 114].

Пусть $(u, v) \rightarrow uv$ — закон композиции в E , определенный для всех $u \in I, v \in I$ и удовлетворяющий условиям:

(GR_I). $\Phi(0, u) = \Phi(u, 0) = 0$ для любого $u \in I$ и закон композиции ассоциативен: если $u \in I, v \in I, w \in I, \Phi(u, v) \in I$ и $\Phi(v, w) \in I$, то $\Phi(u, \Phi(v, w)) = \Phi(\Phi(u, v), w)$.

(GR_{II}). Если $u \in I, v \in I, w \in I$ и $u < v$, то $\Phi(u, w) < \Phi(v, w)$ и $\Phi(w, u) < \Phi(w, v)$.

(GR_{III_a}). Каковы бы ни были $u, v \in I$ такие, что $u < v$, существует $w \in I$ такое, что $\Phi(u, w) = v$.

Тогда существует строго возрастающее отображение $\varepsilon(\delta)$ на некоторый отрезок числовой прямой с началом 0 такое, что

$$\varepsilon(0) = 0; \quad \varepsilon(\Phi(u, v)) = \varepsilon(u) + \varepsilon(v). \quad (4)$$

Таким образом, если Φ удовлетворяет условиям (GR_I), (GR_{II}) и (GR_{III_a}), то из (3) и (4) вытекает (2) с $s = \varepsilon^{-1}$, а следовательно, и существование универсальной шкалы.

Проверим выполнение условий (GR_I), (GR_{II}), (GR_{III_a}). Пусть $u \in I$. Возьмем произвольную пару точек x, y при условии $p(x, y) = u$. Тогда в силу (3) $p(x, y) = \Phi(p(x, x), p(x, y)) = \Phi(0, p(x, y))$, т. е. $\Phi(0, u) = u$. Аналогично $\Phi(u, 0) = u$. Далее пусть $u, v, w, \Phi(u, v), \Phi(v, w) \in I$. Выберем на $[a, b]$ числа x, y, z, h так, чтобы $x \leq y \leq z \leq h$ и $p(x, y) = u, p(y, z) = v, p(z, h) = w$. Такой выбор возможен, так как функция $p(x, y)$ при фиксации x в силу 2)—3) является монотонно возрастающей непрерывной функцией от y , а отрезок I достаточно мал. Тогда

$$\begin{aligned} \Phi(u, \Phi(v, w)) &= \Phi(u, \Phi(p(y, z), p(z, h))) = \Phi(u, \Phi(p(y, h))) = \\ &= \Phi(p(x, y), p(y, h)) = \Phi(p(x, h)). \end{aligned}$$

Аналогично $\Phi(\Phi(u, v), w) = \Phi(p(x, h))$. Таким образом, свойство (GR_I) проверено.

Пусть $u, v, w \in I$ и $u < v$. Выберем на I точки x, y, z так, чтобы $x < y \leq z$ и $p(x, y) = v, p(y, z) = w$. В силу 1)–3) найдется точка $h \in (x, y)$ и такая, что $p(h, y) = u$. Тогда

$$\begin{aligned}\Phi(u, w) &= \Phi(p(h, y), p(y, z)) = p(h, z); \\ \Phi(v, w) &= \Phi(p(x, y), p(y, z)) = p(x, z).\end{aligned}$$

Однако в силу 2) $p(h, z) < p(x, z)$. Следовательно, $\Phi(u, w) < \Phi(v, w)$. Аналогично выводится неравенство $\Phi(u, w) < \Phi(v, w)$. Следовательно, (GR_{II}) выполняется.

Пусть $u, v \in I$ и $u < v$. Выберем на $[a, b]$ точки x, y, z так, чтобы $x < y < z$ и $p(x, y) = u, p(x, z) = v$. Положим $w = p(y, z)$. Тогда

$$\Phi(u, w) = \Phi(p(x, y), p(y, z)) = p(x, z) = v.$$

Итак, свойство (GR_{IIIa}) также проверено. Теорема доказана.

ЛИТЕРАТУРА

1. Майстровская Л. М., Ольховский Ю. Г., Шабанов-Кушнаренко Ю. П. Условия существования пороговых шкал.— В сб.: Проблемы бионики. Вып. 9, Харьков, 1972, с. 3—9.
2. Майстровская Л. М. О шкалах дифференциальных порогов.— В кн.: Материалы VI Всесоюзного симпозиума по кибернетике. Тбилиси, 1972, с. 95—98.
3. Бурбаки Н. Общая топология, числа и связанные с ними группы и пространства. М., Физматгиз, 1959. 247 с.

УДК 519.82

В. А. ГОРБАЧЕВ, В. В. МАТЕЙЧЕНКО, А. Д. ТЕВЯШЕВ

РЕАЛИЗАЦИЯ НЕКОТОРЫХ АЛГОРИТМОВ ОБРАБОТКИ НАБЛЮДЕНИЙ И ПРОВЕРКА ИХ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДОМ ВЕРОЯТНОСТНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

При обработке наблюдений в большом классе задач применение широко распространенного алгоритма наименьших квадратов дает худшие результаты, чем другие методы. Это обусловлено, во-первых, тем, что наблюдаемые данные часто составляют группы с различными, в общем случае неизвестными точностными характеристиками, т. е. представляют собой неравноточные системы наблюдений, в которых закон распределения ошибок отличен от нормального [1]. Метод наименьших квадратов оптимален (в смысле максимума функции правдоподобия) именно для нормального закона распределения [2].

Второй причиной отклонения закона распределения от нормального может являться косвенный характер измерений, т. е.

вместо интересующих нас величин x_1, x_2, \dots, x_n будут наблюдаться $f(x_1, \dots, x_n)$ — некоторые функции от них, которые могут быть линеаризованы.

В-третьих, множественность состояний контролируемого объекта можно представить моделями, лишь часть которых соответствует гипотезе о нормальности ошибок измерения, а другие подчиняются иным законам распределения. В таких случаях необходимость применения алгоритма наименьших квадратов для всей совокупности состояний также представляется спорной. В связи с этим возникает задача об отыскании детерминированного алгоритма, более эффективного в смысле сведения к минимуму ошибок по совокупности состояний.

Наконец, четвертая причина неэффективности метода наименьших квадратов — его неэффективность при малом количестве наблюдений (асимптотическая эффективность оценок еще не означает их абсолютной эффективности). Поэтому в данном случае для получения гарантированного результата рекомендуется использовать алгоритмы, предлагаемые теорией игр (минимаксный алгоритм) [3].

Аналитически исследовать каждую из перечисленных проблем достаточно сложно; комплексное изучение еще сложнее. Тем не менее системный подход к проблеме повышения точности обработки наблюдений алгоритмическими методами требует начать именно с комплексного рассмотрения для выбора наиболее перспективных путей решения.

Целью данной работы является оценка эффективности различных алгоритмов применительно к выбранным модели и стратегиям природы (для упрощения задачи), а ориентировочными будут служить результаты вероятностного моделирования. В качестве модели была выбрана триангуляционная система измерений (косвенные наблюдения).

При определении местоположения объекта триангуляционным методом необходимо уравнивать измерения, когда неизвестные параметры x_1, x_2 (координаты объекта) подчинены линейному соотношению

$$\Delta_i = a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + b_i = 0 \quad (i = 1, \dots, n), \quad (1)$$

где n — число измерителей пространственно-разнесенной системы местоопределения;

a_{i1}, a_{i2}, b_i — коэффициенты, зависящие от результата измерения.

Как правило, число наблюдений оказывается больше двух. Поэтому решение системы (1) необходимо искать не алгебраически, а статистически, т. е. следует вычислить значения неизвестных параметров так, чтобы вся совокупность невязок ($\Delta_1, \dots, \Delta_n$) обладала некоторыми минимальными свойствами. Выбор вида такой совокупности можно обосновать с помощью метода максимального правдоподобия, однако при этом требуется сформулировать некоторые предположения. Невязки системы (1) не являются ошибками физического эксперимента, однако могут быть приближены к ним

вследствие предположения о малости последних. В дальнейшем под ошибками измерений будем подразумевать невязки системы (1).

Пусть закон распределения ошибок измерений Δ_i сформулирован. Обозначим посредством $g_i(\Delta_i)$ функцию плотности i -й ошибки, а с помощью $L(\Delta_1, \dots, \Delta_n)$ — многомерную функцию плотности совместного распределения всей совокупности ошибок $\Delta_1, \dots, \Delta_n$. В случае независимости ошибок измерений величина

$$L(\Delta_1, \dots, \Delta_n) = \prod_{i=1}^n g_i(\Delta_i). \quad (2)$$

Функция $L(\Delta_1, \dots, \Delta_n)$ плотности совместного распределения ошибок измерения называется функцией правдоподобия. Набор x_1, x_2 , который при заданных измерениях максимизирует функцию правдоподобия, именуется оценкой максимального правдоподобия.

Допустим, что ошибки измерения в (2) подчинены нормальному закону

$$g_i(\Delta_i) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{\Delta_i^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (i=1, \dots, n).$$

В этом случае функция правдоподобия имеет вид

$$L = \prod g_i(\Delta_i) = \left(\frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}}\right)^n \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} \Delta_i^2\right].$$

Очевидно, что L достигает максимума при минимальной величине

$$\Phi = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} \Delta_i^2. \quad (3)$$

Таким образом, при нормальном законе распределения ошибок для получения оптимальных оценок следует минимизировать сумму квадратов невязок. Такие оценки называются оценками метода наименьших квадратов.

Для решения системы (1) методом наименьших квадратов подставим в (3) значения Δ_i , выраженные через x_1, x_2 :

$$\Phi = \sum_i \frac{1}{\sigma_i^2} (a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + b_i)^2. \quad (4)$$

Параметры (x_1, x_2) из (4) определяются путем решения системы из двух линейных уравнений.

Оценки, полученные методом наименьших квадратов, можно считать оптимальными, если закон распределения ошибок измерения — нормальный. Рассмотренная в [1] модель процесса измерений построена для условий, когда в каждом конкретном случае изве-

стно лишь среднее значение дисперсии для всей совокупности измерений. В определенной обстановке такая модель может существовать, так как точность каждого конкретного измерения часто определяется принципиально непредсказуемыми внешними условиями, и в этом случае бывает известна лишь средняя дисперсия измерений. При сделанных предположениях распределение ошибок осуществляется по закону Лапласа [1]:

$$g(\Delta_i) = \frac{1}{2\sigma_i} \exp\left[-\frac{|\Delta_i|}{\sigma_i}\right].$$

В этом случае функция правдоподобия имеет вид

$$L = \prod_{i=1}^N \frac{1}{2\sigma_i} \exp\left[-\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i} |\Delta_i|\right].$$

Здесь L достигает максимума, когда значение $\Phi = \sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i} |\Delta_i|$ минимально.

Введем дополнительные переменные y_i ($i = 1, 2, \dots, n$) таким образом, чтобы $\frac{1}{\sigma_i} |\Delta_i| \leq y_i$, т. е. $y_i + \frac{1}{\sigma_i} \Delta_i \geq 0$ и $y_i - \frac{1}{\sigma_i} \Delta_i \geq 0$, где $i = 1, 2, \dots, n$.

Тогда задача о минимизации функции Φ оказывается эквивалентной следующей задаче выпуклого кусочно-линейного программирования:

с помощью симплекс-метода минимизировать функцию

$$z = \sum_{i=1}^n y_i$$

при ограничениях

$$\begin{aligned} \gamma_i &\equiv y_i + \frac{1}{\sigma_i} (a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + b_i) \geq 0; \\ \gamma_i^* &- y_i - \frac{1}{\sigma_i} (a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + b_i) \geq 0, \\ x_1 &\geq 0, \quad x_2 \geq 0 \quad (i = 1, \dots, n). \end{aligned}$$

Систему (1) можно также решить при условии минимизации функции $\Phi = \max |\Delta_i|$.

В этом случае получаем минимаксное решение, алгоритм нахождения которого также сводится к решению задачи симплекс-методом.

Перечисленные алгоритмы выбраны в качестве конкурирующих в условиях машинного эксперимента, методика и результаты которого приводятся ниже.

Количество измерителей в единичном опыте полагалось равным $n = [3, 4, \dots, 10]$, т. е. избыточность наблюдений для двумерной задачи варьировалась от одного до восьми (малое количество наблюдений). Множественность состояний была обусловлена тем, что триангуляция проводилась для 21 точки, равномерно покрывающих область исходной неопределенности («район контроля»). Стратегии природы (законы распределения ошибок наблюдений) соответствовали схемам несмещенных равноточных и неравноточных измерений.

Для равноточных схем измерений действовали нормальный закон распределения ошибок со среднеквадратичным отклонением σ_0 и равномерный закон с тем же значением СКО.

Законы распределения для неравноточных схем измерений были получены в виде нормально обобщенного по среднеквадратичным отклонениям σ_i нормального закона с плотностью

$$f(\varepsilon)_\sigma = \frac{1}{\pi\sigma_0} \int_0^\infty \frac{1}{\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\varepsilon^2}{\sigma^2} + \frac{\sigma^2}{\sigma_0^2}\right)\right] d\sigma$$

с тем же значением σ_0 и нормально обобщенного по мере точности h_i нормального закона, являющегося распределением Коши:

$$f(\varepsilon)_h = \frac{2h_0}{\pi} \int_0^\infty h \exp[-h^2(\varepsilon^2 + h_0^2)] dh = \frac{h}{\pi(\varepsilon^2 + h_0^2)},$$

где $h_0 = \frac{1}{\sqrt{2}\sigma_0}$.

Координаты измерителей углов фиксировались относительно контролируемого района. Число реализаций данной стратегии на отдельную точку было равно десяти. По четырем стратегиям природы (законы распределения ошибок для равноточных и неравноточных схем измерений) при числе наблюдений от трех до десяти, 21 точке района неопределенности и десятикратном повторении каждого опыта общее количество прогенерированных реализаций составило $4 \cdot 8 \cdot 21 \cdot 10 = 6720$. Результаты обработки этих реализаций тремя алгоритмами и вычисления ошибок приведены в таблице (каждое число представляет собой результат усреднения в условных единицах по 210 реализациям).

Таким образом, в условиях проведенного эксперимента наилучшим целесообразно признать, как это видно из таблицы, алгоритм наименьших модулей. Он показал самые низкие средние потери по сравнению с МНК — в 1,46 раза, а по сравнению с минимаксным — в 1,31 раза. Как вытекает и из физических соображений, закон распределения типа Коши оказался наименее благоприятной для данных алгоритмов стратегией природы; указанный алгоритм обработал его наилучшим образом.

Номер модуля	Метод											
	наименьших квадратов				наименьших модулей				минимаксный			
	Н	Р	НН	Коши	Н	Р	НН	Коши	Н	Р	НН	Коши
3	0,070	0,085	0,0612	0,197	0,1026	0,0803	0,0738	0,1657	0,07	0,0613	1,0652	0,1691
4	0,0532	0,060	0,0607	0,2214	0,0787	0,0915	0,0519	0,1767	0,058	0,071	0,0567	0,1979
5	0,058	0,0623	0,521	0,2068	0,086	0,0778	0,0434	0,1785	0,0632	0,0573	0,0455	0,2022
6	0,0507	0,0487	0,0549	0,2281	0,0629	0,0698	0,0481	0,1068	0,0466	0,0713	0,0549	0,1831
7	0,058	0,055	0,0549	0,2822	0,0671	0,0706	0,0387	0,1293	0,0512	0,0596	0,0552	0,2554
8	0,042	0,0497	0,0964	0,3118	0,0502	0,0463	0,0350	0,1153	0,0646	0,0475	0,0645	0,3115
9	0,050	0,0655	0,0439	0,3946	0,0555	0,0695	0,0434	0,1368	0,0585	0,0614	0,0609	0,3114
10	0,0442	0,0567	0,0679	0,6236	0,0526	0,0557	0,0372	0,092	0,0501	0,0542	0,0570	0,3617
11	0,0534	0,0603	0,0608	0,3081	0,0694	0,0702	0,0466	0,1413	0,0575	0,0603	0,0575	0,2540

При визуальной обработке многоугольников засечек (средством выделения района наибольшей густоты точек пересечения линий положения) в условиях большой избыточности следует ожидать, что алгоритм наименьших модулей даст лучшие результаты, чем оператор.

ЛИТЕРАТУРА

1. Мудров В. И., Кушко В. Л. Метод наименьших модулей. М., «Знание», 1971. 72 с.
2. Идельсон Н. И. Способ наименьших квадратов и теория математической обработки наблюдений. М., Геозиздат, 1947. 430 с.
3. Гермейер Ю. Б. Введение в теорию исследования операций. М., «Наука», 1971. 230 с.

СО Д Е Р Ж А Н И Е

Зозуля Ю. И. Метод многоуровневого анализа нелинейных динамических систем мозга	3
Клевцов В. П. Условно-вероятностные принципы управления сенсорными механизмами зрения	14
Бахтигозин В. А., Червов В. Г. Обработка пространственных сигналов в зрительном анализаторе лягушки	20
Кацалап С. Ф. Математическое исследование функциональных свойств нейронных структур, чувствительных к движению	30
Путятин Е. П., Трепетин М. С., Шульгин И. В., Пильщиков Б. В. Вопросы математического описания монокулярного зрения	37
Пальчик А. В., Зозуля Ю. И., Червов В. Г. Математическая модель нейронной сети слухового анализатора	42
Внуков В. А. О возможности сохранения человеком равновесия в предельном режиме	51
Шабанов - Кушнаренок Ю. П., Соловьева Е. А. Бионические аспекты моделирования речевого поведения человека	59
Тищенко В. Н. Векторная оптимизация по упорядоченной совокупности критериев	66
Лукьянова О. Н. Определение передаточных функций некоторых образований мозга при электронаркозе	71
Лисицын С. К., Родионов Ю. В. Усреднение биоэлектрических реакций мозга с помощью магнитного когерентного накопителя	75
Бахтигозин В. А., Куманин Ю. А. Оптическая модель нейронной сети анализаторов животных	79
Огороднейчук И. Ф., Леонов В. П., Бых А. И. К построению электролюминоесцентной модели нейрона	82
Бугай Ю. П. Свойства отображения и бионическое моделирование нервной системы. Сообщение II	86
Манешин В. С. Нервные модели и субъективные образы	94
Скрипник В. И. Потребности и целеполагающая деятельность субъекта	103
Бондаренко М. Ф., Осыка А. Ф. Алгоритм определения составных порядковых и количественных числительных русского языка и их характеристик	109
Черноштан Э. П. Методика формирования нерархической системы логического выделения характерных параметров описания изображений. Сообщение I	114
Шатохин А. В., Червов В. Г. Сокращение описания изображений (критический обзор)	121
Мышко Е. И., Сироджа И. Б. Моделирование процесса адаптации в задачах о распознавании образов с использованием R-функций	133
Шапиро С. И. О моделировании механизма формирования понятий у человека в вероятностной ситуации	140
Майстровская Л. М., Шабанов - Кушнаренок Ю. П. Об одном подходе к построению многомерных шкал дифференциальных порогов	149
Майстровская Л. М. Об условиях существования универсальной пороговой шкалы	153
Горбачев В. А., Матейченко В. В., Тевяшев А. Д. Реализация некоторых алгоритмов обработки наблюдений и проверка их эффективности методом вероятностного моделирования	156

Р Е Ф Е Р А Т Ы

УДК 62.506.2

Метод многоуровневого анализа нелинейных динамических систем мозга.
З о з у л я Ю. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 3—14.

Показана возможность отображения произвольной нелинейной динамической системы с распределенными параметрами на нестационарную линейную математическую модель, представленную в интегральной форме. Формализован метод многоуровневого анализа нелинейных динамических систем, основанный на построении и совместном исследовании множества нестационарных линейных и статических нелинейных математических моделей реального объекта на его различных уровнях разрешения. Продемонстрирована применимость этого метода к исследованию мозга. Представлены математические модели мозга, построенные на уровнях нервной ткани, нейронной сети и целого мозга.

Ил. 1. Библиогр. 10.

УДК 62.506.2

Условно-вероятностные принципы управления сенсорными механизмами зрения. К л е в ц о в В. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 14—20.

Рассмотрены общие закономерности управления сенсорными механизмами зрения с использованием условно-вероятностных принципов. Описан процесс формирования связей между сенсорно-перцептивными актами на функциональном уровне зрительной системы.

Ил. 3. Библиогр. 5.

УДК 62.506.2

Обработка пространственных сигналов в зрительном анализаторе лягушки.
В а х т и г о з и н В. А., Ч е р в о в В. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 20—30.

На примере зрительного анализатора лягушки показана возможность построения сложного рецептивного поля, выполняющего функцию оптимального согласованного фильтра для оптических сигналов определенных размеров и форм. Сигнал, формирующийся на выходе такого фильтра, управляет соответствующими поведенческими реакциями животного в ответ на предъявляемые стимулы. Предложена математическая модель процессов оптимальной фильтрации оптических сигналов в зрительном анализаторе лягушки *Rana esculenta*.

Табл. 2. Ил. 3. Библиогр. 5.

УДК 62.506.2

Математическое исследование функциональных свойств нейронных структур, чувствительных к движению. К а ц а л а п С. Ф. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 30—36.

Предложены дифференциальные операторы, которые моделируют функциональные свойства нейронных структур, детектирующих движение и направленное движение стимулов. Показана связь дифференциальных операторов с нелинейными интегральными преобразованиями. Намечены пути моделирования нейронных структур, чувствительных к изменению скорости движения стимула.

Ил. 1. Библиогр. 9.

УДК 62.506.2

Вопросы математического описания монокулярного зрения. П у т я т и н Е. П. Тр е п е т и н М. С., Ш у л ь г и н И. В., П и л ь ш и к о в Б. В. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 37—42.

Построена математическая модель преобразования физического пространства в зрительные образы на основе психологического феномена, сформулированного в виде аксиомы луча.

Библиогр. 6.

УДК 62.506.2

Математическая модель нейронной сети слухового анализатора. П а л ь ч и к А. В., З о з у л я Ю. И., Ч е р в о в В. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 42—51.

Предложена обобщенная математическая модель слухового анализатора в виде системы интегральных уравнений. Рассмотрены процессы предварительной обработки звуковых сигналов, основанные на адаптивной фильтрации последних на фоне шумов. Для оценки дифференциальных и интегральных свойств динамических характеристик слуховых рецепторов и функций влияния нейронных слоев слухового анализатора предложено разложение этих функций по произвольным функциям медленного роста. Исследованы некоторые особенности формирования операций кодирования, запоминания и воспроизведения звуковых сигналов при использовании шумоподобных голографических кодов.

Ил. 3. Библиогр. 9

УДК 62.506.2

О возможности сохранения человеком равновесия в предельном режиме. В н у к о в В. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 51—59.

Рассмотрена задача о стабилизации сильно неустойчивого объекта. С помощью преобразования Лапласа установлена передаточная функция системы дифференциальных уравнений, описывающих неустойчивый объект. Синтезирована замкнутая система, определены структура регулятора и стабилизирующие параметры, посредством которых обеспечивается устойчивость системы в выбранном положении.

Ил. 2. Библиогр. 3.

УДК 62.506.2

Бионические аспекты моделирования речевого поведения человека. Ш а б а н о в-К у ш н а р е н к о Ю. П., С о л о в ъ е в а Е. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 59—66.

Рассматриваются бионические аспекты моделирования речевого поведения человека. Изложена методика и результаты исследований. Предложены алгоритмические модели способности человека решать некоторые задачи морфологического анализа.

Библиогр. 5.

УДК 62.014

Векторная оптимизация по упорядоченной совокупности критериев. Т и ш е н к о В. Н. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 66—70.

Построена модель многопрограммного поведения биологической системы, которая интерпретирована как задача о решении многокритериальности по упорядоченной совокупности критериев. Формализованная процедура рекомендована для использования при моделировании «искусственного интеллекта».

Библиогр. 2.

УДК 62.506.2

Определение передаточных функций некоторых образований мозга при электронаркозе. Л у к љ я н о в а О. Н. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 71—74.

Рассмотрены вопросы изучения параметров вызванных потенциалов (ВП) наружного коленчатого тела (НКТ) и зрительной области коры в целях нахождения передаточных функций и определения коэффициента затухания в норме и при электронаркозе.

Ил. 2. Библиогр. 9.

УДК 62.506.2

Усреднение биоэлектрических реакций мозга с помощью магнитного когерентного накопителя. Л и с и ц ы н С. К., Р о д и о н о в Ю. В. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 75—78.

Освещены вопросы разработки аппаратуры для усреднения биоэлектрических реакций мозга. Описано аналоговое устройство, основанное на принципе когерентного суммирования биореакций, которые вызваны сенсорными раздражителями. Приведены его основные технические параметры.

Ил. 2. Библиогр. 5.

УДК 62.506.2

Оптическая модель нейронной сети анализаторов животных. Б а х т и г о з и н В. А., К у м а н и н Ю. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 79—82.

Предложен новый метод физического моделирования нелинейных интегральных преобразований пространственно-временных сигналов, которые выполняются многослойными нейронными сетями анализаторов животных. Метод основан на использовании средств геометрической оптики, некогерентного освещения и стандартных фотоматериалов.

Ил. 1. Библиогр. 3.

УДК 62.506.2

К построению электрохемилюминесцентной модели нейрона. О г о р о д - н е й ч у к И. Ф., Л е о н о в В. П., Б ы х А. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 82—86.

Приведены экспериментальные данные, отражающие запоминающие и интегрирующие свойства электрохемилюминесцентного (ЭХЛ) элемента. Полученная яркость свечения ЭХЛ $V_{\max} = 2500 \text{ нит}$ позволяет непосредственно согласовывать ЭХЛ-элементы с миниатюрными фотоприемниками и строить различные функциональные оптоэлектронные устройства.

Ил. 4. Библиогр. 5.

УДК 62.506.2

Свойства отображения и бионическое моделирование нервной системы. С о о б щ е н и е И. Б у г а й Ю. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 86—93.

На основании проведенной ранее классификации материальных отношений дан сравнительный анализ элементарных и неэлементарных форм отображения. Рассмотрен сигнал в информационной функции и некоторые отношения, возникающие между объектами только в отображенном. Описаны необходимые условия адекватного отображения отношений на всех уровнях отображения.

Ил. 1. Библиогр. 4.

УДК 62.506

Нервные модели и субъективные образы. М а н е ш и н В. С. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 94—103.

Показано, что переход от нервной модели к гносеологическому образу является в то же время переходом от однозначно соответствующих предмету и отличающихся от него материальных нейродинамических процессов к идеальному отражению внешнего мира. Установлено, что образы — это итог активного целенаправленного решения познавательной задачи, результат внутренней деятельности субъекта по преобразованию изоморфных, но не похожих на раздражитель нервных импульсов в идеальные копии действительности.

Библиогр. 7.

УДК 62.506. 2

Потребности и целеполагающая деятельность субъекта. С к р и п н и к В. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 103—109.

Проанализированы особенности целеполагающей деятельности субъекта во взаимосвязи с его потребностями. Потребность рассмотрена как источник внутренней активности субъекта. Установлено, что неперенным условием любой деятельности является сознательное целеполагание, а формирование цели — идеальной модели потребного будущего — осуществляется в сложном психологическом процессе мотивации, при соотношении актуальных потребностей с объективной и субъективной необходимостью их удовлетворения. Сознательная целеполагающая деятельность субъекта обусловлена сложным интегральным единством целенаправленного отражения действительности и осознанного отношения к ней, в основании которой лежат потребности личности.

Библиогр. 13.

Алгоритм определения составных порядковых и количественных числительных русского языка и их характеристик. Бондаренко М. Ф., Осыка А. Ф. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 109—114.

Описан алгоритм, на вход которого подаются произвольные последовательности правильных порядковых и количественных числительных. Алгоритм определяет, является ли исходная последовательность составным порядковым или количественным числительным, а также морфологические признаки этого составного числительного.

Библиогр. 4.

Методика формирования иерархической системы логического выделения характерных параметров описания изображений. Сообщение I. Черноштан Э. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 114—121.

Рассмотрены вопросы, связанные с формированием системы анализа нормализованных рукописных знаков, построенной по принципу логической фильтрации локальных признаков контуров линий изображений.

Ил. 3. Библиогр. 9.

Сокращение описания изображений (критический обзор). Шатохин А. В., Червов В. Г., Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 121—132.

Описаны известные методы сокращения описания изображений, предназначенных для обработки в цифровых системах. Предложены способы дискретизации изображения в произвольных точках, выбранных в зависимости от характера обрабатываемого изображения. Описаны виды дифференциальных операторов, используемых для сведения изображений, яркость которых изменяется по сложному степенному закону, к контурным изображениям. Преобразование Радона обобщается на случай аппроксимации произвольного контурного изображения с помощью кривых линий.

Библиогр. 28.

Моделирование процесса адаптации в задачах о распознавании образов с использованием R-функций. Мышко Е. И., Сироджа И. Б. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 133—139.

Рассмотрена задача о распознавании образов, основанная на минимизации функции среднего риска. При ее решении использовался адаптивный подход, а решающее правило отыскивалось в виде K-значного предиката. Описан алгоритм и результаты экспериментов.

Библиогр. 3.

УДК 62.506.2

О моделировании механизма формирования понятий у человека в вероятностной ситуации. Шапиро С. И. Сб. «Проблемы бионики» вып. 13, 1974 с. 140—149.

Рассмотрены две алгоритмические модели процесса формирования понятий у человека. Эксперимент показал, что гипотезы человека имеют ориентировочный характер и уточняются в процессе развертывания ситуации с помощью систем логических координат. Предложен метод формирования обобщенных программ путем синтеза некоторых особенностей человеческого мышления с «показаниями» алгоритмов. Полученные результаты позволяют познать механизмы мышления, а также создавать эвристические программы для ЭВМ.

Ил. 3. Библиогр. 5.

УДК 62.506.2

Об одном подходе к построению многомерных шкал дифференциальных порогов. Майстровская Л. М., Шабанов-Кушнаренко Ю. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 149—153.

Предложена модификация понятия шкалы дифференциальных порогов, при которой интуитивно понимаемое основное свойство шкалы сохраняется при достаточно малых расстояниях между точками x и y , но лишь асимптотически. Вопрос об условиях существования асимптотической шкалы решен в случае $n = 2$.

Библиогр. 1.

УДК 62.506.2

Об условиях существования универсальной пороговой шкалы. Майстровская Л. М. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 153—156.

Рассмотрен вопрос о существовании универсальной шкалы порогов, т. е. такой функции f , которая была бы δ -шкалой при любом достаточно малом δ (δ — уровень разрешимости).

Библиогр. 3.

УДК 519.82

Реализация некоторых алгоритмов обработки наблюдений и проверка их эффективности методом вероятностного моделирования Горбачев В. А., Матейченко В. В., Тевяшев А. Д. Сб. «Проблемы бионики», вып. 13, 1974, с. 156—162.

Описаны результаты машинного эксперимента, проведенного в целях проверки эффективности алгоритмов, применяемых для обработки косвенных наблюдений. Предполагается, что при моделируемых условиях алгоритм, реализующий метод наименьших модулей, даст лучшие результаты, чем человек-оператор.

Табл. 1. Библиогр. 3.