

007 1940 Апрель 1940
4178 №3



Выпуск 3

70

ИЗДАТЕЛЬСТВО ХАРЬКОВСКОГО УНИВЕРСИТЕТА



**проблемы
бионики**

681.5.007
11.76

РЕСПУБЛИКАНСКИЙ
МЕЖВЕДОМСТВЕННЫЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ СБОРНИК

ПРОБЛЕМЫ БИОНИКИ

ВЫПУСК 3

ЧИТАЛЬНИЙ ЗАЛ
вітчизняної періодики
бібліотеки ХНУРЕ

ИЗДАТЕЛЬСТВО
ХАРЬКОВСКОГО ОРДЕНА ТРУДОВОГО КРАСНОГО ЗНАМЕНИ
ГОСУДАРСТВЕННОГО УНИВЕРСИТЕТА имени А. М. ГОРЬКОГО
Харьков 1970

В настоящем сборнике опубликованы оригинальные статьи проблемного и дискуссионного характера, посвященные различным проблемам бионики.

Рассматриваются вопросы моделирования мыслительных процессов; исследуются эвристические модели, описывающие поведение человека в определенных ситуациях, и математические модели, объясняющие некоторые функциональные свойства зрения и слуха человека.

В ряде статей исследуются законы функционирования нейронов и нейронных ансамблей, биологическая память, кодирование информации в нервной системе, а также модели органов чувств.

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

Редакционная коллегия:

Чл.-корр. АН СССР *Б. С. Сотсков* (отв. редактор), доц. *Ю. П. Шабанов-Кушнарченко* (зам. ответственного редактора), проф. *[П. И. Зинченко]*, проф. *И. В. Кузьмин*, проф. *И. З. Вельвовский*, проф. *А. И. Плотицер*, канд. биол. наук *Ю. Г. Антомонов*, доц. *В. Г. Червов*, доц. *П. Р. Ефимов*, доц. *М. Ф. Деркач*, канд. биол. наук *К. А. Иванов-Муромский*, доц. *Э. В. Утеуш*, *В. А. Ловицкий* (отв. секретарь).

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

Ответственный за выпуск *В. Я. Сердюченко*

ЛИНЕАРИЗОВАННАЯ МОДЕЛЬ КРАЕВОГО КОНТРАСТА ЗРЕНИЯ

Доц. А. Г. Мурашко, инж. В. Я. Сердюченко

Харьковский институт радиоэлектроники

Известно, что зрительная система человека обладает специальным механизмом, осуществляющим выделение и подчёркивание контура изображения. Для облегчения анализа изображений при построении технических опознающих устройств необходимо наделить их свойствами, присущими зрительной системе человека. В этом плане представляет интерес изучение определенных механизмов органа зрения с целью получения алгоритмов, лежащих в основе преобразования информации. Известное явление краевого контраста и механизм, осуществляющий подчеркивание контура изображения, играют важную роль в технике. Нет необходимости доказывать, что получение алгоритма функционирования механизма краевого контраста дает возможность построить техническое устройство, функционирующее в соответствии с заданным алгоритмом и преобразующее информацию о зрительной картине так, как это делает зрительная система человека.

В работах [1, 2] предложена математическая модель переработки информации в зрительной системе человека, в том числе модель краевого контраста. Символическое представление модели показано в виде некоторой схемы (рис. 1) и системы алгоритмов, описывающих функционирование (закон преобразования входной информации) отдельных ее блоков:

Блок 1
$$P = U, \tag{1}$$

Блок 2
$$V = c \lg dP, \tag{2}$$

Блок 3
$$-n^2 \left(\frac{\partial^2 S}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 S}{\partial y^2} \right) + S = k_k V, \tag{3}$$

Блок 4
$$B = V - S. \tag{4}$$

Здесь $U(x, y)$ — входной сигнал, пропорциональный яркости зрительной картины;

$B(x, y)$ — выходной сигнал, пропорциональный светлоте зрительного ощущения.

Функции $P(x, y)$, $V(x, y)$, $S(x, y)$ обозначают некоторые промежуточные сигналы преобразования зрительной информации.

Если яркость зрительной картины является функцией координаты x , то уравнение (3) имеет решение

$$S(x) = \frac{k_k}{2n} \int_{-\infty}^{\infty} V(\xi) e^{\frac{-|\xi-x|}{n}} d\xi, \tag{5}$$

где ξ — переменная интегрирования.

Для доказательства применимости сформулированных алгоритмов сравним теоретические и экспериментальные реакции зрительной системы

и модели на различные типы входных сигналов, являющихся классическими при исследованиях реакции зрительной системы. Назовем их условно «скачок яркости», «двойной скачок яркости», «полоска» и «бесконечная лесенка».

Заметим, что при предъявлении зрительных картин, состоящих из полей сравнения, отличающихся по яркости на величину $\Delta U = 10\%$, справедлива т. н. линеаризованная модель, которая отличается от приведенной выше функционированием второго блока, осуществляющего преобразование информации в соответствии с алгоритмом

$$V = cP + d,$$

$$\text{или, если } P = U, \text{ то } V = cU + d. \quad (6)$$

Определим реакцию модели на зрительную картину типа «скачок яркости», т. е.

$$U(x) = \begin{cases} U_1 & \text{при } x \leq 0; \\ U_2 & \text{» } x > 0. \end{cases} \quad (7)$$

Светлота зрительного ощущения может быть найдена из (1), (4), (5), (6) и запишется в виде

$$B(x) = \begin{cases} B_1 - \Delta B e^{\frac{x}{n}} & \text{при } x \leq 0, \\ B_2 + \Delta B e^{-\frac{x}{n}} & \text{» } x > 0, \end{cases} \quad (8)$$

$$B_1 = (1 - k_k) V_1;$$

$$B_2 = (1 - k_k) V_2;$$

$$\Delta B = \frac{1}{2} k_k \Delta V; \quad (9)$$

k_k — постоянная интенсивности контраста;

n — постоянная затухания краевого контраста.

На рис. 2, а и б представлены диаграммы изменения яркости U зрительной картины и светлоты B зрительного ощущения в функции координаты x , из которых видно, что граница раздела двух полей различной яркости подчеркнута с двух сторон.

Определим реакцию модели на зрительную картину типа «двойной скачок яркости», т. е.

$$U(x) = \begin{cases} U_1 & \text{при } x \leq -\frac{\Delta x}{2}; \\ U_2 & \text{» } -\frac{\Delta x}{2} < x \leq \frac{\Delta x}{2}; \\ U_3 & \text{» } x > \frac{\Delta x}{2}. \end{cases} \quad (10)$$

Решение алгоритмов модели (1), (4), (5), (6) при условии (10) имеет вид

$$B(x) = \begin{cases} (1 - k_k) V_1 - k_k \Delta V e^{\frac{x}{n}} \operatorname{ch} \frac{\Delta x}{2n} & \text{при } x < -\frac{\Delta x}{2}; \\ (1 - k_k) V_2 - k_k \Delta V e^{\frac{-\Delta x}{2n}} \operatorname{sh} \frac{x}{n} & \text{» } -\frac{\Delta x}{2} < x \leq \frac{\Delta x}{2}; \\ (1 - k_k) V_3 + k_k \Delta V e^{\frac{x}{n}} \operatorname{ch} \frac{\Delta x}{2n} & \text{» } x > \frac{\Delta x}{2}. \end{cases} \quad (11)$$

Диаграммы изменения яркости зрительной картины и светлоты зрительного ощущения показаны на рис. 3, а и б. Из рисунка видно, что две границы раздела полей с различной яркостью оказываются подчеркнутыми с обеих сторон. Такое подчеркивание границ наблюдается и в психофизическом эксперименте в виде краевого контраста.

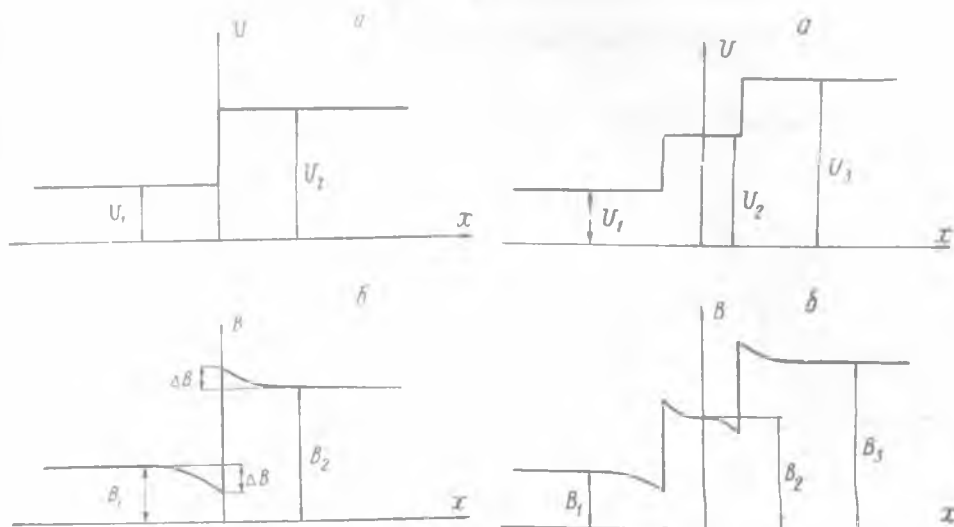


Рис. 2.

Рис. 3.

Определим реакцию модели на зрительную картину, типа «полоска», т. е.

$$U(x) = \begin{cases} U_0 & \text{при } x \leq -\frac{\Delta x}{2}; \\ U_0 + \Delta U & \text{» } -\frac{\Delta x}{2} < x \leq \frac{\Delta x}{2}; \\ U_0 & \text{» } x > \frac{\Delta x}{2}. \end{cases} \quad (12)$$

Решение алгоритмов (1), (4), (5), (6) с учетом (11) имеет вид

$$B(x) = \begin{cases} (1 - k_k)V_0 - k_k \Delta V e^{\frac{x}{n}} \operatorname{sh} \frac{\Delta x}{2n} & \text{при } x \leq -\frac{\Delta x}{2}; \\ (1 - k_k)V_0 + \Delta V - k_k \Delta V \left(1 - e^{-\frac{\Delta x}{2n}} \operatorname{ch} \frac{x}{n} \right) & \text{при } -\frac{\Delta x}{2} < x \leq \frac{\Delta x}{2}; \\ (1 - k_k)V_0 - k_k \Delta V e^{-\frac{x}{n}} \operatorname{sh} \frac{\Delta x}{2n} & \text{при } x > \frac{\Delta x}{2}. \end{cases} \quad (13)$$

На рис. 4, а и б показаны диаграммы изменения яркости зрительной картины и светлоты зрительного ощущения, из которых видно, что границы «полоски» подчеркнуты. Такой же эффект наблюдается и в психофизическом эксперименте.

Определим реакцию модели на зрительную картину типа «лесенка»:

$$U_N(x) = U_0 + N\Delta U \quad \text{при } -\frac{\Delta x}{2} + N\Delta x < x \leq \frac{\Delta x}{2} + N\Delta x, \quad (14)$$

где N — номер ступеньки.

Решение алгоритмов (1), (4), (5), (6) с учетом (14) для средней ступеньки $N = 0$ при $N \rightarrow \infty$ имеет вид

$$B(x) = (1 - k_k) V_0 - k_k \Delta V \frac{e^{-\frac{\Delta x}{2n}} \operatorname{ch} \frac{x}{n}}{1 - e^{-\frac{\Delta x}{2n}}}, \quad (15)$$

а для любой ступеньки реакция модели запишется в виде:

$$B(x) = (1 - k_k) (V_0 + N\Delta V) - k_k \Delta V \frac{e^{-\frac{\Delta x}{2n}} \operatorname{ch} \frac{x - N\Delta x}{n}}{1 - e^{-\frac{\Delta x}{2n}}}, \quad (16)$$

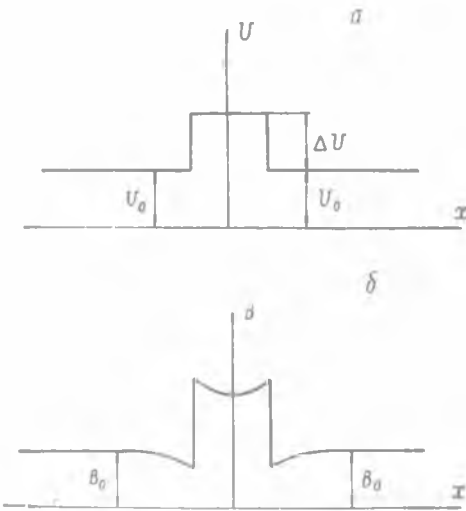


Рис. 4.

при $-\frac{\Delta x}{2} + N\Delta x < x \leq \frac{\Delta x}{2} + N\Delta x$.

Для узких ступенек, пренебрегая высшими членами $\operatorname{ch} \frac{x - N\Delta x}{n}$, получим

$$B(x) = (1 - k_k) (V_0 + N\Delta V) - k_k \Delta V \frac{e^{-\frac{\Delta x}{2n}(x - N\Delta x)}}{(1 - e^{-\frac{\Delta x}{2n}})n}, \quad (17)$$

при $-\frac{\Delta x}{2} + N\Delta x < x \leq \frac{\Delta x}{2} + N\Delta x$.

Для узких и мелких ступенек можно произвести замену типа

$$e^x = 1 + \alpha.$$

Тогда

$$B(x) = (1 - k_k) (V_0 + N\Delta V) - \frac{k_k \Delta V}{\Delta x n} (2n - \Delta x) (x - N\Delta x). \quad (18)$$

Диаграммы изменения яркости зрительной картины и светлоты зрительного ощущения показаны на рис. 5, а и б. Из них видно, что, как и во всех предыдущих случаях, границы каждой ступеньки подчеркнуты.

Все проведенные эксперименты подтверждают справедливость линеаризованной модели краевого контраста в качественном отношении, но не дают возможности произвести строгое количественное сравнение ее реакций и реакций глаза.

Количественно можно оценить подчеркивание контура, используя сознание в качестве нуль-прибора, отмечающего равенство или неравенство светлоты на различных участках зрительного ощущения. Для этого необходимо формировать такие зрительные ощущения, которые можно было бы легко проанализировать. Значит, нужно определить зрительные картины, вызывающие появление в сознании человека зрительного ощущения заданного вида. Предположим, что зрительное ощущение задано в виде $B(x)$. Чтобы получить его, необходимо иметь зрительную картину, определяемую из (3) и (4) с учетом того, что зрительное ощущение однородно вдоль оси y :

$$V(x) = B(x) + \frac{b_k}{2\sqrt{1 - k_k n}} \int_{-\infty}^{\infty} B(\xi) e^{-\frac{|\xi - x| \sqrt{1 - k_k}}{n}} d\xi, \quad (19)$$

а яркость зрительной картины определяется из (6):

$$U = \frac{1}{c} (V - d). \tag{20}$$

Пусть светлота зрительного ощущения задана в виде

$$B(x) = \begin{cases} B_1 & \text{при } x \leq 0; \\ B_2 & \text{» } x > 0. \end{cases} \tag{20'}$$

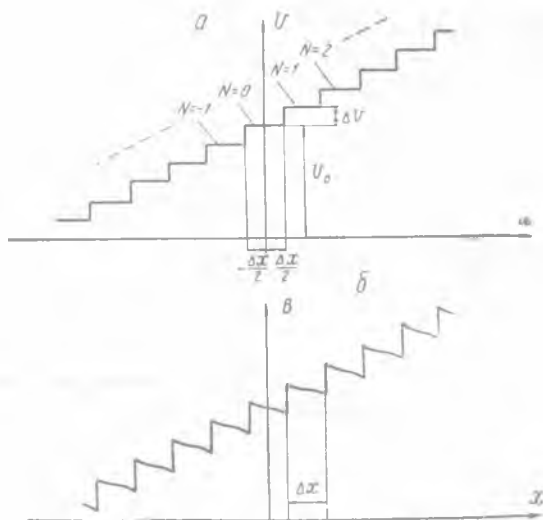


Рис. 5.

Тогда зрительная картина, вызвавшая такое зрительное ощущение, определится подстановкой (20') в (19):

$$V(x) = \begin{cases} V_1 + \Delta V e^{-\frac{x \sqrt{1-k_k}}{n}} & \text{при } x \leq 0; \\ V_2 - \Delta V e^{-\frac{x \sqrt{1-k_k}}{n}} & \text{» } x > 0, \end{cases} \tag{21}$$

где

$$\begin{aligned} V_1 &= cU_1 + d; \\ V_2 &= cU_2 + d; \\ \Delta V &= \frac{1}{2} k_k c (U_2 - U_1). \end{aligned} \tag{22}$$

На рис. 6 показано изменение яркости зрительной картины.

Пусть светлота зрительного ощущения изменяется по закону «двойного скачка», т. е.

$$B(x) = \begin{cases} B_0 - \Delta B & \text{при } x \leq -\frac{\Delta x}{2}; \\ B_0 & \text{» } -\frac{\Delta x}{2} < x \leq \frac{\Delta x}{2}; \\ B_0 + \Delta B & \text{» } x \geq \frac{\Delta x}{2}. \end{cases} \tag{23}$$

Нужный закон изменения яркости зрительной картины определится из (19) с учетом (23) и (20)

$$V(x) = \begin{cases} V_0 - \Delta V + k_k \Delta V e^{-\frac{x\sqrt{1-k_k}}{n}} \operatorname{ch} \frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{2n} & \text{при } x \leq -\frac{\Delta x}{2}; \\ V_0 + k_k \Delta V e^{-\frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{2n}} \operatorname{sh} \frac{x\sqrt{1-k_k}}{n} & \text{при } -\frac{\Delta x}{2} < x \leq \frac{\Delta x}{2}; \\ V_0 + \Delta V - k_k \Delta V e^{-\frac{x\sqrt{1-k_k}}{n}} \operatorname{ch} \frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{2n} & \text{при } x > \frac{\Delta x}{2}. \end{cases} \quad (24)$$

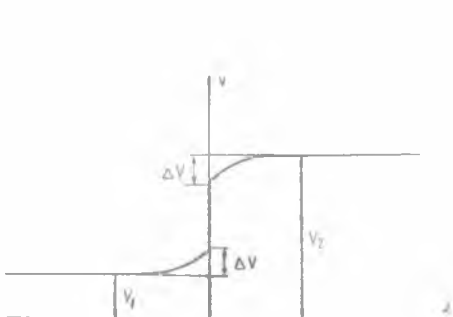


Рис. 6.

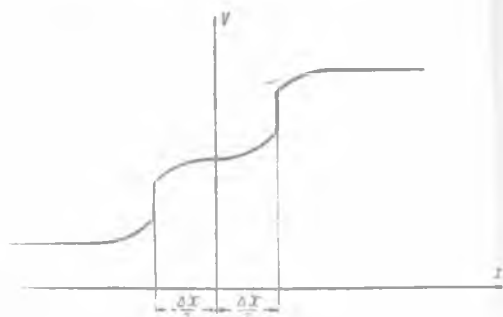


Рис. 7.

На рис. 7 показана диаграмма изменения яркости зрительной картины.

Рассмотрим случай, когда светлота зрительного ощущения соответствует «полоске», т. е. описывается условиями

$$B(x) = \begin{cases} B_0 & \text{при } x \leq -\frac{\Delta x}{2}; \\ B_0 + \Delta B & \text{« } -\frac{\Delta x}{2} < x \leq \frac{\Delta x}{2}; \\ B_0 & \text{« } x > \frac{\Delta x}{2}. \end{cases} \quad (25)$$

Такой характер изменения светлоты зрительного ощущения соответствует изменению яркости зрительной картины по уравнениям

$$V(x) = \begin{cases} V_0 + k_k \Delta V e^{-\frac{x\sqrt{1-k_k}}{n}} \operatorname{sh} \frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{2n} & \text{при } x \leq -\frac{\Delta x}{2}; \\ V_0 + \Delta V - k_k \Delta V e^{-\frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{2n}} \operatorname{ch} \frac{x\sqrt{1-k_k}}{n} & \text{при } -\frac{\Delta x}{2} < x \leq \frac{\Delta x}{2}; \\ V_0 + k_k \Delta V e^{-\frac{x\sqrt{1-k_k}}{n}} \operatorname{sh} \frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{2n} & \text{при } x \geq \frac{\Delta x}{2}. \end{cases} \quad (26)$$

Соответствующая диаграмма изменения яркости зрительной картины представлена на рис. 8.

Если светлота зрительного ощущения представлена в виде «лесенки», т. е. изменяется по закону

$$B_N(x) = B_0 + N\Delta B$$

при $-\frac{\Delta x}{2} + N\Delta x < x \leq \frac{\Delta x}{2} + N\Delta x$, (27)

где N — номер ступеньки, то яркость зрительной картины для средней ступеньки $N = 0$ при $N \rightarrow \infty$ запишется в виде

$$V(x) = V_0 + k_k \Delta V \frac{e^{-\frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{2n}}}{1 - e^{-\frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{n}}} \operatorname{ch} \frac{x \sqrt{1-k_k}}{n}, \quad (28)$$

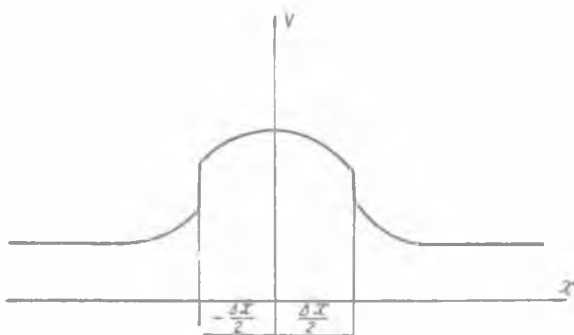


Рис. 8.

а для любой ступеньки

$$V(x) = (V_0 + N\Delta V) + k_k \Delta V \frac{e^{-\frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{2n}}}{1 - e^{-\frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{n}}} \operatorname{ch} \frac{(x - N\Delta x) \sqrt{1-k_k}}{n} \quad (29)$$

при $-\frac{\Delta x}{2} + N\Delta x < x \leq \frac{\Delta x}{2} + N\Delta x$.

Для узких ступенек

$$V(x) = (V_0 + N\Delta V) + k_k \Delta V \frac{e^{-\frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{2n}} (x - N\Delta x) \sqrt{1-k_k}}{\left(1 - e^{-\frac{\Delta x \sqrt{1-k_k}}{n}}\right) n} \quad (30)$$

при $-\frac{\Delta x}{2} + N\Delta x < x \leq \frac{\Delta x}{2} + N\Delta x$.

Для узких и мелких ступенек

$$V(x) = (V_0 + N\Delta V) + k_k \Delta V \left(1 - \frac{\Delta x}{2n}\right) \sqrt{1-k_k} \frac{x - N\Delta x}{\Delta x} \quad (31)$$

при $-\frac{\Delta x}{2} + N\Delta x < x \leq \frac{\Delta x}{2} + N\Delta x$.

На рис. 9 показана диаграмма изменения яркости зрительной картины. Для проверки полученных аналитических зависимостей проведены психофизические эксперименты с помощью диска (вертушки) Максвелла.

Методика постановки и проведения экспериментов состояла в следующем. Изготавливались кружки из бумаги ватман $\varnothing = 200$ мм и на них черной тушью вычерчивались специальные фигуры, дозировка и распределение яркости которых регулировались соотношением угловых размеров белого и черного секторов, а также изменением коэффициента отражения вдоль радиуса кружка. Опыты проводились при постоянной освещенности, поэтому яркость кружка пропорциональна коэффициенту отражения. Закручивая кружок со скоростью выше критической (при которой наступает слияние мельканий), получаем, согласно закону Тальбота, необходимые нам зрительные картины.

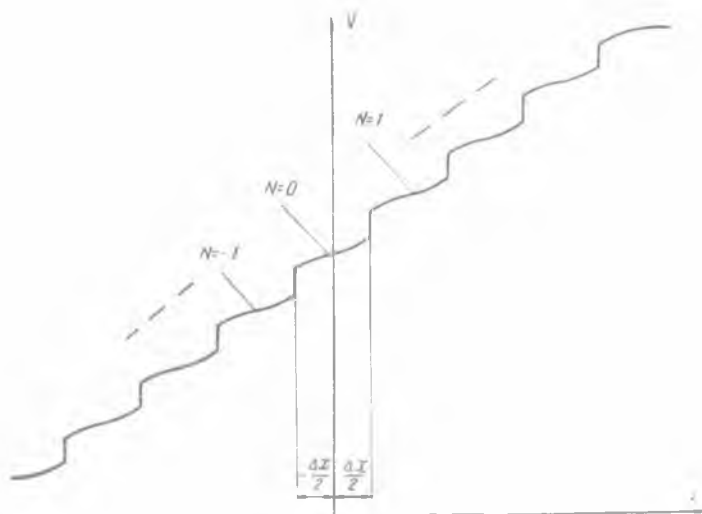


Рис. 9.

Опыты проводились с пятью испытуемыми.

Рассмотрим примеры проверки приведенных выше зависимостей. Для того, чтобы яркость зрительной картины изменялась в соответствии с (21), коэффициент отражения кружка должен изменяться по закону

$$\rho(x) = \begin{cases} \rho_1 + \frac{1}{2} k_k \Delta \rho e^{-\frac{(r-r_0) \sqrt{1-k_k}}{hn}} & \text{при } r \leq r_0; \\ \rho_2 - \frac{1}{2} k_k \Delta \rho e^{-\frac{-(r-r_0) \sqrt{1-k_k}}{hn}} & \text{при } r > r_0, \end{cases} \quad (32)$$

где ρ_1 и ρ_2 — коэффициенты отражения, соответствующие яркостям U_1 и U_2 ;

$r_0 = 60$ мм — радиус, при котором происходит скачкообразное изменение яркости зрительной картины;

$h = 200$ мм — расстояние наблюдения.

Исходные данные для проведения опыта:

$$\rho_2 = 0,83; \quad \rho_1 = 0,75;$$

$$k_k = 0,9; \quad n = 20' = 0,0058 \text{ рад},$$

$\rho_0 = 0,83$ — коэффициент отражения белого ватмана,

$\rho_4 = 0,02$ — коэффициент отражения черной туши.

Расчетные данные сведены в табл. 1.

Таблица 1

φ , град	0	1	2	4	8	16	—	19,6	23,6	27,6	31,4	33,4	35,6
ρ	0,83	0,827	0,825	0,821	0,8119	0,794	—	0,786	0,776	0,766	0,759	0,754	0,75
r , мм	70,0	69,5	67,0	64,9	62,44	60	—	60	58,8	57,2	55,2	52,7	50,0

Соответствующая фигура, вычерченная тушью на кружке, имеет вид, изображенный на рис. 10.

Когда этот кружок вращается со скоростью, при которой наступает слияние мельканий, испытуемым предлагается оценить распределение светлоты зрительного ощущения вдоль радиуса. Все испытуемые наблюдали равномерное распределение светлоты от наружного края до границы раздела двух полей. Граница выглядит четкой, но не подчеркнутой и не размытой. Внутренний круг был другой яркости (более темный), светлота распределена равномерно от границы раздела к центру.

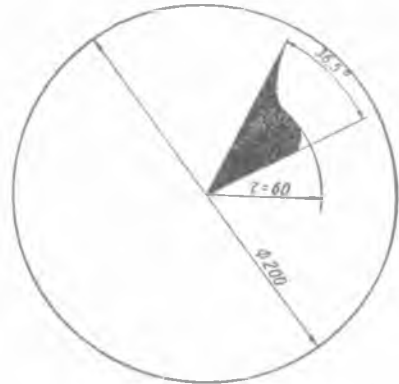


Рис. 10.

На рис. 11 представлена диаграмма изменения коэффициента отражения, пропорционального яркости зрительной картины, полученной из расчетного рисунка (пунктирная кривая), и семейство кривых, каждая из которых соответствует такому же рисунку, но с измененными в процессе эксперимента k_k и n . Пока изменения этих постоянных были небольшими, граница раздела оставалась четкой. При значительных изменениях кривой наблюдалось или размытие границы, или явление краевого контраста.

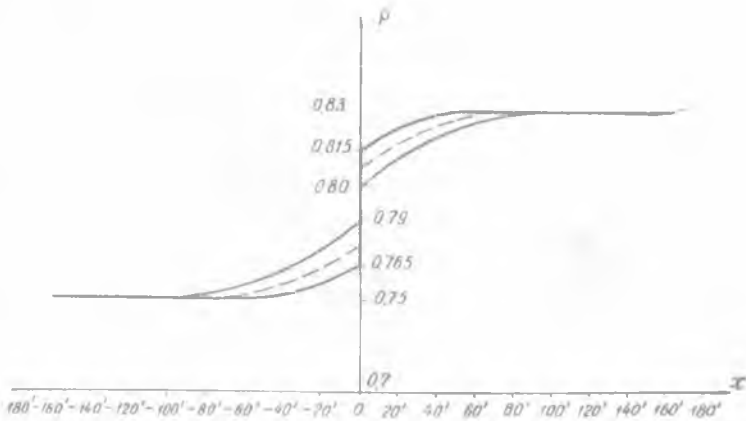


Рис. 11.

Для того чтобы зрительная картина вызывала «двойной скачок» светлоты зрительного ощущения, коэффициент отражения кружка должен изменяться по следующему закону:

$$\rho(x) = \begin{cases} \rho_0 - \Delta\rho + k_k \Delta\rho e^{-\frac{(r-r_0)\sqrt{1-k_k}}{hn}} \operatorname{ch} \frac{\Delta r \sqrt{1-k_k}}{2n} & \text{при } r \leq r_0; \\ \rho_0 + k_k \Delta\rho e^{-\frac{\Delta r \sqrt{1-k_k}}{2n}} \operatorname{sh} \frac{(r-r_0)\sqrt{1-k_k}}{2nh} & \text{при } r_0 < r \leq r_{0_2}; \\ \rho_0 + \Delta\rho - k_k \Delta\rho e^{-\frac{(r-r_0)\sqrt{1-k_k}}{nn}} \operatorname{ch} \frac{\Delta r \sqrt{1-k_k}}{2n} & \text{при } r > r_{0_2}; \end{cases} \quad (33)$$

где ρ_0 — коэффициент отражения, соответствующий яркости U_0 ; r_0 , и r_{0_2} — радиусы, при которых происходит скачкообразное изменение яркости.

Расчет рисунка производился по следующим данным:

$$\begin{aligned} \rho_0 &= 0,74; & r_{0_2} &= 60 \text{ мм}; & \rho_6 &= 0,83; \\ \Delta\rho &= 0,09; & k_k &= 0,9; & \rho_r &= 0,02; \\ r_{0_1} &= 50 \text{ мм}; & n &= 20' = 0,0058 \text{ рад}; & h &= 200 \text{ мм}. \end{aligned}$$

Полученные данные сведены в табл. 2. На рис. 12 изображена фигура, вычерченная по данным этой таблицы.

Таблица 2

φ , град	0	2,8	5,7	7,7	15,5	...	33,4	40	47	...	61	66	72	75	80
ρ	0,830	0,823	0,816	0,812	0,787	...	0,755	0,74	0,725	...	0,693	0,681	0,664	0,659	0,650
r , мм	74,0	71,2	68,8	65,7	60,0	—	60,0	55	50	—	50	43	40,8	39,2	32,2

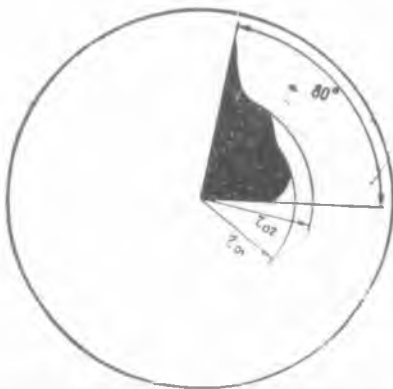


Рис. 12.

При вращении кружка после слияния мельканий испытуемые видят три кольца разной светлоты. Внутри каждого кольца светлота распределена равномерно вдоль радиуса; все испытуемые наблюдали равномерные по светлоте кольца без подчеркнутых и размытых границ при изменении расчетного рисунка в определенных пределах. На рис. 13 показано семейство кривых, соответствующее всем экспериментальным рисункам.

Зрительная картина, сформированная на диске вертушки, будет соответствовать формулам (26) и (20), если коэффициент отражения ρ поверхности диска изменяется вдоль радиуса по следующему закону:

$$\rho(x) = \begin{cases} \rho_0 + k_k \Delta \rho e^{\frac{(r-r_0) \sqrt{1-k_k}}{nh}} \operatorname{sh} \frac{\Delta r \sqrt{1-k_k}}{2nh} & \text{при } r - r_0 \leq -\frac{\Delta r}{2}; \\ \rho_0 + \Delta \rho - k_k \Delta \rho e^{-\frac{\Delta r \sqrt{1-k_k}}{2nh}} \operatorname{ch} \frac{(r-r_0) \sqrt{1-k_k}}{nh} & \text{при } -\frac{\Delta r}{2} < r - r_0 \leq \frac{\Delta r}{2}; \\ \rho_0 + k_k \Delta \rho e^{-\frac{(r-r_0) \sqrt{1-k_k}}{nh}} \operatorname{sh} \frac{\Delta r \sqrt{1-k_k}}{2nh} & \text{при } r - r_0 > \frac{\Delta r}{2}, \end{cases} \quad (34)$$

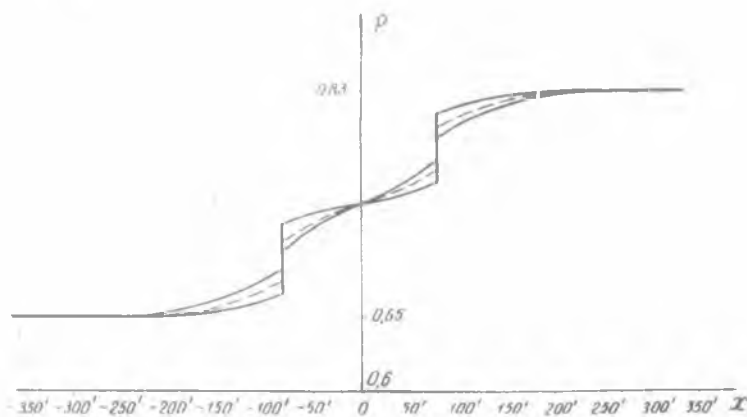


Рис. 13.

где Δr — ширина полосы, r_0 — радиус оси полосы.

Исходные данные для расчета рисунка:

$$\begin{aligned} \Delta r &= 5 \text{ мм}; & k_k &= 0,9; & \rho_0 &= 0,83; \\ r_0 &= 52,5 \text{ мм}; & n &= 0,0058 \text{ рад}; & \Delta \rho &= -0,08. \end{aligned}$$

Результаты расчета приведены в табл. 3. Фигура, вычерченная по данным таблицы, показана на рис. 14. При вращении ее наблюдатель видит кольцо на светлом фоне.

Таблица 3

φ , град	0	0,7	1,5	3,0	5,9	11,9	—	15,4	17,5	19,6
ρ	0,83	0,8285	0,827	0,823	0,815	0,803	—	0,795	0,791	0,786
r , мм	38,0	39,5	42,0	45,1	47,83	50	—	50	51,8	52,5
	67,2	65,5	63,0	59,9	57,17	55	—	55	53,9	52,5

Внутри кольца светлота распределена равномерно вдоль радиуса. Границы полосы четки, но не подчеркнуты. Размытия границ не наблюдается. При изменении рисунка границы казались четкими до определенного предела. На рис. 15 показано соответствующее семейство кривых.

Для того, чтобы зрительная картина вызвала зрительное ощущение типа «лесенка», коэффициент отражения кружка должен изменяться по следующему закону:

$$\rho(x) = (\rho_0 + N\Delta\rho) + k_k\Delta\rho \frac{e^{-\frac{\Delta r \sqrt{1-k_k}}{2nh}} [(r-r_0) - N\Delta r] \sqrt{1-k_k}}{\left(1 - e^{-\frac{\Delta r \sqrt{1-k_k}}{nh}}\right) nh}, \quad (35)$$

где N — номер ступеньки.

Исходные данные для расчета:

$$\begin{aligned} \rho_0 &= 0,6; & r_0 &= 60 \text{ мм}; & h &= 200 \text{ мм}; & n &= 0,0058 \text{ рад}; \\ k_k &= 0,9; & \Delta r &= 5 \text{ мм}; & \Delta \rho &= 0,03. \end{aligned}$$



Рис 14.

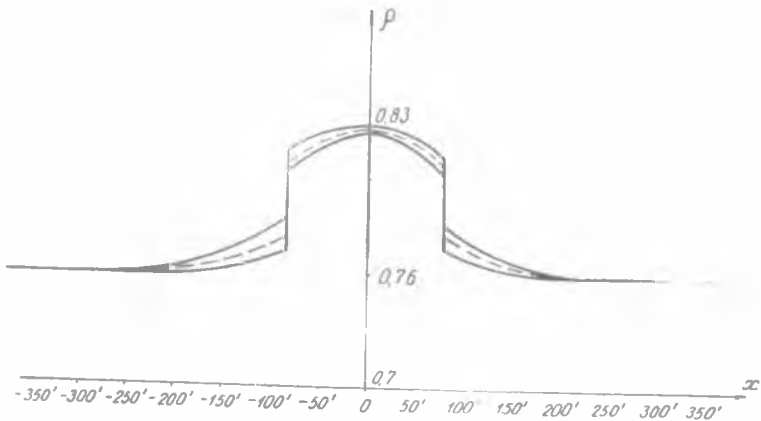


Рис. 15.

Расчетные данные сведены в табл. 4. Фигура, построенная по этим данным, показана на рис. 16.

При вращении этого кружка со скоростью, при которой наступает слияние мельканий, испытуемый видит ряд концентрических колец разной светлоты. Внутри каждого кольца светлота распределена равномерно. Границы между кольцами видны четко. Подчеркивания или размытия границ не наблюдается.

Таблица 4

N	0				1				2				3			
φ , град	96,5	97,5	102	106,8	91,2	89	86,6	83,4	80	78	75,6	69,8	64,8	62,4	60	56,6
ρ	0,62	0,61	0,6	0,589	0,625	0,63	0,64	0,642	0,649	0,655	0,66	0,673	0,685	0,69	0,695	0,702
$r-r_0$	2,5	2	0	-2	4	5	6	7,5	8	9	10	12,5	14	15	16	17,5
N	4				5				6							
φ	53,4	51,2	48,8	43,3	37,8	35,6	33,2	29,8	24,4	22,2	20,0	16,6	16,6	16,6	16,6	16,6
ρ	0,709	0,715	0,72	0,732	0,745	0,75	0,7551	0,763	0,775	0,78	0,785	0,793	0,793	0,793	0,793	0,793
$r-r_0$	18	19	20	22,5	24	25	26	27,5	29	29	30	31	31	31	31	31
N	-1				-2				-3							
φ	114	115	118	121,5	126,5	129	131	135	140	142	145	148	148	148	148	148
ρ	0,575	0,57	0,565	0,575	0,545	0,54	0,535	0,527	0,515	0,51	0,5049	0,497	0,497	0,497	0,497	0,497
$r-r_0$	-4	-5	-6	-7,5	-9	-10	-11	-12,5	-14	-15	-16	-17,5	-17,5	-17,5	-17,5	-17,5
N	-4				-5				-6							
φ	153,8	155	156	161,5	167	169	171	175	180	182	185	188	188	188	188	188
ρ	0,4851	0,48	0,4749	0,467	0,455	0,45	0,444	0,437	0,425	0,42	0,4149	0,407	0,407	0,407	0,407	0,407
$r-r_0$	-19	-20	-21	-22,5	-24	-25	-26	-27,5	-29	-30	-31	-32,5	-32,5	-32,5	-32,5	-32,5

Выполненные расчеты и проведенные эксперименты показали, что предложенная линейная модель краевого контраста справедлива для различных входных сигналов при скачках яркости, не превышающих 10%, т. е. когда изображение на каком-то фоне слабоконтрастно. В этом случае механизм краевого контраста, подчеркивая контуры изображения, облегчает его анализ.



Рис. 16.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ю. П. Шабанов-Кушнаренок. Математическая модель переработки информации в органе зрения человека. Сб. «Моделирование в биологии и медицине», вып. 11, изд-во «Наукова думка», К., 1966.
2. Ю. П. Шабанов-Кушнаренок, В. Я. Сердюченко. Математическая модель краевого контраста зрения. Сб. «Проблемы бионики», вып. 2, Изд-во ХГУ, 1969.

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНАЯ КЛАССИФИЦИРУЮЩАЯ СИСТЕМА КАК МОДЕЛЬ НЕКОТОРЫХ ПРОЦЕССОВ ВЕРБАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПАМЯТИ. I

В. А. Ловицкий

В работах [1, 2] нами была предложена модель некоторых процессов переработки информации вербальной системой памяти, названная ЭВИВС, и высказано предположение о структуре ее памяти. Первый уровень памяти модели (память на буквы, буквосочетания и слова) представляет собой систему, классифицирующую слова некоторого естественного языка. Процесс классификации заключается в том, что система осуществляет распознавание сходного в различном и различного в сходном.

Цель настоящей статьи состоит, во-первых, в описании структуры первого уровня памяти, во-вторых, в рассмотрении задач, решаемых ЭВИВС на данном уровне памяти.

Введем некоторые обозначения. Пусть заданы конечные множества $\Gamma = \{a_1, a_2, \dots, a_r\}$ и $\Delta = \{1, 2, \dots, r\}$. Множество Γ назовем алфавитом. Каждый элемент этого множества $a_i (i \in \Delta)$ представляет собой букву. Конечную последовательность букв назовем буквосочетанием и обозначим $a_{i_1}^{m_1} \dots a_{i_j}^{m_j} \dots a_{i_k}^{m_k}$, где $i_l \in \Delta (j = 1, 2, \dots, k)$, $a_{i_j}^{m_j} =$

$$\underbrace{a_{i_1} \dots a_{i_j}}_{m_j \text{ раз}}, a_{i_j} \neq a_{i_{j+1}}.$$

Пусть задано конечное множество буквосочетаний θ и некоторое подмножество $\Xi = \{W_1, W_2, \dots, W_q\}$ множества θ , т. е. $\Xi \subset \theta$. Назовем подмножество Ξ словарем. Каждый элемент этого подмножества $W_i (i = 1, \dots, q)$ представляет собой слово. Заметим, что

а) в одном и том же слове может неоднократно появляться одна и та же буква;

б) слово может состоять только из одной буквы;

в) порядок следования букв в слове строго определен;

г) для обозначения пропуска буквы в слове или буквосочетании введена «пустая» буква a_0 . В ряде случаев будем использовать понятие «пустого» слова, т. е. такого, которое не содержит ни одной буквы. Для его обозначения употребляется буква e ;

д) каждое слово характеризуется определенным набором признаков (начальная буква слова, вторая буква и т. д.), число которых соответствует количеству букв в слове. Каждый из признаков может принимать определенное количество значений. Например, первой буквой слова в русском языке может быть любая буква алфавита, кроме \ddot{y} , y , \ddot{y} . Различные значения одного и того же признака несовместимы, в то время как различные признаки совместимы.

Условимся слово обозначать следующим образом:

$$e \rightarrow a_{i_1} (1) \rightarrow \dots \rightarrow a_{i_j} (x) \rightarrow \dots \rightarrow a_{i_k} (l) \rightarrow e, \quad (1)$$

где $a_{ij}(x)$ ($i, j \in \Delta$, $j = 1, 2, \dots, k$, $x = 1, 2, \dots, l$) представляет собой значение признака x . Символ « \rightarrow » читается «за... следует...». Буквы $a_{i_1}(1)$ и $a_{i_2}(l)$ обозначают границы слова и говорят о том, что букве $a_{i_1}(1)$ предшествует, а за буквой $a_{i_2}(l)$ следует пустое слово e . Величина l определяет длину слова, т. е. количество букв, из которых это слово составлено.

Предлагаемая модель имеет два входа и один выход. На первый вход подаются слова в алфавите Γ . Каждому из этих слов определен оператор ставит в соответствие одно и только одно выходное слово в том же алфавите Γ . Такой оператор будем называть однозначным и замкнутым в алфавите Γ . В работе [3] показано, что любой оператор, сопоставляющий каждой букве l -буквенного входного слова m_i ($i = 1, 2, \dots, l$) или m букв выходного слова, можно представить в виде сложного оператора, состоящего из $M \left(M \prod_{i=1}^l m_i \right)$ или M_c ($M_c = m'$) однозначных операторов Q_j ($j = 1, 2, \dots, M$), действующих на одно и то же l -буквенное входное слово. Очевидно, что $M = M_c$ при $m_i = m$.

Будем считать, что все M операторов воплощены в одной и той же модели. Другими словами, модель обладает M способами поведения и имеет переключатель, позволяющий выбирать тот или иной оператор. Выбор оператора происходит или по воле экспериментатора, или под действием какого-либо внешнего фактора.

Индекс при Q или любой другой символ, значение которого определяет выбор оператора в каждом конкретном случае, будем называть параметром. Значение параметра подается на второй вход модели и определяет однозначный замкнутый оператор, обращающий входное слово в выходное. В дальнейшем будем считать (если не оговорено противное), что значение параметра, подаваемое на второй вход модели, определяется экспериментатором.

В связи с тем, что слово или буквосочетание поступает на первый вход модели последовательно, признак за признаком, классифицирующую систему, воспринимающую эти входные сигналы, будем называть последовательной классифицирующей системой (ПКС). Память ПКС представлена первым уровнем памяти модели. Каждому значению каждого признака в памяти ПКС соответствует т. н. распознающий элемент (РЭ), возбуждающийся под действием значения того или иного признака. Представим РЭ в виде элемента, имеющего два входа и три выхода. В дальнейшем, если не будет оговорено конкретно, о каком входе или выходе идет речь, будем иметь в виду только первый вход и первый выход РЭ. Распознающий элемент может находиться в «возбужденном» или «невозбужденном» состоянии в зависимости от того, появляется или не появляется сигнал на любом из его выходов при подаче входного сигнала на один из входов РЭ. Входы и выходы РЭ будем называть соответственно входными и выходными связями.

Перед тем как перейти к рассмотрению свойств РЭ, условимся использовать при их описании язык исчисления предикатов с целью уточнения записи этих свойств. Примем в качестве формальных эквивалентов пропозициональных связок: «не», «или», «и», «если... то...» соответственно символы отрицания (\neg), дизъюнкции (\vee), конъюнкции (\wedge) и импликации (\Rightarrow). Круглыми скобками обозначим порядок действия перечисленных связок.

Для образования формул будем пользоваться следующими правилами:

1) Если x , $a_i(x)$, $P\mathcal{E}_i(x)$, V_k , W_l — переменные, то $B(a_i(x), P\mathcal{E}_i(x))$, $C(P\mathcal{E}_i(x))$, $D(P\mathcal{E}_{i_1}(x) P\mathcal{E}_{i_2}(x + 1))$, $F(a_{i_1}(x), a_{i_2}(x + 1))$, $G(P\mathcal{E}_i(x))$,

$H(P\mathcal{E}_i(x)), J(W_{i_1}, W_{i_2}), K(W_{i_1}, W_{i_2}), L(V_k), Q(P\mathcal{E}_j(x)), R(P\mathcal{E}_i(x)), S(P\mathcal{E}_j(x)), T(x, l)$ — формулы.

2) Любое выражение, построенное рекуррентно из уже имеющих формул по правилам: $(\bigwedge B(a_i(x), P\mathcal{E}_j(x))), (R(P\mathcal{E}_j(x)) \vee S(P\mathcal{E}_j(x))), (R(P\mathcal{E}_j(x)) \wedge G(P\mathcal{E}_j(x))), (B(a_i(x), P\mathcal{E}_j(x)) \Rightarrow C(P\mathcal{E}_j(x)))$ — есть формула.

3) Если $P\mathcal{E}_j(x)$ — переменная, а $R(P\mathcal{E}_j(x))$ — формула, то $\forall P\mathcal{E}_j(x) \times R(P\mathcal{E}_j(x)), \exists P\mathcal{E}_j(x) R(P\mathcal{E}_j(x)), \exists! P\mathcal{E}_j(x) R(P\mathcal{E}_j(x))$ — формулы.

4) Никаких формул, кроме получающихся согласно 1—3, нет [4, § 31].

Пусть распознающие элементы обладают следующими свойствами.

Свойство 1. Существует одно и только одно значение признака, которое может возбудить $P\mathcal{E}_j(x)$, т. е. $\exists! a_i(x) \exists! P\mathcal{E}_j(x) B(a_i(x), P\mathcal{E}_j(x))$, где $\exists! a_i(x)$ представляет собой квантор единственности, а $a_i(x)$ и $P\mathcal{E}_j(x)$ обо значают переменные, на которые действует указанный квантор. $B(a_i(x), P\mathcal{E}_j(x))$ — это двухместный предикат, истинный тогда и только тогда, когда буква $a_i(x)$ возбуждает $P\mathcal{E}_j(x)$. Обозначение $P\mathcal{E}_j(x)$ говорит о том, что j -й распознающий элемент возбуждается значением a_i признака x . При возбуждении $P\mathcal{E}_j(x)$ буквой $a_i(x)$ на первый выход проходят буквы, непосредственно следующие за буквой, возбуждившей $P\mathcal{E}_j(x)$, а на третьем выходе элемента появляется значение a_i признака x .

Свойство $P\mathcal{E}_j(x)$ распознавать только единственное значение a_i признака x приобретается им в процессе обучения. До обучения, т. е. до первого поступления на его вход какой-либо буквы, $P\mathcal{E}_j$ находится в безразличном состоянии. Это означает, что при подаче на вход элемента значения $a_i (a_i \in \Gamma, i \in \Delta)$ признака x $P\mathcal{E}_j$ запоминает его и в дальнейшем возбуждается только при поступлении на его вход буквы $a_i(x)$.

Свойство 2. Каждый $P\mathcal{E}_j(x)$ обладает свойством возбуждаться при подаче на его второй и только второй вход буквы $\alpha (\alpha \in \Gamma)$, т. е. $\forall P\mathcal{E}_j(x) R(P\mathcal{E}_j(x))$, где $R(P\mathcal{E}_j(x))$ — одноместный предикат, истинный тогда и только тогда, когда $P\mathcal{E}_j(x)$ возбуждается буквой α . При возбуждении $P\mathcal{E}_j(x)$ буквой α на выход 1 проходят буквы, поданные на вход 1, а на выход 3 — значение признака, которое хранится в $P\mathcal{E}_j(x)$. Заметим, что выходы 3 всех распознающих элементов соединены с выходом модели.

Свойство 3. Каждому $P\mathcal{E}_j(x)$ приписывается целое неотрицательное число P , называемое весом. Величина определяется числом возбуждений $P\mathcal{E}_j(x)$ с момента поступления на его вход первой возбуждившей этот $P\mathcal{E}_j(x)$ буквы и характеризует его «опыт». Изменение величины P происходит только при возбуждении соответствующего $P\mathcal{E}_j(x)$. Обозначим вес $P\mathcal{E}_j(x)$ после n -го возбуждения через $P_n(P\mathcal{E}_j(x))$. Тогда закон изменения веса $P\mathcal{E}_j(x)$ задается следующим соотношением, определенным для всех значений $n = 0, 1, 2, \dots$:

$$P_{n+1}(P\mathcal{E}_j(x)) = P_n(P\mathcal{E}_j(x)) + \lambda, \quad (2)$$

где $P_0(P\mathcal{E}_j(x)) = 0$, а λ — коэффициент, отражающий «эмоциональное состояние» модели. В дальнейшем (если не оговорено противное) будем считать, что $\lambda = 1$. Указанное свойство можно представить в виде

$$\begin{aligned} \exists! a_i(x) \exists! P\mathcal{E}_j(x) B(a_i(x), P\mathcal{E}_j(x)) \vee \exists! P\mathcal{E}_j(x) R(P\mathcal{E}_j(x)) \Rightarrow \\ \Rightarrow \exists! P\mathcal{E}_j(x) C(P\mathcal{E}_j(x)), \end{aligned}$$

где $C(P\mathcal{E}_j(x))$ — одноместный предикат, истинный тогда и только тогда когда $P_{n+1}(P\mathcal{E}_j(x)) = P_n(P\mathcal{E}_j(x)) + \lambda$. Символ « \Rightarrow » читается: «принимает значение» или «становится равным».

Свойство 4. Введем понятие подчинения для $P\mathcal{E}$.

Определение 1. Будем говорить, что $P\mathcal{E}$ подчинен $P\mathcal{E}_i$, если он связан с $P\mathcal{E}_i$ его выходной связью.

Введем двухместный предикат $D(P\mathcal{E}_i, P\mathcal{E}_j)$, истинный тогда и только тогда, когда $P\mathcal{E}_i$ подчиняет $P\mathcal{E}_j$. Распознающие элементы соединяются между собой по правилу: один выход $P\mathcal{E}_i$ может быть соединен с несколькими входами $P\mathcal{E}_j$, но каждый вход $P\mathcal{E}_i$ соединен не более чем с одним выходом $P\mathcal{E}_i$. Это ограничение, наложенное на соединяющие связи, можно представить себе яснее, если потребовать, чтобы из выхода каждого $P\mathcal{E}_i$ выходила и к каждому входу $P\mathcal{E}_j$ подходила в точности одна связь, причем по пути связи могут разветвляться, но не могут сливаться.

Свойство 5. Пусть на вход $P\mathcal{E}_{i_1}$ подано слово $e \rightarrow a_{i_1}(1) \rightarrow a_{i_1}(2) \rightarrow a_{i_1}(3) \rightarrow e$. $P\mathcal{E}_{i_1}$ может возбудиться только первой буквой входного слова. Если $\exists! a_{i_1}(1) \exists! P\mathcal{E}_{i_1}(1) B(a_{i_1}(1), P\mathcal{E}_{i_1}(1))$, то на выход 1 $P\mathcal{E}_{i_1}(1)$ проходят буквы, следующие за $a_{i_1}(1)$, т. е. $e \rightarrow a_{i_2}(2) \rightarrow a_{i_2}(3) \rightarrow e$, а на выход 3 — значение признака, которое хранится в $P\mathcal{E}_{i_1}(1)$. Если $\exists! P\mathcal{E}_{i_1}(1) \forall P\mathcal{E}_{i_2}(2) D(P\mathcal{E}_{i_1}(1), P\mathcal{E}_{i_2}(2))$, то $\exists! a_{i_2}(2) \exists! P\mathcal{E}_{i_2}(2) B(a_{i_2}(2), P\mathcal{E}_{i_2}(2))$. Введение двухместного предиката $F(a_{i_1}(x), a_{i_2}(x+1))$, истинного тогда и только тогда, когда $a_{i_1}(x) \rightarrow a_{i_2}(x+1)$, позволяет представить указанное свойство в следующем виде:

$$\begin{aligned} & \exists! a_{i_1}(x) \exists! P\mathcal{E}_{i_1}(x) B(a_{i_1}(x), P\mathcal{E}_{i_1}(x)) \wedge \exists! a_{i_2}(x) \exists! a_{i_2}(x+1) F(a_{i_1}(x), \\ & a_{i_2}(x+1)) \wedge (\exists! P\mathcal{E}_{i_1}(x) \forall P\mathcal{E}_{i_2}(x+1) D(P\mathcal{E}_{i_1}(x), P\mathcal{E}_{i_2}(x+1))) \Rightarrow \\ & \Rightarrow \exists! a_{i_2}(x+1) \exists! P\mathcal{E}_{i_2}(x+1) B(a_{i_2}(x+1), P\mathcal{E}_{i_2}(x+1))). \end{aligned}$$

В приведенной формуле с целью упрощения записи часть скобок опущена. Принимается, что при отсутствии скобок порядок применения связок определяется последовательностью \neg (отрицание), \wedge (конъюнкция), \vee (дизъюнкция), \Rightarrow (импликация) и \sim (эквивалентность), а для одноименных связок — порядком их появления в формуле, читаемой слева направо.

Свойство 6. Для различения конечных букв слова вводится признак конечной буквы $v(P\mathcal{E}_{i_1}(x))$, который может принимать два значения — b_0 или b_1 . Значение b_0 признака $v(P\mathcal{E}_{i_1}(x))$ означает, что буква $a_{i_1}(x)$ не является конечной буквой слова, а значение b_1 того же признака говорит о том, что $a_{i_1}(x)$ представляет собой конечную букву. Учитывая все сказанное, данное свойство представим в виде

$$\begin{aligned} & \exists! a_{i_1}(x) F(a_{i_1}(x), e) \wedge \exists! a_{i_1}(x) \exists! P\mathcal{E}_{i_1}(x) B(a_{i_1}(x), \\ & P\mathcal{E}_{i_1}(x)) \wedge \exists! P\mathcal{E}_{i_1}(x) \neg G(P\mathcal{E}_{i_1}(x)) \Rightarrow \exists! P\mathcal{E}_{i_1}(x) H(P\mathcal{E}_{i_1}(x)), \end{aligned}$$

где $H(P\mathcal{E}_{i_1}(x))$ — одноместный предикат, истинный тогда и только тогда, когда $v(P\mathcal{E}_{i_1}(x)) := b_1$, а $G(P\mathcal{E}_{i_1}(x))$ — одноместный предикат, истинный тогда и только тогда, когда $v(P\mathcal{E}_{i_1}(x)) = b_1$. Значение признака $v(P\mathcal{E}_{i_1}(x))$ до присвоения ему значения b_1 равно b_0 .

Свойство 7. $\forall P\mathcal{E}_{i_1}(x) Q(P\mathcal{E}_{i_1}(x))$, где $Q(P\mathcal{E}_{i_1}(x))$ — одноместный предикат, истинный тогда и только тогда, когда на вход $P\mathcal{E}_{i_1}(x)$ поступает буква a_0 , на выходе 2 появляется сигнал, равный $P(P\mathcal{E}_{i_1}(x))$. Выходной сигнал поступает в так называемый блок управления распознающими элементами (БУРЭ). Если в БУРЭ поступили сигналы от нескольких распознающих элементов, то, во-первых, блок управления производит сравнение поступивших весов и выделяет $P\mathcal{E}_{i_1}(x)$, которому соответствует максимальный вес; на второй вход выделенного $P\mathcal{E}_{i_1}(x)$ БУРЭ подает букву α , т. е.

$\forall P\mathcal{E}_{i_1}(x) Q(P\mathcal{E}_{i_1}(x)) \Rightarrow \exists! P\mathcal{E}_{i_1}(x) R(P\mathcal{E}_{i_1}(x))$, во-вторых, из БУРЭ на выход модели поступает сигнал, обозначающий отношение веса элемента, на второй вход которого из блока управления была подана буква α , к сумме всех весов, поступивших в БУРЭ от h распознающих элементов в результате подачи на их первые входы буквы a_0 . Иными словами,

величина, поступающая из БУРЭ на выход модели, может быть представлена в виде

$$p(PЭ_i(x)) = \frac{P(PЭ_i(x))}{\sum_{j=1}^h P(PЭ_j(x))}.$$

Свойство 8. При подаче на вход $PЭ_i$ слова e возбуждения $PЭ_i$ не происходит, т. е. $\forall PЭ_i \neg B(e, PЭ_i)$, и поэтому

$$\begin{aligned} & \exists! a_{i_1}(x) F(a_{i_1}(x), e) \wedge \exists! a_{i_1}(x) \exists! PЭ_{i_1}(x) B(a_{i_1}(x), PЭ_{i_1}(x)) \wedge \\ & \wedge \exists! PЭ_{i_1}(x) \forall PЭ_{i_2}(x+1) D(PЭ_{i_1}(x), PЭ_{i_2}(x+1)) \Rightarrow \forall PЭ_{i_2}(x+1) \neg \\ & \neg B(e, PЭ_{i_2}(x+1)). \end{aligned}$$

Формула $\forall PЭ_{i_2}(x+1) \neg B(e, PЭ_{i_2}(x+1))$ обозначает, что прекращается распространение возбуждения на элементы, подчиненные $PЭ_{i_1}(x)$.

Свойство 9. Если $\exists! PЭ_{i_1}(x) R(PЭ_{i_1}(x)) \wedge \exists PЭ_{i_1}(x) G(PЭ_{i_1}(x))$, то на выходе $PЭ_{i_1}(x)$, удовлетворяющего этому условию, появляется слово e . Более полно данное свойство может быть записано следующим образом:

$$\begin{aligned} & \exists! PЭ_{i_1}(x) R(PЭ_{i_1}(x)) \wedge \exists PЭ_{i_1}(x) G(PЭ_{i_1}(x)) \wedge \exists! PЭ_{i_1}(x) \forall PЭ_{i_2}(x+1) \\ & + 1) D(PЭ_{i_1}(x), PЭ_{i_2}(x+1)) \Rightarrow \forall PЭ_{i_2}(x+1) \neg B(e, PЭ_{i_2}(x+1)). \end{aligned}$$

Свойство 10. Если на вход 2 $PЭ_j(x)$ подаются последовательно буквы β и α , т. е. $\beta \rightarrow \alpha$ ($\alpha, \beta \in \Gamma$), то даже при выполнении условия, что $\exists! PЭ_j(x) R(PЭ_j(x)) \wedge \exists PЭ_j(x) G(PЭ_j(x))$, на выходе $PЭ_j(x)$ слово e не появится. Заметим, что при поступлении на второй вход $PЭ_j(x)$ только буквы β на выходах 1, 2 и 3 никакие сигналы не появляются, т. е. будем говорить, что $PЭ_j(x)$ не реагирует на букву β .

Введение одноместного предиката $S(PЭ_i(x))$, истинного тогда и только тогда, когда на второй вход $PЭ_i(x)$ подана буква β , позволяет записать

$$\begin{aligned} & \forall PЭ_{i_1}(x) Q(PЭ_{i_1}(x)) \wedge \exists! PЭ_{i_1}(x) \forall PЭ_{i_2}(x+1) D(PЭ_{i_1}(x), PЭ_{i_2}(x+1)) \wedge \\ & \wedge F(a_0(x), a_0(x+1)) \wedge \forall PЭ_{i_1}(x) S(PЭ_{i_1}(x)) \Rightarrow (\exists! PЭ_{i_1}(x) R(PЭ_{i_1}(x)) \wedge \\ & \wedge \exists PЭ_{i_1}(x) G(PЭ_{i_1}(x)) \Rightarrow \forall PЭ_{i_2}(x+1) Q(PЭ_{i_2}(x+1))). \end{aligned}$$

Пусть задано конечное множество распознающих элементов $Z = \{PЭ_1, PЭ_2, \dots, PЭ_s\}$. Каждый элемент этого множества удовлетворяет всем 10 рассмотренным свойствам. В дальнейшем речь будет идти о таких и только таких $PЭ$, которые удовлетворяют условию, что $PЭ_i \in Z$ ($i = 1, \dots, s$).

Если на первый вход модели подавать множество обучающих последовательностей, а на второй вход сигнал, который может быть записан в виде предложения: «запоминать предъявляемые модели обучающих последовательности», то в процессе обучения $PЭ_i$ ($i = 1, 2, \dots, s$), которые до этого момента были не связаны между собой и находились в безразличном состоянии, будут объединяться в структуры (свойства и 5). Совокупность полученных в результате обучения структур и будет представлять собой память ПКС. Остановимся на требованиях, предъявляемых к обучающим последовательностям.

Требование 1. Обучающие последовательности подаваемые на первый вход модели, должны представлять собой слова и только слова.

Заметим, что говорить о памяти той или иной системы имеет смысл в том и только в том случае, если внешняя среда (в нашем случае - последовательности слов) устроена так, что будущее повторяет прошлое

Иными словами, если модель обучена словам $W_i (W_i \in \Xi)$, то для того, чтобы при функционировании она могла использовать свою память, необходимо на вход этой модели также подавать слова $W_j (W_j \in \Xi)$. Так как слово представляет собой последовательность букв (1), каждая из которых возбуждает один и только один $P\mathcal{E}_i (i = 1, 2, \dots, s)$, то для возбуждения входным словом целой структуры необходимо, чтобы эта структура отражала порядок следования букв входного слова.

Для определения второго требования, предъявляемого обучающим последовательностям, нужно ввести понятие включения одного слова в другое и понятие пересечения двух слов.

Определение 2. Пусть W_i и W_j — два произвольных слова. Будем говорить, что слово W_i включает слово W_j , если слово W_i может быть представлено в виде $W_i = V_1 W_j V_2$, где V_1 и V_2 — некоторые буквосочетания, быть может, равные пустому слову e . В дальнейшем, говоря о включении одного слова в другое, будем иметь в виду случаи, когда $V_1 = e$, т.е. $W_i = W_j V_2$. Включение W_j в W_i обозначим через $W_i \mapsto W_j$, где символ « \mapsto » читается как «включает».

Определение 3. Будем говорить, что слова W_i и W_j пересекаются, если существует такое непустое буквосочетание V , возможно, состоящее и из одной буквы, что $W_i \mapsto V$ и $W_j \mapsto V$. Буквосочетание называется непустым, если оно не равно пустому слову e . Пересечение слов W_i и W_j обозначим через $W_i \cap W_j$. Очевидно, что $W_i \cap W_j = W_j \cap W_i$.

Определение 4. Пусть V_1 и V_2 — такие два буквосочетания, что $V_1, V_2 \in \Theta$. Допускается, чтобы каждое из V_1 и V_2 состояло из одной буквы. Будем говорить, что $V_1 = V_2$, если $V_1 \mapsto V_2$ и $V_2 \mapsto V_1$.

Введем двухместный предикат $T(V_1, V_2)$, истинный тогда и только тогда, когда $V_1 = V_2$.

Требование 2. $\forall W_i \exists W_j J(W_i, W_j)$, где $J(W_i, W_j)$ — двухместный предикат, истинный тогда и только тогда, когда $W_i \cap W_j$. Для обучающих последовательностей слов допускается включение одного слова в другое, т.е. $\exists W_i \exists W_j K(W_i, W_j)$, где $K(W_i, W_j)$ — двухместный предикат, истинный тогда и только тогда, когда $W_i \mapsto W_j$.

В дальнейшем, говоря об обучающих последовательностях слов, будем иметь в виду, что каждое слово этих последовательностей удовлетворяет обоим требованиям.

Рассмотрим процесс формирования структуры памяти ПКС. Пусть на первый вход модели подано l -буквенное слово. Первая буква этого слова $a_{i_1}(1)$ поступает на вход случайно выбранного $P\mathcal{E}_{j_1}$ ($P\mathcal{E}_i \in Z$, $j_1 = 1, 2, \dots, s$), находящегося в безразличном состоянии, и возбуждает его. Заметим, что вероятность всех $P\mathcal{E}_{j_1}$ ($P\mathcal{E}_i \in Z$, $j_1 = 1, 2, \dots, s$), находящихся в безразличном состоянии, возбудиться буквой $a_{i_1}(x)$ ($x = 1, 2, \dots, l$) одинакова. На выход $P\mathcal{E}_{j_1}$ проходят оставшиеся $l-1$ буква входного слова (свойство 5). Затем опять производится случайная выборка $P\mathcal{E}_{j_2}$ и его возбуждение первой буквой из оставшихся $l-1$ букв входного слова, т.е. буквой $a_{i_2}(2)$, и т.д. Наконец, $P\mathcal{E}_{j_l}$ возбуждается буквой $a_{i_k}(l)$. Так как за буквой $a_{i_k}(l)$ следует пустое слово, то дальнейшего подчинения элементов $P\mathcal{E}_{j_{l+1}}$ элементу $P\mathcal{E}_{j_l}$ не происходит (свойство 8), и первая буква нового слова, следующего за e , возбуждает новый элемент $P\mathcal{E}_{j_{l+1}}$, выбранный случайным образом из $P\mathcal{E}$, находящихся в безразличном состоянии, при условии, что $a_{i_1}(1) \neq a_{i_v}(1)$. В противном случае буква $a_{i_v}(1)$ при $v=1$ возбуждает элемент $P\mathcal{E}_{j_1}$. Дальнейшее формирование структуры памяти ПКС происходит аналогичным образом.

Полученную в результате обучения словам W_i ($W_i \in E$, $i = 1, \dots, q$) структуру памяти ПКС удобно описать в терминах древовидных структур, но т. к. в литературе не существует единой терминологии для описания дерева, начнем с определений, частично используя при этом терминологическую систему Айверсона [5].

Основной элемент дерева — РЭ. Связь между подчиняющим РЭ_{*i*} и подчиненным ему РЭ_{*j*} называется ветвью от РЭ_{*i*} к РЭ_{*j*}. Путь — это последовательность ветвей, в которой конечный элемент одной ветви совпадает с начальным элементом следующей. РЭ_{*j*} считается доступным из РЭ_{*i*}, если существует путь от РЭ_{*i*} к РЭ_{*j*}. Число ветвей составляет длину пути. Заметим, что слово длиной l образует путь длиной $l - 1$.

При соблюдении требования 2 пути должны пересекаться между собой. В результате пересечения образуются узлы. РЭ_{*i*} назовем узлом при условии, что от него отходит не менее двух ветвей. Если РЭ_{*j*} не подчинен ни одному из РЭ_{*i*}, то РЭ_{*j*} будем называть начальным элементом дерева. Элементы, находящиеся на одинаковых расстояниях от начального элемента, составляют слой дерева. Число слоев дерева определяется длиной наибольшего пути. РЭ_{*i*}, которые не подчиняют ни одного элемента, называются конечными. Контуром называется путь, в котором начальный элемент совпадает с конечным.

Определение 5. Будем говорить, что структура имеет вид дерева, если 1) она не содержит контуров; 2) содержит по крайней мере один узел; 3) каждый элемент структуры подчинен не более чем одному элементу.

Начальные элементы древовидной структуры объединяются в первый слой памяти ПКС. Первые входные связи всех начальных элементов связаны с первым входом модели. Совокупность древовидных структур, полученная в результате объединения их начальных элементов, в дальнейшем будем называть сложной древовидной структурой.

Если $\exists! \text{РЭ}_{i_1}(1) \forall \text{РЭ}_{i_2}(2) D(\text{РЭ}_{i_1}(1), \text{РЭ}_{i_2}(2))$, то РЭ_{*i*}₂(2) образуют второй слой памяти ПКС. В общем случае, если $\exists! \text{РЭ}_{i_1}(x) \forall \text{РЭ}_{i_2}(x+1) D(\text{РЭ}_{i_1}(x), \text{РЭ}_{i_2}(x+1))$, то РЭ_{*i*}₂($x+1$) образуют ($x+1$)-й слой памяти ПКС.

На основании изложенного можно сформулировать следующую теорему.

Теорема. Распознающие элементы в результате обучения образуют сложную древовидную структуру, если и только если они обладают свойствами 1, 4 и 5, а для входных сигналов выполняется требование 2.

Доказательство. Из описания процесса обучения становится очевидным, что для образования последовательности распознающих элементов длиной l , каждый элемент которой возбуждается соответствующей буквой обучающего l -буквенного слова, необходимо, чтобы распознающие элементы обладали свойствами 1, 4 и 5. Соблюдение же требования 2 приводит к тому, что полученные последовательности элементов будут содержать узлы.

Докажем, что свойства 1, 4 и 5 и требование 2 являются независимыми, т. е. несоблюдение любого из указанных свойств или требования 2 приводит к тому, что структура памяти ПКС, полученная в результате обучения, не будет иметь вид дерева.

Предположим, что не выполняется первое свойство, т. е. РЭ_{*j*} может быть возбужден любой буквой a_i ($a_i \in \Gamma$). В этом случае структура памяти ПКС будет иметь вид цепи, т. е. такой структуры, в которой от каждого элемента отходит не более одной ветви. Если же не выполняется правило соединения РЭ между собой (свойство 4), т. е. распознающие элементы могут быть соединены своими входными связями с выход-

ными связями нескольких РЭ; (что возможно только при разветвлении входной связи), то получим ассоциативную сеть [6]. Несоблюдение свойства 5 приведет к тому, что в результате обучения будет получено не дерево, а r не связанных между собой элементов. И, наконец, при невыполнении требования 2 структура памяти будет представлять собой r непересекающихся цепей. Таким образом, независимость каждого из свойств 1, 4 и 5 и требования 2 доказана.

Из данной теоремы вытекает следующее следствие.

Следствие. Если распознающие элементы обладают свойствами 1, 5 и их входные связи могут разветвляться, а для входных сигналов выполняется требование 2, то в результате обучения из распознающих элементов образуется ассоциативная сеть.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ю. П. Шабанов-Кушнаренко, В. А. Ловицкий. Моделирование словесного поведения в эксперименте с воспроизведением предложений. Тезисы докладов на третьем съезде общества психологов СССР, т. 1, М., 1968.
2. Ю. П. Шабанов-Кушнаренко, В. А. Ловицкий. Структурная модель вербальной системы памяти. Тезисы докладов на третьем съезде общества психологов СССР, т. 1, М., 1968.
3. В. А. Ловицкий. Об эвристическом подходе к моделированию вербальной системы памяти. Сб. «Некоторые проблемы биокibernетики, применение электроники в биологии и медицине», изд. ИК АН УССР, вып. 1, К., 1969.
4. С. Клини. Введение в математику. Изд-во иностр. лит., 1957.
5. К. Jverson. A programming language. Willey and sons. N.-Y., 1962.
6. Э. Т. Головань, С. Я. Заславский. Информационная модель памяти человека. Ж. «Кибернетика», 1967, № 3.

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНАЯ КЛАССИФИЦИРУЮЩАЯ СИСТЕМА КАК МОДЕЛЬ НЕКОТОРЫХ ПРОЦЕССОВ ВЕРБАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПАМЯТИ. II

В. А. Ловицкий

В работе [1] была рассмотрена последовательная классифицирующая система (ПКС), память которой представляет собой сложную древовидную структуру. Память ПКС составлена из распознающих элементов, заданных 10 свойствами. Предполагая, что возможности системы определяются структурой ее памяти и свойствами составляющих эту структуру элементов, рассмотрим вопрос о том, какие задачи может выполнять ПКС, если структура ее памяти имеет вид дерева, а распознающие элементы обладают указанными в работе [1] свойствами.

Будем говорить, что ПКС функционирует, если она каждому буквосочетанию в алфавите Γ , поданному на первый вход модели, и заданию, поданному на второй вход модели, сопоставляет определенное выходное буквосочетание в том же алфавите Γ .

Если распознающие элементы (РЭ), из которых составлена память ПКС, обладают свойствами 1, 4 и 5, то ПКС может функционировать только в режиме «чтения».

Будем говорить, что буква прочитана, если она возбудила соответствующий элемент 1-го слоя памяти ПКС, независимо от того, на каком месте входного буквосочетания эта буква находилась.

Будем говорить, что буквосочетание длиной l прочитано, если каждая буква этого буквосочетания возбуждает соответствующий элемент соответствующего слоя памяти ПКС. Так как за последней буквой каждого буквосочетания следует пустое слово e , то будем считать, что все РЭ _{i} ($i = 1, 2, \dots, s$), из которых сформирована память ПКС, обладают свойством 8. Иными словами, при подаче на вход РЭ _{i} слова e функционирование всей системы прекращается.

Пусть на первый вход модели подается буквосочетание длиной l , не содержащее буквы a_0 , а на второй вход модели — параметр, заданный в виде предложения: «прочитать входное буквосочетание». Функционирование ПКС в этом режиме выражается следующей формулой:

$$\begin{aligned} & (\exists! a_i(x) \exists! P_{\mathcal{E}_i}(x) \vee B(a_i(x), P_{\mathcal{E}_i}(x))) \Rightarrow \exists! P_{\mathcal{E}_i}(x) C(P_{\mathcal{E}_i}(x))) \Rightarrow (\exists x \neg T(x, l) \Rightarrow \\ & \Rightarrow ((\exists! a_i(x) \exists! a_i(x+1) F(a_i(x), a_i(x+1))) \wedge \exists! P_{\mathcal{E}_1}(x) \forall P_{\mathcal{E}_2}(x+1) \times \\ & \times D(P_{\mathcal{E}_1}(x), P_{\mathcal{E}_2}(x+1)) \wedge \exists! a_i(x+1) \exists! P_{\mathcal{E}_i}(x+1) \vee B(a_i(x+1), \\ & P_{\mathcal{E}_i}(x+1))) \Rightarrow \exists! a_i(x+1) \exists! P_{\mathcal{E}_i}(x+1) \vee B(a_i(x+1), P_{\mathcal{E}_i}(x+1))) \Rightarrow \\ & \Rightarrow \exists! P_{\mathcal{E}_i}(x) C(P_{\mathcal{E}_i}(x)) \vee ((\exists! a_i(x) \exists! a_i(x+1) F(a_i(x), a_i(x+1)) \wedge \\ & \wedge \exists! P_{\mathcal{E}_1}(x) \forall P_{\mathcal{E}_2}(x+1) D(P_{\mathcal{E}_1}(x), P_{\mathcal{E}_2}(x+1)) \wedge \exists! a_i(x+1) \forall P_{\mathcal{E}_2}(x+1) \\ & \wedge \exists! B(a_i(x+1), P_{\mathcal{E}_2}(x+1))) \Rightarrow \exists! a_i(x+1) \exists! P_{\mathcal{E}_i}(1) \vee B(a_i(x+1), \\ & P_{\mathcal{E}_i}(1)) \Rightarrow \exists! P_{\mathcal{E}_i}(1) C(P_{\mathcal{E}_i}(1))) \vee ((\exists! a_i(x) \exists! a_i(x+1) F(a_i(x), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & a_{i_2}(x+1) \wedge \exists P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg D(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)) \Rightarrow \\
 \Rightarrow & \exists ! a_{i_2}(x+1) \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_2}}(1) B(a_{i_2}(x+1), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(1)) \Rightarrow \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_2}}(1) C(P_{\mathcal{E}_{i_2}}(1))) \neg \\
 \neg & (\exists ! x T(x, l) \Rightarrow ((\exists ! a_{i_1}(x) F(a_{i_1}(x), e) \wedge \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) D(P_{\mathcal{E}_{i_1}} \times \\
 \times & (x), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)) \Rightarrow \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg B(e, P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1))) \neg (\exists ! a_{i_1}(x) F \times \\
 \times & (a_{i_1}(x), e) \wedge \exists P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg D(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)) \Rightarrow \\
 \Rightarrow & \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg B(e, P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)))) \quad (x = 1, 2, \dots, l). \quad (1)
 \end{aligned}$$

Символ разделительного «или» ∇ введен для сокращенного обозначения в виде $a_i \nabla a_j$ выражения $\neg a_i \wedge a_j \vee a_i \wedge \neg a_j$.

Заметим, что как в данном режиме, так и в последующих, если выполняются условия, что $\exists ! a_{i_1}(x) \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) B(a_{i_1}(x), P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x))$ или $\exists ! P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \times \times R(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x))$, происходит увеличение веса возбужденного распознающего элемента. Как будет видно из последующих режимов функционирования, указанное дополнение придает ПКС черты самоизменяющейся системы.

Пусть распознающие элементы обладают свойствами 1, 4, 5, 6 и 8, а для входных сигналов соблюдаются требования 1 и 2. Согласно теореме 1 в процессе обучения формируется древовидная структура памяти ПКС, а введение свойства 6 и требования 1 позволит ПКС в результате функционирования ответить на вопрос: «является ли входное буквосочетание словом?».

Если на первый вход модели подано буквосочетание $V_k (V_k \in \Theta)$ длиной l , не содержащее буквы a_0 , а на второй вход модели — задание «определить, является ли буквосочетание V_k словом», то функционирование ПКС в указанном режиме выражается следующей формулой:

$$\begin{aligned}
 & (\exists ! a_{i_1}(x) \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) B(a_{i_1}(x), P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x)) \Rightarrow \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) C(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x))) \Rightarrow \\
 \Rightarrow & (\exists x \neg T(x, l) \Rightarrow ((\exists ! a_{i_1}(x) \exists ! a_{i_2}(x+1) F(a_{i_1}(x), a_{i_2}(x+1)) \wedge \\
 \wedge & \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) D(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)) \wedge \exists ! a_{i_2}(x+1) \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_2}} \times \\
 \times & (x+1) B(a_{i_2}(x+1), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)) \Rightarrow \exists ! a_{i_1}(x+1) \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) B(a_{i_1}(x+1), \\
 + & 1), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1))) \Rightarrow \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) C(P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1))) \nabla ((\exists ! a_{i_1}(x) \exists ! a_{i_2}(x+1) \\
 + & 1) F(a_{i_1}(x), a_{i_2}(x+1)) \wedge \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) D(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)) \wedge \\
 \wedge & \exists ! a_{i_2}(x+1) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg B(a_{i_2}(x+1), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)) \Rightarrow \neg L(V_k)) \Rightarrow \\
 \Rightarrow & \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg B(e, P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1))) \nabla ((\exists ! a_{i_1}(x) \exists ! a_{i_2}(x+1) F(a_{i_1}(x), \\
 a_{i_2} & (x+1)) \wedge \exists P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg D(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)) \Rightarrow \\
 \neg & L(V_k)) \Rightarrow \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg B(e, P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)))) \nabla (\exists ! x T(x, l) \Rightarrow \\
 \Rightarrow & ((\exists a_{i_1}(x) F(a_{i_1}(x), e) \wedge \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) D(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)) \wedge \\
 \wedge & \exists P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) G(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x)) \Rightarrow L(V_k)) \Rightarrow \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg B(e, P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1))) \nabla \\
 \nabla & ((\exists ! a_{i_1}(x) F(a_{i_1}(x), e) \wedge \exists P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg D(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x), \\
 P_{\mathcal{E}_{i_2}} & (x+1)) \wedge \exists P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) G(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x)) \Rightarrow L(V_k)) \Rightarrow \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg B(e, \\
 P_{\mathcal{E}_{i_2}} & (x+1))) \nabla ((\exists ! a_{i_1}(x) F(a_{i_1}(x), e) \wedge \exists ! P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) D(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x), \\
 P_{\mathcal{E}_{i_2}} & (x+1)) \wedge \exists P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \neg G(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x)) \Rightarrow \neg L(V_k)) \Rightarrow \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg \\
 \neg & B(e, P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1))) \nabla ((\exists ! a_{i_1}(x) F(a_{i_1}(x), e) \wedge \exists P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg \\
 \neg & D(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x), P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1)) \wedge \exists P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x) \neg G(P_{\mathcal{E}_{i_1}}(x)) \Rightarrow \neg L(V_k)) \Rightarrow \\
 \Rightarrow & \forall P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1) \neg B(e, P_{\mathcal{E}_{i_2}}(x+1))) \quad (x = 1, 2, \dots, l). \quad (2)
 \end{aligned}$$

где $L(V_k)$ — одноместный предикат, истинный тогда и только тогда, когда $V_k \in \Xi$.

Введем новые четыре свойства 2, 3, 7 и 9, т. е. будем считать, что распознающие элементы, из которых сформирована структура памяти ПКС, обладают 9 свойствами. По сути говоря, в предыдущих двух режимах уже использовалось свойство 3, т. е. в процессе функционирования происходило увеличение веса возбужденных $P\mathcal{E}_j(x)$, но полученные значения $P(P\mathcal{E}_j(x))$ раньше не находили применения при функционировании ПКС. Введение свойств 2, 7 и 9 позволяет использовать в процессе функционирования приобретенные значения весов $P\mathcal{E}_j$. С этой же целью вводится и блок БУРЭ.

Пусть на первый вход модели подано буквосочетание $V_k (V_k \in \Theta)$ вида: $e \rightarrow a_0(1) \rightarrow a_0(2) \rightarrow \dots$, а на второй вход модели — параметр, заданный в виде предложения: «заменять последовательно буквы $a_0(x)$ буквами $a_1(x)$ ($a_1(x) \in \Gamma$) до тех пор, пока не получится слово» или в «результате функционирования воспроизвести слово произвольной длины». Функционирование ПКС в этом режиме можно представить в следующем виде:

$$\begin{aligned} \forall P\mathcal{E}_1(x) Q(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow (((\exists! P\mathcal{E}_1(x) R(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow \exists! P\mathcal{E}_1(x) C(P\mathcal{E}_1(x))) \wedge \\ \wedge \exists P\mathcal{E}_1(x) G(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow L(V_k)) \Rightarrow \forall P\mathcal{E}_2(x+1) \neg B(e, P\mathcal{E}_2(x+1))) \nabla \\ \nabla (((\exists! P\mathcal{E}_1(x) R(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow \exists! P\mathcal{E}_1(x) C(P\mathcal{E}_1(x)) \wedge \exists P\mathcal{E}_1(x) \neg G(P\mathcal{E}_1(x))) \wedge \\ \wedge \exists! P\mathcal{E}_1(x) \forall P\mathcal{E}_2(x+1) D(P\mathcal{E}_1(x), P\mathcal{E}_2(x+1)) \Rightarrow \\ \Rightarrow \forall P\mathcal{E}_2(x+1) Q(P\mathcal{E}_2(x+1)))) \quad (x = 1, 2, \dots). \end{aligned} \quad (3)$$

Введение последнего, 10-го свойства РЭ позволяет ПКС функционировать в режиме, аналогичном предыдущему, с той лишь разницей, что входное буквосочетание V_k представлено в виде $e \rightarrow a_0(1) \rightarrow \dots \rightarrow a_0(l) \rightarrow e$, а сигнал, подаваемый на второй вход модели, записывается следующим образом: «так последовательно заменять буквы $a_0(x)$ буквами $a_1(x)$ ($a_1(x) \in \Gamma$), чтобы букву $a_0(l)$ можно было заменить конечной буквой $a_1(l)$ ». Иными словами, задание можно сформулировать так: «в результате функционирования воспроизвести слово длиной l ». По этому сигналу из БУРЭ на вторые входы всех элементов, начиная с 1-го слоя и кончая $(l-1)$ -м слоем, подается буква β . Функционирование ПКС в указанном режиме выражается формулой

$$\begin{aligned} \forall P\mathcal{E}_1(x) Q(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow (\exists x \neg T(x, l) \Rightarrow (\forall P\mathcal{E}_1(x) S(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow \\ \Rightarrow (((\exists! P\mathcal{E}_1(x) R(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow \exists! P\mathcal{E}_1(x) C(P\mathcal{E}_1(x))) \wedge \exists! P\mathcal{E}_1(x) \forall P\mathcal{E}_2(x+1) \times \\ \times D(P\mathcal{E}_1(x), P\mathcal{E}_2(x+1)) \Rightarrow \forall P\mathcal{E}_2(x+1) Q(P\mathcal{E}_2(x+1))) \nabla \\ \nabla (((\exists! P\mathcal{E}_1(x) R(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow \exists! P\mathcal{E}_1(x) C(P\mathcal{E}_1(x))) \wedge \exists P\mathcal{E}_1(x) \forall P\mathcal{E}_2(x+1) \\ + 1) \neg D(P\mathcal{E}_1(x), P\mathcal{E}_2(x+1)) \Rightarrow \forall P\mathcal{E}_2(x+1) \neg B(e, P\mathcal{E}_2(x+1)))))) \nabla \\ \nabla (\exists! x T(x, l) \Rightarrow (\forall P\mathcal{E}_1(x) \neg S(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow (((\exists! P\mathcal{E}_1(x) R(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow \\ \Rightarrow \exists! P\mathcal{E}_1(x) C(P\mathcal{E}_1(x))) \wedge \exists P\mathcal{E}_1(x) G(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow L(V_k)) \Rightarrow \forall P\mathcal{E}_2(x+1) \neg \\ \neg B(e, P\mathcal{E}_2(x+1))) \nabla (((\exists! P\mathcal{E}_1(x) R(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow \exists! P\mathcal{E}_1(x) C(P\mathcal{E}_1(x))) \wedge \\ \wedge \exists P\mathcal{E}_1(x) \neg G(P\mathcal{E}_1(x)) \Rightarrow \neg L(V_k)) \Rightarrow \forall P\mathcal{E}_2(x+1) \neg \\ \neg B(e, P\mathcal{E}_2(x+1)))))) \quad (x = 1, 2, \dots, l). \end{aligned} \quad (4)$$

С целью упрощения записи данного режима последний дизъюнктивный член формулы (4) отражает только тот факт, что если ПКС не удастся с первого раза воспроизвести слово заданной длины, то на этом ее функционирование прекращается. В действительности ПКС функционирует до тех пор, пока не решит поставленную перед ней задачу. При этом в БУРЭ уже не всегда определяется для возбужде-

ния распознающий элемент, имеющий максимальный вес. Так, например, при первой неудачной попытке воспроизвести слово заданной длины в первом слое был возбужден $P\mathcal{E}_{i_1}(1)$, имеющий максимальный вес по сравнению с весами $h_1 - 1$ элементов 1-го слоя. (h_1 — это число элементов 1-го слоя). При повторной попытке ПКС воспроизвести слово заданной длины БУРЭ возбуждит в 1-м слое уже не $P\mathcal{E}_{i_1}(1)$, а $P\mathcal{E}_{i_2}(1)$, причем $P(P\mathcal{E}_{i_2}(1)) < P(P\mathcal{E}_{i_1}(1))$, но больше веса остальных $h_1 - 2$ элементов и т. д., т. е. БУРЭ будет производить последовательное возбуждение элементов по убывающим весам сначала только в первом слое, затем в 1-м, 2-м слоях и т. д. до получения слова заданной длины.

Следует отметить, что в предыдущих двух режимах при последовательной замене буквы $a_0(x)$ на букву $a_i(x)$ в БУРЭ, согласно свойству 7, формируется величина $P(P\mathcal{E}_j(x))$. Эти величины, полученные для определенных элементов каждого слоя памяти ПКС, перемножаются между собой, а результат подается на выход модели. Пусть в результате замены букв $a_0(x)$ получено l -буквенное слово $W_k (W_k \in \Xi)$. Тогда вероятность воспроизведения этого слова $p(W_k)$ определяется в БУРЭ по следующей формуле:

$$p(W_k) = \frac{P(P\mathcal{E}_{i_1}(1))}{\sum_{i_1=1}^{h_1} P(P\mathcal{E}_{i_1}(1))} \cdot \frac{P(P\mathcal{E}_{i_2}(2))}{\sum_{i_2=1}^{h_2} P(P\mathcal{E}_{i_2}(2))} \cdot \dots \cdot \frac{P(P\mathcal{E}_{i_l}(l))}{\sum_{i_l=1}^{h_l} P(P\mathcal{E}_{i_l}(l))} = \frac{P(P\mathcal{E}_{i_l}(l))}{\sum_{i_1=1}^{h_1} P(P\mathcal{E}_{i_1}(1))}, \quad (5)$$

где h_1, h_2, \dots, h_l обозначают соответственно число элементов первого слоя, число распознающих элементов, подчиненных одному из элементов 1-го слоя и т. д., и, наконец, число элементов, подчиненных одному из элементов $(l - 1)$ -го слоя.

Заметим, что для древовидных структур, если $\exists! P\mathcal{E}_{i_1}(x) \forall P\mathcal{E}_{i_2}(x + 1) D(P\mathcal{E}_{i_1}(x), P\mathcal{E}_{i_2}(x + 1))$.

то справедливо соотношение

$$P(P\mathcal{E}_{i_1}(x)) = \sum_{i_2=1}^h P(P\mathcal{E}_{i_2}(x + 1)), \quad (6)$$

где h — число элементов, подчиненных $P\mathcal{E}_{i_1}(x)$.

Назовем режимы функционирования ПКС, заданные формулами (1), (2), (3) и (4), соответственно первым, вторым, третьим и четвертым. Отметим еще один режим функционирования ПКС, отличающийся от предыдущих четырех тем, что при функционировании ПКС в новом режиме не используется ее структура памяти.

Пусть на первый вход модели подано буквосочетание, а на второй — задание: «сравнить между собой две буквы $a_{i_1}(x)$ и $a_{i_2}(x + 1)$ входного буквосочетания». Очевидно, что эта задача не может быть решена ПКС, обладающей только рассмотренной структурой памяти. Видимо, для решения поставленной задачи ПКС должна иметь такую память, которая, во-первых, могла бы запомнить букву $a_{i_1}(x)$, во-вторых, сравнить букву $a_{i_2}(x + 1)$ с запомненной буквой $a_{i_1}(x)$.

Введем конечное множество Φ распознающих элементов, каждый из которых обладает, по крайней мере, свойствами 1, 4 и 5. Заметим, что множество Φ не пересекается с конечным множеством Z . Все элементы множества Φ находятся в безразличном состоянии. При поступлении на вход модели буквы $a_{i_1}(x)$ случайным образом выбирается $P\mathcal{E}_j$ из множества Φ и возбуждается этой буквой. При подаче на вход буквы $a_{i_2}(x + 1)$ она либо возбуждает $P\mathcal{E}_j$ (это свидетельствует о том, что $a_{i_1}(x) = a_{i_2}(x + 1)$ при $k = 1$), либо не возбуждает его. Если буква $a_{i_2}(x + 1)$ возбуждает $P\mathcal{E}_j$, то на его выходе 3 появляется буква

$a_i(x)$. После выполнения задания из БУРЭ на второй вход РЭ_j подается буква γ ($\gamma \notin \Gamma$), которая переводит его в безразличное состояние. Будем считать, что способность РЭ реагировать на букву γ составляет 11-е свойство распознающих элементов.

Память, при формировании и функционировании которой использовались 1—10 свойства распознающих элементов, будем называть долговременной памятью (ДП) ПКС. А память, для функционирования которой достаточно, чтобы элементы обладали только свойствами 1, 4, 5 и 11, назовем кратковременной памятью (КП) ПКС. В кратковременной памяти осуществляется непродолжительное хранение информации. Длительность функционирования КП задается БУРЭ и определяется сигналом, поданным на второй вход модели. Следует заметить, что введение КП было вызвано необходимостью отразить умение человека сравнивать «незнакомые» ему символы.

Как отмечалось в работе [2], структура памяти модели состоит из нескольких уровней. Предполагается, что, используя определенный уровень памяти, модель может решать соответствующий этому уровню класс задач. Так, на первом уровне модель способна решать задачи, относящиеся соответственно к 1-му классу. К указанному классу отнесем все задачи, решение которых сводится к операциям над буквосочетаниями и не требует при этом использования связей между последними. Напомним, что буквосочетание может быть представлено в виде одной буквы или слова.

В процессе решения любой задачи 1-го класса происходит обращение к ДП или КП ПКС. Обращение к ДП осуществляется только при функционировании ПКС в одном из четырех рассмотренных режимов. Предполагается, что любая задача 1-го класса, которая решается человеком, может быть решена и ПКС, использующей для этого обращение к ДП или КП. Очевидно, что достоверность высказанного предположения доказывается только путем накопления большого количества задач относящихся к 1-му классу, и проверки возможности их решения как человеком, так и моделью. Ниже в качестве примера приводится ряд задач, относящихся к 1-му классу.

Задача 1. Пусть задано буквосочетание $V_f = a_2 a_5 a_0^n a_7 a_1$, полученное из слова путем замены его n букв пустыми буквами a_0 . Необходимо восстановить исходное слово иными словами, заменить пустые буквы таким буквосочетанием $a_{i_1}^{m_1} a_{i_2}^{m_2} \dots a_{i_k}^{m_k}$, где $i_j \in \Delta$ ($j = 1, 2, \dots, k$), $a_{i_j} \neq a_{i_{j+1}}$, $\sum_{i=1}^k m_i = n$, чтобы $V' \in E$. V_j — это буквосочетание, полученное из V_f путем замены в нем пустых букв. Сформулируем условие еще одной задачи аналогичного типа.

Задача 2. Пусть задано буквосочетание $V_f = a_2 a_5 a_0^{n_1} a_8 a_0^{n_2} a_4 a_3$, полученное из слова путем замены его n_1 и n_2 букв соответственно пустыми буквами a_0 . Необходимо восстановить первоначальный вид слова. Легко видеть, что варьируя количество восстанавливаемых групп и число заменяемых в них букв, можно продолжить список задач указанного типа. В процессе их решения осуществляется неоднократное обращение к ПКС в режимах 2-м и 4-м. Например, очередность обращения к ПКС при решении первой из рассмотренных задач можно представить в виде схемы $2 \rightarrow 4 \rightarrow 2$, где цифры 2 и 4 обозначают соответственно 2-й и 4-й режимы функционирования ПКС. В процессе решения этой задачи может происходить неоднократное обращение к ДП, т. е. $2 \rightarrow 4 \rightarrow 2$.

Задача 3. Пусть задано буквосочетание $V_f = a_i \dots a_n$. Необходимо пустые буквы заменить таким буквосочетанием $a_{i_1}^{m_1} a_{i_2}^{m_2} \dots a_{i_k}^{m_k}$.

$i_j \in \Delta (j = 1, 2, \dots, k), a_{i_j} \neq a_{i_{j+1}}, \sum_{i=1}^n m_i = n$, чтобы $V_j \in \exists$. Очередность

обращения к ДП в процессе решения этой задачи может быть представлена в виде схемы $2 \rightleftharpoons 4$.

Задача 4. Пусть заданы два буквосочетания: $V_{f_1} = a_5 a_8 a_1 a_4$ и $V_{f_2} = a_5 a_8 a_2 a_4$. Необходимо сравнить их между собой и определить, что $V_{f_1} = V_{f_2}$ или $V_{f_1} \neq V_{f_2}$. При решении этой задачи используется КП ПКС.

В работе [3] приведен более полный перечень задач, которые могут быть отнесены к 1-му классу задач. Анализ решений указанного набора задач позволил предположить, что когда задача относится к 1-му классу, то для ее решения достаточно обращения к ДП или КП ПКС, причем если при решении задачи используется ДП, то очередность обращения к ней может быть задана в виде схемы, элементами которой являются режимы функционирования ПКС, а стрелки указывают на последовательность перехода от одного режима функционирования к другому.

Алгоритмы решения некоторых задач 1-го класса описаны на языке ассоциативного программирования и приведены в работе [3]. Испытание алгоритмов проводилось на ЭЦВМ «Урал-2» в вычислительном центре Харьковского института радиоэлектроники. Результаты испытания алгоритмов можно считать удовлетворительными.

ЛИТЕРАТУРА

1. В. А. Ловицкий. Последовательная классифицирующая система как модель некоторых процессов вербальной системы памяти. I (статья в настоящем сборнике).
2. Ю. П. Шабанов-Кушнаренок, В. А. Ловицкий. Структурная модель вербальной системы памяти. Тезисы докладов на третьем съезде общества психологов СССР, т. I, М., 1968.
3. В. А. Ловицкий. Эвристическое моделирование поведения человека, определяемое уровнем организации хранимой информации. Сб. «Вопросы теории электронных цифровых математических машин», вып. 2, изд. ИК АН УССР, К., 1969.

СЛУЧАЙНЫЕ РЕШАЮЩИЕ СИСТЕМЫ. I

С. Я. Заславский

Решающие системы, в которых ответ строится с помощью последовательного критерия

1. В настоящей работе рассматривается класс устройств, называемых решающими системами (p -системами), которые отвечают на вопросы, поступающие из внешней среды.

Основной частью всякой p -системы является ее память. Мы будем рассматривать p -системы, память которых строится на основе описанной в работе [1] информационной модели ассоциативной памяти человека. Множеству Ξ элементов информации, хранящихся в памяти, с заданным в нем бинарным отношением, индуцируемым ассоциативными связями между различными элементами, взаимно однозначно ставится в соответствие ориентированный связный граф G : каждому элементу информации a_i ($a_i \in \Xi$) соответствует вершина i графа G , а любые две вершины i, j ($i, j \in G$) соединены дугой тогда и только тогда, когда соответствующие элементы a_i, a_j ($a_i, a_j \in \Xi$) находятся в отношении, определенном в Ξ . Предполагается, что множество Ξ , а следовательно, и граф G , конечны. Кроме того, положим, что G — граф без контуров.

Функционирование p -системы состоит в возбуждении некоторого множества вершин графа G с помощью внешнего раздражителя (вопроса) в передаче возбуждения попарно инцидентным вершинам этого графа и выборе из множества возбужденных вершин последовательности, удовлетворяющей определенному условию (построению ответа).

Каждой вершине i графа G сопоставлена пара действительных отрицательных чисел: S_i и π_i — ее вес и порог.

Вопросы — k -мерные векторы $\bar{v} = (v_1, \dots, v_k)$, где $v_i = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}$, а $k =$ число вершин графа G .

Ответ, выдаваемый p -системой, также k -мерный вектор $w = (w_1, \dots, w_k)$, компоненты которого принимают два значения — 0 или 1.

Определенные таким образом вопросы можно интерпретировать следующим образом. Так как размерность вектора \bar{v} равна числу вершин графа G , то любой вершине x графа однозначно (при фиксированной нумерации вершин) можно сопоставить компоненты v_x вектора \bar{v} . Если событие, состоящее в том, что $v_x = 1$, интерпретировать как возбуждение вершины x , то в отличие от [1], здесь допускается наличие нескольких одновременно возбужденных вершин. При этом возбуждение сохраняется до тех пор, пока не будет построен ответ.

Фиксируя множество вершин графа G , в которые не входит ни одна дуга, образуем нулевой уровень. Множество вершин графа G , соединенных с вершинами, принадлежащими нулевому уровню, образуют первый уровень.

Аналогично образуются 2-й, 3-й, ..., r -й уровни.

Если вершина i -го уровня ($i = 1, \dots, r$) соединена с вершинами, принадлежащими $i = 1$ -му уровню случайно и независимо, причем за-

кон распределения соединений заранее задан, то получим некоторый класс графов, рассматриваемый как множество с заданным на нем полем вероятностей, определяющим вероятность выбора из класса каждого конкретного представителя. Такой класс графов можно рассматривать как один граф со случайными соединениями вершин. В этом смысле граф называется случайным.

2. Всякая p -система содержит два оператора: F и Q . Оператор F служит для предварительного отбора в G информации, относящейся к заданному вопросу, и ставит в соответствие вектору \bar{v} граф $T_{\bar{v}}$. С помощью оператора Q в графе $T_{\bar{v}}$ строится ответ \bar{w} p -системы.

Систему, состоящую из F , Q и G , обозначим через β . При неизменных F , Q и G система β , взаимодействуя с внешней средой, на фиксированный вопрос всегда будет выдавать один и тот же ответ. Для того чтобы получить p -систему, необходимо дополнить β указанием тех ее параметров, которые изменяются при обучении.

Определение. Решающей системой (p -системой) будем называть систему β , дополненную набором конечных параметров, входящих в G , с указанием, каким образом эти параметры изменяются в процессе обучения (закон поощрения).

В работах [2, 3] рассмотрены p -системы с различными законами поощрения. Мы рассмотрим p -системы, в которых оператор реализуется по последовательным критерием отношений вероятностей.

3. Пусть x — вершина случайного графа $T_{\bar{v}}$. Задача выбора одной из вершин следующего уровня графа $T_{\bar{v}}$ может быть сформулирована в терминах проверки статистических решений.

Фиксируем на i -м уровне случайного графа $T_{\bar{v}}$ некоторую вершину x , а на $i + 1$ -м уровне — вершины y, z . Обозначим через $V^{(1)} (V^{(2)})$ множество вопросов, которым соответствуют правильные ответы ω^* такие, что $\omega_x = \omega_y = 1$ ($\omega_x = \omega_z = 1$). Символически: $V^{(1)} = \{\bar{v}/\omega(x) = \omega_y = 1\}$, $V^{(2)} = \{\bar{v}/\omega(x) = \omega_z = 1\}$. Пусть $V = V^{(1)} \cup V^{(2)}$. Предполагается, что $V^{(1)}$ и $V^{(2)}$ не пересекаются. Тогда $f(\bar{v}/V^{(1)}) (f\bar{v}/V^{(2)})$ — распределение вероятностей на множестве $V^{(1)} (V^{(2)})$, а $\Theta (V^{(2)}) (\Theta(V^{(1)}))$ — вероятность появления вопроса, принадлежащего множеству $V^{(1)} (V^{(2)})$.

Для фиксированного вопроса \bar{v} из множества V запишем отношение

$$K_{\bar{v}} = \frac{\Theta(V^{(1)}) f\left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}}\right)}{\Theta(V^{(2)}) f\left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}}\right)} \quad (1)$$

и сформулируем две гипотезы: $H_0: \omega_y = 1$; $H_1: \omega_z = 1$. Принимая одну из этих гипотез, можно совершить две ошибки: 1) принять гипотезу H_0 при $v_z = 1$; 2) принять гипотезу H_1 при $v_y = 1$. Предположим, что вероятность ошибок обоих видов не превосходит α .

Для выбора вершины y или z используется последовательный критерий отношения вероятностей с константами A и B ($A > B$). Предполагая, что вопросы $\bar{v}_1, \dots, \bar{v}_n$ принадлежат тому же множеству, что и \bar{v} , запишем

$$\frac{f_{V_n^{(1)}}}{f_{V_n^{(2)}}} = \frac{f\left(\frac{\bar{v}_1}{V^{(1)}}\right) \cdot \dots \cdot f\left(\frac{\bar{v}_n}{V^{(1)}}\right)}{f\left(\frac{\bar{v}_1}{V^{(2)}}\right) \cdot \dots \cdot f\left(\frac{\bar{v}_n}{V^{(2)}}\right)} \quad (2)$$

* Правильными ответами называются ответы ω , удовлетворяющие условию $\bar{v} \in \bar{\omega}$ [2, 3].

Увеличиваем на единицу число n предлагаемых вопросов ($n = 1, 2, \dots$) до тех пор, пока отношение (2) удовлетворяет неравенству

$$B < \frac{f_{V^{(1)}}}{f_{V^{(2)}}} < A. \quad (3)$$

При первом нарушении неравенства (3) принимается гипотеза H_0 или H_1 , сообразно с тем, будет ли выполнено неравенство

$$\frac{f_{V^{(1)}}}{f_{V^{(2)}}} \leq B \text{ или } \frac{f_{V^{(1)}}}{f_{V^{(2)}}} \geq A.$$

Если число n заранее ограничено некоторым n_0 , то возможен случай, когда для всех $n \leq n_0$ выполнено неравенство (3). Тогда вопрос о принятии одной из гипотез H_0 или H_1 остается открытым: имеющаяся информация позволяет с равными основаниями принять любую гипотезу.

Обозначим потери, возникающие при неправильном выборе гипотезы $H_0(H_1)$ через $\omega_{V^{(1)}}(\omega_{V^{(2)}})$, а стоимость одного испытания через C . Тогда средний диск последовательного критерия ν определяется из соотношения

$$R[\Theta(V^{(1)}), \nu] = \Theta(V^{(1)}) [\alpha \omega_{V^{(1)}} + CM_{V^{(1)}}(n)] + \\ + \Theta(V^{(2)}) [\alpha \omega_{V^{(2)}} + CM_{V^{(2)}}(n)],$$

где α — вероятность неправильного отклонения гипотез H_0, H_1 ; $M_{V^{(1)}}, M_{V^{(2)}}$ — среднее число испытаний.

Положим

$$A = \frac{\Theta(V^{(1)})}{\Theta(V^{(2)})} \frac{1-\alpha}{\alpha}, \quad (4) \\ B = \frac{\Theta(V^{(1)})}{\Theta(V^{(2)})} \frac{\alpha}{1-\alpha}.$$

Тогда, как было показано в [4], существуют такие $\omega_{V^{(1)}}, \omega_{V^{(2)}}$ и C , зависящие только от α (и не зависящие от $\Theta(V^{(1)})$ и $\Theta(V^{(2)})$), что последовательный критерий с границами A и B , определенными уравнениями (4), минимизирует $R[\Theta, \nu]$. Если $\Theta(V^{(1)}) = \Theta(V^{(2)})$, то вероятность ошибочного выбора одной из гипотез не превышает заданного α [5].

Пусть $n = 1$. Тогда принимается гипотеза H_0 , когда $K_{\bar{v}} \geq \frac{1-\alpha}{\alpha}$, и H_1 , для $K_{\bar{v}} \leq \frac{\alpha}{1-\alpha}$, и вопрос о выборе гипотезы остается открытым, если

$$\frac{\alpha}{1-\alpha} < K_{\bar{v}} < \frac{1-\alpha}{\alpha}.$$

4. Приведенные рассуждения положены в основу построения p -систем, в которых оператор Q реализован последовательным критерием отношений вероятностей. Заметим, что при этом $\Theta(V^{(1)})$ и $\Theta(V^{(2)})$, а также $f\left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}}\right)$ и $f\left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}}\right)$ заранее не известны. При обучении фиксированной p -системы A с помощью о.п. L длины N , содержащей вопросы, принадлежащие V , определим эмпирические величины $\Theta_{V^{(1)}}(V)$ и $\Theta_{V^{(2)}}(V)$ и эмпирические функции $f_{V^{(1)}}(\bar{v})$ и $f_{V^{(2)}}(\bar{v})$. Пусть $\Theta_{V^{(1)}} = \frac{N_{V^{(1)}}}{N}$,

$$\Theta_{V^{(2)}} = \frac{N_{V^{(2)}}}{N}, \quad N_{V^{(1)}} + N_{V^{(2)}} = N,$$

где $N_{V^{(1)}}$ и $N_{V^{(2)}}$ — число появлений \bar{v} (соответственно $\bar{v} \in V^{(1)}$ и $\bar{v} \in V^{(2)}$) в о. п. L длины N .

В силу закона больших чисел при $N \rightarrow \infty$ $\Theta_{V^{(1)}}$ и $\Theta_{V^{(2)}}$ соответственно сходятся к $\Theta(V^{(1)})$ и $\Theta(V^{(2)})$.

Если положить, что $\pi_x = 0$, $S_x = 1$ для всех x ($x \in G$), то эмпирические функции $f_{V^{(i)}}(\bar{v})$ ($i = 1, 2$) будут зависеть от распределения случайного вектора $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)$, компоненты которого принимают только два значения: 0 и 1. Если параметры распределения определяются только для $\bar{v} \in v^{(1)}$ ($\bar{v} \in V^{(2)}$), то получим $f_{V^{(1)}}(\bar{v})$ ($f_{V^{(2)}}(\bar{v})$). При возрастании N $f_{V^{(1)}}(\bar{v})$ ($f_{V^{(2)}}(\bar{v})$) стремится к $f\left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}}\right)$ ($f\left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}}\right)$).

Поэтому можно предположить, что замена (1) величиной

$$Q(x) = \frac{f_{V^{(1)}}(\bar{v}) \Theta_{V^{(1)}}}{f_{V^{(2)}}(\bar{v}) \Theta_{V^{(2)}}} (V_x = 1)$$

при достаточно большом N для p -систем дает практически те же результаты.

Определение. Будем говорить, что p -система γ — ограничена, если существует такая положительная константа $\gamma > 0$, что для любого \bar{v} , принадлежащего $V^{(1)}$ ($V^{(2)}$), имеем

$$f\left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}}\right) > \gamma \left(f\left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}}\right) > \gamma \right).$$

В дальнейшем мы везде рассматриваем только γ -ограниченные p -системы, нигде этого специально не оговаривая.

Теорема. Для заданной p -системы Ξ , оператор Q которой задан соотношением

$$Q(x) = \frac{f_{V^{(1)}}(\bar{v})^*}{f_{V^{(2)}}(\bar{v})} \quad (5)$$

и константами A и B , определенными соотношениями (4), существует такое N_0 , что для всех $N \geq N_0$ вероятность ошибки принятия одной из гипотез (H_0 или H_1) не превосходит $\alpha + \varepsilon$ для любого $\varepsilon > 0$.

Доказательство. Очевидно, достаточно показать, что если выполняется неравенство

$$\frac{f_{V^{(1)}}(\bar{v})}{f_{V^{(2)}}(\bar{v})} \geq A, \quad (6)$$

то для любого $\varepsilon > 0$ существует такое N , что из (6) следует неравенство

$$\frac{f\left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}}\right)}{f\left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}}\right)} \geq A', \quad (7)$$

где

$$A' \geq \frac{1 - (\alpha + \varepsilon)}{\alpha + \varepsilon} = \frac{1 - \alpha'}{\alpha'}.$$

* Здесь $\Theta_{V^{(1)}} = \Theta_{V^{(2)}}$.

Замена истинных функций эмпирическими может привести к увеличению вероятности ошибки, так как вообще говоря не исключено, что эмпирическая функция будет отлична от истинной, кроме того, даже незначительное отличие может привести к тому, что гипотеза, принятая согласно (1), будет противоположна гипотезе, принятой согласно (5)

В силу γ -ограниченности p -системы \mathfrak{E} , а также вследствие равномерной сходимости эмпирических функций к истинным, можно выбрать такое N_0 , что для всех $N \geq N_0$ справедливы неравенства

$$P \left\{ \sup_{\bar{v} \in V} \left| f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}} \right) - f_{V^{(1)}}(\bar{v}) \right| \geq \varepsilon' \right\} \leq \varepsilon'',$$

$$P \left\{ \sup_{\bar{v} \in V} \left| f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}} \right) - f_{V^{(2)}}(\bar{v}) \right| \geq \varepsilon' \right\} \leq \varepsilon''.$$

Если каждое уклонение эмпирической функции от истинной на величину, превосходящую ε' , ведет к ошибке, то вероятность ошибочного принятия гипотезы, произошедшего вследствие этих уклонений, не превосходит $\alpha + 2\varepsilon''$.

Пусть теперь

$$\sup_{\bar{v} \in V} \left| f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}} \right) - f_{V^{(1)}}(\bar{v}) \right| \leq \varepsilon',$$

$$\sup_{\bar{v} \in V} \left| f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}} \right) - f_{V^{(2)}}(\bar{v}) \right| \leq \varepsilon'.$$

Покажем, что можно так выбрать ε' и ε'' , что из (6) будет следовать (7). Предположим противное, т. е. что для всех ε' , ε'' из (6) следует

$$B' < \frac{f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}} \right)}{\left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}} \right)} < A', \quad (8)$$

где A' и B' определяются соотношениями (4), в которых положено $\alpha = \alpha'$. В силу γ -ограниченности можно взять ε таким малым, чтобы (6) и

$$\frac{f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}} \right)}{f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}} \right)} \leq B'$$

одновременно не выполнялись.
Тогда

$$\begin{aligned} A &< \frac{f_{V^{(1)}}(\bar{v})}{f_{V^{(2)}}(\bar{v})} < \frac{f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}} \right) + \varepsilon'}{f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}} \right) + \varepsilon''} < \\ &\leq \frac{f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}} \right)}{f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}} \right)} \left[1 + \frac{\varepsilon}{f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(1)}} \right)} \right] \left[1 + \frac{2\varepsilon'}{f \left(\frac{\bar{v}}{V^{(2)}} \right)} \right] = R. \end{aligned}$$

Из (8) имеем

$$A \leq R \leq A'(1 + \epsilon A')(1 + 2\epsilon A').$$

Пусть $\alpha' = \alpha + 2\epsilon$. Тогда

$$\frac{1 - \alpha + 2\epsilon''}{\alpha' - 2\epsilon''} < \frac{1 - \alpha'}{\alpha'} \frac{\alpha' + \epsilon'(1 - \alpha')}{\alpha'} \frac{\alpha'^2 + 2\epsilon'(1 - \alpha')^2}{\alpha'^2}$$

Отсюда

$$\epsilon' > \left(\frac{\alpha'}{1 - \alpha'} \right)^2 \epsilon'' \quad (9)$$

Положим $\epsilon' = \epsilon'' = \frac{\epsilon}{2}$, тогда при $\alpha + \epsilon < \frac{1}{2}$ [9] не выполняется. Следовательно, при $\alpha' = \alpha + \epsilon$ из (6) следует (7). Аналогично доказывается, что при $\alpha' = \alpha + \epsilon$ из

$$\frac{f_{V(1)}(\bar{v})}{f_{V(2)}(\bar{v})} \leq B \text{ следует } \frac{f\left(\frac{\bar{v}}{V(1)}\right)}{f\left(\frac{\bar{v}}{V(2)}\right)} \leq B'.$$

Следствие. Система Ξ принимает гипотезу H_0 , если

$$Q(x) > \frac{1 - \alpha}{\alpha},$$

и гипотезу H_1 , если

$$Q(x) \leq \frac{\alpha}{1 - \alpha}.$$

При

$$\frac{\alpha}{1 - \alpha} < Q(x) < \frac{1 - \alpha}{\alpha}$$

или

$$f_{V(1)}(\bar{v}) = f_{V(2)}(\bar{v}) = 0$$

выбор гипотезы безразличен.

ЛИТЕРАТУРА

1. Э. Т. Головань, С. Я. Заславский. Информационная модель памяти. Ж «Кибернетика», 1967, № 3.
2. С. Я. Заславский. Анализ одного класса решающих систем. Сб. «Биологическая кибернетика», вып. 1, изд-во «Наукова думка», К., 1969.
3. С. Я. Заславский. Решающие системы с изменяющимися порогами. Труды конф., посвящ. Дню радио, изд. НТОР и Э, Ростов-на-Дону, 1968.
4. Э. Леман. Проверка статистических гипотез, изд-во «Наука», М., 1964.
5. А. Вальд. Последовательный анализ, Физматгиз, М., 1960.

Если при решении системы (2) окажется, что $p_{i_1 \dots i_n} = 0$ для некоторого набора i_1, \dots, i_n , то для вычисления множителя $p_{i_1 \dots i_n}^{\gamma_1 \dots \gamma_n}$ в выражении (1) используется соотношение

$$p_{i_1 \dots i_n}^{\gamma_1 \dots \gamma_n} = 1 - \gamma_1 \dots \gamma_n \quad (3)$$

для любого фиксированного набора значений η_1, \dots, η_n .

Доказательство. Пусть $n = 2$. Тогда для построения функции распределения $f(\eta_1, \eta_2)$ достаточно найти вероятности

$$P\{\xi_1 = 0, \xi_2 = 0\} = p_{00},$$

$$P\{\xi_1 = 0, \xi_2 = 1\} = p_{01},$$

$$P\{\xi_1 = 1, \xi_2 = 0\} = p_{10},$$

$$P\{\xi_1 = 1, \xi_2 = 1\} = p_{11}.$$

Отсюда имеем

$$P\{\xi_2 = 0\} = P\{\xi_1 = 0, \xi_2 = 0\} + P\{\xi_1 = 1, \xi_2 = 0\} = p_{00} + p_{10}.$$

Аналогично

$$P\{\xi_1 = 0\} = p_{00} + p_{01},$$

$$P\{\xi_2 = 1\} = p_{01} + p_{11},$$

$$P\{\xi_1 = 1\} = p_{10} + p_{11}.$$

Кроме того, заметим, что

$$p_{00} + p_{01} + p_{10} + p_{11} = 1.$$

Подсчитаем математическое ожидание случайных величин $\xi_1, \xi_2, \xi_1 \xi_2$. Пусть $M = M\xi_1$. Тогда

$$M_1 = 1 P\{\xi_1 = 1\} + 0 P\{\xi_1 = 0\} = P\{\xi_1 = 1\} = p_{10} + p_{11}.$$

Аналогично

$$M_2 = M\xi_2 = 1 P\{\xi_2 = 1\} + 0 P\{\xi_2 = 0\} = P\{\xi_2 = 1\} = p_{01} + p_{11},$$

$$M_{12} = M(\xi_1 \xi_2) = 1 P\{\xi_1 \xi_2 = 1\} + 0 P\{\xi_1 \xi_2 = 0\} = P\{\xi_1 = 1, \xi_2 = 1\} = p_{11}.$$

Итак, для $n = 2$ запишем

$$\begin{cases} p_{11} = M_{12}, \\ p_{10} + p_{11} = M_1, \\ p_{01} + p_{11} = M_2, \\ p_{00} + p_{01} + p_{10} + p_{11} = 1. \end{cases}$$

Полученная система уравнений совпадает с системой (2) для $n = 2$. Заметим, что в силу $p_{ij} \geq 0$ $N_{12} \leq M_m \leq 1$ ($m = 1, 2$).

Построим такую функцию $f(\eta_1, \eta_2)$, что

$$f(i, j) = p_{ij} \quad (i, j = 0, 1). \quad (4)$$

Положим, что $p_{ij} \neq 0$. Тогда равенству (4) будет удовлетворять функция

$$f(\eta_1, \eta_2) = p_{00}^{(1-\eta_1)(1-\eta_2)} p_{01}^{(1-\eta_1)\eta_2} p_{10}^{\eta_1(1-\eta_2)} p_{11}^{\eta_1\eta_2}. \quad (5)$$

Следует отметить, что (5) можно использовать и для случая, когда какое-нибудь p_{ij} равно нулю. Пусть $p_{ij} = 0$. Для некоторого другого набора, например (k, l) , величина p_{ij} будет входить в $f(k, l)$ в нулевой степени.

Если в этом случае положить $\rho_{ij} = 1 - \gamma_1(i) \gamma_2(j)$, то неопределенность будет устранена. Таким образом, для $n = 2$ теорема доказана.

Прежде чем перейти к доказательству теоремы, для любого n напишем соотношение

$$\sum_{j(1 \dots m)} \rho_{1 \dots i_1, 1 \dots i_2, 1 \dots i_m} \dots = M_{1 \dots j_1 - i_1 + 1 \dots i_m + 1 \dots n} \quad (6)$$

где j_s означает место, на котором стоит $i_s = 0$ ($s = 1, 2, \dots, m$).

В справедливости соотношения (6) легко убедиться с помощью индукции по m . Если рассматривать (6) для всевозможных подмножеств $I(1 \dots m)$, то получим совокупность равенств, совпадающих с системой (2). Очевидно, число уравнений системы (2) определяется выражением

$$1 + n + C_n^2 + C_n^3 + \dots + C_n^n = 2^n,$$

т. е. равно числу неизвестных $\rho_{i_1 \dots i_n}$, входящих в эту систему. Так как система неоднородная, то ее определитель отличен от нуля.

Рассмотрим систему (2). Занумеруем все неизвестные системы в порядке их появления в системе (2). Тогда i -е уравнение системы содержит неизвестные, номера которых не превышают i . Отсюда следует, что матрица системы (2) треугольная с единицами на главной диагонали — определитель такой матрицы равен единице. Таким образом можно решить систему (2) и найти $\rho_{i_1 \dots i_n}$. Построим такую функцию $f(\eta_1, \dots, \eta_n)$, что $f(\eta_1, \dots, \eta_n) = \rho_{i_1 \dots i_n}$. Нетрудно убедиться, что при $\rho_{i_1 \dots i_n} \neq 0$ такой функцией будет функция (1).

Если некоторое из $\rho_{i_1 \dots i_n}$ равно нулю, то можно использовать также (1), где $\rho_{i_1 \dots i_n}$ вычислено из соотношения (3).

Следствие 1.

$$f(\eta_1, \dots, \eta_n) = \prod_{j'(1 \dots n)} \rho_{i_1 \dots i_n} \prod_{i_1 \dots i_n \in I''(1 \dots n)} (1 - \gamma_1 \dots \gamma_n),$$

где $J'(1 \dots n)$ — множество наборов $i_1 \dots i_n$, для которых $\rho_{i_1 \dots i_n} \neq 0$ и $J'(1 \dots n) \cup I''(1 \dots n) = I(1 \dots n)$; кроме того,

$$J'(1 \dots n) \cap I''(1 \dots n) = \Phi.$$

Следствие 2.

$$f(\eta_1, \dots, \eta_n) = \sum_{j(1 \dots n)} \gamma_1 \dots \gamma_n \rho_{i_1 \dots i_n}.$$

Доказательство следует из (1) и из того, что $\gamma_1 \dots \gamma_n \rho_{i_1 \dots i_n} = 0$, если хоть для одного i $\gamma_i \neq \gamma'_i$.

Лемма 1. Решение системы (2) может быть выражено следующим соотношением:

$$\rho_{1 \dots \alpha_{i_1} \dots \alpha_{i_2} \dots \alpha_{i_k} \dots 1} = M_{1 \dots i_1 - 1 i_1 + 1 \dots i_k - 1 i_k + 1 \dots n} - \sum_{i_1 \dots i_k} M_{1 \dots i_1 - 1 i_1 + 1 \dots i_k - 1 i_k \dots n} + \sum_{i_1 \dots i_k} M_{1 \dots i_1 - 1 \dots n \dots + (-1)^k M_{1 \dots n}, \quad (7)$$

где $\alpha_{i_1} = \dots = \alpha_{i_k} = 0$; i_s — номер места, на котором стоит α_{i_s} ; $\sum_{i_1 \dots i_k}$

означает, что суммирование производится по всем возможным наборам i_1, \dots, i_m , составленным из элементов i_1, \dots, i_k и удовлетворяющим условию $i_{s_1} < i_{s_2} < \dots < i_{s_m}$, причем каждое i_{s_t} подставляется в строку индексов $(1, 2, \dots, i_1 - 1, i_1 + 1, \dots, i_k - 1, i_k + 1, \dots, n)$ на свое место.

Доказательство проводится индукцией по k .

Теорема 2. Распределение случайного вектора $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)$ может быть представлено следующим образом:

$$\begin{aligned}
 f(\eta_1, \dots, \eta_n) = & \prod_{i=1}^n M_i^{\eta_i} (1 - M_i)^{1 - \eta_i} \left\{ 1 + \right. \\
 & + \frac{1}{2!} \sum_{i \neq j} \frac{M_i M_j - C_2^i \frac{1}{2!} \Sigma^* M_i M_j + M_i M_j}{M_i M_j (1 - M_i) (1 - M_j)} (\eta_i - M_i) (\eta_j - M_j) + \\
 & + \frac{1}{k!} \sum_{i_1, \dots, i_k} \frac{M_{i_1, \dots, i_k} - C_k^{i_1} \frac{1}{k!} \Sigma^* M_{i_1} \dots M_{i_k} + \dots + (-1)^k M_{i_1} \dots M_{i_k}}{M_{i_1} \dots M_{i_k} (1 - M_{i_1}) \dots (1 - M_{i_k})} \times \\
 & \times (\eta_{i_1} - M_{i_1}) \dots (\eta_{i_k} - M_{i_k}) + \dots + \\
 & \left. + \frac{M_{1, \dots, n} - C_n^{i_1} \frac{1}{n!} \Sigma^* M_1 M_2 \dots M_n + \dots + (-1)^n M_1 \dots M_n}{M_1 \dots M_n (1 - M_1) \dots (1 - M_n)} \prod_{i=1}^n (\eta_i - M_i) \right\}, \quad (8)
 \end{aligned}$$

где Σ^* означает, что суммирование ведется по всем возможным перестановкам индексов i_1, \dots, i_k ; M_i ($i = 1, \dots, n$) удовлетворяет условиям $0 < M_i < 1$; $M_{i_1, \dots, i_k} = M_{\sigma(i_1, \dots, i_k)}$, где $\sigma(i_1, \dots, i_k)$ — произвольная перестановка индексов i_1, \dots, i_k ;

если $M_i = 0$ или $M_i = 1$, то $f(\eta_1, \dots, \eta_n) = (1 - \eta_i) f(\eta_1, \dots, \eta_{i-1}, \eta_{i+1}, \dots, \eta_n)$; если $M_i = 0$, то $f(\eta_1, \dots, \eta_n) = \eta_i f(\eta_1, \dots, \eta_{i-1}, \eta_{i+1}, \dots, \eta_n)$; если $M_i = 1$, то $f(\eta_1, \dots, \eta_n)$ определяется соотношением (8).

Доказательство. Пусть $n = 2$. Из теоремы имеем

$$f(\eta_1, \eta_2) = \rho_{00}^{(1-\eta_1)(1-\eta_2)} \rho_{01}^{(1-\eta_1)\eta_2} \rho_{10}^{\eta_1(1-\eta_2)} \rho_{11}^{\eta_1\eta_2}.$$

Используя лемму 1, можно представить это равенство в виде

$$\begin{aligned}
 f(\eta_1, \eta_2) = & (1 - M_1 - M_2 + M_{12})^{(1-\eta_1)(1-\eta_2)} (M_2 - M_{12})^{(1-\eta_1)\eta_2} \times \\
 & \times (M_1 - M_{12})^{\eta_1(1-\eta_2)} M_{12}^{\eta_1\eta_2}.
 \end{aligned}$$

Так как $0 < M_i < 1$ ($i = 1, 2$), то запишем $f(\eta_1, \eta_2)$ в виде

$$\begin{aligned}
 f(\eta_1, \eta_2) = & M_1^{\eta_1} M_2^{\eta_2} (1 - M_1)^{1-\eta_1} (1 - M_2)^{1-\eta_2} \times \\
 & \times \left[\frac{1 - M_1 - M_2 + M_{12}}{(1 - M_1)(1 - M_2)} \right]^{(1-\eta_1)(1-\eta_2)} \left[\frac{M_2 - M_{12}}{M_2(1 - M_1)} \right]^{(1-\eta_1)\eta_2} \times \\
 & \times \left[\frac{M_1 - M_{12}}{M_1(1 - M_2)} \right]^{\eta_1(1-\eta_2)} \left[\frac{M_{12}}{M_1 M_2} \right]^{\eta_1\eta_2}.
 \end{aligned}$$

Здесь из каждого сомножителя вынесли M_i , если в показателе η_i , и $1 - M_i$, если в показателе $1 - \eta_i$.

При дальнейшем преобразовании выражения для $f(\eta_1, \eta_2)$ воспользуемся равенством

$$a^x = 1 - x(1 - a), \quad (9)$$

которое справедливо для $x = 0; 1$. Если $a = 0$, то (9) совпадает с (3). Поэтому, используя (9), мы автоматически раскрываем все неопределенности, которые возможны вследствие того, что некоторые ρ_{ij} могут быть равными нулю.

Итак, запишем

$$f(\eta_1, \eta_2) = M_1^{\eta_1} M_2^{\eta_2} (1 - M_1)^{1-\eta_1} (1 - M_2)^{1-\eta_2} \times \\ \times \left[1 + (1 - \eta_1)(1 - \eta_2) \frac{M_{12} - M_1 M_2}{(1 - M_1)(1 - M_2)} \right] \left[1 - \eta_2 (1 - \eta_1) \frac{M_{12} - M_1 M_2}{M_2(1 - M_1)} \right] \times \\ \times \left[1 - \eta_1 (1 - \eta_2) \frac{M_{12} - M_1 M_2}{M_1(1 - M_2)} \right] \left[1 + \eta_1 \eta_2 \frac{M_{12} - M_1 M_2}{M_1 M_2} \right].$$

Приведем это выражение к общему знаменателю и воспользуемся тождеством

$$M_1 \dots M_k (1 - \eta_1) \dots (1 - \eta_k) - [M_1 \dots M_{k-1} (1 - M_k) (1 - \eta_1) \dots \\ \dots (1 - \eta_{k-1}) \eta_k + \dots + (1 - M_1) M_2 \dots M_k \eta_1 (1 - \eta_2) \dots (1 - \eta_k)] + \\ + [M_1 \dots M_{k-2} (1 - M_{k-1}) (1 - M_k) (1 - \eta_1) \dots (1 - \eta_{k-2}) \eta_{k-1} \eta_k + \\ + \dots + (1 - M_1) (1 - M_2) M_3 \dots M_k \eta_1 \eta_2 \dots (1 - \eta_k)] - \dots + \\ + (-1)^k (1 - M_1) \dots (1 - M_k) \eta_1 \dots \eta_k = (\eta_1 - M_1) \dots (\eta_k - M_k). \quad (10)$$

Если положить $M_{21} = M_{12}$, то получим

$$f(\eta_1, \eta_2) = M_1^{\eta_1} M_2^{\eta_2} (1 - M_1)^{1-\eta_1} (1 - M_2)^{1-\eta_2} \times \\ \times \left[1 + \frac{M_{12} - M_1 M_2}{M_1 M_2 (1 - M_1)(1 - M_2)} (\eta_1 - M_1)(\eta_2 - M_2) \right] = \\ = M_1^{\eta_1} M_2^{\eta_2} (1 - M_1)^{1-\eta_1} (1 - M_2)^{1-\eta_2} \times \\ \times \left[1 + \frac{1}{2!} \sum_{i \neq j} \frac{M_{ij} - C_{2!}^{1} \Sigma^* M_i M_j + M_i M_j}{M_i M_j (1 - M_i)(1 - M_j)} \right].$$

Полученное соотношение представляет собой выражение (8) для $n = 2$.

Пусть $M_2 = 1$; тогда имеем $f(\eta_1, 0) = 0$, $f(\eta_1, 1) = \rho_{01}^{1-\eta_1} \rho_{11}^{\eta_1}$.

Решая систему (2), получим

$$\rho_{01} = 1 - M_1,$$

$$\rho_{11} = M_1,$$

т. е. $f(\eta_1, 1) = M_1^{\eta_1} (1 - M_1)^{1-\eta_1}$, а функция $f(\eta_1, \eta_2) = \eta_2 M_1^{\eta_1} (1 - M_1)^{1-\eta_1}$ имеет вид, описываемый равенством, приведенным в условии для $M_i = 1$. Аналогичный результат получим и для $M_i = 0$.

Итак, для $n = 2$ теорема доказана. Для произвольного n соотношение (8) доказывает совершенно аналогично: предполагая, что $0 < M_i < 1$ справедливо для всех $i = 1, \dots, n$, выносим соответственно M_i и $1 - M_i$; затем, применяя (9) и (10), получим (8).

Соотношение (7) дает возможность заменить $f(\eta_1, \dots, \eta_n)$ более простыми функциями, для определения которых не нужно знать все значения $M_i \dots i_k$. Первым приближением $f^{(1)}(\eta_1, \dots, \eta_n)$ может быть функция $\pi_1(\eta_1, \dots, \eta_n)$, зависящая только от M_i ($i = 1, \dots, n$):

$$f^{(1)}(\eta_1, \dots, \eta_n) = \pi_1(\eta_1, \dots, \eta_n).$$

Вторым приближением может быть функция, зависящая от M_i, M_{jk} и не зависящая от $M_i \dots i_k$ ($k \geq 3$):

$$f^{(2)}(\eta_1, \dots, \eta_n) = f^{(1)}(\eta_1, \dots, \eta_n) + \pi_1(\eta_1, \dots, \eta_n).$$

Вообще k -е приближение, полученное таким образом, имеет вид

$$f^{(k)}(\eta_1, \dots, \eta_n) = \sum_{i=1}^k \pi_i(\eta_1, \dots, \eta_n).$$

ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ПОВОРОТА, ПЕРЕНОСА И ИЗМЕНЕНИЯ МАСШТАБА ПРИ АВТОМАТИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКЕ ИНФОРМАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А. С. Семенов

Дискретная система координат

В процессе автоматического опознавания изображений важное значение имеет первичная обработка полной визуальной информации.

Чтобы ввести такую информацию в электронную цифровую машину (ЭЦМ) и приступить к дальнейшему преобразованию этой информации (начиная с поворота, переноса и изменения масштаба изображения), нужно придерживаться определенной системы координат. Предполагая строчно-точечное разложение изображений типа телевизионного растра, удобно принять прямоугольную дискретную систему координат. Отсчет строк следует вести сверху вниз, а точек на строке — слева направо. Такая система координат подобна (если не учитывать ее дискретности) обычной декартовой системе, повернутой на 90° . Независимыми переменными будут номер строки i и номер точки j на строке. Дискретной функцией этих двух переменных $w(i, j)$ являются градации яркости или цвета.

Для хранения значений этой функции требуется q двоичных разрядов

$$q = \log_2 w, \quad (1)$$

где w — количество градаций яркости или цвета. Для черно-белых изображений $w = 2$ (0 и 1) и $q = 1$. Общее количество двоичных разрядов, необходимых для хранения информации всего изображения, будет равно

$$R = nmq, \quad (2)$$

где n — количество строк в растре;

m — количество точек в строке.

Для растров с малой разрешающей способностью, в которых количество двоичных разрядов для хранения информации одной строки mq не превышает количества разрядов в ячейке запоминающего устройства ЭЦМ, можно принять следующее соответствие между системой координат i, j, w растра и системой хранения информации в ЭЦМ. Каждой строке i растра будет соответствовать своя ячейка памяти, которой можно присвоить тот же номер i ; каждой точке j на этой строке — группа из разрядов, которой можно присвоить номер j точки на строке.

При растрах с большой разрешающей способностью для хранения информации одной строки надо отвести несколько ячеек памяти. Таким образом, каждой строке i будет соответствовать отдельная группа ячеек, которой можно присвоить номер i -й строки. Такие группы ячеек назовем «обобщенными адресами». Каждый обобщенный адрес в свою

очередь разбивается на m групп разрядов (по q разрядов в каждой) с общей нумерацией, соответствующей нумерации точек j в строке.

Преобразование поворота. В качестве направлений плоских изображений можно принять направления осей эллипсов инерции этих изображений (с точностью до взаимно-противоположных направлений). Направление главных осей эллипса инерции определяется углом Θ , связанным с центральными моментами $\mu_{20}\mu_{11}\mu_{02}$ известным соотношением*

$$\operatorname{tg} 2\theta = \frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}}. \quad (3)$$

Для принятой нами дискретной системы координат i, j, ω центральные моменты могут быть выражены следующими зависимостями:

$$\mu_{20} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (i - x_0)^2 \omega(i, j), \quad (4)$$

$$\mu_{11} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (i - x_0)(j - y_0) \omega(i, j), \quad (5)$$

$$\mu_{02} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (j - y_0)^2 \omega(i, j), \quad (6)$$

где $x_0 y_0$ — координаты центра тяжести изображения, равные, соответственно

$$x_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m j \omega(i, j)}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \omega(i, j)}, \quad (7)$$

$$y_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m i \omega(i, j)}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \omega(i, j)}. \quad (8)$$

Для однозначного определения угла поворота надо ввести дополнительные ограничения:

$$\mu_{20} > \mu_{02} \text{ и } \mu_{30} > 0, \quad (9)$$

где для нашего случая

$$\mu_{30} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (i - x_0)^3 \omega(i, j). \quad (10)$$

Угловое перекодирование информации. Поворот изображения на угол θ по часовой стрелке можно заменить поворотом координатных осей i, j относительно неподвижной точки x_0, y_0 на тот же угол, но против часовой стрелки. Новые координатные оси, полученные в результате такого поворота, обозначим через k, l . Тогда уравнения преобразования координат при повороте относительно точки $x_0 y_0$ можно записать в виде

$$k - x_0 = (i - x_0) \cos \theta + (j - y_0) \sin \theta, \quad (11)$$

$$l - y_0 = -(i - x_0) \sin \theta + (j - y_0) \cos \theta, \quad (12)$$

* Минг Куэй Ху. Математическая модель зрительного восприятия. Проблемы бионики, изд-во «Мир», М., 1965.

или

$$i - x_0 = (k - x_0) \cos \theta - (l - y_0) \sin \theta, \quad (13)$$

$$j - y_0 = (k - x_0) \sin \theta + (l - y_0) \cos \theta. \quad (14)$$

В качестве неподвижной точки x_0, y_0 можно взять центр тяжести или центр инерции изображения либо центральную точку поля раstra.

Угловое перекодирование состоит в переходе от системы запоминания i, j к системе k, l в соответствии с уравнениями (13) и (14). Для этого надо иметь два массива адресов I и K . В массиве I имеется ряд «обобщенных адресов» i , содержащих информацию i -й строки исходного изображения. В j -й группе разряда i -го «обобщенного адреса» хранится информация о яркости или цвете в j -й точке i -й строки. В массиве K имеется ряд «обобщенных адресов» k , в группы l разрядов которых надо внести информацию повернутого изображения.

Операции перекодирования можно осуществлять в следующей последовательности:

1. Для очередных значений k и l вычислить значения i и j с помощью (13) и (14) и округлить их до целочисленных значений.

2. Перенести информацию w из найденных в п. 1 j -й группы разрядов «обобщенного адреса» i в l -ю группу разрядов нового «обобщенного адреса» k .

3. К значению l прибавить 1.

4. Если $l + 1 \leq m$, перейти к выполнению п. 1. Если $l + 1 > m$, перейти к выполнению п. 5.

5. К значению k прибавить 1 и взять $l = 1$.

6. Если $k + 1 \leq n$, приступить к выполнению п. 1 с новыми значениями $k + 1$ и $l = 1$. Если $k + 1 > n$, процесс перекодирования закончить.

Примечание. При первоначальном выполнении п. 1 берутся значения $k = 1$ и $l = 1$.

Преобразование переноса и изменения масштаба. Цель преобразования состоит в приведении изображений к единому размеру с одновременным их смещением к заданным границам. Пусть исходное изображение в прямоугольной дискретной системе координат k, l имеет начальную и конечную границы по вертикали k_1 и k_2 и по горизонтали l_1 и l_2 . Требуется изменить масштаб этого изображения и перенести его в новую дискретную систему координат ξ, η так, чтобы начальная и конечная его границы по вертикали или по горизонтали были ξ_1 и ξ_2 или η_1 и η_2 .

Таким образом, имеют место два случая:

1) для изображений, вытянутых по вертикали, надо привести изображение к границам ξ_1 и ξ_2 , но так, чтобы левые точки изображений лежали на границе η_1 ;

2) для изображений, вытянутых по горизонтали, надо привести изображение к границам η_1 и η_2 , но так, чтобы верхние точки изображений лежали на границе ξ_1 . Первый случай характеризуется неравенством

$$\frac{k_1 - k_2}{l_1 - l_2} > \frac{\xi_2 - \xi_1}{\eta_2 - \eta_1}. \quad (15)$$

Для второго случая это неравенство меняется на противоположное. Если же вместо неравенства (15) имеем равенство, то это означает, что преобразованное изображение будет касаться как границ ξ_1 и ξ_2 , так и границ η_1, η_2 .

Вначале рассмотрим первый случай. Тогда масштабный коэффициент изменения размера будет равен

$$c = \frac{k_2 - k_1}{\xi_2 - \xi_1}. \quad (16)$$

Отсюда вытекают следующие зависимости между промежуточными точками k и ξ

$$\frac{k - k_1}{\xi - \xi_1} = c, \quad (17)$$

а между точками l и η :

$$\frac{l - l_1}{\eta - \eta_1} = c. \quad (18)$$

Таким образом, k и ξ , l и η связывают зависимости

$$k = k_1 + c(\xi - \xi_1), \quad (19)$$

$$l = l_1 + c(\eta - \eta_1). \quad (20)$$

Для второго случая, когда относительная ширина изображения больше его относительной высоты, масштабный коэффициент изменения размера будет равен

$$c = \frac{l_2 - l_1}{\eta_2 - \eta_1}. \quad (21)$$

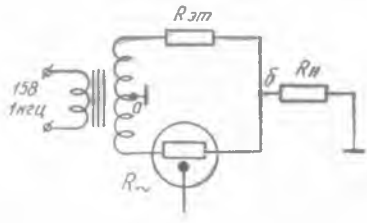
При этом выражения (19) и (20) сохраняют свою силу.

Перекодирование информации с изменением масштаба и переносом состоит в переходе от системы запоминания k , l к системе ξ , η в соответствии с уравнениями (19) и (20). При этом последовательность операций перекодирования может осуществляться теми же шестью пунктами, которые были приведены для углового перекодирования, с заменой в них букв i и j на k и l , а также букв k и l на ξ и η .

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ АДАПТИВНОГО ПОРОГОВОГО ЭЛЕМЕНТА НА ЭЛЕКТРОХИМИЧЕСКИХ УПРАВЛЯЕМЫХ СОПРОТИВЛЕНИЯХ

В. В. Трейер, А. В. Мевис

В связи с возросшим в последнее время интересом к адаптивным классифицирующим и управляющим системам появился ряд работ, в которых исследуется возможность использования для этих целей адаптивных пороговых элементов (АПЭ [1, 2]. Известные по литературным данным АПЭ изготовлялись с применением в качестве «весовых» коэффициентов термисторов [3], магнитных [4], электростатических [5] и электрохимических элементов [6, 7].



Нами исследовался АПЭ, выполненный с использованием электрохимических управляемых сопротивлений (ЭУС). Общая принципиальная схема его приведена в работе [7].

На рис. 1 представлена схема включения одной из 16 ячеек ЭУС. В зависимости от соотношения значений сопротивления ЭУС \$R_{\sim}\$ и эталонного сопротивления \$R_{эт}\$ в дифференциальной схеме фазы сигналов от каждой ячейки при суммировании могут различаться на \$180^\circ\$ и быть равными нулю при равенстве \$R_{\sim}\$ и \$R_{эт}\$. Для получения одинаковых по величине, но различных по фазе относительного опорного напряжения токов на сопротивление нагрузки \$R_n\$, при \$R_{\sim min}\$ и \$R_{\sim max}\$ необходимо выбирать \$R_{эт}\$ из следующего соотношения:

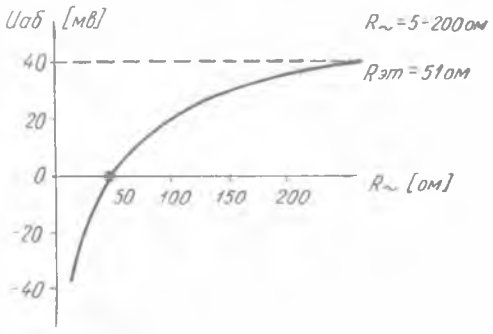


Рис. 1. Схема включения ЭУС.

$$R_{эт} = \sqrt{R_{\sim min} R_{\sim max}}$$

Суммирование удобнее вести по току. В этом случае имеет место следующее соотношение:

$$I_{\Sigma} = \frac{\sum_{1}^n E_i \dot{Y}_{1i}}{\frac{\sum_{1}^n \dot{Y}_{1i}}{1} + 1}$$

где $\dot{Y}_{11}, Y_{12}, \dots, Y_{1n}$ — проводимости от каждой ячейки ЭУС;
 Y_n — проводимость нагрузки.

При $Y_n \rightarrow \infty$ ошибка суммирования стремится к нулю. Для конечного значения Y_n ошибка суммирования δI_Σ может быть записана так:

$$\delta I_\Sigma = \frac{\sum_1^n \dot{Y}_{1i}}{\sum_1^n Y_{1i} + Y_n}$$

На рис. 2 приведена экспериментальная характеристика суммирования сигналов от 16 входных ячеек на $p-n$ переходе эмиттербаза транзистора, включенного по схеме с общей базой (см. рис. 3). Пунктиром показана идеальная характеристика.

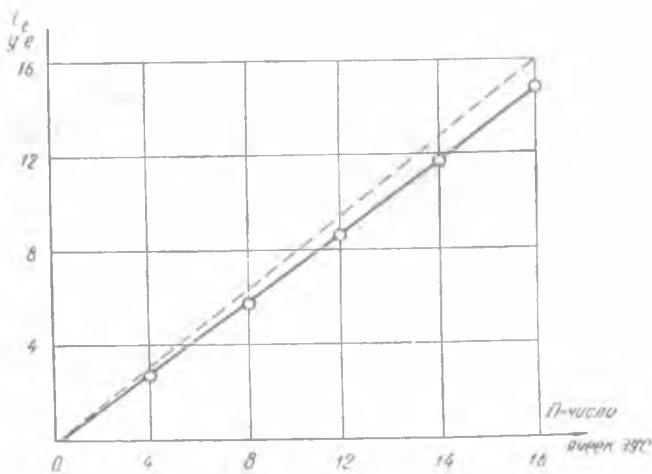


Рис. 2. Характеристика суммирования сигналов от 16 ячеек ЭУС на $p-n$ -переходе транзистора.

В качестве алгоритма обучения использовался алгоритм минимизации средне-квадратичной ошибки, описанный в работе [8]. Нахождение весовых коэффициентов с помощью этого алгоритма эквивалентно минимизации среднего числа ошибок АПЭ и состоит в решении следующего дифференциального уравнения:

$$\frac{\partial \bar{\epsilon}^2(j)}{\partial \omega_i} = -2X_i(j)\epsilon(j) = 0,$$

где $\bar{\epsilon}^2$ — средне-квадратичная ошибка обучения;

ω_i — i -й — весовой коэффициент;

X_i — i -й входной сигнал;

$\epsilon(j)$ — ошибка обучения на j -м шаге.

При выполнении этого условия процесс обучения АПЭ будет сходящимся. Коэффициенты ω_i , минимизирующие $\bar{\epsilon}^2$, находились экспериментальным путем после нескольких итерационных циклов. При этом каждый весовой коэффициент изменялся на величину, пропорциональную произведению ошибки и входного сигнала для данного веса.

На рис. 4 и 5 приведена динамика изменения весовых коэффициентов АПЭ в процессе обучения при использовании указанного алгорит-

ма, соответствующего нулевым и произвольным значениям «весов» для одной и той же обучающейся последовательности в случае классификации на два подмножества (-1 и $+1$). По оси ординат $+1$ соответствует $+50$ условным единицам, а -1 соответственно -50 единицам. Порог был выбран постоянным, равным $+25$ условным единицам для положительной суммы и -25 единицам для отрицательной суммы.

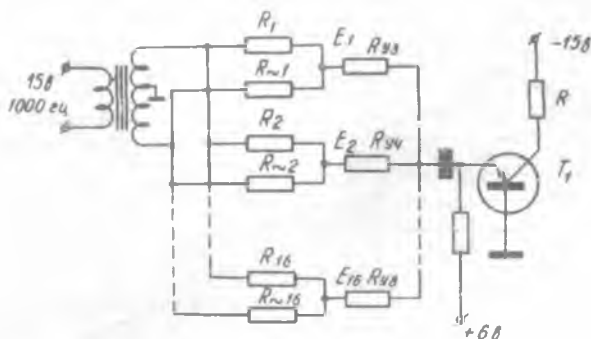


Рис. 3. Схема суммирования ЭУС.

Из рис. 4 видно наличие гистерезиса и различных скоростей настройки отдельных весовых коэффициентов. Как показали выполненные нами эксперименты, влияние таких дефектов ЭУС, как различие скоростей настройки, гистерезис и нелинейность характеристик по цепи управления, не приводит к увеличению времени обучения АПЭ, по сравнению со статистическими оценками для идеальных элементов. Эти результаты согласуются с данными работы [8]. Изменение весовых коэффициентов происходит самым хаотическим образом, однако здесь наблюдаются и некоторые закономерности. Для одной и той же обучающейся последовательности некоторые коэффициенты изменяются по зависимостям, близким к экспоненциальным, с небольшими колебаниями около установившегося уровня. На рис. 4 к таким коэффициентам можно отнести 1, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 14, 15. Для изменения же другой группы коэффициентов, которая обычно меньше, характерны резкие скачки сопровитвления при переходе к последующему итерационному циклу. Например, весовые коэффициенты 2, 5, 11, 16 не имеют определенной тенденции к изменению, а колеблются вблизи нулевого уровня, не являясь, таким образом, носителями информации о существенных для рассматриваемой обучающейся последовательности признаках. В данном случае эти коэффициенты, без ущерба для качества распознавания можно исключить из работы. И еще один эмпирический вывод: исходное состояние весовых коэффициентов, как правило, не влияет на скорость сходимости итерационной процедуры (см. рис. 4 и 5).

Как показали проведенные эксперименты, длительность процесса обучения зависит от числа классов объектов. На рис. 6 показано изменение весовых коэффициентов АПЭ при нулевых исходных значениях в процессе обучения классификации на три подмножества ($-1, 0, +1$). Как видно из рисунка, число итерационных циклов увеличилось приблизительно в два раза, по сравнению со случаем классификации на два подмножества для одной и той же обучающейся последовательности. На рис. 7 приведена экспериментальная кривая обучения АПЭ в этом случае.

Был проведен эксперимент по обучению АПЭ распознаванию объектов, искаженных (в пределах 10%) поворотом, изменением размеров, сдвигами и т. д. На рис. 8 представлены четыре объекта, включающие

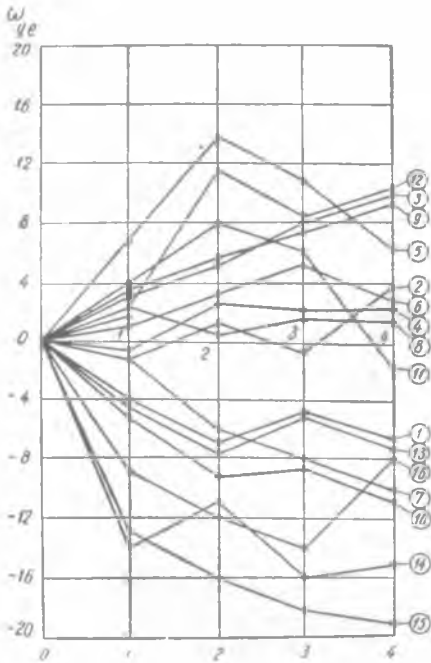


Рис. 4. Изменение весовых коэффициентов порогового элемента в процессе обучения разделению входных векторов на два подмножества при нулевых исходных значениях.

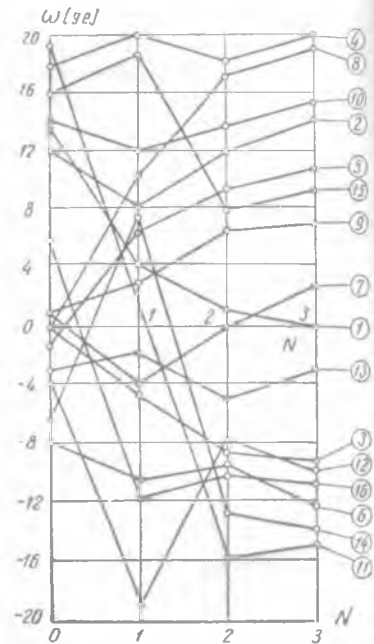


Рис. 5. Изменение весовых коэффициентов порогового элемента в процессе обучения разделению входных векторов на два подмножества при ненулевых исходных значениях.

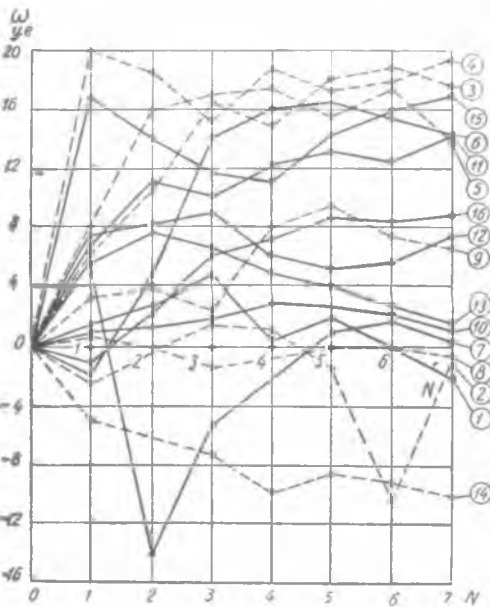


Рис. 6. Изменение весовых коэффициентов в процессе обучения схемы разделению входных векторов на три подмножества (+1, 0, -1).

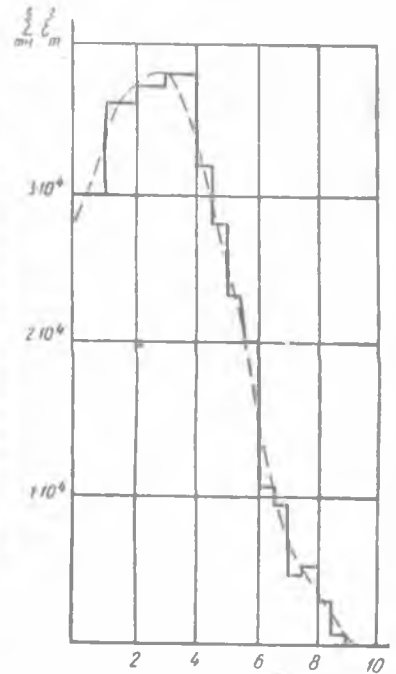


Рис. 7. Кривая обучения для классификации на три подмножества (-1, 0, +1).

100 искаженных образцов. Известно, что статистическая емкость одного АПЭ равна удвоенному числу весовых коэффициентов. В нашем случае, при 100%-ном распознавании, емкость равна 32 образцам. При классификации 100 образцов АПЭ делает в среднем 14 ошибок. В табл. 1 приведены данные о классификации любых 10 образцов из 100. Как показали результаты эксперимента, в этом случае АПЭ ошибается не более чем на 20%.

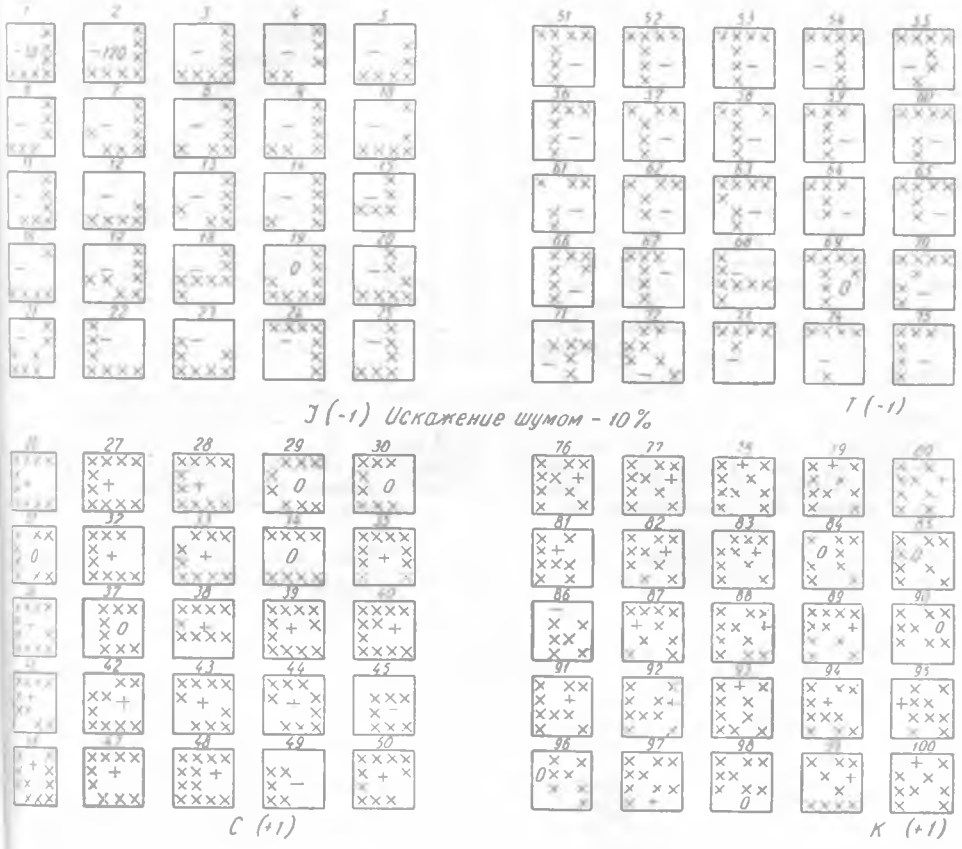


Рис. 8. Объекты для классификации.

Из сказанного следует, что емкость одного АПЭ зависит от требуемой точности классификации. При повышении требований к точности классификации емкость АПЭ снижается.

Таблица 1

Эксперимент обучения АПЭ по 10 образцам из 100

№ эксперимента	Номера объектов для обучения	Число ошибок	Точность работы, %
1	1, 19, 36, 45, 50, 57, 71, 76, 79, 100*	2	80
2	4, 13, 19, 31, 43, 59, 68, 74, 84, 97	2	80
3	7, 11, 41, 46, 66, 69, 72, 77, 86, 98	1	90
4	9, 10, 25, 37, 44, 54, 70, 80, 86, 93	2	80

* Номера объектов, представленных на рис. 8.

В результате анализа АПЭ с электрохимическими управляемыми сопротивлениями в качестве весовых коэффициентов установлено, что влияние дефектов отдельных ЭУС (различие скоростей настройки, гистерезис и нелинейность характеристик по цепи управления) не приводит к увеличению времени обучения АПЭ. Время обучения зависит от длины обучающей последовательности (емкости АПЭ), числа итерационных циклов обучения и требуемой точности работы.

Таким образом, результаты экспериментальных исследований АПЭ с использованием в качестве «весовых» коэффициентов электрохимических управляемых сопротивлений могут быть использованы при создании адаптивных управляющих и классифицирующих устройств, построенных по принципам пороговой логики.

ЛИТЕРАТУРА

1. S. V. Akers, B. H. Rutter. The use of threshold logic in character recognition. *IEEE Proceedings*, 1964, v. 52, N 8.
2. Gabelman, J. Irving. Properties and transformations of single threshold element functions. *IEEE Trans. on Electronic Computers*, 1964, v. 13, N 6.
3. P. Marretti, G. Montalenti, P. Soardo. Experimental construction of an element of thinking machine. *Kybernetik*, 1962, Bd. 1, Hf. 4.
4. J. K. Hawkins. A magnetic integrator for the perception program. *IRE International Conv. Rec.*, 1960, pt 2, p. 88.
5. C. F. Pulvarti. Ferrielectrics and their applications in solid-state devices as an adaptive control. *IEEE Trans. on Military Electronics* 1963, v. MIL-7, N 2—3., p. 254.
6. B. Widrow, W. H. Pierce, J. B. Angell. Birth, life and death in micro-electronic systems. *IRE Trans. on Military Electronics*, 1961, v. MIL-5, N 4, p. 191.
7. В. В. Трейер, В. С. Боровков. Использование электрохимических аналоговых запоминающих элементов для построения адаптивных систем. «Электронная техника, серия 6», 1966, вып. 2.
8. P. R. Low. Influence of component imperfections on performance of trainable systems. *Wescon Technical Papers*, 1963, v. 6, N 3.

ИССЛЕДОВАНИЕ НЕКОТОРЫХ СВОЙСТВ ХАРАКТЕРИСТИЧЕСКОЙ ФУНКЦИИ ПЕРСЕПТРОНА

С. В. Даян

При проектировании систем первостепенную важность приобретает выбор их оптимальных характеристик и предсказание параметров эффективности.

С этой точки зрения в данной статье рассматриваются некоторые оптимальные характеристики обучающихся машин типа перцептрон.

В работе исследуются простейшие трехслойные перцептроны, соединенные последовательно, с топологической структурой

$$S \rightarrow A \rightarrow R.$$

С помощью Ф-функции задается отображение множества возбуждателей в множество всех подмножеств из R -элементов.

Задача состоит в максимизировании непересеченных областей образов, соответствующих различным классам возбуждателей. Непересеченная область образа данного класса возбуждателей пропорциональна эффективному весу, подаваемому на вход R -элемента.

Математическое ожидание эффективного веса, подаваемого на вход R -элемента, вычисляется следующей формулой:

$$M_{\mu_j} = \frac{N_a}{L} \delta \sum_{i=1}^L P_i^{\text{эф}}, \quad (1)$$

где N_a — количество A -элементов;

L — длина обучающей последовательности одного класса;

δ — величина изменения веса A -элемента;

$P_i^{\text{эф}}$ — вероятность возбуждения A -элемента, который при показе последовательности $S_{i_1}, S_{i_2}, \dots, S_{i_L}$ возбуждается только возбуждателем S_i , но не возбуждается остальными возбуждателями. Эту вероятность в дальнейшем будем называть характеристической функцией перцептрона и обозначать буквой ξ .

Для оптимизации обучения в перцептроне можно максимизировать M_{μ_i} . Исходя из соображений экономичности системы, предполагаем, что $\frac{N_a}{L} = \text{const}$.

При увеличении N_a увеличивается количество аппаратов, а при увеличении L — время обучения. Следовательно, остается максимизировать характеристическую функцию перцептрона ξ .

Определение 1. При показе S_i возбуждателя эффективная вероятность возбуждения A -элемента, т. е. характеристическая функция перцептрона, равна

$$\xi_{i_j} = P_{i_j} - \sum P_{i_j, i_k} + \sum P_{i_j, i_k, i_l} \pm \dots \pm P_{i_j, i_2, \dots, i_L} \quad (2)$$

$(j = 1, 2, 3, \dots, L),$

где P_{i_1, i_2, \dots, i_k} ($k = 1, 2, \dots, L$) — вероятность возбуждения A -элемента от $S_{i_1}, S_{i_2}, \dots, S_{i_L}$ возбуждателей.

По определению Розенблатта, ассоциативные элементы являются пороговыми элементами, которые имеют две части:

- а) входная часть, где суммируются поступающие на вход сигналы;
- б) запоминающая часть, где накапливается вес по закону поощрения.

Предполагается, что вход A -элемента связан с рецепторными полями n возбуждающих и m тормозящих связей, которые на сетчатке распределяются случайным образом [7].

Определение 2. A -элемент является возбужденным, если сумма сигналов на входе больше или равна порогу элемента [1, 2]. Согласно этому определению возбуждения входа A -элемента, его работа описывается следующим соотношением:

$$\Phi = \begin{cases} 1, & \text{если } \sum_{i=1}^n x_i + \sum_{i=1}^m y_i \geq \Theta, \\ 0, & \text{» } \sum_{i=1}^n x_i + \sum_{i=1}^m y_i < \Theta, \end{cases} \quad (3)$$

где Θ — порог возбуждения входа;
 $x_i(y_i)$ — i -я — возбуждающая (тормозящая) связь.

$$x_i(y_i) = \begin{cases} +1 (-1), & \text{если } i\text{-я связь возбуждена,} \\ 0, & \text{если } i\text{-я связь не возбуждена.} \end{cases} \quad (4)$$

Для определения вероятности возбуждения A -элемента при показе возбудителей $S_{i_1}, S_{i_2}, \dots, S_{i_L}$ можно доказать следующие теоремы.

Теорема 1. Пусть A -элемент имеет порог Θ , n возбуждающих и m тормозящих связей, которые случайным образом распределены на сетчатке. Если сетчатка возбудилась с вероятностью успеха P_i и с вероятностью неудачи $q_i = 1 - P_i$, то вероятность возбуждения A -элемента равна

$$P_i = \begin{cases} \sum_{k=\Theta}^n B\left(\frac{k, n}{P_i}\right) \frac{m!}{(k-\Theta)!(m-k+\Theta-1)!} \int_0^{q_i} t^{m-k+\Theta-1} (1-t)^{k-\Theta} dt, & \text{если } n < m + \Theta, \\ \sum_{k=\Theta}^{n+\Theta-1} B\left(\frac{k, n}{P_i}\right) \frac{m!}{(k-\Theta)!(m-k+\Theta-1)!} \int_0^{q_i} t^{m-k+\Theta-1} (1-t)^{k-\Theta} dt + \\ + \frac{n!}{(m+\Theta-1)!(n-m-\Theta)!} \int_0^{P_i} t^{m+\Theta-1} (1-t)^{n-m-\Theta} dt, & \text{если } n \geq m + \Theta, \\ \frac{n!}{(\Theta-1)!(n-\Theta)!} \int_0^{P_i} t^{\Theta-1} (1-t)^{n-\Theta} dt, & \text{если } m = 0, \end{cases} \quad (5)$$

где

$$B\left(\frac{k, n}{P_i}\right) = \binom{n}{k} P_i^k q_i^{n-k}.$$

P_i — формально напишем в виде

$$P_i = \left| (P_i + q_i)^n (P_i + q_i)^m \right|_{n-m \geq \Theta} = \left| (P_i + q_i)^{n+m} \right|_{n-m \geq \Theta}.$$

Эту запись следует понимать так: при раскрытии бинома, записанного в прямых скобках, берем те члены, которые удовлетворяют условию $n_i - m_i \geq \theta$, где $n_i(m_i)$ — количество возбуждающих (тормозящих) связей, попавших на S_i .

Теорема 2. Пусть A -элемент имеет порог θ , n возбуждающих и n тормозящих связей, которые случайным образом распределены на сетчатке. Если сетчатка возбудилась с вероятностью успеха $P_{i_1}, P_{i_2}, \dots, P_{i_L}$ и с вероятностью неудачи $q_{i_1}, q_{i_2}, \dots, q_{i_L}$, где $q_{i_k} = 1 - P_{i_k}$ ($k = 1, 2, \dots, L$), то вероятность возбуждения A -элемента равна

$$\begin{aligned}
 &= \sum_{\substack{n_{i_1} - m_{i_1} \geq \theta \\ \dots \\ n_{i_L} - m_{i_L} \geq \theta}} \frac{n! m!}{\prod_{j,k} n_{i_j}^{n_{i_j, i_k}} \prod_{j,k} m_{i_j}^{m_{i_j, i_k}} \prod_{i_1, i_2, \dots, i_L} n_{i_1, i_2, \dots, i_L}^{n_{i_1, i_2, \dots, i_L}} \prod_{i_1, i_2, \dots, i_L} \bar{n}_{i_1, i_2, \dots, i_L}^{\bar{n}_{i_1, i_2, \dots, i_L}}} \times \\
 &\times \frac{\prod_j T_{i_j}^{n_{i_j} + m_{i_j}}}{\prod_{i_1, i_2, \dots, i_L} m_{i_1, i_2, \dots, i_L}^{m_{i_1, i_2, \dots, i_L}} \prod_j T_{i_j}^{n_{i_j} + m_{i_j}}} \times \\
 &\times \prod_{j,k} T_{i_j, i_k}^{n_{i_j, i_k} + m_{i_j, i_k}} T_{i_1, i_2, \dots, i_L}^{n_{i_1, i_2, \dots, i_L} + m_{i_1, i_2, \dots, i_L}} q_{i_1, i_2, \dots, i_L}^{\bar{n}_{i_1, i_2, \dots, i_L} + \bar{m}_{i_1, i_2, \dots, i_L}}
 \end{aligned} \tag{7}$$

где

$$n_{i_k} = n_{i_k} + \sum_j n_{i_k, i_j} + \dots + n_{i_1, i_2, \dots, i_L} \quad (k = 1, 2, \dots, L), \tag{8}$$

$$m_{i_k} = m_{i_k} + \sum_j m_{i_k, i_j} + \dots + m_{i_1, i_2, \dots, i_L} \quad (k = 1, 2, \dots, L),$$

$$n = \sum_j n_{i_j} + \sum_{j,k} n_{i_j, i_k} + \dots + n_{i_1, i_2, \dots, i_L} + \bar{n}_{i_1, i_2, \dots, i_L} \tag{9}$$

$$m = \sum_j m_{i_j} + \sum_{j,k} m_{i_j, i_k} + \dots + m_{i_1, i_2, \dots, i_L} + \bar{m}_{i_1, i_2, \dots, i_L},$$

$n_{i_k}(m_{i_k})$ ($k = 1, 2, \dots, L$) — число возбуждающих (тормозящих) связей, которые реагируют только на точки сетчатки, возбужденные от возбудителя S_{i_k} ($k = 1, 2, 3, \dots$), $n_{i_1, i_2, \dots, i_k}(m_{i_1, i_2, \dots, i_k})$ ($k = 2, \dots, L$) — число возбуждающих (тормозящих) связей, которые реагируют только на возбужденные точки сетчатки, при показе из $S_{i_1}, S_{i_2}, \dots, S_{i_L}$ только возбудителей — $S_{i_1}, S_{i_2}, \dots, S_{i_k}$.

T_{i_1, i_2, \dots, i_k} ($k = 1, 2, \dots, L$) — относительное число точек, освещаемых возбудителями $S_{i_1}, S_{i_2}, \dots, S_{i_k}$, но не остальными возбудителями.

q_{i_1, i_2, \dots, i_L} — относительное число неосвещаемых точек.

Формулу (7) напомним формально в следующем виде:

$$= \left| \left(\sum_j T_{i_j} + \sum_{j \neq k} T_{i_j, i_k} + \dots + T_{i_1, i_2, \dots, i_L} + q_{i_1, i_2, \dots, i_L} \right)^{n+m} \right|, \tag{10}$$

где суммирование под знаком модуля выполняется при условиях

$$n_{i_1} - m_{i_1} \geq \theta, n_{i_2} - m_{i_2} \geq \theta, \dots, n_{i_L} - m_{i_L} \geq \theta. \tag{11}$$

Доказательство этих теорем здесь не приводим. Исследуем некоторые свойства характеристической функции ξ персептрона. С этой целью докажем следующую теорему.

Теорема 3. Если перцептронку показывают L возбудителей, которые являются взаимно-независимыми событиями, то их отображения с помощью Φ функции в ассоциативной перспективе независимы.

Доказательство проведем для биномиальных перцептронов. По условию теоремы имеем

$$P_{i,j} = P_i P_j \text{ при любых } i \neq j \\ (i = i_1, i_2, \dots, i_L), (j = i_1, i_2, \dots, i_L). \quad (12)$$

$$P_{i,j,k} = P_i P_j P_k \text{ при любых } i \neq j \neq k \\ (i = i_1, i_2, \dots, i_L), (j = i_1, i_2, \dots, i_L), (k = i_1, i_2, \dots, i_L)$$

и т. д.

$$P_{i_1, i_2, \dots, i_L} = P_{i_1} P_{i_2} \dots P_{i_L}.$$

С другой стороны,

$$T_{i_1, i_2, \dots, i_k} = P_{i_1, i_2, \dots, i_k} - \sum_{i_{k+1}} P_{i_1, \dots, i_k, i_{k+1}} \pm \dots \pm P_{i_1, \dots, i_L} \quad (13)$$

$$(k = 1, 2, \dots, L),$$

$$q_{i_1, i_2, \dots, i_L} = 1 - \sum_j P_{i_j} + \sum_{j,k} P_{i_j, i_k} \pm \dots \pm P_{i_1, i_2, \dots, i_L}. \quad (13')$$

Значение P_{i_1, i_2, \dots, i_k} ($k = 1, \dots, L$) из (12) подставим в (13) и вынесем из скобок $P_{i_1} P_{i_2} \dots P_{i_k}$. Получим

$$T_{i_1, i_2, \dots, i_k} = P_{i_1} P_{i_2} \dots P_{i_k} \left(1 - \sum_{i_{k+1}} P_{i_{k+1}} + \sum_{i_{k+1}, i_{k+2}} P_{i_{k+1}} P_{i_{k+2}} \pm \dots \pm \right. \\ \left. \pm P_{i_{k+1}} \dots P_{i_L} \right) \\ (k = 1, 2, \dots, L). \quad (14)$$

В уравнении (14)

$$1 - \sum_{i_{k+1}} P_{i_{k+1}} + \sum_{i_{k+1}, i_{k+2}} P_{i_{k+1}} P_{i_{k+2}} \pm \dots \pm P_{i_{k+1}} \dots P_{i_L},$$

есть вероятность не появления ни одного события $S_{i_{k+1}}, \dots, S_{i_L}$. Тогда

$$1 - \sum_{i_{k+1}} P_{i_{k+1}} + \sum P_{i_{k+1}} P_{i_{k+2}} \pm \dots \pm P_{i_{k+1}} \dots P_L = q_{i_{k+1}} \dots q_L. \quad (15)$$

Подставляя последнее значение в (14), получим

$$T_{i_1, i_2, \dots, i_k} = P_{i_1} \dots P_{i_k} q_{i_{k+1}} \dots q_{i_L} \quad (k = 1, 2, \dots, L). \quad (16)$$

Подставляя значение T_{i_1, i_2, \dots, i_k} ($k = 1, 2, \dots, L$) в (10), получим

$$P_{i_1, i_2, \dots, i_L} = \left| \sum P_{i_j} q_{i_2} \dots q_{i_L} + \sum P_{i_j} P_{i_k} q_{i_1} \dots q_{i_L} + \dots + \right. \\ \left. + P_{i_1} \dots P_{i_L} q_{i_1} \dots q_{i_L} \right|, \quad (17)$$

где суммирование под знаком модуля выполняется при условиях

$$n_{i_1} - m_{i_1} \geq \theta, \dots, n_{i_L} - m_{i_L} \geq \theta.$$

Разложив по сомножителям выражение (17), получим

$$P_{i_1, i_2, \dots, i_L} = \prod_j (P_{i_j} + q_{i_j})^{n_{i_j} + m_{i_j}}, \quad (18)$$

где умножение выполняется при условиях

$$n_{i_t} - m_{i_t} \geq \theta, \dots, n_{i_L} - m_{i_L} \geq \theta,$$

т. е.

$$P_{i_1, i_2, \dots, i_L} = \prod_t P_{i_t}, \tag{19}$$

что и требовалось доказать.

Теорема 4. Если в пространстве ассоциативных элементов отображения предъявленных возбудителей являются взаимно-независимыми, то

$$\xi_j = Q_{i_1} Q_{i_2} \dots Q_{i_{j-1}} P_{i_j} Q_{i_{j+1}} \dots Q_{i_L} \tag{20}$$

$$(j = 1, 2, \dots, L).$$

Доказательство очевидно в виду теоремы 3.

Следствие 1. Если $P_{i_1} = P_{i_2} = \dots = P_{i_L} = P$, то

$$\xi = PQ^{L-1}. \tag{21}$$

Следствие 2. Если количество предъявляемых классов равно двум, то из (20) имеем

$$\xi_t = P_t Q_{i_t} \tag{22}$$

Из теорем 2 и 3 следует, что

$$\xi_t = P_t Q_t$$

при

$$P_{i_t, j} = P_t P_j. \tag{23}$$

Известно, что

$$P_t = \frac{S_t}{S}, \tag{24}$$

$$P_l = \frac{S_l}{S}, \tag{25}$$

$$P_{i_t, j} = \frac{S_{ij}}{S}. \tag{26}$$

Подставляя в (23) значения P_t , P_j и P_{ij} соответственно из (24), (25) и (26), получим

$$\frac{S_{ij}}{S} = \frac{S_i S_j}{S^2}. \tag{27}$$

Из (27) будем иметь

$$S = \frac{S_i S_j}{S_{ij}}, \tag{28}$$

где S_i , S_j , $S_{i,j}$ — математические ожидания площади предъявляемых персептрону возбудителей.

Если $L = 2$, то из (21) следует, что

$$\xi = PQ. \tag{29}$$

В данном случае ξ достигает своего максимума, если $P = 0,5 = Q$, так как $P + Q = 1$.

Тогда

$$\max \xi = 0,25. \tag{30}$$

Теорема 5. Имеем два класса персептронов и известно, что входные параметры А-элемента равны. Если $P_k + P_k = 1$, $P_j + P_l = 1$, $P_{ij} = q_{ik}$, то

$$\xi_j (P_j \leq 0,5, n, m, \theta) = \xi_k (P_k \geq 0,5, n, m, \theta'), \tag{31}$$

$$\xi_l (P_l \leq 0,5, n, m, \theta) = \xi_i (P_i \geq 0,5, n, m, \theta'), \tag{32}$$

где

$$\Theta' = n + 1 - (m + \Theta).$$

Доказательство.

$$\begin{aligned} \xi_k (P_k \geq 0,5, n, m, \Theta') &= \sum_{n_k - m_k > \Theta'} \frac{n! m!}{n_k! \bar{n}_k! m_k! \bar{m}_k!} P_k^{n_k + m_k} q_k^{\bar{n}_k + \bar{m}_k} - \\ &- \sum_{\substack{n_k - m_k > \Theta' \\ n_l - m_l > \Theta'}} \frac{n! m!}{n_k! n_l! n_{kl}! \bar{n}_{kl}! m_k! m_l! m_{kl}! \bar{m}_{kl}!} \times \\ &\times T_k^{n_k + m_k} T_l^{n_l + m_l} T_{kl}^{n_{kl} + m_{kl}} q_{kl}^{\bar{n}_{kl} + \bar{m}_{kl}}. \end{aligned} \quad (33)$$

Заменим Θ' выражением $n + 1 - (m + \Theta)$. Из $n_k - m_k \geq \Theta'$ получим

$$\begin{aligned} n_k - m_k &\geq n + 1 - (m + \Theta), \\ (n_k - n) - (m_k - m) &\geq 1 - \Theta, \end{aligned} \quad (34)$$

или

$$\bar{n}_k - \bar{m}_k \leq \Theta - 1. \quad (35)$$

Таким образом, $n_l - m_l \geq \Theta'$ превращается в

$$\bar{n}_l - \bar{m}_l \leq \Theta - 1. \quad (36)$$

По условию теоремы $P_i + P_k = 1$, $P_j + P_l = 1$, поэтому

$$\begin{aligned} \bar{n}_k &= n_l, \quad \bar{m}_k = m_i, \quad \bar{n}_{l,k} = \bar{n}_{ij}, \quad n_{lk} = \bar{n}_{ij}, \quad \bar{n}_l = n_j, \\ \bar{n}_i &= n_k, \quad \bar{m}_i = m_k, \quad \bar{n}_j = n_l, \quad \bar{m}_j = m_l, \quad m_{l,k} = \bar{m}_{i,j}, \\ \bar{m}_l &= m_j, \quad \bar{m}_{lk} = m_{ij}. \end{aligned}$$

Согласно условию теоремы

$$\begin{aligned} P_k &= q_i, \quad q_k = P_i, \\ T_k &= P_k - P_{k,l} = q_i - q_{i,j} = T_j, \\ T_l &= P_l - P_{k,l} = q_j - q_{l,j} = T_i, \\ T_{lk} &= q_{ij}, \\ q_{lk} &= T_{ij}. \end{aligned}$$

Подставив полученные данные в (33), будем иметь

$$\begin{aligned} \xi_k (P_k \geq 0,5, n, m, \Theta') &= \sum_{n_i - m_i < \Theta - 1} \frac{n! m!}{n_i! \bar{n}_i! m_i! \bar{m}_i!} P_i^{n_i + m_i} q_i^{\bar{n}_i + \bar{m}_i} - \\ &- \sum_{\substack{n_i - m_i < \Theta - 1 \\ n_j - m_j < \Theta - 1}} \frac{n! m!}{n_i! n_j! n_{ij}! \bar{n}_{ij}! m_i! m_j! m_{ij}! \bar{m}_{ij}!} \times \\ &\times T_i^{n_i + m_i} T_j^{n_j + m_j} T_{ij}^{n_{ij} + m_{ij}} q_{ij}^{\bar{n}_{ij} + \bar{m}_{ij}}. \end{aligned} \quad (37)$$

В этой формуле первое слагаемое равно Θ_i , а второе — Θ_{ij} , т. е.

$$\xi_k (P_k \geq 0,5, n, m, \Theta') = Q_i - Q_{ij}. \quad (38)$$

Вероятность возбуждения A -элемента по крайней мере от одного из возбудителей, S_i или S_j , равна $P_i + P_j - P_{ij}$. Тогда

$$P_i + P_j - P_{ij} + Q_{ij} = 1, \tag{39}$$

где Q_{ij} — вероятность невозбуждения A -элемента ни одним из возбудителей.

Из последнего выражения получаем

$$Q_i - Q_{ij} = P_j - P_{ij}, \tag{40}$$

т. е.

$$\xi_k (P_k \geq 0,5, n, m, \Theta') = \xi_j (P \leq 0,5, n, m, \Theta).$$

Таким образом доказывается соотношение (32). Теорема доказана. Пусть известно количество ассоциативных элементов, длина обучающей последовательности, вероятностный закон распределения возбуждающих и тормозящих связей на сетчатке, математические ожидания S_i, S_j, S_{ij} и размеры сетчатки. При этих условиях нами вычислены величины $\max \xi_i$ для различных значений n, m, Θ , т. е. когда сетчатка выбрана по формуле (28), возбуждающие и тормозящие связи распределены на сетчатке случайным образом и принята $P_i = P_j = 1$. В табл. 1 и 2 приведены величины $\max \xi_i$. В каждом квадратике таблицы сверху написано значение Θ , при котором ξ_i достигает своего максимума, а внизу — значение $\max \xi_i$. Согласно теореме 4 в табл. 1 и 2 P меняется в пределах $0,1 \div 0,5$ по шагам $0,1$.

Таблица 1

Значение характеристической функции $\max \xi (n = 8, m, \theta, P)$

m	$P = 0,1$	$P = 0,2$	$P = 0,3$	$P = 0,4$	$P = 0,5$
0	1 0,249	2 0,250	3 0,247	4 0,241	4,5 0,231
1	1 0,249	2 0,246	3 0,233	3 0,244	4 0,250
2	1 0,250	2 0,236	2 0,245	3 0,249	3,4 0,235
3	1 0,248	1 0,231	2 0,250	2 0,236	3 0,250
4	1 0,245	1 0,244	2 0,243	2 0,249	2,3 0,237
5	1 0,240	1 0,249	1 0,241	2 0,245	2 0,250
6	1 0,234	1 0,249	1 0,249	1 0,246	1,2 0,239
7	1 0,226	1 0,243	1 0,248	1 0,249	1 0,250
8	0,1 0,218	0,1 0,234	0,1 0,238	0,1 0,240	0,1 0,240
9	0 0,230	0 0,244	0 0,248	0 0,249	0 0,250
10	0 0,238	0 0,249	0 0,249	0 0,246	0 0,241

В табл. 1 выбрана $n = 8, m = 0 \div 10$, а в табл. 2 — $n = 7, m = 1 \div 12$. Нами вычислены также аналогичные таблицы величин ξ , для других значений n, m и Θ , которые здесь не приводятся.

Таблица 2

Значение характеристической функции
 $\max \xi(n, m=7, \theta, P)$

n	$P=0,1$	$P=0,2$	$P=0,3$	$P=0,4$	$P=0,5$
1	0 0,248	0 0,232	0 0,230	0 0,243	0 0,250
2	0 0,247	0 0,230	0 0,196	0 0,186	0 0,203
3	0 0,243	0 0,243	0 0,218	0 0,192	0 0,179
4	0 0,237	0 0,249	0 0,240	0 0,224	0 0,205
5	0 0,230	0 0,248	0 0,249	0 0,245	0 0,238
6	0 0,222	0 0,242	0 0,247	0 0,249	0 0,250
7	0,1 0,213	0,1 0,232	0,1 0,236	0,1 0,238	0,1 0,239
8	1 0,226	1 0,243	1 0,248	1 0,249	1 0,250
9	1 0,236	1 0,249	1 0,249	1 0,246	1,2 0,240
10	1 0,243	1 0,249	1 0,243	2 0,246	2 0,250
11	1 0,247	1 0,245	2 0,245	2 0,249	2,3 0,242
12	1 0,249	1 0,238	2 0,250	2 0,241	3 0,250

Из анализа таблиц можно сделать следующие выводы:

1. Для каждой пары (n, m) существует $\max \xi$, при определенных $\Theta(p)$.

2. Для фиксированных (n, m, Θ) всегда можно найти такие P , для которых ξ достигает своего максимума.

3. Для фиксированного значения n при увеличении m $\max \xi$ перемещается в область малых значений Θ , а для фиксированного m при увеличении n $\max \xi$ перемещается в область больших значений Θ .

4. При малых n и больших m $\max \xi$ получается для значения $\Theta = 0$; после этого величина максимума падает, а затем возрастает.

5. При $n = m$ ξ достигает максимума для значений $\Theta = 0$ и $\Theta = 1$.

6. При $n = m - 1$ ξ достигает максимума для значений $\Theta = 0$, а при $n = m + 1$ — для значений $\Theta = 1$.

В данной статье мы исследовали лишь некоторые свойства характеристической функции перцептрона. Нами исследован также ряд других ее свойств, которые подтверждают полезность введения характеристической функции.

Выше мы рассматривали простейший трехслойный перцептрон. Следует отметить, что метод исследования характеристической функции трехслойного перцептрона можно применить также для анализа более сложных перцептронов, в том числе и с перекрестными связями.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ф. Розенблатт. Обобщение восприятий по группам преобразований. Кибернетический сборник, № 4, Изд-во иностр. лит., 1962.

2. Р. Д. Джозеф. Предсказание характеристики персептрона. Кибернетический сборник, № 4, Изд-во иностр. лит., 1962.
 3. В. М. Глушков. Теория обучения одного класса дискретных персептронов. «Ж. вычисл. матем. и матем. физ.», т. II, 2, 1962.
 4. Г. С. Себастьян. Процессы принятия решений при распознавании образов, изд-во «Техника», К., 1965.
 5. В. Феллер. Введение в теорию вероятностей и ее приложения, Изд-во иностр. лит., М., 1964.
 6. В. И. Романовский. Математическая статистика, кн. I, Изд-во АН УзССР, Ташкент, 1961.
 7. С. В. Даян. Датчики псевдослучайных чисел. Труды II Всесоюзной конференции по кибернетике, Тбилиси, 1965.
-

ОБ ОБОБЩЕНИИ ПО ПОДОБИЮ В ПЕРЦЕПТРОНАХ С ПЕРЕКРЕСТНЫМИ СВЯЗЯМИ

Г. Я. Валькова

В последнее время большое значение придается созданию классифицирующих автоматов, которые должны решать такие сложные задачи, как анализ аэрофотоснимков с целью предсказания погоды, техническая диагностика, медицинская диагностика и др. При конструировании автоматов часто используют информацию о работе зрительной системы человека, хотя в принципе действия автоматов не обязательно должны точно воспроизводить деятельность живого организма. Такой подход оправдан, так как эффективность зрительного аппарата человека выше, чем аналогичных по назначению искусственных устройств.

Одно из направлений исследований связано с созданием обучающихся машин для распознавания образов, в частности, с работами по перцептрону. Перцептрон был создан Ф. Розенблаттом как попытка моделировать структуру нервной системы живого организма.

В большинстве работ данного направления рассматриваются элементарные трехслойные перцептроны. Одним из основных недостатков их является слабая способность к обобщению, т. е. направленному классифицированию новых изобретений на основе опыта, полученного при обучении, в процессе которого перцептрону были показаны другие изображения того же образа. В элементарных трехслойных перцептронах обобщение происходит лишь на основе перекрытия изображений на сетчатке.

Усложнение структуры перцептрона приводит к появлению ряда новых свойств. Перцептроны с перекрестными связями способны обучаться группе преобразований изображения (на практике чаще всего локальной группе), при которых не меняется принадлежность изображения тому или иному образу. Это свойство перцептронов Ф. Розенблатта называл обобщением по подобию.

Проведенные нами исследования показали, что для того чтобы перцептрон с перекрестными связями обладал свойством обобщения по подобию, необходимо наложить определенные ограничения на конструкцию перцептрона и закон изменения весов связей.

Обучение обобщению по подобию перцептронов с перекрестными связями обычно осуществляется следующим образом. Перцептрону показывают обучающую последовательность, состоящую из изображений, за которыми следуют их преобразования, т. е. последовательность вида $S_1, T(S_1), T(S_2), \dots, S_n, T(S_n)$, где T — оператор преобразования, и изменяют вес перекрестных связей по определенному закону. Затем перцептрону предъявляют изображения S_x и S_y и обучают (например, методом коррекции ошибок) умению давать один ответ, например $R^* = 0$. R^* — реакция R — элемента перцептрона на изображение S_x , и другой ответ: $R^* = 1$, на изображение S_y . После обучения проводят экзамен, определяя реакцию перцептрона на изображения: $T(S_x)$ и $T(S_y)$. Если

перцептрон научился обобщать по подобию — он должен отнести $T(S_x)$ к тому же классу, что и $T(S_y)$.

Рассмотрим далее обучение обобщению по подобию трехслойного перцептрона с полными перекрестными связями, т. е. перцептрона, у которого каждый A -элемент связан со всеми остальными A -элементами, а также с самим собой через цепь обратной связи (рис. 1). Время передачи сигнала по каждой связи перцептрона равно τ .

Пусть при обучении перекрестных связей перцептрон показывается N раз обучающую последовательность $S_1, T(S_1), S_2, T(S_2)$,

где S_1 — изображение, относящееся к 1-му классу ($R^* = 0$);

S_2 — изображение, относящееся ко 2-му классу ($R^* = 1$).

Веса перекрестных связей изменяются по α -закону поощрения, т. е. если элемент a_j возбужден в момент $t + \tau$, а элемент a_i — в момент t , то вес связи V_{ij} изменяется на величину

$$\Delta V_{ij} = \alpha.$$

Веса остальных связей не меняются. Для того чтобы исключить возникновение связей между A -элементами, возбуждаемыми изображениями различных классов, ассоциативную систему перцептрона возвращают в нулевое состояние после показа каждого двух изображений.

Рассмотрим множество A -элементов. Предположим, что при показе изображения S_1 возбуждаются A -элементы $a_1, a_2, \dots, a_n, a_{n+1}, \dots, a_{n+t}$ при показе изображения S_2 возбуждаются A -элементы $b_1, b_2, \dots, b_m, a_{n+1}, \dots, a_{n+t}$ при показе изображения $T(S_1)$ — A -элементы $c_1, c_2, \dots, c_p, c_{p+1}, \dots, c_{p+s}$. Будем считать, что в начале обучения веса всех перекрестных связей равны нулю. Обозначим через $V_{a_i c_j}$ вес связи, направленной из элемента a_i к элементу c_j . После первого цикла показа последовательности $S_1, T(S_1), S_2, T(S_2)$ веса всех перекрестных связей примут значения:

$$V_{a_i c_j} = \alpha \quad \text{для } i = 1 \div n + t, j = 1 \div p \text{ или } i = 1 \div n, j = 1 \div p + s;$$

$$V_{a_i c_j} = 2\alpha \quad \text{» } i = n + 1 \div n + t, j = p + 1 \div p + s;$$

$$V_{b_i d_v} = \alpha \quad \text{» } i = n + 1 \div n + t,$$

$$V_{c_\mu c_j} = \alpha \quad \text{» } j = p + 1 \div p + s; \mu = 1 \div m;$$

$$V_{a_i d_v} = \alpha \quad \text{» } v = 1 \div q.$$

После k циклов показа обучающей последовательности веса перекрестных связей будут равны.

$$V_{a_i c_j} = k\alpha \quad \text{для } i = 1 \div n + t, j = 1 \div p \text{ или } i = 1 \div n, j = 1 \div p + s;$$

$$V_{b_i d_v} = k\alpha$$

$$V_{b_i c_j} = k\alpha \quad i = n + 1 \div n + t;$$

$$V_{a_i d_v} = k\alpha \quad j = p + 1 \div p + s;$$

$$V_{a_i c_j} = 2k\alpha \quad \mu = 1 \div m, v = 1 \div q.$$

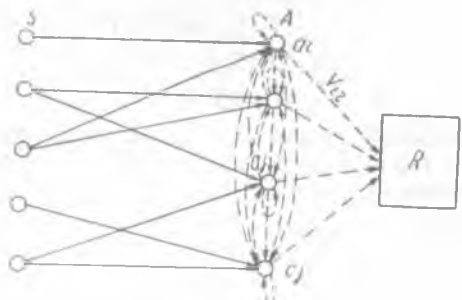


Рис. 1.

На $k + 1$ -м цикле обучения при показе изображения S_1 сигналы в входе A -элементов $a_{n+t} \div a_{n+t}$ равны:

$$U_{\text{вх } a_i}(S_1) = \Sigma \xi_i(S_1),$$

где $\Sigma \xi_i(S_1)$ — сумма сигналов, поступающих на вход элемента a_i от счетки при показе изображения S_1 .

Для остальных A -элементов входной сигнал равен нулю. Мы предположили, что элементы $a_1 \div a_{n+t}$ возбуждены, т. е. $\Sigma \xi_i(S_1) > \Theta_A$, где Θ_A — порог A -элемента. При показе $T(S_1)$ входные сигналы к A -элементам будут равны:

$$U_{c_j}[T(S_1)] = \Sigma \xi_j[T(S_1)] + \alpha k(n+t) \quad \text{для } j = 1 + p;$$

$$U_{c_j}[T(S_1)] = \Sigma \xi_j[T(S_1)] + 2\alpha kt \quad \text{» } j = p + 1 \div p + s;$$

$$U_{d_\nu}[T(S_1)] = \alpha kt \quad \text{» } \nu = 1 \div q.$$

Очевидно, что в этом случае будут возбуждены A -элементы c_j ($j = 1 \div p + s$) и, если $\alpha kt > \theta_A$, то будут возбуждены элементы d_ν . Аналогично получим, что при показе изображения S_2 будут возбуждены A -элементы $a_{n+1} \div a_{n+t}$, $b_1 \div b_m$, а при показе изображения $T(S_2)$ — A -элементы $d_1 \div d_q$, $c_{p+1} \div c_{p+s}$.

Веса перекрестных связей после N циклов будут иметь значения $V_{a_i c_j} = \alpha N$ для $i = 1 \div n$, $j = 1 \div p + s$ или $i = 1 \div n + t$, $j = 1 \div$

$$V_{a_i d_\nu} = \alpha \left(N - \frac{\theta_A}{\alpha t} \right) \quad \text{для } i = 1 \div n, \nu = 1 \div q, N > \frac{\theta_A}{\alpha t};$$

$$V_{a_i d_\nu} = 0 \quad \text{» } i = 1 \div n, \nu = 1 \div q, N \leq \frac{\theta_A}{\alpha t};$$

$$V_{a_i d_\nu} = \alpha N \quad \text{» } i = n + 1 \div n + t, \nu = 1 \div q;$$

$$V_{b_\mu d_\nu} = \alpha N \quad \left. \begin{array}{l} \\ \\ \end{array} \right\} \quad \text{» } i = n + 1 \div n + t;$$

$$V_{b_\mu c_j} = \alpha N \quad \left. \begin{array}{l} \\ \\ \end{array} \right\} \quad \text{» } j = p + 1 \div p + s;$$

$$V_{a_i c_j} = 2\alpha N \quad \left. \begin{array}{l} \\ \\ \end{array} \right\} \quad \text{» } \mu = 1 \div m, \nu = 1 \div q.$$

Предположим, что после N циклов обучение перекрестных связей перцептрона закончено. Рассмотрим случай, когда перцептрону при обучении $A-R$ -связей предъявляются те же изображения, что и при обучении перекрестных связей. Будем предъявлять перцептрону изображения S_1 и S_2 и путем изменения весов $A-R$ -связей в соответствии с α -законом коррекции ошибки добиваться, чтобы перцептрон давал ответ $R^* = 0$ на изображение S_1 и ответ $R^* = 1$ на изображение S_2 . Для того чтобы проявился эффект перекрестных связей, каждое изображение будет показывать два раза, после чего ассоциативная система возвращается в нулевое состояние, т. е. перцептрону будем показывать последовательность S_1, S_1, S_2, S_2 . Веса перекрестных связей при этом обучении не меняются.

При показе последовательности $S_1 S_1$ на вход A -элементов поступают следующие сигналы:

$$U_{a_i}(S_1) = \Sigma \xi_i(S_1) \quad \text{для } i = 1 \div n + t;$$

$$U_{c_j}(S_1) = \alpha N(n+t) \quad \text{» } j = 1 \div p;$$

$$U_{c_j}(S_1) = \alpha N(n+2t) \quad \text{» } j = p + 1 \div p + s;$$

$$U_{d_\nu}(S_1) = \alpha n \left(N - \frac{\theta_A}{\alpha t} \right) + \alpha t N \quad \text{для } N > \frac{\theta_A}{\alpha t};$$

$$U_{d_\nu}(S_1) = \alpha t N \quad \text{» } N \leq \frac{\theta_A}{\alpha t}.$$

Для того чтобы перцептрон мог различать изображения $T(S_1)$ и $T(S_2)$ нужно, чтобы при показе последовательности S_1, S_1 возбуждались элементы $a_1 \div a_{n+t}, c_1 \div c_{p+s}$ и не возбуждались элементы $d_1 \div d_q$. Это равносильно выполнению условий

$$\alpha t N \leq \Theta_A < \alpha N (n + t). \quad (1)$$

При показе последовательности S_2, S_2 входные сигналы A -элементов будут иметь следующую величину:

$$\begin{aligned} U_{b_\mu}(S_2) &= \Sigma \xi_t(S_2) && \text{для } \mu = 1 \div m; \\ U_{a_i}(S_2) &= \Sigma \xi_t(S_2) && \text{» } i = n + 1 \div n + t; \\ U_{d_\nu}(S_2) &= \alpha N (m + t) && \text{» } \nu = 1 \div q; \\ U_{c_j}(S_2) &= \alpha t N && \text{» } j = 1 \div p; \\ U_{c_j}(S_2) &= \alpha N (m + 2t) && \text{» } j = p + 1 \div p + S. \end{aligned}$$

Для различения $T(S_1)$ и $T(S_2)$ нужно, чтобы при показе последовательности S_1, S_2 за счет действия перекрестных связей вместе с элементами $b_1 \div b_m, a_{n+1} \div a_{n+t}$ возбуждались элементы $c_{p+1} \div c_{p+s}, d_1 \div d_q, p < m$ и не возбуждались элементы $c_1 \div c_p$. Это равносильно условию

$$\alpha t N \leq \Theta_A < \alpha N (m + t). \quad (2)$$

Назовем величину $F = \frac{\alpha N}{\Theta_A}$ силой перекрестных связей.

Из условий (1) и (2) получим соотношение

$$\frac{1}{t} \geq F > \frac{1}{\min(m + t, n + t)}. \quad (3)$$

Сила перекрестных связей должна быть тем меньше, чем больше число A -элементов, возбуждаемых изображениями и первого, и второго класса.

Если сила перекрестных связей $F < \frac{1}{\min(m + t, n + t)}$, то влияние перекрестных связей не будет сказываться. На основании неравенства (3), зная порог A -элемента Θ_A , можно выбрать единичное поощрение перекрестных связей α и число циклов обучения перекрестных связей или же для данных α, Θ_A, N выбрать связи A -элементов с сетчаткой так, чтобы получить m, n, t , удовлетворяющие этому неравенству.

В рассмотренном выше случае перцептрон обучали на изображениях S_1, S_2 и требовали, чтобы он осуществлял обобщение своих реакций на изображения $T(S_1)$ и $T(S_2)$. Если мы захотим перцептрон, перекрестные связи которого обучены так, как описано выше, научить путем изменения $A - R$ связей классифицировать изображения $T(S_1)$ и $T(S_2)$ и потребуем от него, чтобы при экзамене он относил S_1 к тому же классу, что и $T(S_1)$, а S_2 — к тому же классу, что и $T(S_2)$, то мы этого не получим. Для того чтобы перцептрон научился обобщать реакции не только от S_1 на $T(S_1)$ от S_2 на $T(S_2)$, но и наоборот, от $T(S_1)$ на S_1 , от $T(S_2)$ на S_2 , перекрестные связи перцептрона нужно обучать на последовательности вида $S_1, T(S_1), S_1, S_2, T(S_2), S_2, S_1 \leq S_2$, причем ассоциативная система перцептрона должна возвращаться в нулевое состояние после показа каждых трех изображений.

Рассуждая так же, как при обобщении от $S_1 S_2$ к $T(S_1), T(S_2)$, легко получить следующие ограничения, которым должна удовлетворять сила перекрестных связей в этом случае:

$$\frac{1}{\max(t, s)} \geq F > \frac{1}{\min[(n + t), (m + t), (p + s), (q + s)]}. \quad (4)$$

До сих пор мы рассматривали случай, когда при обучении связей перцептрон показывали те же изображения, что и при обучении перекрестных связей. Выясним, как должен действовать перцептрон, если при обучении $A-R$ -связей ему будут показывать новые изображения, которые не входили в тренировочную последовательность для обучения перекрестных связей. Предположим, что при обучении перекрестных связей применяется та же тренировочная последовательность, что и в рассмотренном выше случае, т.е. последовательность вида $S_1, T(S_1), S_2, T(S_2)$.

При обучении $A-R$ -связей перцептрон предъявляют изображения Z, X и при экзамене — изображения $T(Z)$ и $T(X)$. Изображения Z и X выбраны так, что при их показе возбуждены следующие A -элементы:

при показе Z	l_1	A -элементов из множества	$a_1 \div a_n,$
	l_2	» » »	$b_1 \div b_m,$
	l_3	» » »	$a_{n+1} \div a_{n+t},$
при показе X	g_1	A -элементов из множества	$b_1 \div b_m,$
	g_2	» » »	$a_1 \div a_n,$
	g_3	» » »	$a_{n+1} \div a_{n+t},$
при показе $T(Z)$	f_1	A -элементов из множества	$c_1 \div c_p,$
	f_2	» » »	$d_1 \div d_q,$
	f_3	» » »	$c_{p+1} \div c_{p+s},$
при показе $T(X)$	h_1	A -элементов из множества	$d_1 \div d_q,$
	h_2	» » »	$c_1 \div c_p,$
	h_3	» » »	$c_{p+1} \div c_{p+s}.$

После обучения перекрестных связей веса будут такими же, как в рассмотренном выше случае. Будем требовать, чтобы перцептрон при показе Z давал ответ $R^* = 0$ и при показе X ответ $R^* = 1$. Рассмотрим обучение $A-R$ -связей. При предъявлении последовательности ZZ на вход A -элементов поступают следующие сигналы:

$$\begin{aligned}
 U_{a_i}(Z) &= \sum_i^i(Z) \quad \text{для } i = 1 \div l_1; \\
 U_{b_\mu}(Z) &= \sum_i^i(Z) \quad \text{для } \mu = 1 \div l_2; \\
 U_{a_i}(Z) &= \sum_i^i(Z) \quad \text{для } i = n + 1 \div n + l_3; \\
 U_{c_j}(Z) &= \alpha N (l_3 + l_1) \quad \text{для } j = 1 \div p; \\
 U_{c_j}(Z) &= \alpha N (l_1 + l_2 + 2l_3) \quad \text{для } j = p + 1 \div p + s; \\
 U_{d_\nu}(Z) &= \alpha N (l_2 + l_3) \quad \text{для } \nu = 1 \div q.
 \end{aligned}$$

Для того чтобы перцептрон мог при экзамене различать $T(Z)$ и $T(X)$, нужно, чтобы при показе последовательности Z, Z возбуждались элементы $c_1 \div c_{p+s}$ и не возбуждались элементы $d_1 \div d_q$. Это равносильно выполнению условия

$$\alpha N (l_1 + l_3) > \Theta_A \geq \alpha N (l_2 + l_3). \quad (5)$$

При показе последовательности X, X на вход A -элементов поступают сигналы

$$\begin{aligned}
 U_{b_\mu}(X) &= \sum_i^i(X) \quad \text{для } \mu = 1 \div g_1; \\
 U_{a_i}(X) &= \sum_i^i(X) \quad \text{для } i = 1 \div g_2; \\
 U_{a_i}(X) &= \sum_i^i(X) \quad \text{для } i = n + 1 \div n + g_3; \\
 U_{c_j}(X) &= \alpha N (g_2 + g_3) \quad \text{для } j = 1 \div p; \\
 U_{c_j}(X) &= \alpha N (g_1 + g_2 + 2g_3) \quad \text{для } j = p + 1 \div p + s; \\
 U_{d_\nu}(X) &= \alpha N (g_1 + g_3) \quad \text{для } \nu = 1 \div q.
 \end{aligned}$$

Нам нужно, чтобы в этом случае за счет действия перекрестных связей возбуждались A -элементы $c_{p+1} \div c_{p+s}$, $d_1 \div d_q$ и не возбуждались элементы $c_1 \div c_p$. Для этого необходимо выполнение условия

$$\alpha N(g_1 + g_3) > \theta_A \geq \alpha N(g_2 + g_3). \quad (6)$$

Из условий (5) и (6) получим следующие ограничения, которые должны накладываться на силу перекрестных связей в случае, когда обучение $A-R$ -связей происходит на новых изображениях:

$$\frac{1}{\max(l_2 + l_3, g_2 + g_3)} \geq F > \frac{1}{\min(l_1 + l_3, g_1 + g_3)}. \quad (7)$$

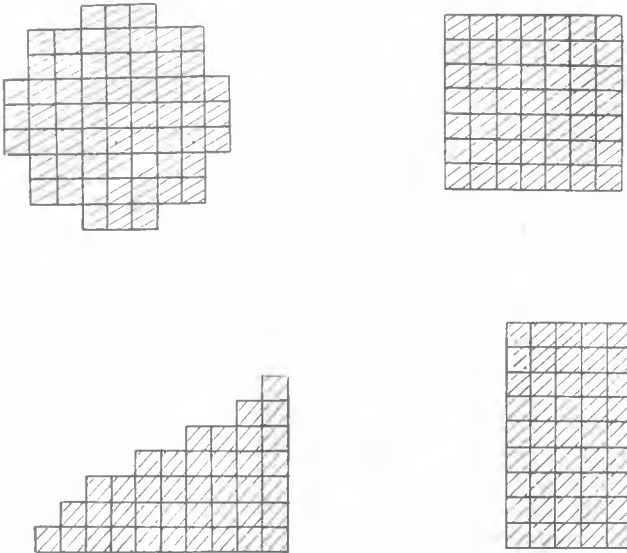


Рис. 2.

Для экспериментального исследования способности к обобщению по подобию трехслойного перцептрона с перекрестными связями была составлена программа моделирования перцептрона на универсальной вычислительной машине. Моделировался трехслойный перцептрон с полными перекрестными связями, с сетчаткой, состоящей из $8 \times 8 = 64$ S -элементов, с 64 A -элементами, R -элементом. Порог R -элемента был равен $\theta_R = 0,5$, порог A -элементов можно было менять в процессе эксперимента. При изменении весов перекрестных и выходных связей применялся α -закон поощрения с единичными поощрениями α и β соответственно. В качестве изображений использовались треугольники, прямоугольники, квадраты и круги (рис. 2). Эксперименты проводились по описанной выше методике, преобразование заключалось в сдвиге изображения на половину сетчатки вправо.

Опыт 1. В качестве изображений S_x и S_y перцептрону показывали прямоугольник и треугольник на левой половине сетчатки. Во время обучения перекрестных связей перцептрону показывали в пять раз последовательность $S_x, T(S_x), S_y, T(S_y)$; при этом веса перекрестных связей менялись в соответствии с α -законом поощрения, а веса $A-R$ -связей были

нулевыми и не менялись. После этого перцептрону предъявляли S_x и S_y и обучали автомат, изменяя веса $A-R$ -связей в соответствии с α -законом поощрения, давать ответы $R^*(S_x) = 0$ и $R^*(S_y) = 1$; веса перекрестных связей при этом не менялись. При экзамене перцептрону показывали эти же треугольник и квадрат, но сдвинутые на половину сетчатки вправо. Перцептрон дал правильные ответы $R^*[T(S_x)] = 0$ и $R^*[T(S_y)] = 1$. При показе изображения S_x возбуждались A -элементы с номерами 4, 22 и 26; при показе S_y — 29, 33, 34, 37, 38, 42; при показе $T(S_x)$ — 10, 31, 32; при показе $T(S_y)$ — 40, 48, т. е. $n = 3$, $m = 6$, $q = 2$, $t = 0$, $p = 3$, $s = 0$. Были выбраны $\theta_A = 2$, $\alpha = 1$, $\beta = 1$ и сила перекрестных связей $F = \frac{5,1}{2} = 2,5$, что удовлетворяет условию (3), имеющему в данном случае вид

$$\infty \geq F > \frac{1}{3}.$$

Опыт 2. Обучение перцептрона проводилось так же, как в опыте 1. В качестве S_x и S_y перцептрону показывали прямоугольник и треугольник, которые возбуждали следующие A -элементы:

$$S_x - 4, 22, 26, 37, 38, 51, 53;$$

$$S_y - 33, 34, 37, 38, 42, 64;$$

$$T(S_x) - 10, 31, 32, 64;$$

$$T(S_y) - 40, 42, 64.$$

Опыт проводился при пяти значениях единичного поощрения α : $\alpha_1 = 1$, $\alpha_2 = 0,5$, $\alpha_3 = 0,25$, $\alpha_4 = 0,125$, $\alpha_5 = 0,0625$. Величины порога и числа циклов не менялись и имели значение $\theta_A = 2$, $N = 5$. Единичное поощрение $\beta = 1$. При обучении перекрестных связей перцептрону показывали последовательность S_x , $T(S_x)$, S_y , $T(S_y)$, при обучении $A-R$ -связей — S_x и S_y слева на сетине, при экзамене — те же изображения, но сдвинутые на половину сетины вправо.

При $\alpha_1 = 1$, $\alpha_2 = 0,5$ и $\alpha_3 = 0,25$ результаты получились одинаковые и неправильные. После обучения $A-R$ -связей перцептрон давал ответы $R^*(S_x) = 0$ и $R^*(S_y) = 1$. При экзамене — $R^*[T(S_y)] = 1$, $R^*[T(S_x)] = 1$, $T(S_x)$ и $T(S_y)$ отнесены к одному классу — тому же, что и S_y . Объяснялось это тем, что сила перекрестных связей велика и после обучения перекрестных связей реакции на S_x и S_y такая же, как на $T(S_x)$ и $T(S_y)$, т. е. после обучения перекрестных связей возбуждены следующие A -элементы:

$$\text{при показе } S_x - 4, 22, 26, 37, 38, 51, 53, 10, 31, 32, 40, 42, 64;$$

$$S_y - 33, 34, 37, 38, 42, 64, 10, 31, 32, 40;$$

$$T(S_x) - 10, 31, 32, 64;$$

$$T(S_y) - 40, 42, 64.$$

При $\alpha = 0,125$ перцептрон обучается правильно, после обучения $A-R$ -связей он дает ответы $R^*(S_x) = 0$, $R^*(S_y) = 1$ и при экзамене — $R^*[T(S_x)] = 0$, $R^*[T(S_y)] = 1$. При значении $\alpha = 0,0625$ перекрестные связи не оказывают влияния на возбуждение A -элементов, так как и сила мала. Обучая $A-R$ -связей, перцептрон дает правильные ответы $R^*(S_x) = 0$, $R^*(S_y) = 1$, а при экзамене отвечает неправильно: $R^*[T(S_x)] = 0$, $S_x \neq S_y$, $R^*[T(S_y)] = 0$. Легко подсчитать, что в данном опыте неравенство (3) выполняется только при $0,2 \geq \alpha > 0,067$.

Опыт 3. Перцептрон обучался обобщению реакций как от S_1 и $T(S_1)$ от S_2 на $T(S_2)$, так и от $T(S_1)$ на S_1 , от $T(S_2)$ на S_2 . Для этого при обучении перекрестных связей ему показывали последовательность S_1 , $T(S_1)$, S_1 , S_2 , $T(S_2)$, S_2 . В качестве S_1 и S_2 использовались прям

угольник и треугольник на левой половине сетчатки, а в качестве $T(S_1)$ и $T(S_2)$ — те же прямоугольник и треугольник, но сдвинутые на половину сетчатки вправо. Ассоциативная система перцептрона возвращалась в нулевое состояние после показа каждых трех изображений. Предъявляемые изображения возбуждали следующие A -элементы:

$$\begin{aligned}
 S_1 &= 9, 22, 26, 29, 43, 47, 54, 55; \\
 S_2 &= 14, 37, 45, 47, 59; \\
 T(S_1) &= -1, 10, 17, 25, 35, 45, 46; \\
 T(S_2) &= -23, 35, 46.
 \end{aligned}$$

Отсюда следует, что $n = 7, m = 4, t = 1, p = 5, q = 1, s = 2$. Были выбраны $\theta_A = 2, N = 3, \beta = 1$. Условие (3) в этом случае имеет вид

$$\frac{1}{2} \geq F > \frac{1}{3},$$

откуда

$$0,33 \geq \alpha > 0,22.$$

Опыт проводился для трех значений α : $\alpha_1 = 0,5, \alpha_2 = 0,25, \alpha_3 = 0,125$. Каждый раз, изменяя $A - R$ -связей, перцептрон обучали распознаванию:

- а) изображений S_x и S_y и затем при экзамене проверяли реакцию перцептрона на $T(S_x)$ и $T(S_y)$;
- б) изображений $T(S_x)$ и $T(S_y)$ и затем при экзамене проверяли реакцию перцептрона на S_x и S_y .

Обучение $A - R$ -связей каждый раз начиналось с нулевых весов. Полученные результаты приведены в табл. 1.

Таблица 1

Значения α	Ответы перцептрона							
	Опыт 3, а)				Опыт 3, б)			
	$R^*(S_x)$	$R^*(S_y)$	$R^*[T(S_x)]$	$R^*[T(S_y)]$	$R^*[T(S_x)]$	$R^*[T(S_y)]$	$R^*(S_y)$	$R^*(S_x)$
$\alpha_1 = 0,5$	0	1	0	0	0	1	0	0
$\alpha_2 = 0,25$	0	1	0	1	0	1	0	1
$\alpha_3 = 0,125$	0	1	0	0	0	1	0	0

Следует отметить, что причины одинаковых ответов перцептрона при $\alpha = 0,5$ и $\alpha = 0,125$ — различны. Действительно, для $\alpha = 0,5$ связь слишком сильная и при обучении перцептрона отличию S_y и S_x , а также при показе S_x и S_y , возбуждаются A -элементы, отвечающие на $T(S_x)$ и $T(S_y)$.

Поэтому веса $A - R$ -связей от этих элементов остаются нулевыми. При показе во время экзамена $T(S_x)$ и $T(S_y)$ возбуждаются каждый раз A -элементы, отвечающие S_x и S_y , но так как элементов, отвечающих S_x , больше, то перцептрон относит оба изображения $T(S_x)$ и $T(S_y)$ к классу S_x . Аналогичное явление происходит в опыте 3, б). При $\alpha = 0,125$ сила перекрестных связей мала и обобщения от S_y к $T(S_y)$, от $T(S_y)$ к S_y не происходит. Поэтому веса выходных связей от A -элементов, возбуждаемых изображениями $T(S_y)$ в опыте 3а) и S_y в опыте 3б), равны нулю, и перцептрон дает на эти изображения нулевой ответ.

Опыт 4. В данном опыте обучение перекрестных связей проводилось на тех же изображениях, что и опыте 2, т. е. перцептрону показывали прямоугольники и квадраты, которые возбуждали следующие A -элементы:

$$\begin{aligned} S_1 &- 4, 22, 26, 37, 38, 51, 53; \\ S_2 &- 33, 34, 37, 38, 42, 64; \\ T(S_1) &- 10, 31, 32, 64; \\ T(S_2) &- 40, 42, 64. \end{aligned}$$

Затем перцептрон показывали круг и квадрат на левой половине сетчатки и учили, изменяя веса $A-R$ -связей, давать на круг ответ $R^*(Z) = 0$ и на квадрат $R^*(X) = 1$. При экзамене перцептрон показывали круг и квадрат, сдвинутые на половину сетчатки вправо. Изображения возбуждали следующие A -элементы:

$$\begin{aligned} Z &- 11, 27, 33, 37, 42, 54, 61; \\ X &- 6, 22, 28, 38, 42, 44, 53, 54; \\ T(Z) &- 8, 9, 24, 36, 42, 54, 61, 62; \\ T(X) &- 3, 10, 15, 32, 42, 54, 62, 64. \end{aligned}$$

Отсюда следует, что в данном опыте

$$\begin{aligned} l_1 &= 2, & g_1 &= 2, & f_1 &= 1, & h_1 &= 2, \\ l_2 &= 0, & g_2 &= 1, & f_2 &= 0, & h_2 &= 1, \\ l_3 &= 1, & g_3 &= 1, & f_3 &= 0, & h_3 &= 1 \end{aligned}$$

и неравенство (3) имеет вид

$$\frac{1}{2} \geq F > \frac{1}{3}.$$

В данном опыте, как и в опыте 2, были выбраны $\theta_A = 2$, $\beta = 1$, $N = 5$. Следовательно, единичное поощрение α должно удовлетворять условию

$$0,2 \geq \alpha > 0,13.$$

Опыт проводился при $\alpha_1 = 0,4$, $\alpha_2 = 0,2$ и $\alpha_3 = 0,1$. Полученные результаты приведены в табл. 2.

Таблица 2

Значения α	Ответы перцептрона			
	$R^*(S_x)$	$R^*(S_y)$	$R^*[T(S_x)]$	$R^*[T(S_y)]$
$\alpha_1 = 0,4$	0	1	0	0
$\alpha_2 = 0,2$	0	1	0	1
$\alpha_3 = 0,1$	0	1	0	0

ЛИТЕРАТУРА

1. В. М. Глушков. Теория обучения одного класса дискретных перцептронов. «Ж. вычисл. матем. и матем. физ.», т. 2, № 2, 1962.
2. В. М. Глушков. Распознавание образов в бионике. Сб. «Бионика», изд-во «Наука», 1965.
3. Ф. Розенблатт. Обобщение восприятий по группам преобразований. Кибернетический сборник, № 4, Изд-во иностр. лит., 1962.
4. Ф. Розенблатт. Принципы нейродинамики, изд-во «Мир», 1965.
5. М. А. Айзерман, Э. М. Браверман, Л. И. Розоноэр. Теоретические основы метода потенциальных функций в задаче об обучении автоматов разделению входных ситуаций на классы. «Автоматика и телемеханика», т. 24, № 6, 1964.

АДАПТИВНЫЙ КЛАССИФИКАТОР НА ПОРОГОВЫХ ЭЛЕМЕНТАХ

А. В. Мевис, В. В. Трейер

Многослойные адаптивные классификаторы, содержащие более одного адаптивного порогового элемента (АПЭ) в слое, могут реализовать сложные разделяющие поверхности и провести классификацию объектов, не являющихся линейно разделимыми. Сюда относятся так называемые классификаторы мадалин [1], минос [2], перцептрон [3] и др.

Анализ таких классификаторов показывает, что логические возможности их существенно зависят от того, в каком слое производится обучение и сколько адаптивных пороговых элементов при этом обучается. Например, классификаторы мадалин и α -перцептрон являются двухслойными устройствами, только у мадалин обучаются элементы в первом слое, а у α -перцептрона один элемент во втором слое. Поэтому α -перцептрон свойственны все недостатки, присущие одному пороговому элементу.

Предлагается экспериментальный макет двухслойного адаптивного классифицирующего устройства для распознавания объектов, имеющий такие достоинства, как отсутствие ограничений на входные сигналы в смысле их линейной разделимости; увеличение объема памяти за счет использования параллельно соединенных $m = \text{АПЭ}$; наличие возможности специализации каждого АПЭ устройства по распознаванию объектов определенного класса.

Общий вид макета адаптивного классифицирующего устройства (АКУ) представлен на рис. 1.

Поскольку в настоящее время не существует эффективных методов одновременного вычисления весовых коэффициентов порогового элемента во втором слое и настройки весов АПЭ первого слоя, используемый алгоритм обучения двухслойного адаптивного классифицирующего устройства предусматривает настройку весов АПЭ только первого слоя, как это предложено в работе [4].

Задача состоит в том, чтобы найти алгоритм обучения такого устройства. Допустим, что имеются обучающиеся подмножества объектов y_1 и y_2 . Необходимо найти АКУ размерности m для разделения этих подмножеств, т. е. найти такие m весовых векторов, которые находились бы на правильной стороне разделяющей поверхности. Эту задачу можно решить следующим образом. Пусть на j -м шаге работы АКУ неправильно классифицирует объект $y_j \in y_1$, т. е. большинство из $W_{ij} y_j < 0$, $i = 1, 2, \dots, m$. Тогда на этом шаге весовыми векторами являются векторы $W_{1j}, W_{2j}, \dots, W_{mj}$. Вводится величина

$$L_j = \sum_{i=1}^m \text{sign}(W_{ij} y_j),$$

где L_j — нечетное число, равное разности между числом весовых векторов на j -м шаге обучения с положительными суммами и числом весовых векторов с отрицательными суммами;

W_{ij} — значение весового вектора i -го адаптивного порогового элемента (АПЭ) на j -м шаге обучения;

y_j — значение входного вектора объекта.

Тогда значение выходного сигнала АКУ

$$z = \begin{cases} +1 & \text{если } L_j \geq 0, \\ -1 & \text{» } L_j < 0. \end{cases}$$



Рис. 1.

В нашем предположении $L_j < 0$; поэтому m АПЭ будут иметь отрицательный выход $\frac{m-L_j}{2}$ АПЭ. Очевидно, что необходимо изменить выходы не менее чем $\frac{1}{2}(|L_j| + 1)$ АПЭ, чтобы $y_j \in y_1$.

Как видно, этот алгоритм предусматривает настройку минимального количества АПЭ, необходимого для появления на выходе АКУ правильного выходного сигнала. Для настройки выбираются те АПЭ, которые имеют минимальную величину $|W_{ij} y_j|$.

Если на j -м шаге АКУ неправильно классифицирует объект $y_j \in y_2$, то $L_j > 0$ и изменяются $\frac{1}{2}(|L_j| + 1)$ весовых векторов из общего числа $\frac{1}{2}(L_j + m)$ векторов, имеющих большинство из $W_{ij} y_i > 0$.

Схема АКУ, представленная на рис. 2, содержит входное наборное поле размером 4×4 , пять ячеек АПЭ, выходную логическую схему, устройство управления адаптаций и коммутатор настройки. Экспериментальное исследование одного АПЭ приведено в предыдущей статье. Этот классификатор обучался распознаванию шести объектов без искажений и с такими искажениями на 10%, как сдвиги, повороты, изменение размеров и т. д., всего 160 образцов. Известно, что емкость такого типа классифицирующих устройств равна емкости одного АПЭ, умноженной на число АПЭ.

В нашем случае емкость АКУ, равная 160 объектам при 100%-ном распознавании этих объектов, несмотря на то, что точность работы каж-

дого АПЭ снижается, была получена экспериментально при использовании описанного алгоритма обучения следующим образом. Установлено, что для получения 100% правильной работы АКУ при предъявлении 160 объектов необходимо выбрать для перестройки такие два из пяти действующих АПЭ, у которых взвешенная сумма до квантования наименьшая и подстраивать их до тех пор, пока на выходе АКУ не будет получен желаемый сигнал. Результаты экспериментов со 100 и 160 образцами приведены в табл. 1 (см. рис. 3).

Представляет интерес экспериментальное распознавание объектов при выходе из строя части электрохимических управляемых сопротивления (ЭУС). Было обнаружено, что допустимыми при 100%-ной классификации объектов является выход из строя $\frac{2}{5}$ всех ЭУС, применяемых в АКУ, при условии, что ЭУС, стоящие на местах 1, 2, 3, ..., 16 в каждом АПЭ, правильно настраивались в трех из пяти АПЭ. В рассматриваемом случае у классификатора не настраивалось 20% всех элементов, что не влияло на точность работы всего устройства.

Кроме того, был осуществлен эксперимент по специализации каждого АПЭ, входящего в состав АКУ, по распознаванию объектов с искажениями определенного класса при числе классов $m = 5$. Результаты эксперимента сведены в табл. 2. Каждый АПЭ при классификации выбирает из общей массы входных объектов только те, распознаванию которых он обучен.

Проведенные экспериментальные исследования на макете АКУ показывают, что при увеличении объема памяти и некоторых модификациях устройства управления адаптацией адаптивные классифицирующие устройства рассматриваемого типа смогут распознавать более сложные объекты и решать задачи, связанные с адаптивным управлением различными системами.

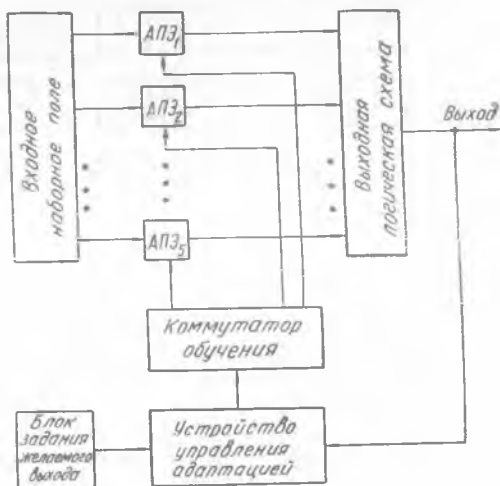


Рис. 2.

Таблица 1

№ АПЭ	Число объектов	Число ошибок	Места неисправных ЭУС	Точность АПЭ	Точность устройства
1	100	11	—	83%	100%
2	100	19	1, 4, 7, 10, 11, 16	81%	
3	100	12	15	88%	
4	100	13	2, 7	87%	
5	100	15	3, 5, 13	85%	
1	160	25	—	84%	100%
2	160	27	1, 4, 7, 10, 11, 16	83%	
3	160	24	15	85%	
4	160	24	2, 7	85%	
5	160	26	3, 5, 13	84%	

Рис. 3.

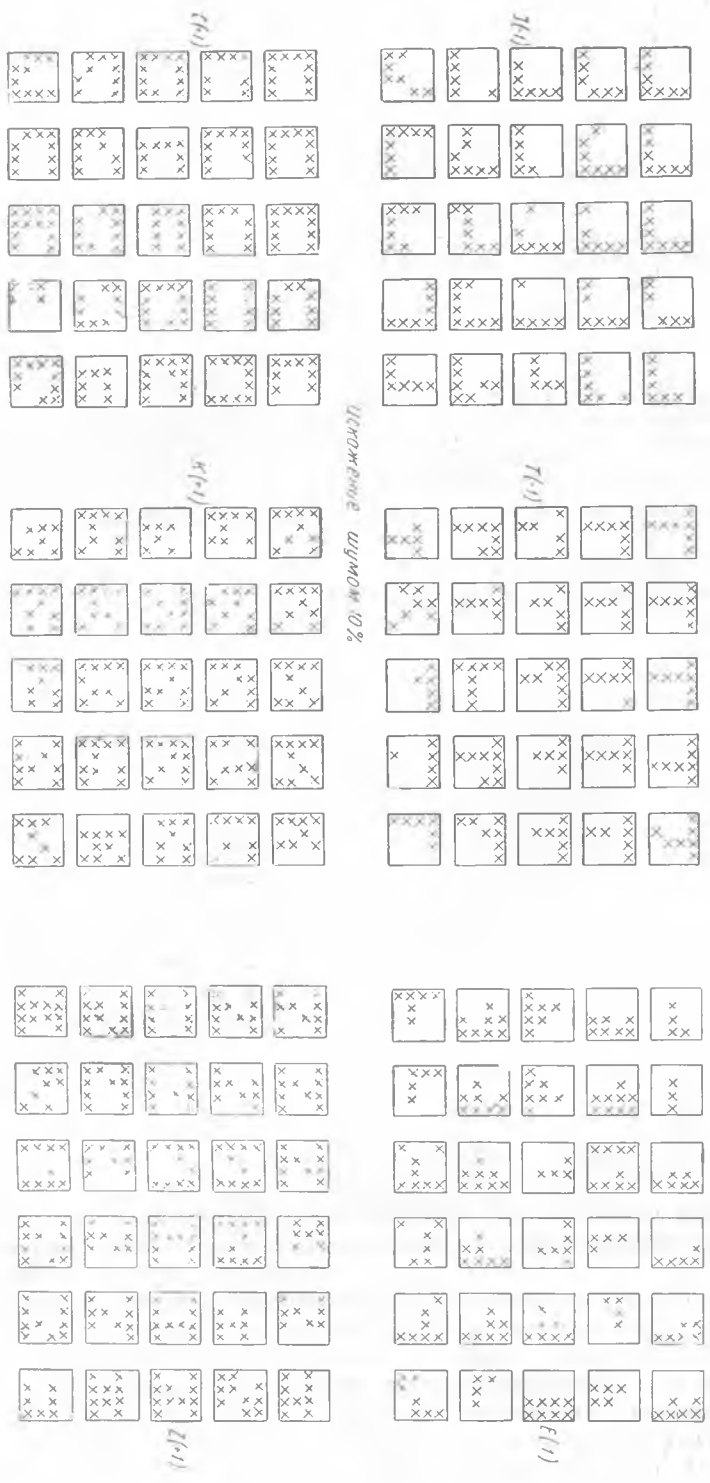


Таблица 2

№ индикатора	Желаемый выход	Количество выходов АПЭ, совпадающих с желаемым выходом	Номера АПЭ, совпадающие с желаемым выходом
1	+1 -1	5 —	1, 2, 3, 4, 5 —
2	+1 -1	4 1	2, 3, 4, 5 1
3	+1 -1	4 1	1, 3, 4, 5 2
4	+1 -1	3 2	3, 4, 5 1, 2
5	+1 -1	4 1	1, 2, 4, 5 3
6	+1 -1	3 2	2, 4, 5 1, 3
7	+1 -1	3 2	1, 4, 5 2, 3
8	+1 -1	2 3	4, 5 1, 2, 3
9	+1 -1	4 1	1, 2, 3, 5 4
10	+1 -1	3 2	2, 3, 5 1, 4
11	+1 -1	3 2	1, 3, 5 2, 4
12	+1 -1	2 3	3, 5 1, 2, 4
13	+1 -1	3 2	1, 2, 5 3, 4
14	+1 -1	2 3	2, 5 1, 3, 4
15	+1 -1	2 3	1, 5 2, 3, 4
16	+1 -1	1 4	5 1, 2, 3, 4
17	+1 -1	4 1	1, 2, 3, 4 5
18	+1 -1	3 2	2, 3, 4 1, 5
19	+1 -1	3 2	1, 3, 4 2, 5
20	+1 -1	2 3	3, 4 1, 2, 5
21	+1 -1	3 2	1, 2, 4 3, 5
22	+1 -1	2 3	2, 4 1, 3, 5
23	+1 -1	2 3	1, 4 2, 3, 5
24	+1 -1	1 4	4 1, 2, 3, 5
25	+1 -1	3 2	1, 2, 3 4, 5
26	+1 -1	2 3	2, 3 1, 4, 5
27	+1 -1	2 3	1, 3 2, 4, 5

Продолжение табл. 2

№ индикатора	Желаемый выход	Количество выходов АПЭ, совпадающих с желаемым выходом	Номера АПЭ, совпадающие с желаемым выходом
28	+1	1	3
	-1	4	1, 2, 4, 5
29	+1	2	1, 2
	-1	3	3, 4, 5
30	+1	1	2
	-1	4	1, 3, 4, 5
31	+1	1	1
	-1	4	2, 3, 4, 5
32	+1	—	—
	-1	5	1, 2, 3, 4, 5

ЛИТЕРАТУРА

1. Widrow, Hoff. Adaptive switching circuit. Wescon Convention Record, 1960, pt. 4, August.
2. Adaptative machine «Tinos II». Electronic News, 1963, 22. VIII, N 391.
3. Ф. Розенблатт. Принципы нейродинамики, изд-во «Мир», М., 1966.
4. Н. Нильсон. Обучающиеся машины, изд-во «Мир», М., 1967.

К ВОПРОСУ О СИНТЕЗЕ ФОРМАЛЬНОГО НЕЙРОНА ПО ПОРОГОВОЙ ДИАГРАММЕ

С. О. Мкртчян

В работе [1] описан алгоритм синтеза оптимального формального нейрона по заданной пороговой диаграмме. За критерий оптимума приняты степень удовлетворения конфигураций входных волокон требуемым условиям и количество аппаратуры, необходимой для реализации нейрона. Указано, что при синтезе нейрона по этому алгоритму можно получить ≤ 24 различных вариантов нейрона (для $\delta = 3$), в которых число волокон $W \leq 12$. В каждом из этих нейронов содержится не более одного волокна с двойным запретом. Минимизация числа волокон с двойными запретами при прочих равных условиях вызвана тем, что реализация этих волокон требует усложнения аппаратуры, чем реализация волокон с одинарными запретами. Поскольку при исключении всех волокон с двойными запретами система уравнений в общем случае не решается, в работе [1] допускается одно волокно с двойным запретом в синтезируемом нейроне.

Если принимать во внимание минимизацию числа волокон в абстрактном нейроне независимо от стоимости его реализации, то нужно просмотреть не только варианты нейрона, содержащие по одному волокну с двойным запретом, но и варианты, содержащие по два и по три волокна с двойными запретами. Таким образом, при решении системы уравнений нужно взять также сочетания, которые содержат только одно переменное или не содержат переменные со стоимостью 3, что и сделано в данной статье.

Для удобства полученную в [1] систему уравнений запишем в несколько преобразованном виде:

$$\begin{aligned} X_y^* &= X_z^0 - X_{yz}^0, & Z_x^* &= Z_y^0 - Z_{xy}^0, \\ X_z^* &= X_y^0 - X_{yz}^0, & Z_y^* &= Z_x^0 - Z_{xy}^0, \\ X_{yz}^* &= h - X_y^0 - X_z^0 + X_{yz}^0, & Z_{xy}^* &= c - Z_x^0 - Z_y^0 + Z_{xy}^0, \\ Y_x^* &= Y_z^0 - Y_{xz}^0, & X_{yz}^0 + Y_{xz}^0 + Z_{xy}^0 &= a, \\ Y_z^* &= Y_x^0 - Y_{xz}^0, & X_z^* + Y_z^* &= e - a + Z_{xy}^0, \\ Y_{xz}^* &= f - Y_x^0 - Y_z^0 + Y_{xz}^0, & X_y^* + Z_y^* &= d - a + Y_{xz}^0, \\ & & Y_x^* + Z_x^* &= b - a + X_{yz}^0. \end{aligned}$$

Решения этой системы для случаев, когда задаются одно известное со стоимостью 3 и четыре неизвестных со стоимостью 2, показаны в табл. 1, 2, 3. Аналогично [1] в этих таблицах каждому столбцу соответствует определенный вариант нейрона. Число волокон W в этих вариантах равно $W = W_{\max} - (3 \cdot 1 + 2 \cdot 4) = 13$. При конкретной пороговой диаграмме после подстановки в формулы чисел вместо букв некоторые элементы столбца могут стать равными нулю. Поэтому в общем случае $W \leq 13$. Варианты нейронов, полученные по этим таблицам, могут со-

держат два волокна с двойными запретами. С таблицами оперируем так же, как в работе [1]. После подстановки параметров заданной пороговой диаграммы в таблицы общее число волокон некоторого варианта нейрона определяется следующим образом. Обозначим через x_i ($i = 1, 2, 3, \dots$) неизвестные переменные ($X_{yz}^0, Z_{yz}^*, X_{yz}^*$ и т. д.), причем так, что $x_i = 0$, если соответствующая переменная равна 0, и $x_i = 1$, если соответствующая переменная $\neq 0$. Обозначим через q_i ($q_i \in \{1, 2, 3, \dots\}$) («стоимость») [1] переменной x_i . Поскольку $q_i = i$ ($i = 1, 2, 3, \dots$), то

$$W(\delta) = \sum_{i=1}^{\bar{i}} i \sum_{j=a_i}^{b_i} x_j,$$

где $x_j \in \{0, 1\}$, ($j = 1, 2, 3, \dots$),

$$b_i = \delta \sum_{k=1}^i C_{\delta-1}^{k-1},$$

Таблица 1

s	x_i							
1	X_{yz}^0	$a - b$					h	
2	X_y^*	$b + h - a$		0			0	
2	X_z^*	0		$b + h - a$			0	
3	X_{yz}^*				0			
1	Y_{xz}^0	$b + e - a$	$b + h - d$	$a - d$		$e - h$		$a - d$
2	Y_x^*	0				$b + h - a$		0
2	Y_z^*	0	$d + e - a - h$		0		$d + e - a - h$	
3	Y_{xz}^*	$a + f - b - e$		$f + h - e$		$a + f - b - e$		$f + h - e$
1	Z_{xy}^0	$a - e$	$d - h$	$b + d - a$	$b + h - e$	$a - e$		$d - h$
2	Z_x^*	0			$b + h - a$		0	$b + h - a$
2	Z_y^*	$d + e - a - h$	0		$d + e - a - h$		0	
3	Z_{xy}^*	$c + h - d$		$a + c - b - d$		$c + h - d$		$a + c - b - d$
	W							

Таблица 2

s	x_i							
1	X_{yz}^0	$a - b$		$e - f$		$d + e - a$	$d + f - b$	$e - f$
2	X_y^*	0		$d + f - a$		0		
2	X_z^*	$b + e - a - f$			0		$b + e - a - f$	0
3	X_{yz}^*	$f + h - e$		$a + h - d - e$		$f + h - e$	$a + h - d - e$	$f + h - e$
1	Y_{xz}^0	$a - d$		f		$a - d$		
2	Y_x^*	0				$d + f - a$		0
2	Y_z^*	$d + f - a$		0				$d + f - a$
3	Y_{xz}^*	0						
1	Z_{xy}^0	$b + d - a$	$b - f$		$a - e$		$b - f$	$d + f - e$
2	Z_x^*	0			$b + e - a - f$		0	$b + e - a - f$
2	Z_y^*	0	$d + f - a$	0		$d + f - a$	0	
3	Z_{xy}^*	$a + c - b - d$		$c + f - b$		$a + c - b - d$	$c + f - b$	$a + c - b - d$
	W							

C_δ^k — число сочетаний из δ элементов по k , a_i определяется следующим рекуррентным соотношением:

$$a_{i+1} = a_i + \delta C_{\delta-1}^{i-1},$$

причем $a_1 = 1$.

Число возбуждающих и тормозящих волокон в нейроне определяется способом, описанным в работе [1], т. е. число возбуждающих волокон (W_B) равно числу элементов с положительными знаками в столбце, а число тормозящих волокон (W_T) — числу элементов с отрицательными знаками. Число запрещающих волокон (W_3) равно

$$W_3 = W - W_B - W_T.$$

В табл. 4 показаны решения системы (1), когда задаваемые неизвестные выбираются из числа тех, у которых стоимости равны 2, т. е. в этих вариантах нейрона могут находиться по три волокна с двойными запретами. Общее число волокон в данных вариантах $W \leq 14$. Оче-

видно, что шесть вариантов нейрона, показанные в табл. 4, не охватывают все множество вариантов, содержащих по 14 волокон. Действительно, если при решении системы (1) задавать три неизвестных со стоимостями 2 и по одному неизвестному со стоимостями 1 и 3, то система снова будет решаться для определенных сочетаний неизвестных. Число таких решений (вариантов) равно 84. Таблицы этих решений здесь не приводятся. Кроме того, при заданной пороговой диаграмме таблицы, данные в работе [1], и табл. 1—4, приведенные здесь, охватывают всю совокупность вариантов данного нейрона, в которой находятся варианты с минимальным числом волокон.

Таблица 3

s	x_i						
1	X_{yz}^0	$a-b$	$d-c$	$c+e-b$	$a-b$	$d+e-a$	$d-c$
2	X_y^s	$b+d-a-c$	0	$b+d-a-c$		0	
2	X_z^s		0		$c+e-a$	0	$c+e-a$ 0
3	X_{yz}^s	$c+h-d$			$a+h-d-e$		$c+h-d$
1	Y_{xz}^0	$b+e-a$	$b-c$	$c+e-d$	$b-c$		$a-d$
2	Y_x^s	0	$b+d-a-c$		0		$b+d-a-c$
2	Y_z^s	0	$c+e-a$			0	$c+e-a$
3	Y_{xz}^s	$a+f-b-e$			$c+f-b$		$a+f-b-e$
1	Z_{xy}^0	$a-e$	c	$a-e$	c	$a-e$	c
2	Z_x^s		0		$c+e-a$	0	$c+e-a$ 0
2	Z_y^s	$c+e-a$	0	$c+e-a$		0	
3	Z_{xy}^s				0		
	\mathbb{W}						

Таким образом, при заданной пороговой диаграмме, если необходимо найти вариант нейрона, реализация которого требует меньшего усложнения аппаратуры, то достаточно заполнить таблицы, указанные в работе [1]. Если же требуется найти вариант нейрона, содержащего минимальное количество волокон в абстрактной схеме, независимо от ее реализации, то помимо упомянутых таблиц следует также заполнять табл. 1—4 данной работы. Такое несоответствие между минимумом чис-

ла волокон с меньшим усложнением аппаратуры при реализации обусловлено тем, что различные типы волокон по реализации не равноценны.

Таблица 4

$\#$	x_i							
1	X_{yz}^0	$d + e - a$		$a - b$				
2	X_y^*	0				$b + d + e - 2a$		
2	X_z^*	0		$b + d + e - 2a$		0		
3	X_{yz}^*	$a + h - d - e$	$b + h - a$	$a + h - d - e$	$b + h - a$	$a + h - d - e$		
1	Y_{xz}^0	$a - d$			$b + e - a$			
2	Y_x^*	0	$b + d + e - 2a$		0			
2	Y_z^*	0		$b + d + e - 2a$		0		
3	Y_{xz}^*	$d + f - a$	$a + f - b - e$		$d + f - a$	$a + f - b - e$		
1	Z_{xy}^0	$a - e$		$b + d - a$		$a - e$		
2	Z_x^*	$b + d + e - 2a$		0				
2	Z_y^*	0				$b + d + e - 2a$		
3	Z_{xy}^*	$a + c - b - d$	$c + e - a$		$a + c - b - d$		$c + e - a$	
\mathbb{W}								

Рассмотрим несколько примеров. Пусть дана пороговая диаграмма, показанная на рис. 5 работы [1]. Для этой диаграммы заполнение табл. 1—4 не дает ничего нового, поскольку полученные числовые (параметрические) таблицы почти полностью совпадают с таблицами 5—7 работы [1]. Как в табл. 5—7, здесь $\mathbb{W} > 8$. Итак, при данной диаграмме для нахождения минимального варианта нейрона (варианта с минимальным числом волокон) достаточно было бы просмотреть таблицы, полученные в [1]. Анализ многочисленных примеров показывает, что для невырожденных пороговых диаграмм*,

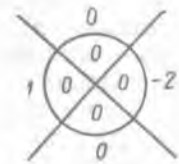


Рис. 1.

* Пороговая диаграмма называется невырожденной, если на каждом шагу изменения порога в соответствующей точечной (функциональной) диаграмме появляется или исчезает одна и только одна точка (см. подробнее в [2]).

в таблицах 2—4, приведенных в [1], всегда содержится минимальный вариант.

Рассмотрим пример сильно вырожденной пороговой диаграммы (рис. 1). Минимальный вариант нейрона, определенный по табл. 2—4 в [1], показан на рис. 2. Точнее, этот вариант соответствует пятому столбцу табл. 3 в [1]. Видно, что нейрон содержит одно волокно с двойным запретом и общее число волокон равно 7. На рис. 3 показан минимальный вариант нейрона для той же пороговой диаграммы, который определен по табл. 1—4. Здесь общее число волокон равно 6. Таким образом, для пороговой диаграммы рис. 1, чтобы найти вариант нейрона, содержащего минимальное количество волокон, необходимо просмотреть все таблицы, приведенные здесь и в [1].

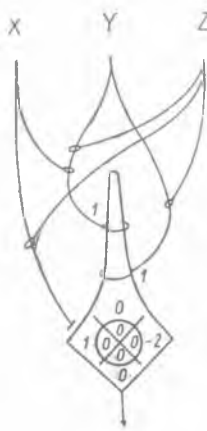


Рис. 2.

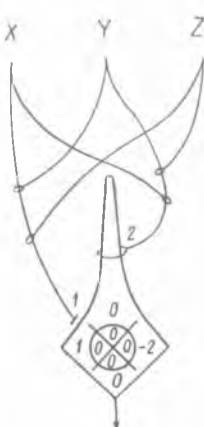


Рис. 3.

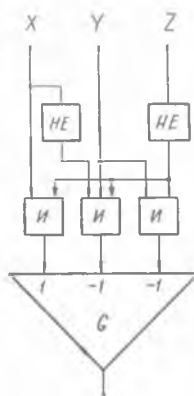


Рис. 4.

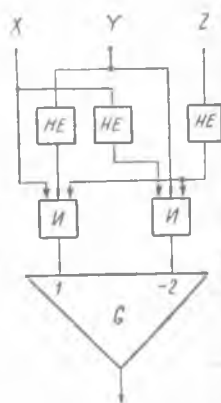


Рис. 5.

Однако если нас интересует не минимальность числа волокон, сложность аппаратуры, необходимой для реализации нейрона, то можно снова ограничиться табл. 2—4 из [1]. Рассмотрим эквивалентные логические схемы нейронов рис. 2 и 3, показанные соответственно на рис. 4 и 5, где блок G включает в себя линейный сумматор и пороговое устройство, а обведенные пунктиром блоки являются эквивалентными схемами входных волокон нейронов, выраженными через классические элементы «И», «ИЛИ», «НЕ», которые могут быть реализованы, например, на полупроводниковых приборах. Нетрудно видеть, что схема рис. 4 экономичнее схемы рис. 5, поскольку она содержит на один инвертор (элемент «НЕ») меньше, в то время как в остальном обе схемы почти эквивалентны (инвертор содержит гораздо больше деталей, чем вентиль — элемент И). Это объясняется тем, что нейрон рис. 3 содержит два волокна с двойными запретами.

Таким образом, для любой многофункциональной пороговой диаграммы табл. 2—4 работы [1] дают оптимальный в смысле аппаратурный вариант нейрона. Но если требуется найти абсолютный минимум число волокон, необходимо обратиться также к табл. 1—4.

ЛИТЕРАТУРА

1. С. О. Мкртчян. Алгоритм построения формального нейрона с оптимальными параметрами. «Изв. АН СССР. Техническая кибернетика», 1965, № 4.
2. С. О. Мкртчян. Некоторые вопросы надежности нейронных сетей. Автореферат дисс., М., 1965.

АЛГОРИТМ СИНТЕЗА ФОРМАЛЬНОГО НЕЙРОНА С РАЗРЕШАЮЩИМИ ВОЛОКНАМИ

С. О. Мкртчян

В определении формального нейрона Маккалока указывается, что в нейроне наряду с двумя обычными типами волокон (возбуждающими и тормозящими) существует также третий тип — запрещающие волокна [1—4]. Благодаря наличию в нейроне возбуждающих, тормозящих и запрещающих волокон формальный нейрон является функционально полным элементом в следующем смысле: на одном нейроне с δ ($\delta = 1, 2, 3, \dots$) функциональными входами можно реализовать любую функцию из множества $M = \{2^{2^\delta}\}$ функций δ логических переменных. Такую полноту мы называем H -полнотой [5]. Формальный нейрон с запрещающими волокнами кратко обозначим через ФН(3).

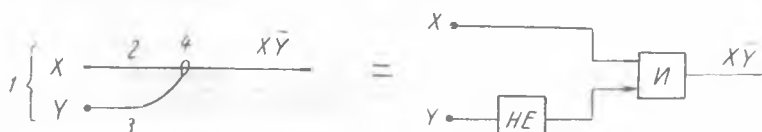


Рис. 1. Запрещение одного волокна другим и логически эквивалентная ему схема:

1 — функциональные входы, 2 — несущее волокно, 3 — запрещающее волокно, 4 — узел взаимодействия.

Поскольку на одном пороговом элементе (ПЭ) невозможно реализовать любую функцию из множества M , то ПЭ не является H -полным элементом. Кроме того, в ПЭ число функциональных входов всегда равно числу синаптических входов (синапсов), в то время как в формальном нейроне обычно число синапсов больше (но может быть также равно или меньше) числа функциональных входов. В нейроне каждому функциональному входу ставится во взаимно-однозначное соответствие одна логическая переменная (X, Y и т. д.). Физически каждый функциональный вход данного нейрона есть выход какого-то другого нейрона. В дальнейшем функциональный вход назовем просто входом, а синаптический вход — синапсом.

В ФН(3) запрещающее волокно выполняет функцию блокировки, т. е. если запрещающее волокно возбуждено, то оно полностью блокирует сигнал, который распространяется по запрещаемому (несущему сигнал) волокну. Если несущее волокно от входа X запрещается волокном от входа Y , то это эквивалентно конъюнкции $X\bar{Y}$ (рис. 1). В противоположном случае имеем конъюнкцию $\bar{X}Y$. При $\delta = 3$ кроме указанного вида взаимодействий возможны и двойные запрещения, которые эквивалентны конъюнкциям $X\bar{Y}\bar{Z}$, $\bar{X}Y\bar{Z}$ и $\bar{X}\bar{Y}Z$ (см., например, работу [3]). При $\delta = 4$ появляются также тройные запрещения и т. д.

Теперь в формальный нейрон вместо запрещающего волокна введем волокно нового типа, т. н. разрешающее волокно, функция которого

противоположна функции запрещающего волокна (рис. 2). Это означает, что волокно блокирует сигнал несущего волокна, когда оно (разрешающее волокно), не возбуждено, и пропускает — когда возбуждено. Взаимодействие несущего и разрешающего волокон логически эквивалентно конъюнкции XY (рис. 2). В случае многих переменных появляются также двойные, тройные и т. д. разрешения, которые эквивалентны соответственно конъюнкциям $XYZ, XYZU$ и т. д.

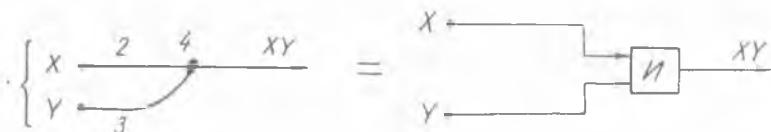


Рис. 2. Разрешение (клапанирование) одного волокна другим и логически эквивалентная ему схема:

1, 2, 4 обозначают те же элементы, что и на рис. 1, 3 — разрешающее волокно.

Ниже будет описан алгоритм синтеза формального нейрона с разрешающими волокнами по пороговой диаграмме. Обозначим такой нейрон через $\Phi N(P)$. Прежде всего заметим, что работа как $\Phi N(P)$, так и $\Phi N(Z)$ определяется следующим соотношением:

$$F = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i x_i - \sum_{i=1}^m \beta_i y_i - \Theta \right],$$

где $x_i, y_i \in \{0, 1\}$,

n, m — число возбуждающих и тормозящих синапсов соответственно ($n, m \in \{1, 2, 3, \dots\}$),

α_i, β_i — весовые коэффициенты i -го возбуждающего и тормозящего синапсов соответственно ($\alpha_i, \beta_i \in \{1, 2, \dots\}$),

Θ — порог возбуждения ($\Theta \in \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$).

Функция $\text{sign } \varphi_0$ определяется так:

$$\text{sign } \varphi = \begin{cases} 0, & \varphi < 0, \\ 1, & \varphi \geq 0. \end{cases}$$

В дальнейшем станет ясно, что пределы изменений $\Theta, \alpha_i, \beta_i, m$ и n зависят от пороговой диаграммы нейрона и ограничены, если конечны числа, записанные в пороговой диаграмме.

Рассмотрим алгоритм синтеза $\Phi N(P)$ по заданной пороговой диаграмме ($D^0(\delta)$) для различных случаев δ . Определение пороговой диаграммы дано в [3, 4]. Напомним лишь, что число, записанное в некоторой области D^0 , показывает величину суммарного возбуждения, которое получает нейрон при возбуждении комбинации входов, соответствующей этой области функциональной диаграмме Венга.

Случай $\delta = 2$. Обозначим функциональные входы нейрона (логические переменные) через X и Y . На рис. 3 слева показана диаграмма Венга и комбинации переменных, соответствующих ее областям, а справа — пороговая диаграмма $D^0(2)$ в общем виде, где $a, b, d \in (0, \pm 1, \pm 2, \dots)$.

Руководствуясь определением пороговой диаграммы, можно составить систему линейных алгебраических уравнений, где неизвестными являются параметры синтезируемого нейрона.

Рассмотрим область диаграммы $D^0(2)$ (рис. 3), где записано d . Этой области соответствует такая ситуация: вход X возбужден, а вход

Y не возбужден. Следовательно, возбуждение d , которое получает нейрон в этом случае, доставляется к нейрону волокном от входа X , которое не взаимодействует со входом Y . Аналогично можно провести рассуждения для области D^{θ} (2), где записано b . Рассмотрим область D^{θ} (2) (рис. 3), где записано a . В этом случае возбуждены оба входа X и Y одновременно. Следовательно, суммарное возбуждение a , получаемое нейроном в данном случае, состоит из четырех слагаемых. Два из них принадлежат волокнам, которые не клапанируются другими волокнами, а два других — волокнам, которые клапанируются. Рассуждая таким образом, получаем

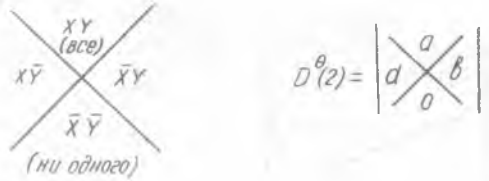


Рис. 3. Диаграмма Венна при $\delta = 2$.

$$\begin{aligned} X_0^y &= d, \\ Y_0^x &= b, \\ X_0^y + X_1^y + Y_0^x + Y_1^x &= a, \end{aligned}$$

где X_0^y — величина возбуждения весового коэффициента волокна от входа X , которое поступает на нейрон без клапанирования (разрешения) входом Y ;

Y_0^x — возбуждение от входа Y , которое не клапанируется входом X ;

X_1^y — возбуждение от входа X , которое клапанируется входом Y ;

Y_1^x — возбуждение от входа Y , которое клапанируется входом X ; (см. рис. 2).

Эти уравнения можно записать также в следующем виде:

$$\begin{aligned} X_0^y &= d, \\ Y_0^x &= b, \\ X_1^y + Y_1^x &= a - b - d. \end{aligned} \tag{1}$$

Таким образом, если задана пороговая диаграмма, то по уравнениям (1) можно определить параметры (типы и весовые коэффициенты волокон) нейрона и, следовательно, построить его.

Очевидно, что в последнем уравнении нужно задать одно из неизвестных. Чтобы минимизировать число волокон в нейроне, необходимо принять это неизвестное равным нулю. На рис. 4 показан пример формального нейрона, для пороговой диаграммы, записанной внутри символа нейрона. При этом задан $X_1^y = 0$. Рядом записаны значения порога θ и соответствующие выходные функции нейрона.

Случай $\delta = 3$. На рис. 5 показаны обозначения областей диаграммы Венна и пороговая диаграмма D^{θ} (3) в общем виде, где $a, b, c, \dots, h \in (0, \pm 1, \pm 2, \dots)$. Уравнения составляются аналогично тому, как это делалось в случае δ .

Рассмотрим область диаграммы, где записано h . Поскольку h показывает величину возбуждения, которую получает нейрон, когда возбужден вход X , а входы Y и Z не возбуждены, то h равно возбуждению от входа X , которое не клапанируется остальными входами (X_0^{yz}). Про-

ведя аналогичные рассуждения для областей, где записаны f и c , будем иметь

$$\begin{aligned} X_0^{yz} &= h, \\ Y_0^{xz} &= f, \\ Z_0^{xy} &= c. \end{aligned} \tag{2}$$

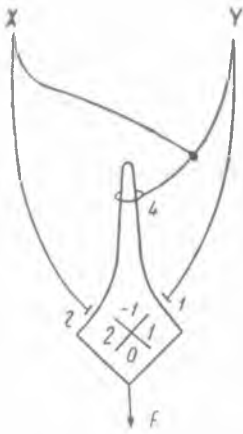
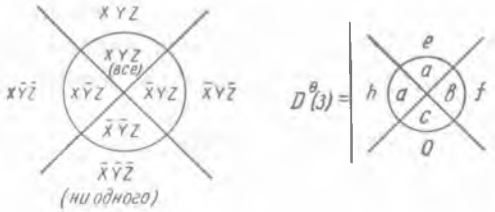


Рис. 4. Пример ФН(P) при $\delta = 2$.

θ	F
+3	$\times \equiv 0$
+2	$\cdot \times$
+1	$\times \cdot$
0	$\cdot \times \cdot$
-1	$\cdot \times \cdot \equiv 1$

Рассмотрим область, где записано e (рис. 5). Этой области соответствует одновременное возбуждение входов X и Y и невозбуждение входа Z . Следовательно, суммарное возбуждение, которое получает нейрон от этих двух входов, состоит из четырех слагаемых: 1 (возбуждения от входа X , которое не клапанируется другими входами X_0^{yz}); 2) возбуждения от входа X , которое клапанируется только входом Y (X_1^y); 3) возбуждения от входа Y , которое не клапанируется другими входами (Y_0^{xz}); 4) возбуждения от входа Y , которое клапанируется только входом X (Y_1^x). Аналогично рассуждая об областях пороговой диаграммы, где записаны b и d , получим следующие уравнения:



$$D^0(3) = \begin{vmatrix} & e & & \\ h & a & \beta & f \\ & a & c & \\ & & & 0 \end{vmatrix}$$

Рис. 5. Диаграмма Венна при $\delta = 3$.

$$\begin{aligned} X_0^{yz} + X_1^y + Y_0^{xz} + Y_1^x &= e, \\ X_0^{yz} + X_1^y + Z_0^{xy} + Z_1^x &= d, \end{aligned} \tag{3}$$

$$Y_0^{xz} + Y_1^z + Z_0^{xy} + Z_1^y = b.$$

Для области пороговой диаграммы $D^0(3)$ (рис. 5), где записана a , можно составить уравнение

$$X_0^{yz} + X_1^y + X_1^z + X_1^{yz} + Y_0^{xz} + Y_1^x + Y_1^z + Y_1^{xz} + Z_0^{xy} + Z_1^x + Z_1^y + Z_1^{xy} = a, \tag{4}$$

где X_1^{yz} — возбуждение от входа X , которое клапанируется одновременно Y и Z (двойное клапанирование); Y_1^{xz} и Z_1^{xy} определяются аналогично.

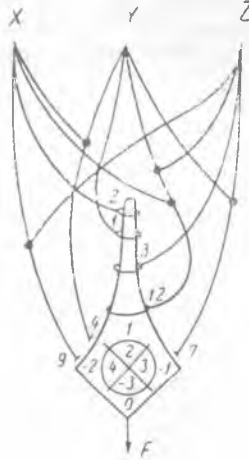
Подставляя (2) в (3), а затем в (4), получим уравнения, которые нужно решить, чтобы определить параметры синтезируемого нейрона:

$$\begin{aligned} X_0^{yz} &= h, \\ Y_0^{xz} &= f, \\ Z_0^{xy} &= c, \\ X_1^y + Y_1^x &= e - f - h, \end{aligned} \tag{5}$$

$$\begin{aligned} X_1^z + Z_1^x &= d - c - h, \\ Y_1^z + Z_1^y &= b - c - f, \\ X_1^{yz} + Y_1^{xz} + Z_1^{xy} &= a + c + f + h - b - d - e. \end{aligned}$$

Поскольку эти уравнения являются взаимно-независимыми, то для их решения в каждом из них нужно задать все неизвестные, кроме одного. С целью уменьшения числа волокон в нейроне, так же как и в случае $\delta = 2$, эти неизвестные задаем равными нулю.

На рис. 6 показан пример формального нейрона с разрешающими волокнами, построенного по уравнениям (5). Соответствующая пороговая диаграмма записана внутри символа нейрона. Рядом записаны выходные функции нейрона F в виде точечных Венн-диаграмм при соответствующих значениях порога возбуждения Θ нейрона. В этом примере при решении уравнений (5) заданы $X_1^y = 0, Y_1^z = 0, Z_1^x = 0, X_1^{yz} = 0$ и $Z_1^{xy} = 0$.



θ	F
+5	$\equiv 0$
+4	
+3	
+2	
+1	
0	
-1	
-2	
-3	$\equiv 1$

Рис. 6. Пример ФН(Р) $\delta = 3$.

Очевидно, что для решения уравнений (5) существует $32^3 = 24$ различных допустимых комбинации задания неизвестных, каждой из которых соответствует вариант нейрона с определенным распределением волокон по входам.

Случай $\delta = 4$. На рис. 7 показаны обозначения областей диаграммы Венна при $\delta = 4$ и пороговая диаграмма $D^{\delta}(4)$ в общем виде. Путем рассуждений, аналогичных предыдущим, можно составить следующие уравнения, в которых неизвестными являются параметры синтезируемого нейрона:

$$\begin{aligned} X_0^{yzu} &= r, \\ Y_0^{xzu} &= q, \\ Z_0^{xyu} &= l, \\ U_0^{xyz} &= k, \\ X_1^y &= Y_1^x = p - r - q, \\ X_1^z + Z_1^x &= m - r - l, \\ X_1^u + U_1^x &= n - r - k, \\ Y_1^z + Z_1^y &= g - q - l, \\ Y_1^u + U_1^y &= h - q - k, \\ Z_1^u + U_1^z &= c - l - k, \\ X_1^{yz} + Y_1^{xz} + Z_1^{xy} &= f + l + q + r - p - m - g, \\ X_1^{yu} + Y_1^{xu} + U_1^{xy} &= e + k + q + r - n - p - h, \\ X_1^{zu} + Z_1^{xu} + U_1^{xz} &= d + k + l + r - c - m - n, \end{aligned} \tag{6}$$

$$\begin{aligned}
 Y_1^{zu} + Z_1^{yu} + U_1^{yz} &= b + k + l + q - c - g - h, \\
 X_1^{yzu} + Y_1^{xzu} + Z_1^{xyu} + U_1^{xyz} &= a + c + m + n + p + g + \\
 &+ h - b - d - e - f - k - l - q - r.
 \end{aligned}$$

Очевидно, чтобы решить эти уравнения, следует только принять их равными нулю. Нетрудно видеть, что существует $4 \cdot 8^4 \cdot 2^6 = 20\,736$ допустимых комбинаций задания этих неизвестных, каждой из которых соответствует определенный вариант нейрона (с определенной конфигурацией волокон). Оценка «стоимостей» неизвестных здесь аналогична оценке приведенной в работе (3), т. е. «стоимость» неизвестной определяет число волокон, которые необходимы для ее реализации. Поэтому число волокон в каждом из этих вариантов нейрона ≤ 32 , в то время как при $\delta = 3$ это число ≤ 12 .

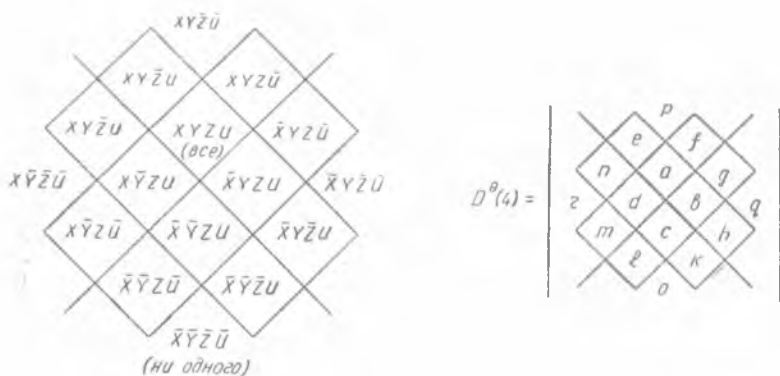


Рис. 7. Диаграмма Вена при $\delta = 4$.

Общий случай. Пусть имеем δ логические переменные X, Y, \dots, V . Дана пороговая диаграмма $D^\delta(\delta)$, в областях которой записаны числа ξ_i ($\xi_i \in \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$), $i = 1, 2, \dots, 2^\delta - 1$ (в области «ни одного» пороговой диаграммы всегда записан 0).

Введем следующие обозначения:

- x_0 — волокно такого типа, которое не клапанируется ни одним из остальных $\delta = 1$ входов (например, $X_0^{yz\dots v}, Y_0^{xz\dots v}$ и т. д.);
- x_1 — волокно такого типа, которое клапанируется одним и только одним из остальных $\delta = 1$ входов (например X_1^z, Y_1^z и т. д.);
- x_2 — волокно такого типа, которое клапанируется двумя и только двумя из остальных $\delta = 1$ входов (например, X_1^{yz}, Y_1^{xz} и т. д.);
-

$x_{\delta-1}$ — волокно такого типа, которое клапанируется всеми остальными $\delta = 1$ входами одновременно (например $X_1^{yz\dots v}, Y_1^{xz\dots v}$ и т. д.).

Тогда по описанной выше методике для пороговой диаграммы $D^\delta(\delta)$ можно составить следующие уравнения:

$$X_0^i = a_{1i} \quad (i = 1, 2, \dots, \delta),$$

$$\sum_{j=1}^2 x_1^{ij} = a_{2i} \quad (i = 1, 2, \dots, c_2^2),$$

$$\sum_{j=1}^3 x_2^{ij} = a_{3i} \quad (i = 1, 2, \dots, c_3^3)$$

.....

$$\sum_{j=1}^{\delta} x_{\delta}^{j-1} = a_{\delta_1},$$

где C_{δ}^i — число сочетаний из δ элементов по i ;

a_{ki} — постоянные числа.

Все эти уравнения являются взаимно-независимыми и для их решения в каждом из них нужно задать все неизвестные, кроме одного. Решая данные уравнения, можно определить параметры нейрона, а следовательно, и построить его.

Как видно из рассмотренных случаев, система уравнений (7) всегда имеет решение, причем не одно. Таким образом, если задана пороговая диаграмма $D^{\delta}(\delta)$, то по ней всегда можно построить ФН(Р), причем сразу несколько функционально эквивалентных вариантов, отличающихся лишь конфигурацией волокон, так же как и в случае синтеза ФН(З) II II [3].

С другой стороны, известно, что любую функцию алгебры логики можно привести к совершенной дизъюнктивной нормальной форме, следовательно, записать в виде точечной Вейн-диаграммы. А от точечной диаграммы всегда можно перейти к пороговой диаграмме [4]. Так, справедлива следующая теорема.

Теорема. Для любой наперед заданной функции алгебры логики можно синтезировать ФН(Р), выполняющий эту функцию.

С л е д с т в и е. ФН(Р) является Н-полным элементом.

Таким образом, взаимодействие входных волокон формального нейрона в одном случае может быть осуществлено в виде запрещения [1—4], в другом — в виде разрешения (клапанирования) одних волокон другими.

Выше приводились алгоритмы синтеза формальных нейронов, в которых взаимодействовали только разрешающие волокна. Однако можно синтезировать и нейроны, в которых содержатся как разрешающие, так и запрещающие волокна.

ЛИТЕРАТУРА

1. W. S. McCulloch. Agathe Tyche — of nervous nets — the lucky reckoners. Proc. of the Symposium on Mechanization of Thought Processes, N. P. L., Teddington, England, H. M. Stationary office, London, v. 2, 1959.
2. M. Blum, Properties of a neuron with many inputs. Principles of self-organization. Transactions of the Illinois symposium, 1961, Pergamon press, 1962.
3. С. О. Мкртчян. Алгоритм построения формального нейрона с оптимальными параметрами. «Изв. АН СССР. Техническая кибернетики», 1965, № 4.
4. С. О. Мкртчян, Некоторые вопросы надежности нейронных сетей. Автореферат канд. дис., М., 1965.
5. С. О. Мкртчян. О функциональной полноте формального нейрона. «Библиографический журнал Армении», 1966, № 8.

ВОПРОСЫ СИНТЕЗА ОПТИМАЛЬНЫХ ФУНКЦИОНАЛЬНО ГИБКИХ СЕТЕЙ НА ФОРМАЛЬНЫХ НЕЙРОНАХ

В. И. Потапов

Проблема создания высоконадежных цифровых систем (автоматов), способных приспосабливаться к различным возмущающим факторам, выдвигает задачу разработки функционально гибких (многофункциональных) логических схем. В свою очередь, эти многофункциональные схемы должны обладать функциональной устойчивостью, т. е. сохранять свои функции при наличии некоторых отказов внутри схемы. Есть все основания полагать, что наиболее подходящим конструктивным материалом для построения таких схем являются формальные нейроны (ФН).

В работе [1] указывалось, что каждый отдельно взятый невырожденный ФН является многофункциональным пороговым элементом, выходные функции F_q которого при изменении порога Θ от $+\infty$ до $-\infty$ или наоборот располагаются в порядке соответственно увеличения или уменьшения весов (весом функции F_q , записанной в совершенной дизъюнктивной нормальной форме, называется число дизъюнктивных членов q). При этом каждая последующая по весу функция F_{q+1} содержит в себе предыдущую функцию F_q ($q = 1, 2, \dots, 2^{\delta} - 1$; δ — число входов ФН).

Таким образом, отдельно взятые невырожденные ФН не обладают свойством функциональной устойчивости, а их логическая гибкость ограничена условием $F_q \in F_{q+1}$. Если группы ФН объединить в сети, то на выходные функции таких сетей не распространяются указанные ограничивающие условия. Однако ниже будет показано, что у нейронных сетей тоже существуют границы логической гибкости. При соответствующей методике синтеза нейронные сети помимо функциональной гибкости могут обладать свойством функциональной устойчивости, т. е. сохранять неизменным значение выходной функции при изменении в определенных пределах величины порога Θ , что эквивалентно нечувствительности к некоторым нарушениям в сети.

Принципиальная возможность построения таких схем была показана С. О. Мкртчяном.

Данная статья посвящена рассмотрению вопросов синтеза оптимальных, с точки зрения функциональной гибкости и устойчивости, логических схем, выполненных в виде простейших сетей из формальных нейронов. Основным объектом наших исследований являются так называемые сети Мак Каллока второго ранга [2]. Каждая такая сеть содержит δ нейронов $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_{\delta}$ в первом ранге и один нейрон ϕ во втором ранге. Входы нейронов первого ранга соединены с δ входами сети, а их выходы — с входами нейрона второго ранга, выход которого является выходом сети. В сети отсутствуют обратные связи.

Для качественной оценки сетей используем коэффициент логической гибкости

$$\gamma = \frac{m}{M} \quad (1)$$

и коэффициент логической устойчивости сети

$$\eta = \frac{\hat{\Theta} - m}{\hat{\Theta}}, \quad (2)$$

где m — количество различных выходных функций сети в интервале полезного диапазона изменения порога $\hat{\Theta}$, а M — максимально возможное количество выходных функций сети в том же диапазоне изменения порога (численно M и $\hat{\Theta}$ совпадают).

При одновременном изменении порога у всех нейронов сети максимальное значение $\hat{\Theta}$ равно $\hat{\Theta}_{\max} = 2^{\delta} - 1$. Коэффициенты γ и η всегда находятся во взаимно-однозначном соответствии, поэтому для любой сети может быть записано равенство

$$\gamma + \eta = 1. \quad (3)$$

Будем называть сеть оптимальной, если для нее выполняется условие

$$\gamma = \eta. \quad (4)$$

Иными словами, оптимальная сеть — такая, у которой конфигурация связей входных и выходных волокон нейронов обеспечивает возможно более равномерное сочетание функциональной гибкости и функциональной устойчивости сети.

Из уравнения (4) легко находится количество равномерно распределенных в заданном диапазоне $\hat{\Theta}$ различных функций, которые должна вычислять оптимальная сеть. Наибольший интерес представляют сети, у которых $\hat{\Theta} = \hat{\Theta}_{\max}$. Для таких сетей

$$m = \frac{2^{\delta} - 1}{2}. \quad (5)$$

Из физических соображений ясно, что m может принимать только целочисленные значения. Поэтому расчетные значения, получаемые из формулы (5), необходимо округлять до целого числа. При $\delta > 2$ округление возможно в обе стороны, а при $\delta = 2$ — только в большую сторону, так как $m = 1$ означает, что данная сеть монофункциональная. Следовательно, оптимальная функционально гибкая нейронная сеть двух переменных должна вычислять в диапазоне $\hat{\Theta}_{\max}$ две различные функции F_q и F_r ($q \geq r$; $F_q \neq F_r$ при $q = r$). При этом, ввиду невозможности разбиения $\hat{\Theta}_{\max}$ на две равные части, наиболее значимая для данного устройства (автомата) функция должна быть логически устойчива в диапазоне $\frac{2}{3} \hat{\Theta}_{\max}$, а менее значимая — в диапазоне $\frac{1}{3} \hat{\Theta}_{\max}$. Нетрудно заметить, что с увеличением δ относительная неравномерность распределения диапазона $\hat{\Theta}_{\max}$ между вычисляемыми оптимальной сетью функциями уменьшается.

Описание синтезируемых сетей будем вести на языке Венн-диаграмм [2], так как они дают достаточно наглядное представление о состоянии отдельных нейронов и сети в целом, а также позволяют легко производить различные преобразования. Каждый ФН сети заменяется Венн-диаграммой (функциональной диаграммой), однозначно определяющей выходную функцию нейрона при любом значении порога. По аналогии

с работой [3] обозначим Вейн-диаграммы нейронов первого ранга сети символами ψ_1, \dots, ψ_s , выходного нейрона — φ , а диаграмму выходной функции сети — F . Диаграмма φ является оператором, действующим на операнды ψ_i . Результат взаимодействия φ и ψ_i выражается диаграммой F .

Формальные правила построения результирующей диаграммы F по известным диаграммам φ и ψ_i могут быть сформулированы следующим образом. Последовательно просматриваются все 2^{δ} областей диаграммы φ . Если в i -й области отсутствует точка (единица), то диаграмму F оставляют без изменения и переходят к рассмотрению $(i + 1)$ -й области диаграммы φ . Если же в i -й области имеется точка, то среди диаграмм ψ_i отыскиваются такие одноименные области («общее множество»), в которых расположение точек соответствует функции входных переменных, изображаемой i -й областью диаграммы φ . При отсутствии таких областей переходят к рассмотрению следующей области в φ , а при наличии их в диаграмме F ставят точку (точки) в области (областях), соответствующей каждому общему множеству. Затем переходят к рассмотрению следующей области в φ и так далее.

Приведенные правила можно проиллюстрировать следующим примером построения результирующей диаграммы F двухранговой сети двух переменных.

$$\begin{array}{cccccccc} \varphi & \psi_1 & \psi_2 & F^1 & F^2 & F^3 & F^4 & F \\ \times \cdot (\times \cdot \times \cdot) & = & [\times] & + & [\times] & + & [\times] & + & [\times] & = & [\times] \end{array}$$

Для того чтобы построить сеть, обладающую заданными свойствами и, в частности, свойством логической гибкости, необходимо решить обратную задачу. По заданному распределению значений F_i в диапазоне $\hat{\Theta}$ найти такие значения φ и ψ_1, \dots, ψ_s , чтобы при всех $\Theta_j \in \hat{\Theta}$, $\Theta_j = \{\Theta_j^{\psi_1}, \dots, \Theta_j^{\psi_s}, \Theta_j^{\varphi}\}$ выполнялось равенство

$$\varphi(\psi_1 \dots \psi_s) = [F_i]$$

($\Theta_j^{\psi_i}$ и Θ_j^{φ} — соответственно значения j -го порога формального нейрона ψ_i и φ).

Очевидно, что решением данной задачи является нахождение алгоритма последовательности заполнения функциональных диаграмм φ , ψ_1, \dots, ψ_s , обеспечивающего заданные свойства сети. Это связано с перебором состояний элементов сети. Однако использование эвристических методов и описываемых ниже преобразований диаграммных уравнений позволяет значительно сократить трудоемкость этого процесса для большинства сетей $s_i \in \{S\}$ т. е. всех оптимальных логически гибких сетей δ переменных.

Перейдем непосредственно к изложению алгоритма синтеза оптимальных функционально гибких сетей из невырожденных ФН на примере синтеза сетей двух переменных. Но предварительно укажем на то, что в результате исследования сетей были найдены условия, ограничивающие их логическую гибкость, т. е. ограничивающие распределение F_i в диапазоне $\hat{\Theta}_{\max}$.

Сущность ограничений состоит в следующем. Если наложено условие, что пороги всех нейронов сети в диапазоне $\hat{\Theta}_{\max}$ должны изменяться одновременно и при том в одну сторону (либо в сторону увеличения, либо в сторону уменьшения), то оптимальная функционально гибкая

сеть, вычисляющая при $\Theta_j \in \overset{\Delta}{\Theta}_{\max}$ функцию F_q ($q = \delta, 2^\delta - 1$), а при $\Theta_{j+1} \in \overset{\Delta}{\Theta}_{\max}$ — функцию F_r ($r \leq q$), может быть реализована только в том случае, если в F_r содержится не менее $q - \delta + 1$ дизъюнктивных членов функции F_q . Если же у нейрона φ и у нейронов ψ_i допускается одновременное изменение значений порогов в разные стороны, то упомянутое ограничение гибкости сети снимается (исключение — вариант, когда в диапазоне $\overset{\Delta}{\Theta}_{\max}$ $F_r \in F_q$ при $r = q = 2^\delta/2$).

№ варианта	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$PF(\Theta_{1,2})$	1	1	1	2	2	2	3	3	3
$PF(\Theta_3)$	1	2	3	1	2	3	1	2	3
$1F_r \in F_q$		+	+	+		+		+	
$2F_r \notin F_q$	+	+	+						
$3F_r \cap F_q$					+	+			+
№ варианта	10	11	12	13	14	15	16	17	18
$PF(\Theta_1)$	3	2	1	3	2	1	3	2	1
$PF(\Theta_{2,3})$	3	3	3	2	2	2	1	1	1
$1F_r \in F_q$		+	+	+		+		+	
$2F_r \notin F_q$			+			+			+
$3F_r \cap F_q$	+	+			+				

В соответствии со сказанным выше в таблице приведены комбинации весов выходных функций F_r и F_q в диапазоне $\overset{\Delta}{\Theta}_{\max}$ для всех возможных вариантов оптимальных нейронных сетей двух переменных (P — оператор веса функции F). Точками обозначены те варианты, которые могут быть реализованы только при разнонаправленном одновременном изменении порогов у нейронов φ и ψ_1, ψ_2 , а крестиками — варианты, реализуемые как при однонаправленном, так и при разнонаправленном одновременном изменении порогов у нейронов сети. Так, например, вариант 4.2 означает, что в диапазоне $\Theta_1 = \{\Theta_1^{\psi_1}, \Theta_1^{\psi_2}, \Theta_1^{\varphi}\}$, $\Theta_2 = \{\Theta_2^{\psi_1}, \Theta_2^{\psi_2}, \Theta_2^{\varphi}\}$ сеть вычисляет функцию F_q ($q = 2$), а при $\Theta_3 = \{\Theta_3^{\psi_1}, \Theta_3^{\psi_2}, \Theta_3^{\varphi}\}$ — функцию F_r ($r = 1$) и при этом $F_1 \notin F_2$.

Рассмотрим сначала синтез вариантов сетей, расположенных в верхней половине таблицы и обозначенных крестиками. Для этого введем общее обозначение областей функциональной диаграммы любого нейрона сети (рис. 1). Тогда запись вида $\varphi(a^0)$ обозначает, что в области a функциональной диаграммы φ записан «0», а запись $\varphi(a^1)$ означает наличие в этой области «1» (точки). Для простоты дальнейшего изложения будем обозначать одноименные области функциональных диаграмм ψ_1, ψ_2 , и F , входящих в уравнение нейронной сети, символами k, l, m, n и соответственно приписывать им индекс 1 и 2. Каждый символ

может иметь любое из значений a, b, c, d , но, в наборе, соответствующем одной функциональной диаграмме, все одноименные символы должны иметь одинаковое значение.

В принятых обозначениях на рис. 2 изображены графы последовательности заполнения областей диаграммы φ для всех рассматриваемых вариантов сетей из верхней половины таблицы. Римскими цифрами обозначены шаги (этапы) заполнения: I = Θ_1 , II = Θ_2 и т. д.



Рис. 1. Общее обозначение областей функциональной диаграммы нейрона с двумя входами

Последовательность заполнения φ зависит только от комбинации весов выходных функций F_q и F_r сети и от их взаимного расположения в области возможных значений и не зависит от конкретного вида самих функций. Каждый граф имеет две ветви и выбор того или иного пути

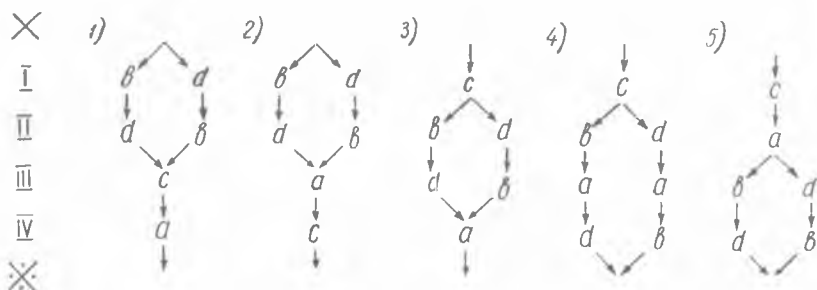


Рис. 2. Графы последовательности заполнения областей функциональной диаграммы φ для следующих вариантов сетей:
1) 1.2; 2.1; 2.2; 2) 3.1; 3) 4.1; 5.3; 4) 3.2; 6.3; 5) 5.1; 9.3.

осуществляется произвольно. Предположим, что при синтезе сетей используется только левая ветвь графов φ . Тогда последовательность заполнения функциональных диаграмм ψ_1 и ψ_2 для каждого из рассматриваемых вариантов указана графами, представленными на рис. 3*.

Последовательность заполнения областей в диаграммах ψ_1 и ψ_2 , в отличие от φ , зависит от конкретного вида функций F_q и F_r , но при этом общая структура графов остается без изменения, а изменяются лишь значения областей в их вершинах. Для синтеза сети, реализующей функции заданного вида, а вершины графов вместо символов k, l, m, n необходимо подставить соответствующие значения областей a, b, c, d . В связи с тем, что каждый граф (рис. 3) указывает последовательность совместного заполнения диаграмм ψ_1 и ψ_2 , движение по графу осуществляется одновременно по двум ветвям с различными индексами (1 и 2), сходящимися в один узел. На нулевом и первом шагах, а в соответствии с этим и на последнем шаге, в некоторых графах движение происходит по одной ветви. Для того, чтобы получить графы последовательности заполнения диаграмм ψ_1 и ψ_2 , соответствующие правой ветви графов заполнения φ , необходимо в графах (рис. 3) поменять местами индексы 1 и 2, оставив без изменения символы в вершинах.

* Графы изображены только до третьего шага, поскольку на последующих шагах порядок заполнения ψ_1 и ψ_2 не влияет на выходную функцию нейронной сети двух переменных.

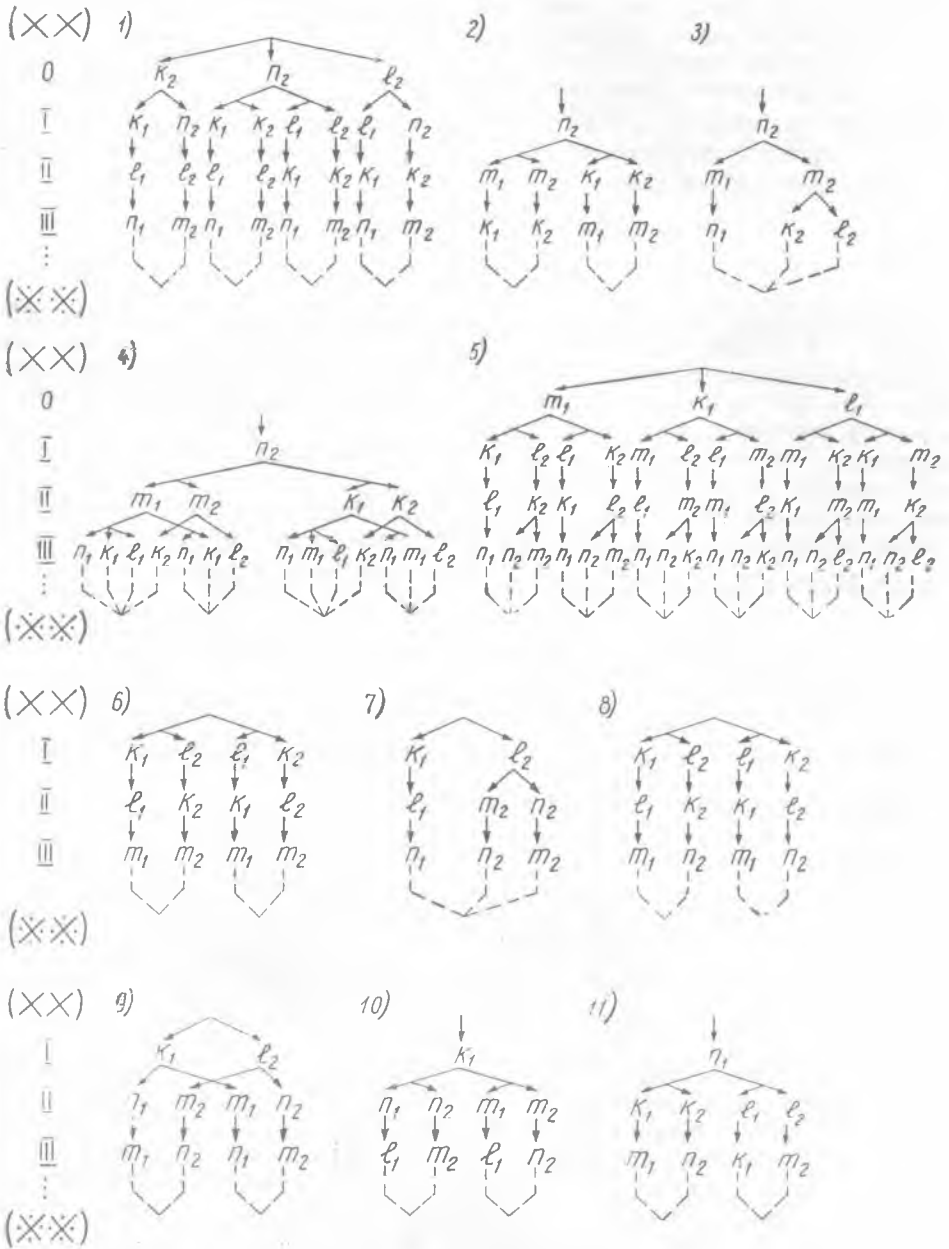


Рис 3. Графы последовательности заполнения областей функциональных диаграмм ψ_1 и ψ_2 для следующих вариантов сетей:

- 1) 2.1 при $F_1(n^1); F_2(m^1)$; 2) 2.1 при $F_1(n^1); F_2(n^1); F_2(l^1)$; 3) 2.2 при $F_2(n^1); F_2(K^1); F_2(l^1)$;
 4) 3.1 при $F_1(n^1); F_2(l^1)$; 5) 3.2 при $F_1(n^1); F_2(n^1)$; 6) 4.1 при $F_2(n^1); F_2(m^1); F_1(n^1)$; 7) 5.3
 при $F_2(n^1); F_2(m^1); F_2(K^1); F_2(m^1)$; 8) 6.1 при $F_2(n^1); F_2(m^1); F_2(K^1)$; 9) 6.3 при $F_2(n^1); F_2(m^1)$;
 10) 8.1 при $F_2(K^1); F_2(n^1); F_2(m^1)$; 11) 9.3 при $F_2(n^1); F_2(m^1)$.

При синтезе оптимальных функционально гибких сетей заполнять диаграммы φ , ψ_1 , ψ_2 нужно одновременно. Поэтому перед началом заполнения следует производить выравнивание вершин соответствующих графов согласно номерам шагов (этапов).

Рассмотрим пример, поясняющий основные этапы синтеза. Пусть требуется синтезировать функционально **гибкую** сеть, которая при Θ_1 и Θ_2 вычисляет функцию $F_q = (\overline{X\bar{V}Y}) \vee \overline{XY} \wedge \bar{X}$, а при Θ_3 — функцию $F_r = \overline{X\bar{V}Y}$.

В результате приведения функций F_q и F_r к совершенной дизъюнктивной нормальной форме

$$F_q = X\bar{Y} \vee \bar{X}Y = F_2,$$

$$F_r = \bar{X}Y = F_1$$

становится ясно, что данная задача относится к варианту 4.1 (см. таблицу), т. е. $PF(\Theta_1, \Theta_2) = 2$, $PF(\Theta_3) = 1$ и $F_r \in F_q$. Последовательность заполнения областей функциональной диаграммы φ определяется графом 3 на рис. 2, а диаграмм ψ_1 и ψ_2 — графом 6 на рис. 3 (используемые при синтезе ветви графов обозначены утолщенной линией). В соответствии с конкретным видом функций F_2 и F_1 введем новые обозначения вершин графа 6 рис. 3: $n = b$, $m = d$, $k = a$, $l = c$. При этом оставим без изменения индексы 1 и 2 ветвей. После указанных преобразований строится либо система символических уравнений состояний сети

$$\varphi(a^0, b^0, c^0, d^0) [\psi_1(a^0, b^0, c^0, d^0), \psi_2(a^0, b^0, c^0, d^0)] = F_0(a^0, b^0, c^0, d^0) \equiv 0,$$

$$\varphi(c^1) [\psi_1(a^1), \psi_2(c^1)] = F_2(b^1 d^1) = X\bar{Y} \vee \bar{X}Y,$$

$$\varphi(c^1, b^1) [\psi_1(a^1, c^1), \psi_2(c^1, a^1)] = F_2(b^1, d^1) = X\bar{Y} \vee \bar{X}Y, \quad (6)$$

$$\varphi(c^1, b^1, d^1) [\psi_1(a^1, c^1, d^1), \psi_2(c^1, a^1, d^1)] = F_1(b^1) = \bar{X}Y,$$

$$\varphi(c^1, b^1, d^1, a^1) [\psi_1(a^1, c^1, d^1, b^1), \psi_2(c^1, d^1, a^1, b^1)] = F_4(a^1, b^1, c^1, d^1) \equiv 1,$$

соответствующая пороговой системе уравнений

$$\varphi(\Theta_0^{\varphi}) [\psi_1(\Theta_0^{\psi_1}), \psi_2(\Theta_0^{\psi_2})] = F_0(\Theta_0),$$

$$\varphi(\Theta_1^{\varphi}) [\psi_1(\Theta_1^{\psi_1}), \psi_2(\Theta_1^{\psi_2})] = F_2(\Theta_1),$$

$$\varphi(\Theta_2^{\varphi}) [\psi_1(\Theta_2^{\psi_1}), \psi_2(\Theta_2^{\psi_2})] = F_2(\Theta_2), \quad (7)$$

$$\varphi(\Theta_3^{\varphi}) [\psi_1(\Theta_3^{\psi_1}), \psi_2(\Theta_3^{\psi_2})] = F_1(\Theta_3),$$

$$\varphi(\Theta_4^{\varphi}) [\psi_1(\Theta_4^{\psi_1}), \psi_2(\Theta_4^{\psi_2})] = F_4(\Theta_4),$$

либо эквивалентная ей система функциональных диаграмм (рис. 4, а), позволяющая перейти к порядковым диаграммам нейронов сети (рис. 4, б), а от них — к пороговым (рис. 4, в) [1]. Затем, воспользовавшись любым из известных алгоритмов синтеза ФН по пороговой диаграмме, например, изложенным в работе [4], рассчитывают параметры нейронов и соединяют их в сеть.

Синтезированная таким образом функционально гибкая сеть изображена на рис. 5. Черными стрелками обозначены возбуждающие входы, светлыми — тормозящие, а цифры, стоящие под стрелками, указывают модуль весового коэффициента соответствующего входа. Активный диапазон изменения порога нейронов ψ_1 , ψ_2 и φ находится в следующих пределах: $-1 \leq \Theta_i^{\varphi} \leq 1$, $-2 \leq \Theta_i^{\psi_1} \leq 0$, $-2 \leq \Theta_i^{\psi_2} \leq 0$ ($i = 1, 2, 3$). Нетрудно проверить, что при $\Theta_1 = (1, 0, 0)$ и $\Theta_2 = (0, -1, -1)$ сеть вычисляет функцию $F_2 = X\bar{Y} \vee \bar{X}Y$, а при $\Theta_3 = (-1, -2, -2)$ — функцию $F_1 = \bar{X}Y$.

Рассмотрим теперь правила синтеза тех вариантов сетей, которые обозначены точками в верхней половине таблицы. Для этого воспользуемся следующим преобразованием:

$$D_{\varphi}(\psi_1, \psi_2) = [DF], \tag{8}$$

а

	ψ	ψ_1	ψ_2	F	
0	×	(×)	×	[×]	θ_0
I	×	(·)	×	[· ×]	θ_1
II	×	(×)	×	[· ×]	θ_2
III	×	(·)	×	[× ·]	θ_3
IV	×	(·)	×	[· ·]	θ_4

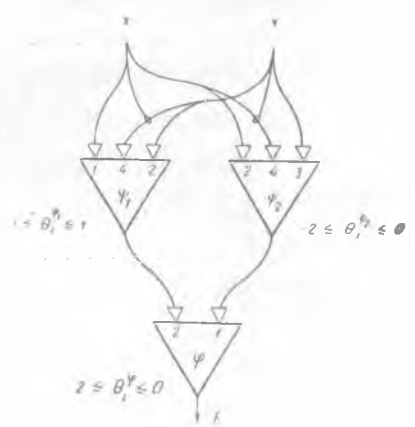
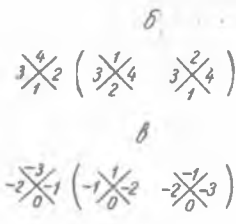


Рис. 4. Схема диаграмм сети нейронов:

а — функциональных (точечных) диаграмм;
б — порядковых диаграмм; в — пороговых диаграмм.

Рис. 5. Схема оптимальной функционально гибкой сети двух переменных на формальных нейронах.

где D — оператор дополнения Венн-диаграммы. Из формулы (8) становится ясно, что для построения любого варианта сети, обозначенного в таблице точкой, например $F_q(\Theta_1, \Theta_2)$, $F_r(\Theta_3)$, $F_r \in F_q$, необходимо выбрать такой вариант, обозначенный крестиком, дополнение которого является требуемым решением $DF_{2^{\delta-g}}(\Theta_1, \Theta_2) = F_q(\Theta_1, \Theta_2)$, $DF_{2^{\delta-r}}(\Theta_3) = F_r(\Theta_3)$. Составив систему уравнений этой сети и заменив в каждом уравнении φ дополнением, получим последовательность заполнения Венн-диаграмм всех нейронов синтезируемого варианта сети:

$$\begin{aligned}
 D_{\varphi}(\Theta_{\varphi}^{\varphi})[\psi_1(\Theta_{\varphi_1}^{\psi_1}), \psi_2(\Theta_{\varphi_2}^{\psi_2})] &= DF_{2^{\delta-g}}(\Theta_1) = F_q(\bar{\Theta}_1), \\
 D_{\varphi}(\Theta_{\varphi}^{\varphi})[\psi_1(\Theta_{\varphi_1}^{\psi_1}), \psi_2(\Theta_{\varphi_2}^{\psi_2})] &= DF_{2^{\delta-g}}(\Theta_2) = F_q(\bar{\Theta}_2), \\
 D_{\varphi}(\Theta_{\varphi}^{\varphi})[\psi_1(\Theta_{\varphi_1}^{\psi_1}), \psi_2(\Theta_{\varphi_2}^{\psi_2})] &= DF_{2^{\delta-r}}(\Theta_3) = F_r(\bar{\Theta}_3),
 \end{aligned} \tag{9}$$

Синтезированная сеть функционирует правильно, если пороги нейрона φ и нейронов ψ_1, ψ_2 изменяются в противоположных направлениях, т. е.

$$\begin{aligned}
 \bar{\Theta}_1 &= \{\Theta_{\varphi_1}^{\psi_1}, \Theta_{\varphi_2}^{\psi_2}, \bar{\Theta}_{\varphi}^{\varphi}\}, \quad \bar{\Theta}_2 = \{\Theta_{\varphi_1}^{\psi_1}, \Theta_{\varphi_2}^{\psi_2}, \bar{\Theta}_{\varphi}^{\varphi}\}, \\
 \bar{\Theta}_3 &= \{\Theta_{\varphi_1}^{\psi_1}, \Theta_{\varphi_2}^{\psi_2}, \bar{\Theta}_{\varphi}^{\varphi}\}.
 \end{aligned}$$

Приведенные преобразования поясним на примерах. Для этого воспользуемся системой функциональных диаграмм для варианта 4.1 таблицы (см. рис. 4, а). Применяя к этой системе преобразования (9) и (10), получим соответственно последовательность заполнения функциональных диаграмм для вариантов 6.1 и 13.1 таблицы (см. рис. 6 и 7).

Рассмотренные в работе вопросы позволяют ввести понятие базиса оптимальных функционально гибких сетей. Базисом множества $\{S\}$ всех оптимальных функционально гибких сетей δ переменных будем называть подмножество $\{s\} \in \{S\}$ таких сетей, из которых посредством преобразований (9) и (10) можно получить любую сеть $s_i \in \{S\}$ ($s_i \notin \{s\}$).

Таким образом, чтобы синтезировать любую функционально гибкую сеть из множества $\{S\}$, достаточно знать только алгоритм последовательности заполнения функциональных диаграмм сетей базиса.

Основные положения данной работы могут быть распространены на функционально гибкие сети с произвольным δ .

ЛИТЕРАТУРА

1. С. О. Мкртчян, В. И. Потапов. Синтез комбинационного сумматора на формальных нейронах. Сб. «Проблемы бионики», вып. 2, Изд-во ХГУ, 1968
2. М. Блюм. Свойства нейрона со многими входами. Сб. «Принцип самоорганизации», Изд-во «Мир», М., 1966.
3. В. И. Потапов. О синтезе надежных сетей из ненадежных нейронов. Сб. «Вычислительная техника в системах управления летательными аппаратами», вып. 182, Изд-во МАИ, 1968.
4. С. О. Мкртчян. Алгоритм построения формального нейрона с оптимальными параметрами. «Изв. АН СССР. Техническая кибернетика», 1965, № 4.

ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ РАСПРОСТРАНЕНИЯ АКТИВНОСТИ В НЕЙРОННОЙ СЕТИ С ПЕРЕМЕННЫМИ ВОЗБУЖДАЮЩИМИ И ТОРМОЗЯЩИМИ СВЯЗЯМИ

Л. А. Ларионова

В ряде работ [1—10] рассматривается распространение возбуждения в одномерном кольце и в линии. Во всех этих работах скорость проведения возбуждения благодаря рефрактерности определяется только временем, прошедшим с момента последнего возбуждения.

Задачей настоящей статьи является исследование распространения активности в возбудимой среде. В данном случае возбудимая среда представляет собой двумерную сеть, элементы которой объединены возбуждающими и тормозящими связями, причем величина и количество связей могут изменяться в процессе работы сети. Работа сети характеризуется не только скоростью распространения возбуждения, но и количеством нейронов, а также частотой их возбуждения. Нейронами здесь условно названы элементы сети, в соответствии с чем и сеть будет называться нейронной.

Описание свойства отдельного нейрона и общие принципы работы сети заимствованы в основном из работ Емельянова-Ярославского по конструированию «неформального автомата». Однако в процессе создания нашего варианта модели сети некоторые положения, разработанные для неформального автомата, были изменены или уточнены.

При описании работы сети будут использоваться следующие обозначения:

- U — внутренний потенциал нейрона;
- U_g — динамический потенциал, который характеризует состояние нейрона в переходный период после разряда (срабатывания) нейрона;
- U_n — пороговый потенциал нейрона;
- W_v — возбуждающий потенциал на нейроне, представляющий собой сумму возбуждающих сигналов, поступающих от других нейронов на данный нейрон;
- W_τ — тормозящий потенциал на нейроне, представляющий собой сумму тормозящих сигналов, поступающих от других нейронов на данный нейрон;
- $g_{i \rightarrow j}^b$ — значение возбуждающей проводимости от нейрона i к нейрону j (при срабатывании нейрона i от него к нейрону j поступает возбуждающий сигнал, равный по величине $g_{i \rightarrow j}^b$). Этот сигнал суммируется с W_v нейрона j ;
- $g_{i \rightarrow j}^\tau$ — значение тормозящей проводимости от нейрона i к нейрону j . При срабатывании нейрона i от него к нейрону j поступает тормозящий сигнал, равный по величине проводимости $g_{i \rightarrow j}^\tau$.

Этот сигнал суммируется с W_τ нейрона j . U_s — суммарный потен-

циал нейрона: $U_{\Sigma} = U + U_d + W_T - W_B$. Нейроны, составляющие нейронную сеть, обладают следующими свойствами:

1. Каждый нейрон имеет некоторый внутренний потенциал U , который является существенной переменной нейрона. Зависимость U от времени определяется следующим образом:

$$U = U_0 - kt,$$

где U — собственный потенциал нейрона в текущий момент времени;

U_0 — собственный потенциал нейрона в момент вращения, от которого ведется отсчет;

k — некоторая постоянная величина;

t — время.

2. Нейрон представляет собой пороговый элемент. При срабатывании нейрона U возрастает на некоторую величину ΔU . Таким образом, при серии из n срабатываний потенциал нейрона возрастает до величины $U = U_0 + n\Delta U$ (уменьшением величины U во времени при этом можно пренебречь),

где U_0 — значение собственного потенциала до срабатывания;

n — число срабатываний в серии;

ΔU — величина, на которую изменяется U при одном срабатывании.

3. Условие срабатывания нейрона выражается неравенством

$$U_{\Sigma} \leq U_n.$$

Величина U_n зависит от среднего числа срабатываний во всей сети за некоторый отрезок времени.

4. Возбуждающий потенциал нейрона уменьшается при срабатывании нейрона и уменьшается со временем.

5. Тормозящий потенциал нейрона уменьшается со временем. Нервная сеть в целом обладает следующими свойствами:

1) работа сети направлена всегда таким образом, чтобы поддерживать потенциал для каждого нейрона близким к оптимальной величине, т. е. обеспечивать неравенство $|U - U_{\text{опт}}| \leq m$, где m — некоторая постоянная величина;

2) нейроны в сети связаны возбуждающими связями $g_{i \rightarrow j}^B$, величины которых зависят от величины U нейрона j ;

3) нейроны в сети связаны тормозящими связями $g_{i \rightarrow j}^T$, величины которых зависят как от величины U , так и от возбуждения нейрона j ;

4) при поступлении на сеть повторяющихся внешних сигналов возможно образование новых связей в сети и изменение величин этих вновь образованных связей;

5) внешние сигналы стремятся увеличить U нейронов, на которые они поступают. При этом достигаемое увеличение зависит от степени «знакомства» с поступающей комбинацией сигналов. Таким образом, сеть обладает памятью и способностью к обучению.

Модель сети выполнена в виде программы для вычислительной машины. Модель может работать в одном из двух режимов: 1 — в режиме отсутствия внешних воздействий — режиме первичной сети; 2 — в режиме обработки внешних воздействий — режиме вторичной сети.

Режим первичной сети

При отсутствии внешних воздействий нейронная сеть должна функционировать таким образом, чтобы внутренний потенциал каждого нейрона как можно меньше отклонялся от некоторого оптимального значения $U_{\text{опт}}$, т. е. для каждого из нейронов сети должна решаться задача

минимизации величины: $U - U_{\text{опт}}$, где U — текущее значение собственного потенциала нейрона. Так как U с течением времени непрерывно убывает, то поддержание его примерно на одном уровне возможно лишь при периодическом срабатывании всех нейронов.

а



б

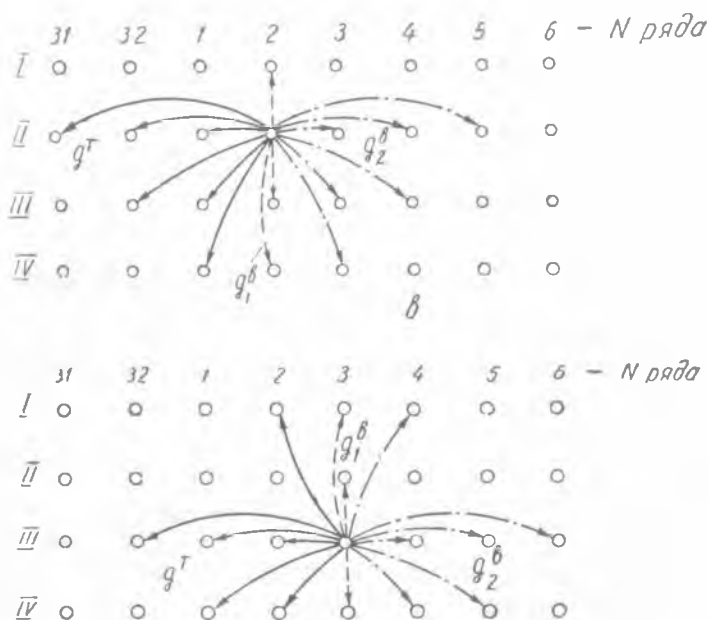


Рис. 1.

Таким режимом работы сети, когда при отсутствии внешних воздействий нейроны периодически срабатывают (возбуждаются) и их внутренний потенциал удерживается примерно на одном уровне, и называется режимом первичной сети.

Периодическое срабатывание нейронов обусловлено наличием возбуждающих и тормозящих связей между ними. В нашей модели сети (рис. 1, а) эти связи выбраны таким образом, что процесс срабатывания нейронов происходит последовательно во времени, напоминая волну, распространяющуюся по сети в одном направлении. Связь одного нейрона сети приведены на рис. 1, б, в. Связи этих нейронов совершенно одинаковы, поэтому вся сеть может быть представлена в виде тороида.

При таком характере связей волна срабатывания нейронов будет непрерывно циркулировать в тороиде, охватывая все нейроны сети.

В нашей модели сеть состоит из 128 нейронов, $U_{\text{опт}}$ нейрона выбрана равным 1024, а $U - U_{\text{опт}}$ в установившемся режиме не превышает 100—150.

Пусть установившийся режим первичной сети характеризуется прохождением по сети волны одной и той же формы, двигающейся с постоянной скоростью. После разрушения внешним воздействием волны первичной сети, последняя должна вернуться к установившемуся режиму.

Нейрон в накопителе ЭВМ представлен в виде четырех чисел, которые содержат все его характеристики (см. табл. 1).

Таблица 1

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
ξ							U							ψ			

Здесь ψ — число тактов после последнего срабатывания нейрона.

ζ — признак срабатывания нейрона.

$W_{\text{в}}$ и $W_{\text{т}}$ — в последних десяти разрядах регистра.

На регистре срабатывания записана история срабатывания нейрона за 18 тактов. Срабатывание отмечается «1», несрабатывание — «0».

Работа программы модели первичной сети построена на принципе поочередной проверки всех нейронов на срабатывание. В зависимости от срабатывания изменяются характеристики «сработавшего» нейрона и других связанных с ним нейронов. Кроме того, характеристики нейронов изменяются во времени. Время работы сети принимается дискретным, т. е. вся работа происходит по тактам. Начальные характеристики нейронов вводятся в память ЭВМ вместе с программой или записываются с пульта управления (ПУ). Наблюдения за работой сети ведут, выводя характеристики нейронов из памяти ЭВМ на печать. Полная программа модели первичной сети, логическая схема которой представлена на рис. 2, включает примерно 700 команд. Программа состоит из четырех частей. Первая и основная часть ее включает поочередную проверку всех нейронов на срабатывание. Срабатывание нейронов определяется неравенством

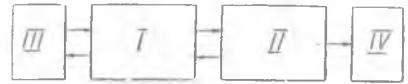


Рис. 2.

$$W_{\text{в}} - W_{\text{т}} - U + f(\psi) \geq U_{\text{п}}$$

Здесь величина $f(\psi)$ представляет собой динамический потенциал нейрона (рис. 3, а). Величина $U_{\text{п}}$ зависит от числа срабатываний за время 18 тактов всех 128 нейронов. Зависимость $U_{\text{п}} = f(n)$ для нейронов невозбужденных, т. е. тех, у которых $\psi = 0$, представлена на рис. 3, б. Зависимость $U_{\text{п}} = f(n)$ для нейронов возбужденных, у которых $\psi \neq 0$, представлена на рис. 3, в. Зависимости $U_{\text{п}} = f(n)$ были выбраны нами первоначально на основе некоторых логических соображений, а затем уточнялись в процессе обработки модели.

При срабатывании в первый разряд первой строки сработавшего нейрона записывается признак срабатывания $\zeta = 1$. Кроме того, у сработавшего нейрона изменяются следующие характеристики:

1. $U = U_0 + \delta U$, где U_0 — значение статического потенциала до срабатывания; δU — величина, на которую изменяется статический по-

тенциал при однократном срабатывании; U — величина статического потенциала после срабатывания.

2. Характеристика ψ при каждом срабатывании принимает значение, равное 1.

3. Характеристика W_B при срабатывании принимает новое значение: $W_B = W_{B0} - \delta W_B$, где индексом «0» обозначены характеристики до срабатывания. Величина $\delta W_B = 500$.

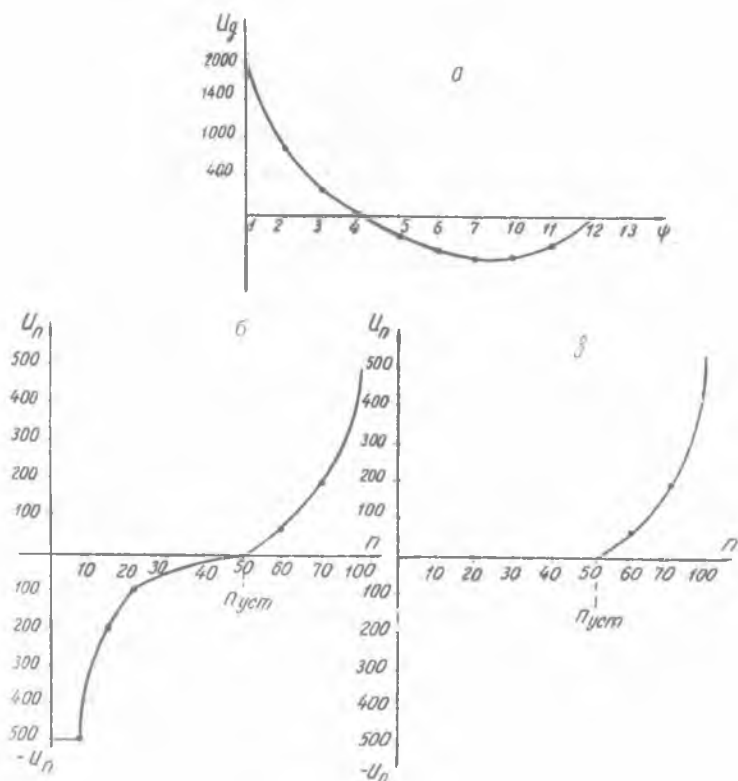


Рис. 3.

4. Производится сдвиг содержимого регистра срабатывания на один разряд влево, а в младший разряд регистра записывается 1.

У несработавшего нейрона в первый разряд первой строки записывается признак $\zeta = 0$. Кроме того, изменяются такие характеристики:

1. К значению ψ прибавляется 1, если оно не равно 0. Если же оно равно 0, то 1 не прибавляется.

2. Производится сдвиг содержимого регистра срабатывания на один разряд влево и в младший разряд записывается 0.

В первой части программы, перед проверкой нейронов на срабатывание, посылаются сигналы от сработавших в предыдущем нейронов, у которых $\zeta = 1$, на все связанные с ними нейроны. Адрес связи дается алгоритмически, согласно рис. 1, а. При этом сигналы g_1^b, g_2^b складываются с W_B нейрона, на который поступает сигнал, и сумма записывается на место W_B . Величины g_1^b, g_2^b, g_T приведены в табл. 2.

Вторая часть программы осуществляет изменение во времени величин $U, U_B, W_T, U = U_0 - \Delta U, W_B = W_{B0} - \Delta W_B, W_T = W_{T0} - \Delta W_T$. С помощью третьей части программы на все нейрона перед началом рабо-

ты задаются те или иные значения U . На часть нейронов подаются сигналы срабатывания $\zeta = 1$. Кроме того, третья часть программы позволяет в процессе работы с ПУ ЭВМ подавать «внешние» сигналы. Адреса нейронов и частота подачи сигналов также задаются с ПУ.

Таблица 2

Виды связей	Величина связей	Условия эксперимента
g_1^H	230 300	При $U \geq 700$ » $U < 700$
g_2^B	25 30	При $U \geq 700$ » $U < 700$
g_{T3}	3 4 15	При $U < 1100$ » $1100 < U < 1400$ » $U > 1400$

С помощью четвертой части программы осуществляется вывод на печать в восьмиричном коде значений характеристик всех нейронов.

Целью экспериментов с первичной сетью было выяснить, возвращается ли она из разных положений к установившемуся режиму. Для этого проводились такие исследования.

На все нейроны сети с ПУ задавались различные значения и велась наблюдения, целью которых было выяснить, устанавливается ли нормальный режим в сети, т. е. режим одной волны и поддержания U для всех нейронов, близким к $U_{\text{опт}}$.

Кроме того, на все нейроны первого ряда с ПУ записывался сигнал срабатывания $\zeta = 1$. При этом из-за наличия возбуждающих и тормозящих связей возбуждение с первого ряда двигалось вдоль сети, т. е. возникала и двигалась волна. Однократное прохождение волны через всю сеть будет в дальнейшем называться циклом. Ниже приводится описание экспериментов и некоторые полученные результаты.

Работа сети достаточно хорошо отображается двумя зафиксированными в произвольный момент времени характеристиками нейронов. Первой из них является U , второй n — количество срабатываний за последние 18 тактов (включая и момент фиксации). Для удобства эти характеристики изображаются не для каждого нейрона, а для ряда из четырех нейронов; при этом U определяется как среднее для ряда, а n — как сумма срабатываний всех нейронов ряда.

Очевидно, в условиях установившегося режима первичной сети при фиксации указанных характеристик в любой момент времени мы получим для каждого ряда величину U , мало отличающуюся от $U_{\text{опт}}$ (1022); срабатывающие нейроны должны находиться в соседних рядах, а общее количество всех срабатываний будет близким к $n_{\text{уст}}$ (рис. 3, б, в).

На рис. 4, а представлены результаты эксперимента, при котором на все нейроны задавалось $U = 100$. На первые четыре нейрона записывался сигнал срабатывания $\xi = 1$. На рисунке приведены характеристики, полученные на втором цикле работы (1), четвертом (2) и десятом (3) циклах. Из них видно, что через 10 циклов процесс практически установился.

На рис. 4, б представлены результаты эксперимента с различными начальными U . Характеристики фиксировались после двадцати циклов работы сети при задании $U = 1200$ на все нейроны, а на 4 нейрона одного ряда — признака $\zeta = 1$ (1), при задании $U = 1000$ (2) и $U = 100$ (3).

На рис. 4, а и 4, б показано, что независимо от того, какая величина U задавалась первоначально на все нейроны сети, процесс всегда устанавливался.

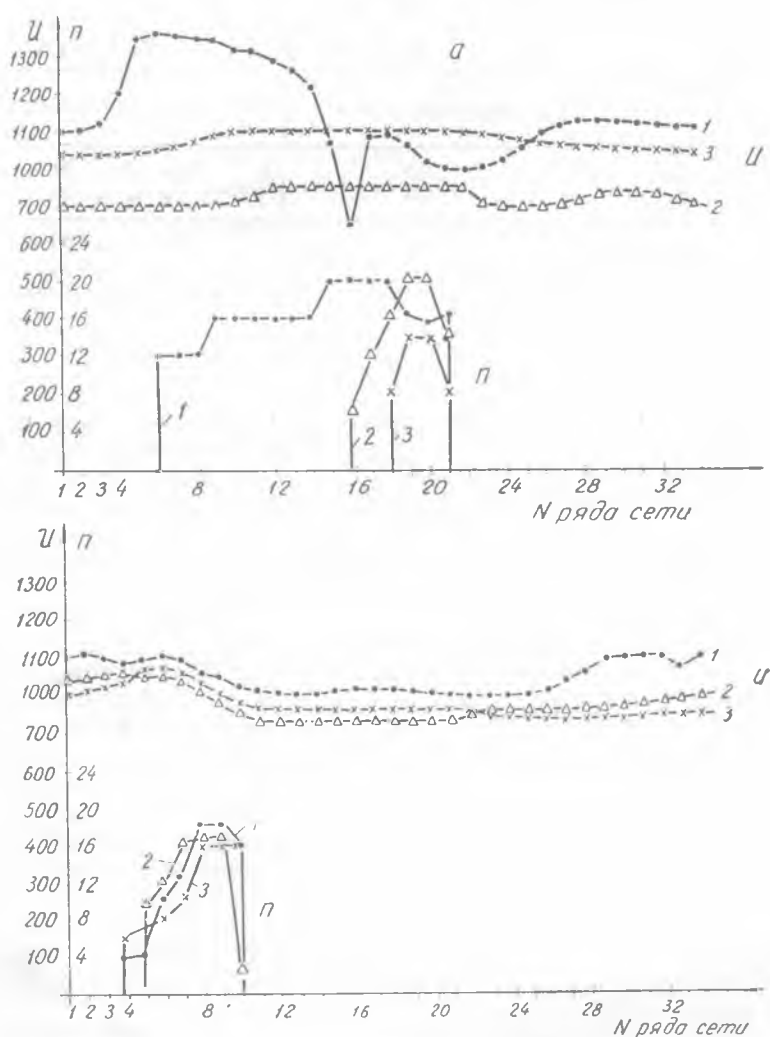


Рис. 4.

Кроме упомянутых экспериментов проводились также исследования для выяснения влияния внешних воздействий на установившийся процесс сети. С этой целью задавалась вторая волна (записывались сигналы срабатывания $\zeta = 1$ еще на один ряд нейронов) на разном расстоянии от первой. После 20–30 циклов волна затухала, и процесс на сети устанавливался.

Для проверки влияния дальних связей между нейронами на работу первичной сети было проведено два эксперимента. Первый состоял в том, что восемь нейронов, случайно распределенных вдоль сети, объединялись связями — каждый нейрон с каждым. На все нейроны одновременно в каждый из восьми тактов подавались сигналы срабатывания. На рис. 5 представлены характеристики сети соответственно через

5, 10 и 30 циклов после подачи сигналов. Из третьей кривой рис. 5 видно, что через 30 циклов процесс устанавливается.

Во втором эксперименте объединялись четыре группы по восемь нейронов, случайно распределенных вдоль сети. Величина связей была $g^B = 50$. На рис. 6 приведены характеристики сети после 30 циклов работы при наличии этих связей.

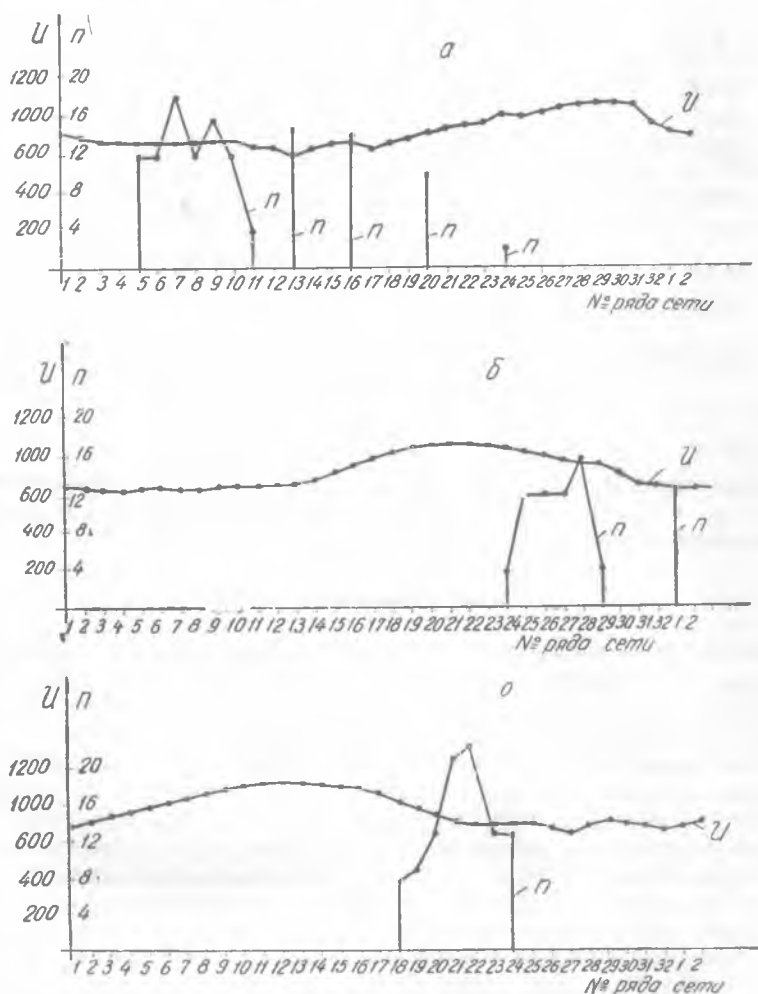


Рис. 5.

Таким образом, оба эксперимента показывают, что дальние связи не представляют помехи для установившегося режима первичной сети. В дальнейшем предполагается подавать внешние воздействия не в виде сигналов срабатывания, а в виде сигналов, которые суммируются с W_B данного нейрона.

Следующие эксперименты производились для того, чтобы выяснить, до какой величины увеличивается U при подаче на нейроны больших внешних сигналов $S_{вн}$.

На группы случайно распределенных вдоль сети и связанных между собой нейронов (величина связей $g = 50$) непрерывно подавались сигналы $S_{вн} = 500$. При этом U этих нейронов увеличивается не более чем до 1400—1500. Дальнейшего повышения не происходит, так как

возрастает проводимость тормозящих сигналов на эти нейроны от других нейронов первичной сети (см. табл. 2); при этом возрастает U этих нейронов, в результате чего они запираются. Через 20—25 циклов после начала подачи сигналов наблюдается обычный установившийся режим первичной сети. Исключение составляют нейроны, на которых внешними сигналами поддерживается большой внутренний потенциал U .

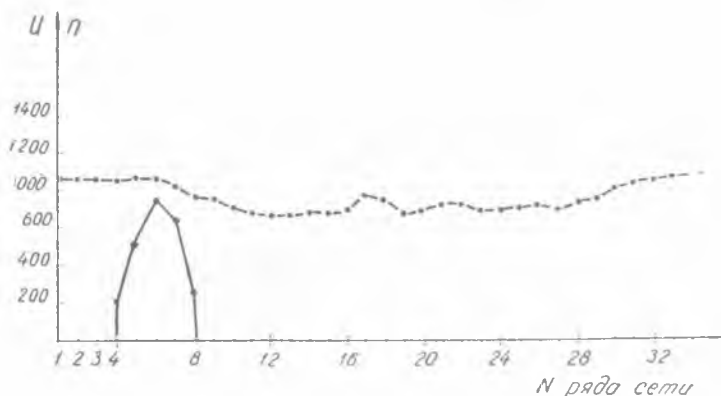


Рис. 6.

Таким образом, при самых различных внешних воздействиях первичная сеть через то или иное время восстанавливает свой обычный установившийся режим.

Режим вторичных сетей

При внешних воздействиях на базе первичной сети формируются вторичные сети. Конфигурация вторичных сетей, так же как и первичных, определяется возбуждающими и тормозящими связями между нейронами. Связи вторичных сетей заранее не задаются. В формировании вторичных сетей, т. е. в образовании связей вторичных сетей, состоит «обучение» модели. Условия образования и роста связей таковы, что при «незнакомых» внешних воздействиях на модель нейронов, U нейронов, на которые поступают эти воздействия, и связанных с ними нейронов отклоняется от $U_{\text{опт}}$ значительно больше, чем при «знакомых» внешних воздействиях. После образования вторичных сетей одни и те же нейроны входят как в первичную, так и в одну из вторичных сетей.

Процесс образования связей вторичных сетей происходит следующим образом. Если на какие-либо нейроны многократно поступают возбуждающие сигналы, то, как уже указывалось, внутренний потенциал этих нейронов возрастает до величины, равной 1400—1500. При этом, когда восстанавливается режим первичной сети, на данные нейроны от других нейронов (согласно табл. 2) поступают большие сигналы g_T и накапливается большой потенциал W_T .

После прекращения подачи возбуждающих сигналов на нейроны они долгое время (пока W_T не уменьшится со временем) не срабатывают, в результате чего внутренний потенциал их падает. Когда потенциал будет удовлетворять условию $U \leq 400$, между нейронами с такими потенциалами образуются связи ($U \leq 400$ является условием образования новых связей), причем связи объединяют группу одновременно работающих нейронов, случайно распределенных по всей сети. Эта группа и будет составлять вторичную сеть первого ранга — «фонему». Несколько фонем, часто работающих в одной и той же последователь-

возрастает проводимость тормозящих сигналов на эти нейроны от других нейронов первичной сети (см. табл. 2); при этом возрастает U этих нейронов, в результате чего они запираются. Через 20—25 циклов после начала подачи сигналов наблюдается обычный установившийся режим первичной сети. Исключение составляют нейроны, на которых внешними сигналами поддерживается большой внутренний потенциал U .

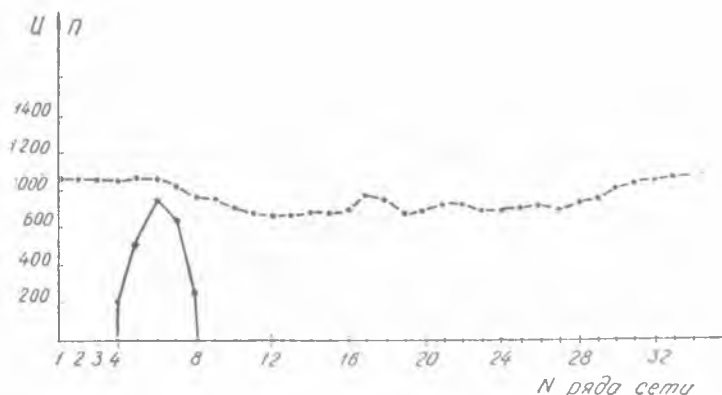


Рис. 6.

Таким образом, при самых различных внешних воздействиях первичная сеть через то или иное время восстанавливает свой обычный установившийся режим.

Режим вторичных сетей

При внешних воздействиях на базе первичной сети формируются вторичные сети. Конфигурация вторичных сетей, так же как и первичных, определяется возбуждающими и тормозящими связями между нейронами. Связи вторичных сетей заранее не задаются. В формировании вторичных сетей, т. е. в образовании связей вторичных сетей, состоит «обучение» модели. Условия образования и роста связей таковы, что при «незнакомых» внешних воздействиях на модель нейронов, U нейронов, на которые поступают эти воздействия, и связанных с ними нейронов отклоняется от $U_{\text{опт}}$ значительно больше, чем при «знакомых» внешних воздействиях. После образования вторичных сетей одни и те же нейроны входят как в первичную, так и в одну из вторичных сетей.

Процесс образования связей вторичных сетей происходит следующим образом. Если на какие-либо нейроны многократно поступают возбуждающие сигналы, то, как уже указывалось, внутренний потенциал этих нейронов возрастает до величины, равной 1400—1500. При этом, когда восстанавливается режим первичной сети, на данные нейроны от других нейронов (согласно табл. 2) поступают большие сигналы g_T и накапливается большой потенциал W_T .

После прекращения подачи возбуждающих сигналов на нейроны они долгое время (пока W_T не уменьшится со временем) не срабатывают, в результате чего внутренний потенциал их падает. Когда потенциал будет удовлетворять условию $U \leq 400$, между нейронами с такими потенциалами образуются связи ($U \leq 400$ является условием образования новых связей), причем связи объединяют группу одновременно работающих нейронов, случайно распределенных по всей сети. Эта группа и будет составлять вторичную сеть первого ранга — «фонему». Несколько фонем, часто работающих в одной и той же последователь-

ности одна за другой выделяют из всей сети группу нейронов, которые образуют сеть второго ранга — «слово», и т. д. Таким образом, «знакомое» сочетание сигналов из-за связей вторичных сетей моделируется легче, чем незнакомое сочетание сигналов. Если вторичные сети уже сформированы, то собственный потенциал нейронов, так же как при работе первичной сети, удовлетворяет условию

$$|U_{\text{опт}} + m| > U > U_{\text{опт}} - m|.$$

Из сказанного следует, что модель, работающая в режиме первичной или в режиме вторичной сети, решает одну и ту же задачу — поддержания U на близком к $U_{\text{опт}}$ уровне.

В настоящее время имеется достаточное количество данных о работе первичной сети. Работа, связанная с формированием и изучением вторичных сетей, а также с исследованием возможности решения различных задач (управления, регулирования, распознавания) с помощью такой модели, только начата.

ЛИТЕРАТУРА

1. И. М. Гельфанд, М. Л. Петлин. О континуальных моделях управляющих систем. «Докл. АН СССР», 131, 1942.
2. А. Ф. Иванов, В. Р. Телеснин. Прохождение пар импульсов через цепочку и кольцо ждущих мультивибраторов. «Изд. вузов. Радиофизика», 2, № 1, 1959.
3. И. М. Гельфанд, Д. А. Каждан. Об одном интегральном уравнении, связанном с движением импульса по окружности. «Докл. АН СССР», 141, № 3, 1961.
4. В. Р. Телеснин. К вопросу о распространении возбуждения в одномерной возбудимой ткани. «Изд. вузов. Радиофизика», 6, № 4, 1963.
5. В. Р. Телеснин. К вопросу о распространении возбуждения в одномерных структурах. «Изд. вузов», 8, № 1, 169, 1965.
6. Ю. И. Аршавский, М. Б. Беркинблит, В. Л. Дунин-Барковский. Распространение импульсов в кольце возбудимой ткани. «Биофизика», 10, № 6, 1965.
7. Ю. И. Аршавский, М. Б. Беркинблит, С. А. Ковалев. Пример сложной трансформации ритма в нервном волокне с постепенно меняющимися свойствами. «Биофизика», 9, 1964.
8. Ю. И. Аршавский, М. Б. Беркинблит, С. А. Ковалев. «Биофизика», 7, 1962.
9. Ю. И. Аршавский, М. Б. Беркинблит, С. А. Ковалев, Л. М. Чайлахян. Периодическая трансформация ритма в нервном волокне с постепенно меняющимися свойствами, «Биофизика», 9, 1964.
10. М. Б. Беркинблит, С. В. Фомиц, А. В. Холопов. Распространение импульсов в одномерной возбудимой среде. «Биофизика», 2, 1966.
11. Л. Б. Емельянов. Принципы неформального самоорганизующегося автомата. Сб. «Самообучающиеся автоматические устройства», изд-во «Наука», М., 1966.

ВЛИЯНИЕ ИРРЕЛЕВАНТНОЙ ИНФОРМАЦИИ НА ЗАПОМИНАНИЕ У ЧЕЛОВЕКА

П. Б. Невельский, И. М. Мельник

Под релевантной информацией будем понимать полезную информацию, входящую в содержание цели деятельности человека, принимающего какое-то сообщение. Иррелевантная информация — это излишняя, ненужная, вредная информация, не относящаяся к цели деятельности ее получателя. Одно и то же сообщение может содержать для получателя как релевантную, так и иррелевантную информацию. Возможен случай, когда в сообщении, которое состоит из последовательности символов, полезную информацию несут только символы, а порядок их следования не имеет значения. Может быть и наоборот: полезная информация содержится только в последовательности символов, а сами символы несут бесполезную информацию.

Влияние на долговременное запоминание этих видов иррелевантной информации было рассмотрено в работе [1]. Оказалось, что информацию, содержащуюся только в последовательности символов или в самих символах, труднее запомнить, чем такое же количество информации, содержащееся как в символах, так и в их последовательности, и была высказана гипотеза об отрицательном влиянии иррелевантной информации на память человека, на запоминание полезной информации.

Излишнюю, иррелевантную информацию следует отличать от избыточной, т. е. более чем достаточной информации. Избыточность сообщения предполагает кодирование того же количества информации большим числом символов или тем же числом символов, но отобранных из более длинных алфавитов. Иррелевантная информация, так же как избыточность, уменьшает пропускную способность технических средств связи и хранения информации, но избыточность, в отличие от иррелевантной информации, повышает продуктивность человеческой памяти [2].

В настоящем эксперименте ставилась задача изучить влияние иррелевантной информации на кратковременную память человека. При этом рассматривался такой вид иррелевантной информации, при котором полезная для получателя информация содержалась только в части признаков предъявляемых символов и в последовательности этих признаков. Другие признаки этих же символов и их последовательности выступали как иррелевантная информация.

В первой, основной серии эксперимента сообщения представляли собой формуляры, состоящие из десяти символов. Символами были десятичные цифры, отобранные по таблицам случайных чисел, появляющиеся с равной вероятностью и расположенные в виде матрицы 5×2 , т. е. в две строки и пять столбцов. Всего было составлено 100 таких формуляров; в опытах участвовало 100 испытуемых (большинство их — студенты университета). Полезную информацию содержала только четность и нечетность цифр и порядок чередования четных и нечетных цифр. Испытуемые читали формуляры со скоростью примерно

один знак в секунду, выделяя нужный признак. Вслух они говорили «чет» или «нечет» и старались запомнить произнесенную последовательность. Количество информации в формуляре и на зрительном входе человека — 33 дв. ед., по 3,32 дв. ед. на одну десятичную цифру, а количество информации на речедвигательном и слуховом выходе памяти составляло 10 дв. ед., по 1 дв. ед. на «чет» или «нечет». Только эти признаки разных цифр, образующие бинарную последовательность, содержали полезную информацию, равную 10 дв. ед. За каждым словом «чет» скрывалась одна из пяти цифр (0, 2, 4, 6, 8) и за каждым словом «нечет» — так же одна из пяти цифр (1, 3, 5, 7, 9). Эти пять цифр (входящие в объем понятий «чет» или «нечет») и их последовательность содержали бесполезную (иррелевантную) информацию, не входящую в содержание цели деятельности, так как их не нужно было запоминать. Количество иррелевантной информации составляло 2,3 дв. ед. на одну из пяти цифр алфавита или на любую цифру в формуляре.

Непосредственно после произнесения последнего слова испытуемые письменно воспроизводили названную ими последовательность. Результаты воспроизведения высокие: из 1000 ответов (по 10 на каждый из ста формуляров) 786 было правильных и 153 ошибочных. Однако поправка на вероятность случайного угадывания [3] показала, что число правильных ответов следует снизить до 633, а число ошибок увеличить до 306. Что касается количества переданной при этом информации, которое вычислялось с поправкой на величину выборки по Миллеру и Мэдоу [4], то от сигналов к ответам было передано всего 3,3 дв. ед. из 10 дв. ед. имевшихся на входе. Итак, объем памяти составлял 63%, число ошибок — 31%, число отказов — 6%, а количество переданной информации по отношению к информации на входе — всего 33%. Такой небольшой процент переданной информации, по сравнению с процентом правильных ответов, объясняется большим числом ошибок, представлявших из себя помехи (шум) при передаче информации по каналу памяти от входа к ответу, от восприятия к воспроизведению.

Для сравнения этих данных с теми, которые были получены при отсутствии на зрительном входе человеческого канала иррелевантной информации, проведены вторая и третья серии опытов. Для второй контрольной серии составлено еще 100 аналогичных формуляров, которые предъявлялись тем же ста испытуемым. Отличие состояло в том, что нужно было запоминать все цифры в последовательности их предъявления. Вся предъявляемая информация была полезной и составляла 33 дв. ед. Иррелевантная информация отсутствовала, и в деятельности испытуемого отсутствовал поиск полезной информации. Здесь число правильных ответов составляло 658, а число ошибок — 200. Поправка на вероятность случайного угадывания внесла небольшие изменения, так как длина алфавита запоминаемых символов здесь была намного больше (десять вместо двух). Объем памяти был равен 64%, число ошибок — 22%, число отказов — 14%. Количество переданной информации с поправкой на величину выборки составляло 15,8 дв. ед. Конечно, такое увеличение количества переданной при воспроизведении информации, по сравнению с основным экспериментом, где оно было почти в пять раз меньше, нельзя объяснить отсутствием иррелевантной информации. Здесь сыграла свою роль большая информационная емкость запоминаемых символов (3,3 дв. ед. на символ по сравнению с 1 дв. ед.). Однако процент количества переданной информации по отношению к количеству информации на входе, по нашему мнению, должен отражать влияние иррелевантной информации. В данном случае при отсутствии иррелевантной информации, переданная при воспроизведении информация составляет 48% от полезной информации на входе канала памяти вме-

сто 33% в основном опыте, где кроме полезной информации содержалась иррелевантная.

Чтобы установить, связан ли больший процент переданной информации с отсутствием иррелевантной информации или же с большей информационной емкостью запоминаемых символов, была проведена третья контрольная серия опытов. В опытах участвовали те же испытуемые, а методика отличалась тем, что формуляры содержали последовательности нулей и единиц, также отобранных по таблице случайных чисел и появившихся с равной вероятностью. Один символ (нуль или единица), так же как «чет» или «нечет», содержал 1 дв. ед. информации, а весь формуляр — 10 дв. ед. Вся эта информация была полезной, поскольку от испытуемых требовалось запоминание всех знаков, которые они читали и произносили вслух. Иррелевантная информация здесь также отсутствовала, а количество полезной информации (10 дв. ед.) равнялось количеству полезной информации в основном эксперименте. При воспроизведении этих формуляров было получено 933 правильных ответа и 67 ошибочных. Отказы отсутствовали. Поправки на случайность внесли небольшие изменения, так как число ошибок было невелико. Объем памяти составлял 87%, число ошибок — 13%. Количество воспроизведенной информации было равно в среднем 6,5 дв. ед. на 1 формуляр, или 65% по отношению к количеству полезной информации на входе.

Таблица 1

Образцы запоминаемого материала

1-я серия Полезная и бесполезная информации	Полезная информация в 1-й серии (чет — 0, нечет — 1)	2-я серия Полезная информация	3-я серия Полезная информация
17 462	11 000	75 593	01 101
59 693	11 011	73 244	10 101
18 393	10 111	72 587	11 011
32 752	10 110	52 452	11 101
35 801	11 001	39 356	01 111
54 313	10 111	72 484	11 101
12 994	10 110	84 637	00 001
97 154	11 110	59 575	01 111
66 155	00 111	64 294	11 101
42 502	00 100	63 448	11 110
05 331	01 111	27 589	01 101
56 774	10 110	79 130	11 001

Таким образом, опыты показали, что увеличение процента переданной информации не связано с информационной емкостью кода и что, наоборот, процент переданной информации увеличивается с уменьшением информации на символ. Поэтому увеличение переданной информации в процентах к информации на входе во второй и в третьей сериях по сравнению с первой можно объяснить только отсутствием иррелевантной (бесполезной) информации. Отсюда следует, что иррелевант-

ная информация оказывает отрицательное влияние на запоминание. Это, в свою очередь, связано с деятельностью, заключающейся в поиске полезной информации, выделении полезной информации из бесполезной, отфильтровывании иррелевантной информации.

Таблица 2

Результаты опытов

Показатели предъявляемого материала:	1-я серия	2-я серия	3-я серия
Число запоминаемых символов	10	10	10
Количество предъявляемой информации в дв. ед.	33	33	10
а) из них полезной (запоминаемой) информации	10	33	10
б) бесполезной (иррелевантной) информации	23	0	0
<hr/>			
Показатели воспроизведения:			
Объем памяти, % к числу запоминаемых символов	63	64	87
Объем памяти, % к количеству запомненной информации	33	48	67

Другое дело, когда деятельность в процессе запоминания связана с уменьшением полезной информации. Переработка информации в процессе запоминания является здесь деятельностью, уменьшающей количество новой информации [1] путем ориентировки в материале, его изучения, нахождения в нем избыточности (хотя бы субъективной), каких-либо закономерностей и ограничений, того общего, что отражено в каждом из запоминаемых символов, а также путем установления связей между новой информацией и той, которая уже хранится в памяти. Такая деятельность по переработке полезной информации, оказывает положительное влияние на запоминание.

Отрицательное воздействие иррелевантной информации на деятельность человека следует учитывать при разработке и использовании систем «человек-машина». Уменьшение иррелевантной информации, циркулирующей в такой системе, повышает пропускную способность человека-оператора и всей системы в целом. Чтобы не предъявлять человеку-оператору иррелевантную информацию, нужно или изменить способ кодирования, или убрать с основных кодовых знаков дополнительные специфические признаки, которые в условиях конкретной деятельности не несут полезной информации.

ЛИТЕРАТУРА

1. П. Б. Невельский. Объем памяти и количество информации. Сб. «Проблемы инженерной психологии. Психология памяти», вып. 3, Л., 1965, стр. 19—118.
2. П. Б. Невельский и В. Л. Фланчик. Избыточность и пропускная способность памяти. См. настоящий выпуск, стр. 33—35.
3. П. Фресс. Неопределенность раздражителя и неопределенность реакции при перцептивном узнавании «Вопросы психологии», 1966, № 4, стр. 8—21.
4. G. A. Miller. Note on the bias of information estimates. In: H. Quastler (Ed.). Information theory in psychology, Glencoe, Free Press, 1955, p. 95—100.

О КИБЕРНЕТИЧЕСКИХ МОДЕЛЯХ ПАМЯТИ

Б. А. Смирнов

Моделирование психических функций, особенно процессов приема, переработки и хранения информации, имеет большое значение как для более глубокого изучения психики человека, так и для использования психофизиологических принципов при построении технических средств. Все многообразие инженерных моделей деятельности человека в целом либо определенных психических процессов можно разделить на два класса. При макро моделировании объектом исследования являются процессы, характеризующие сложные формы поведения человека. Такой подход условно может быть назван кибернетическим. В отличие от этого при бионическом подходе основное внимание сосредоточено на микро моделировании элементарных функций искусственных нейронов и нервных сетей. Более сложные функциональные модели тех или иных процессов строятся с помощью соответствующего набора этих элементов.

Известные в настоящее время модели памяти [1, 2, 3, 4] относятся в основном ко второму направлению. Между тем для создания технических устройств, использующих основные принципы хранения и переработки информации человеком, необходимо использование обоих классов моделей. Настоящая работа посвящена одному из возможных подходов к макро моделированию процессов памяти.

Рассмотрим основные процессы, связанные с хранением и воспроизведением информации. В этих процессах участвует два вида памяти: кратковременная (КП) и долговременная (ДП). Любой предъявленный объект направляется в кратковременную память, имеющую вполне определенный объем — K_0 . Если число объектов превышает K_0 , один из объектов вытесняется из КП. Вероятность этого события равна

$$r_1 = 1 - \sum_{i=1}^{K_0} \pi_i,$$

где π_j — вероятность предъявления j объектов.

При предъявлении фиксированной по длине последовательности

$$r_1 \equiv 0 \text{ при } j \leq K_0,$$

$$r_1 \equiv 1 \text{ « } j > K_0.$$

Условная вероятность вытеснения i -го объекта из КП, обозначаемая далее P_i , зависит от места положения этого объекта в предъявленной последовательности и не зависит от ее длины. Очевидно,

$$\sum_{i=1}^{K_0} P_i = 1.$$

Вероятность P_i относится только к тому, что i -тый объект вытеснен из КП. Вытесненный объект с условной вероятностью, обозначаемой далее q_i , направляется в ДП и с вероятностью $1 - q_i$ теряется. Предполагается, что эта вероятность не зависит от места положения вытес-

ненного объекта, а зависит только от длины предъявленной последовательности.

Изложенные выше принципы были рассмотрены в модели кратковременной памяти [4]. При этом предполагалось, что воспроизведение информации происходит немедленно после ее предъявления, т. е. имеет место случай немедленного обслуживания. В случае же отставленного обслуживания возможно вытеснение объекта из КП и тогда, когда длина последовательности не превышает K_0 . Это может быть в том случае, если воспроизведение происходит через время $\tau_{ож}$, превышающее деятельность «следа» кратковременной памяти. Длительность «следа» зависит от целого ряда факторов: индивидуальных особенностей человека, способа и характера предъявления информации, статической связи между предъявленными сигналами, алгоритма обработки информации и т. д. Поэтому даже в одних и тех же условиях опыта длительность «следа» является случайной величиной. Точно так же случайным является в реальных условиях деятельность и время $\tau_{ож}$.

Поэтому вероятность вытеснения объекта из КП при отставленном обслуживании может быть записана следующим образом:

$$r_2 = P(\tau_{ож} > \tau_{сл}) = 1 - \int_0^{\infty} F_1(x) dF_2(x),$$

где $F_1(x)$ и $F_2(x)$ — интегральные законы распределения величин $\tau_{ож}$ и $\tau_{сл}$:

$$F_1(x) = P(\tau_{сл} < x),$$

$$F_2(x) = P(\tau_{ож} < x).$$

Как и в случае переполнения кратковременной памяти, вытесненный объект с условной вероятностью, обозначаемой q_τ , направляется в ДП, и с вероятностью $1 - q_\tau$ теряется. Предполагается, что для данного вида деятельности эта вероятность зависит от величины $\tau_{ож}$.

Правила воспроизведения запомненной информации следующие. Любой объект, находящийся в КП, полностью воспроизводится. Если объект не присутствует в КП, осуществляется поиск его в долговременной памяти. С условной вероятностью, обозначаемой q_g , он будет найден в данный момент в ДП и воспроизведен; с вероятностью $1 - q_g$ не воспроизведен в данный момент. Поиск объекта в ДП продолжается некоторое время, обозначаемое τ_n . Полное время воспроизведения информации равно

$$\tau_b = \tau_n + \tau_o,$$

где τ_n — время поиска в долговременной памяти;

τ_o — собственное время воспроизведения.

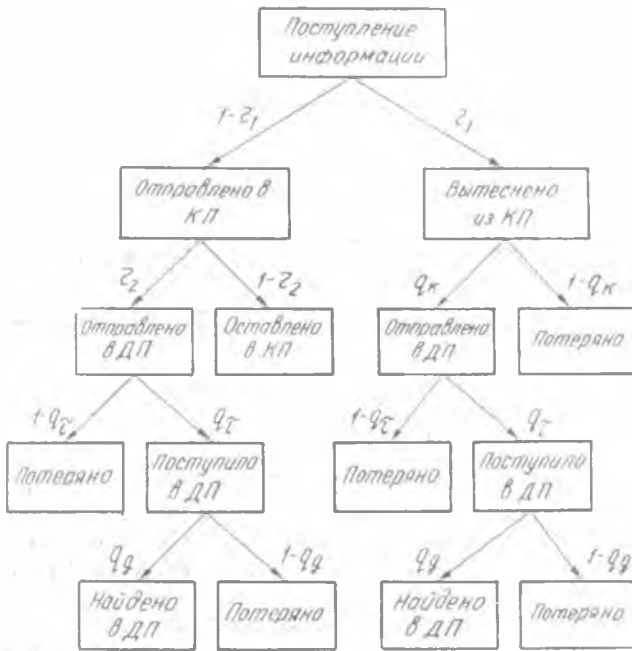
Любой из предъявленных объектов может быть воспроизведен либо кратковременной памятью, либо долговременной, либо потерян. Все варианты, связанные с воспроизведением информации, могут быть показаны с помощью графа возможных исходов, представленного на рисунке. Из рисунка имеем:

$$P_{кп} = (1 - r_1)(1 - r_2),$$

$$P_{дп} = (1 - r_1)r_2q_\tau q_g + r_1q_kq_\tau q_g,$$

$$P_{пот} = (1 - r_1)r_2[(1 - q_\tau) + q_\tau(1 - q_g)] + r_1[(1 - q_k) + q_k(1 - q_\tau) + q_kq_\tau(1 - q_g)].$$

Процессы памяти могут быть описаны следующим образом. При поступлении нового объекта с безусловной вероятностью, равной r_1 , один из объектов вытесняется из КП. Вытесненный объект (условная вероятность вытеснения конкретного, i -го объекта равна P_i) с условной вероятностью q_k направляется в ДП. Кроме того, по истечении времени $\tau_{сд}$ один из объектов с вероятностью r_2 также вытесняется из КП, условная вероятность вытеснения i -го объекта также равна P_i . Вытесненный объект с условной вероятностью q_7 направляется в ДП. Объекты, вытесненные из КП и не попавшие в ДП, теряются и при воспроизведении не воспроизводятся.



Таким образом, деятельность памяти характеризуется следующими параметрами: вероятностью переполнения КП — r_1 ; вероятностью отставленного обслуживания — r_2 ; временем ожидания воспроизведения — $\tau_{ож}$; условной вероятностью вытеснения из КП i -го объекта — P_i ; условными вероятностями отправления вытесненного из КП объекта в ДП — q_k и q_7 ; условной вероятностью нахождения объекта в ДП — q_2 ; длительностью «следа» памяти — $\tau_{сд}$; временем поиска объекта в ДП — $\tau_{п}$.

Необходимо отметить, что первые три параметра являются характеристиками условий, в которых протекает деятельность человека; все остальные характеризуют в той или иной степени память человека. Однако они также существенным образом зависят от условий деятельности, ибо процессы памяти протекают не сами по себе, а в связи с конкретной деятельностью человека и во многом определяются этой деятельностью. Все перечисленные параметры могут быть определены в результате статистических наблюдений.

В приведенном виде модель пригодна для составления общей модели деятельности человека, связанной с приемом, обработкой и воспроизведением определенного вида информации. Примером такой деятельности является деятельность человека-оператора в автоматизированной

системе управления. В этом случае использование такой модели памяти позволяет учесть временные задержки в процессе управления, связанные с деятельностью памяти, а также дать количественную оценку ошибок памяти.

ЛИТЕРАТУРА

1. Н. М. Амосов. Моделирование сложных систем, изд-во «Наукова думка», К., 1968.
2. Э. Т. Головань, В. С. Старинец. Предпосылки к моделированию ассоциативной памяти. Сб. «Проблемы инженерной психологии», вып. 4, Л., 1966.
3. Л. П. Крайзмер, И. А. Гольдштейн, С. А. Матюхин. Рециркуляционная система памяти. Сб. «Проблемы нейрокибернетики», Изд-во Ростовского университета, 1967.
4. R. C. Atkinson. Models for short-term memory. 18. International Congress of psychology, Symposium 12, 1966.

ИЗОМОРФИЗМ БИОЛОГИЧЕСКИХ СТРУКТУР И ЕГО РОЛЬ В ПРОЦЕССАХ ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ

Н. В. Кивенко

Существование в природе универсального изоморфизма, или универсальной гармонии, является результатом взаимоотражения материальных структур. Вопрос об универсальной гармонии в природе и обществе интересовал философов разных эпох.

В философии древнего мира понятие гармонии употреблялось в связи со многими проблемами, в частности, при описании организации Вселенной, Космоса; при характеристике устройства человеческого общества, разработке вопросов этики, гносеологии и эстетики.

Философы эпохи Возрождения развивали идею о гармонии как об основе устройства мира, единстве характеризующих его противоположностей, а также как о совокупности достоинств человека, единстве в многообразии и т. д.

В XVIII столетии категория гармонии также привлекала внимание философов. Материалисты-просветители считали, что гармоничными могут быть мысли человека. Философ-идеалист Кант понимал гармонию как согласованность между рассудком и чувственностью. Гегель определял ее как «соотношение качественных различий и притом совокупности таких различий, как она находит свое основание в сущности самой вещи» [3].

Идея о всеобщей гармонии в природе развивается на протяжении всей истории философии, но в домарксовской философии она трактовалась преимущественно идеалистически. В частности, у Лейбница учение о существовании предустановленной гармонии развито в целую философскую систему («Монадология», 1714; «Теодицея», 1710). Отмечая важное значение самой идеи о гармонии, В. И. Ленин, несмотря на идеалистическое толкование Лейбницем понятия «гармония», замечает относительно положения «все в природе подобно»: «Тут своего рода диалектика и очень глубокая, несмотря на идеализм и поповщину» [2]. В марксистской философии категория гармонии отражает закономерный характер развития окружающей действительности, внутреннюю и внешнюю, структурную и функциональную согласованность между объектами материального мира.

В предлагаемой статье, рассматривающей одну из сторон механизма формирования структурной гармонии, изоморфизма между взаимодействующими и взаимноотражающими объектами, делается попытка на основе анализа ряда явлений жизнедеятельности показать роль изоморфизма биологических структур в формировании процессов взаимодействия между ними.

Структура любого материального объекта воспроизводит, через бесчисленные опосредования, в специфике своего построения особенности структуры такой системы, которая по отношению к ней является универсальной, и становится ее изоморфным отражением. С другой стороны, любая материальная система может взаимодействовать со множеством

воздействующих на нее систем окружающей среды. И с каждой из них у нее в результате этого устанавливаются отношения изоморфизма — в системе происходят структурные изменения, затрагивающие совершенно определенные звенья ее структуры, соответствующие воздействию других определенным образом организованных систем. Через такие изоморфные отношения материальная система опосредованно становится изоморфной множеству систем, взаимосвязанных с воздействующими на нее отражаемыми системами уже иных порядков организации.

Т. Павлов, например, отмечал: «Растение может жить (и живет) гармонично, т. е. внешне и внутренне участвует во всеобщей гармонии (соответственно дисгармонии) мировой совокупной действительности, являясь ее частью, носящей в себе «природу природного целого» [4].

Имеется множество фактов, которые свидетельствуют о том, что в процессе эволюции живой материи формируются согласованность, подобие и универсальная гармония структур организмов. В частности, Р. Р. Соет и G. W. Браун [5] приводят данные, согласно которым растения, животные и микроорганизмы связывают или образуют аммиак паразитально одинаковыми способами.

Рассматриваемую закономерность формирования живых систем отмечал в свое время Энгельс. «Прошли, вероятно, тысячелетия, — писал он, — пока создались условия, при которых стал возможен следующий шаг вперед и из этого бесформенного белка возникла благодаря образованию ядра и оболочки первая клетка. Но вместе с этой первой клеткой была дана и основа для формообразования всего органического мира» [1].

«Живые организмы, — пишет Дж. Уолд, — являются сильно увеличенным отражением составляющих их молекул. Их история имеет свои истоки в истории этих молекул» [5]. В статье «Молекулы как документы процесса эволюции» [6]. Э. Цукеркендл и Л. Полинг указывают, что живая материя, несмотря на претерпеваемые ею превращения, сохраняет путем записи в своей организации наибольшее количество информации, отражающей ее историю. Эти авторы подчеркивают, что не существует другой такой системы, которая бы лучше «воссоздавала» самое себя. Они разделяют молекулы, составляющие живую материю, на три категории, в зависимости от того, в какой мере в них отражена содержащаяся в организме специфическая информация. Это семантофоретические молекулы, или семантиды, эписемантические и асемантические молекулы.

Белковая молекула как определяющий элемент живой системы проходит в процессе эволюции специфический путь биосинтеза. Приобретая определенные черты на каждом новом этапе развития, ее структура в то же время повторяет предшествующую ступень. Более простой и общий тип структуры сменяется более сложным и специализированным. Изучая этот последовательный ряд, можно проследить историю возникновения всех биохимических молекул, формирование живых организмов — от простейших до современных высокоорганизованных организмов.

А. И. Опарин [5] по этому поводу отмечает, что белкоподобные вещества с неспецифическим расположением аминокислотных остатков в полипептидной цепи и более или менее случайной архитектурной макромолекулы, которые вошли в состав первичных коацерватных капель или образовались при последующих синтезах, были вовсе лишены каталитической активности или являлись очень плохими катализаторами. В процессе взаимодействия биологических систем с внешней средой в результате действия естественного отбора непрерывно в течение мно-

гих миллионов лет происходило совершенствование как всей живой системы в целом, так и отдельных ее звеньев. Вследствие этого между исходным белковоподобным катализатором и современным ферментом в процессе эволюции существовало, по всей вероятности, не меньше, а может быть, и значительно больше промежуточных вариантов организации, чем, например, между плавником акулы и человеческой рукой.

Отношения изоморфизма, характеризующие структуры живых систем, наблюдаются не только между структурами различных белков, но и между элементами структуры одного и того же белка. Если рассмотреть строение пептидной цепочки рибонуклеазы, то выяснится, что она имеет много подобных элементов, которые могут заменять друг друга при выполнении определенной функции [7]. Обычно заменяют друг друга глицин и серин, аланин и треонин, аспарагиновая и глутаминовая кислоты, валин и лейцин, цистеин и серин, цистеин и метионин, гистидин и тирозин, глутаминовая кислота и лизин. Взаимозаменяемость этих аминокислот в пептидной цепочке рибонуклеазы, обусловленная их структурным соответствием, изоморфизмом, имеет исключительно важное значение для развития, формирования и, главное, самосохранения организмов.

При отсутствии того или иного жизненно важного компонента биологической системы его может заменить другая, изоморфная ему структура, и таким образом сам ход жизнедеятельности организма не будет нарушен. Имеются, например, полимеры, которые могут в известной мере выполнять функции дезоксирибонуклеиновой кислоты (ДНК), но имеют иное химическое строение, чем последняя. Известны два случая [8], когда к синтетической инкубационной смеси не добавляли никакой затравочной ДНК и когда, тем не менее, через некоторое время наблюдалось накопление ДНК-подобного материала. Этот вязкий высокополимерный продукт, синтезированный специфическим образом (фермент $+g$ АТФ и g ТТФ), обладает всеми физическими и химическими свойствами ДНК, но состоит только из аденин- и тимин-дезоксирибонуклеотидов, содержание которых в этом полимере одинаково.

Отношения изоморфизма определяют, в известном смысле, взаимодействие между системами объективного мира. Любая целостная система характеризуется специфическим взаимодействием ее частей, а следовательно, и определенными отношениями изоморфизма, складывающимися между частями в процессе эволюции. Поэтому все системы материального мира, являясь частями какой-либо более общей целостности, при взаимодействии с другими ее частями испытывают влияние отношений изоморфизма. Если материальные системы входят в одну и ту же более общую систему, между частями которой существует специфическая структурная гармония, то они могут вступать в непосредственное взаимодействие между собой. Если же эти системы принадлежат к различным гармонично сложенным структурным ансамблям, то они способны взаимодействовать между собой только опосредованно.

В силу своей динамичности структура любой материальной системы в разные периоды времени становится изоморфной структуре то одного, то другого материального объекта.

Природа любого материального объекта чрезвычайно разнообразна и многогранна, и чем сложнее материальная система, тем большим разнообразием и гибкостью отличается ее структура, тем больше точек соприкосновения у нее с другими системами. Такая система становится изоморфной большому количеству систем окружающей среды и включается в значительное число новых, более общих структурных образований.

Рассмотрим эти положения на примерах из жизни организмов. Так, М. W. Nirenberg и Н. Matthaei [8] выделили из *E. Coli* стабильную бесклеточную систему, осуществляющую быстрое включение C^{14} -валина в белок и обладающую рядом особенностей, характерных для систем, синтезирующих белок. У этой системы в процессе эксперимента обнаружилось характерное свойство — потребность в рибосомной рибонуклеиновой кислоте (РНК), которая необходима даже в том случае, когда имеется избыток растворимой РНК и рибосом. Структура этой рибосомной РНК оказалась именно той изоморфной структурой, при которой исследуемая система становится наиболее активной. Для того чтобы реакция включения C^{14} -валина в белок шла до конца, т. е. для проявления активности системы, необходимо ее взаимодействие также с некоторыми другими системами. К числу их относятся рибосомы, надосадочная фракция, полученная при 100 000 *xd*, а также АТФ (аденозинтрифосфорная кислота) и система, генерирующая АТФ.

Угнетающее действие на рассматриваемую систему оказывают вещества специфического строения, например, рибонуклеаза, пурамицин и хлорамин. Интересно, что как и в любой системе, только часть структуры рибосомной рибонуклеиновой кислоты (РНК) изоморфна структуре рассматриваемой бесклеточной системы, полученной из *E. Coli*. Результаты предварительного фракционирования рибосомной РНК свидетельствуют о том, что лишь часть ее обладает активностью.

Необходимость совершенно определенного соответствия внутренней организации двух вступающих во взаимодействие веществ подтверждается и другими данными М. W. Nirenberg и Н. Matthaei. Эти авторы испытали большое количество синтетических полинуклеотидов, чтобы выяснить, способны ли они заменить рибосомную РНК и стимулировать процесс включения в белок аминокислот. Ими установлено, что полиуридиловая кислота в количестве 10 мг на 1 мл реакционной смеси стимулирует данный процесс, но при этом происходит включение в белок не C^{14} -валина, а фенилаланина. В рассматриваемом случае изоморфное соответствие веществ приводит к их взаимодействию при определенных условиях (включение фенилаланина в белок возможно только в присутствии изоморфной ему полиуридиловой кислоты). В пользу особой специфичности полиуридиловой кислоты свидетельствует и то обстоятельство, что смешанный полимер, содержащий адениловую и уридиловую кислоты, распределенные в отношении 2 : 1, оказался неактивным.

Необходимость изоморфизма структур для взаимодействия тех систем, которые в ходе обмена веществ организма обязательно должны вступать в реакцию друг с другом, отчетливо видна на примере каталитического действия ферментов. Первая ступень ферментативного действия заключается в формировании относительно прочного соединения фермента с веществом, на которое он действует, — ферментсубстратного комплекса. На этом этапе приобретает значение структура субстрата и фермента. Фермент и субстрат (вещество, катализируемое ферментом) могут образовать достаточно прочный ферментсубстратный комплекс только в том случае, если по своей конфигурации их молекулы соответствуют друг другу. При таком условии под влиянием электрических сил притяжения быстро формируется ферментсубстратный комплекс.

Структурную гармонию целостной системы в организме обеспечивает выработавшееся в процессе эволюции следующее его свойство: если в кровяное русло попадает чужеродный белок (антиген), то в крови неизменно формируется, как изоморфное отражение антигена, антитело, которое вступает во взаимодействие с этим белком и обезвреживает его. Столь ярко выраженная видовая специфичность белков также свидетель-

ствует о существовании строгой структурой гармонии между компонентами биологических целостных систем.

Структурное подобие частей организмов обуславливает и их функциональное соответствие. Это проявляется в том, что любое вещество, участвуя в обмене веществ организма со средой, реагирует с совершенно определенным веществом или веществами, функции которых оказываются аналогичными его собственной функции. Если рассматривать, например, окисление в организме жирных кислот [9], то легко обнаружить специфичность любого этапа процесса. На третьей стадии цикла реакция окисления спирта в кетон осуществляется только в присутствии ниацина, выполняющего здесь функцию спирта. На последней стадии цикла расщепление кетокислоты также происходит только в присутствии кофермента А.

Таким образом, процесс взаимодействия между материальными объектами обусловлен существованием в природе универсальных отношений изоморфизма. Структурное подобие тел природы определяет возможность взаимодействия качественно и количественно различных материальных объектов. Каждое новое взаимодействие приводит к установлению между этими объектами еще и специфических изоморфных отношений, составляющих сущность процесса взаимоотражения.

ЛИТЕРАТУРА

1. К. Маркс, Ф. Энгельс. Соч., т. 20, стр. 357.
2. В. И. Ленин. Соч., т. 38, стр. 381.
3. Гегель. Соч., т. 12, М., 1938, стр. 143.
4. Тодор Павлов. Теория отражения, Изд-во иностр. лит., 1949, стр. 73.
5. Эволюционная биохимия. Труды V МБК, М., 1962.
6. Сб. «Проблемы эволюционной и технической биохимии», М., 1964, стр. 54.
7. Труды V МБК. Пленарные заседания, М., 1963, стр. 38.
8. Биохимические структуры и функции на молекулярном уровне. Труды V МБК, М., 1963.
9. Дж. Холум. Молекулярные основы жизни, М., 1965.

ИНФОРМАЦИЯ И ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ПРИРОДЫ

Р. А. Сапожников, Г. А. Татарникова

Проблема преобразования природы издавна стояла перед людьми. Но строгий научный подход к изучению этой проблемы стал возможным лишь на пороге XX века, когда точные науки достигли достаточного развития. В тот период она привлекла внимание известного физика Н. А. Умова, ряд статей которого содержит глубокий анализ этой проблемы и предвосхищает позднейшие достижения науки [1].

Интересы человеческого общества требуют поддержания порядка и организованности в окружающем нас мире. Между тем в неуправляемой природе существует тенденция к разрушению всего организованного и к превращению структурных форм в хаотическое состояние. Эта тенденция выражается в возрастании энтропии, устанавливаемом вторым законом термодинамики. Рассматривая ее как тенденцию к устранению стройных (т. е. организованных) движений, Умов писал: «Вероятный исход всякого естественного процесса в природе определяется уничтожением стройных движений. Возникновение в природе стройного движения будет поэтому событием невероятным; но там, где происходят миллиарды событий, невероятное не есть невозможное... Организованная материя призвана создавать в природе невероятные состояния, хотя на жизни отдельного индивидуума отражается властвующий в природе закон разрушения стройных движений» [1, стр. 157]. Существует, следовательно, принципиальная возможность преобразования природы «организованной материей», к которой относится и человек.

«Вся наша сознательная деятельность направлена на борьбу с нестройностью... или же на создание новых стройностей: мы изобретаем механизмы, восполняющие недочет нужных нам стройных движений» [1, стр. 157]. В борьбе с неорганизованной природой, писал несколько позже Умов, человек «вводит в круг своих стройностей растительное и животное царство, в своих орудиях и машинах распространяет эти стройности на неорганизованную материю и борется во имя этих стройностей со случайным распорядком событий в природе» [3, стр. 184].

Современная теория информации позволяет подойти к количественному исследованию принципиальных положений, высказанных Умовым. С этой целью остановимся прежде всего на применении к ним понятия энтропии.

Энтропия какого-либо объекта характеризует его общее состояние, с которым может совпадать некоторое число n его конкретных состояний. Общее состояние определяется именно тем, что оно допускает n конкретных состояний. Нам может быть известно число n , мы можем знать энтропию как функцию этого числа, но у нас нет возможности узнать, какое из n состояний имеет место, т. е. отличить их друг от друга [2]. Поэтому энтропию называют мерой нашего незнания, или, по Больцману, мерой недостатка информации, употребляя слово мера в смысле количественного выражения [3]. Если, например, выпадение осадков ожидается с вероятностью 0,5, то возможны два равновероятных состояния рас-

смаатриваемой местности — с осадками и без них. Следовательно, ожидаемое общее состояние этой местности характеризуется энтропией, равной 1 биту, и допускает два конкретных состояния (с осадками и без них), которые мы не можем заранее различить из-за недостатка знаний. Один бит энтропии и есть мера нашего незнания в данном случае. Но когда выяснится, что выпали осадки, нам станет известно конкретное состояние местности и энтропия как мера нашего незнания станет равной нулю.

В приведенном простом примере одному биту равна априорная энтропия, характеризующая ожидаемое общее состояние объекта, а апостериорная энтропия, относящаяся к наступившему конкретному его состоянию, оказалась равной нулю. Более сложные явления не дают возможности фиксировать конкретное состояние наблюдаемого объекта. В результате наблюдения или правильно поставленного опыта обычно удается лишь уточнить общее состояние, по сравнению с предполагаемым до опыта. Это более определенное общее состояние допускает меньше конкретных состояний, чем предполагавшееся, так что характеризующая его апостериорная энтропия и в данном случае меньше априорной, хотя и не равна нулю. Увеличению апостериорной энтропии способствуют различные причины, вносящие погрешности в результаты наблюдений и измерений [4].

Информация, получаемая из опыта, численно равна разности априорного и апостериорного значений энтропии исследуемого объекта [5]. Ее значение может измениться при перекодировании и тогда необходимо декодировать информацию, чтобы она приобрела смысл, позволяющий судить о состоянии объекта [4]. Вместе с тем результат опыта, выражающийся в уменьшении энтропии, можно объяснить и тем, что, как указал Шредингер [6], к априорной энтропии добавлена негэнтропия, которая, будучи отрицательной, уменьшила энтропию до апостериорного значения. Очевидно, что информация I и негэнтропия N должны быть связаны соотношением

$$I = |N|, \quad (1)$$

так как информация может быть только положительной [4].

Умов задолго до других указывал на связь информации и энтропии: «...Энергия, пробегающая от наших органов чувств к центральным частям нервной системы, должна затухнуть, но оставить след. Такой след на языке физики есть запись энтропии; механизмы, осуществляющие наиболее стройные движения, представляют собою памятные книжки энтропии. Записи энтропии, накапливаясь, сохраняют свою раздельность, они образуют память, основу психической деятельности» [1, стр. 184]. Это высказывание можно однозначно перевести на современный язык теории информации: рассеивание энергии соответствует увеличению физической энтропии и уменьшению негэнтропии, что приводит к созданию информации — «записи энтропии». Основываясь на позднейших работах Хартли и Сцилларда, эту же формулу образования информации предлагает Бриллюэн [2]. В. М. Глушков [7] дает определение информации, которое помогает понять приведенное высказывание Умова: «...Информация есть в самом общем ее понимании мера изменений, которыми сопровождаются все протекающие в мире процессы». Таким образом, «памятные книжки энтропии» суть информация, запасенная в мозгу человека, она действительно составляет основу психической деятельности. И если энтропия есть мера нашего незнания, то информация является мерой роста наших знаний.

Из (1) следует указанное Винером [8] кибернетическое выражение второго закона термодинамики, устанавливающее не увеличение энтропии, а уменьшение информации. Информация о замкнутой системе стихийно стремится к уменьшению; она сохраняется в обратимых процессах

и частично теряется в необратимых [5, 9]. Исходя из тех же соображений, Бриллюэн высказал обобщенный принцип Карно, согласно которому информация, как и негэнтропия, имеет тенденцию к диссипации при каждом превращении [10].

Теория информации обобщила известное из статистической механики [5] понятие физической энтропии, которое рассматривал Умов. Энтропия в широком смысле может характеризовать состояние любого объекта по любому признаку [11]. Это поясняет приведенный выше пример, в котором энтропия являлась характеристикой некоторой местности по признаку выпадения осадков. Физическая энтропия — частный случай энтропии в широком смысле, но связь энтропии с информацией во всех случаях одинакова.

Для более подробного выяснения этой связи рассмотрим теперь состояние какого-либо автомата, построенного из большого количества m разнородных элементов, имеющих достаточно сложную схему соединения, по признаку надежности. Надежность будем определять количественно вероятностью безотказной работы. Каждый элемент автомата характеризуется некоторой зависимостью $P_i(t)$ $i = 1, 2, \dots$ данной вероятности от времени, которую предположим известной. Это позволит найти по схеме соединения элементов [12] вероятность безотказной работы автомата в функции времени $P_a(t)$. С такой вероятностью автомат окажется в исправном состоянии ко времени t , но с вероятностью $1 - P_a(t)$ он может оказаться к тому же времени и в состоянии отказа. Следовательно, априорное значение энтропии, характеризующей общее состояние автомата по признаку исправной работы ко времени t (точнее, наше незнание этого состояния),

$$H_1(t) = -P_a(t) \lg_2 P_a(t) - [1 - P_a(t)] \lg_2 [1 - P_a(t)]. \quad (2)$$

Через время t мы узнаем с полной достоверностью, в каком из двух возможных конкретных состояний находится автомат. Это означает, что апостериорное значение энтропии будет равно нулю (незнания больше нет) и мы получим информацию $I_1 = H_1(t)$.

Полученная таким образом информация позволяет судить лишь о том, исправно ли работает автомат, но не дает представления о его внутреннем состоянии. Действительно, при наличии резервных соединений элементов часть их, возможно, уже вышла из строя, хотя автомат все еще работает исправно. Чтобы характеризовать общее внутреннее состояние автомата (точнее наше незнание этого состояния), вычислим его априорную энтропию ко времени t , пользуясь известными вероятностями исправной работы всех его элементов:

$$H_2(t) = - \sum_{i=1}^m \{P_i(t) \lg_2 P_i(t) + [1 - P_i(t)] \lg_2 [1 - P_i(t)]\}. \quad (3)$$

По прошествии времени t средства индикации отказов достоверно зафиксируют состояние автомата, показав, какие из его элементов отказали. Мы получим, следовательно, информацию $I_2 = H_2(t)$, так как апостериорное значение энтропии равно нулю (незнания больше нет).

Легко видеть существенное различие двух описанных подходов к определению состояния автомата по признаку надежности. Они показывают, прежде всего, что признак надежности может быть конкретизирован как признак исправной работы и как признак исправности внутреннего состояния. В первом случае получаемая информация I_1 говорит лишь о том, исправно ли работает автомат, но не содержит указаний о мерах, необходимых для восстановления исправной работы, если она прекратилась. Информация I_2 дает возможность устранить все неисправности.

Энтропии (2) и (3) характеризуют общее состояние, которое может иметь автомат ко времени t по рассмотренным признакам. Поскольку $H_1(t)$ и $H_2(t)$ не равны нулю, ко времени t происходит некоторое повреждение структуры автомата, т. е. уменьшение его организованности (или, по Умову, стройности). Это имеет место и в тех случаях, когда находящее по истечении времени t конкретное состояние автомата не свидетельствует ни о каких отказах. Повреждение структуры начинается с момента включения автомата и продолжается непрерывно вследствие старения его элементов, которое учитывается функциями $P_1(t)$. Энтропия автомата станет равной нулю, когда его поврежденная структура, характеризующая энтропией $H_2(t)$, будет восстановлена с помощью информации I_2 .

Получение информации I_2 в разобранным примере требует некоторой работы, т. е. связано с расходом энергии. Это ясно из того, что информация I_2 получается посредством индикации отказов, а расходование энергии всегда приводит к ее обесцениванию, т. е. к возрастанию физической энтропии участвующих в этом процессе объектов. Информацию всегда получают за счет увеличения энтропии, т. е. за счет эквивалентного уменьшения неэнтропии некоторой физической системы. В этом состоит неэнтропийный принцип информации, установленный Бриллюэном [2], но по существу указанный ранее Умовым [1, стр. 4] и Сциллардом [13] при анализе проблемы «демона Максвелла», к которой Бриллюэн подошел теперь с позиций теории информации.

В нашем примере, получив информацию I_2 , мы можем, пользуясь ею, уменьшить энтропию автомата по признаку исправности внутреннего состояния. Заметим, что это опять связано с расходом энергии, т. е. с уменьшением неэнтропии некоторой физической системы, тогда как неэнтропия автомата увеличивается. Таким образом, всякое получение информации, увеличивающее наши знания, и всякое ее применение для улучшения организованности какого-либо объекта, т. е. для увеличения его неэнтропии, всегда происходит за счет увеличения энтропии некоторой физической системы. Но действие автомата есть нечто новое и прогрессивное, вносящее в мир нужную нам организованность, и поэтому описанный процесс в итоге выгоден для нас. Умов отмечал, что «...в целом ряде актов, сопровождающихся сознанием и вызываемых внешним миром, живая материя может быть заменена неживой» [1, стр. 184].

В «живой материи», т. е. в органическом мире, происходят аналогичные процессы извлечения из окружающих объектов неэнтропии, необходимой для существования живых организмов. «Ни одна вещь не находится по отношению к природе в таком подчиненном состоянии, — писал Умов, — как живое» [1, стр. 252]; поэтому «конечный результат всех процессов мертвой природы — увеличение нестройности, или рост энтропии» влияет на эволюцию живого, подвергая его постоянной опасности. Но живое «стремится увеличить число событий, благоприятствующих его существованию... и отсюда вытекает его прирожденная борьба с неорганизованной природой... В человеке эта борьба становится сознательной при помощи точного знания» [1, стр. 157]. Умов указывал, что «стройность есть необходимый признак живой материи» [1, стр. 157]. Но живой организм постепенно утрачивает эту стройность, его энтропия соответственно возрастает и становится наибольшей, когда наступает смерть. Организм борется с этим процессом, извлекая неэнтропию из окружающей среды, т. е. увеличивая ее энтропию [6]. Я. И. Френкель отмечал, что «нормальное состояние всякой живой системы... есть состояние неустойчивого равновесия, в поддержании которого и заключается жизнь» [14]. Следует отметить, что, как и в случае автомата, этот процесс является прогрессивным, если борьба с возрастанием энтропии

высокоорганизованной системы происходит за счет негэнтропии систем, стоящих на низшей ступени развития.

Такая борьба может быть успешной лишь при наличии управления. «Стройность,— отмечал Умов,— не может осуществляться без регулятора, и таким регулятором в высших типах живого является организованная для стройных процессов мысли и волевых импульсов нервная система» [1, стр. 426]. Управление, необходимое для уменьшения энтропии и увеличения негэнтропии, стало потребностью современного общества, выразившейся в создании науки об управлении — кибернетики, основная задача которой — изучение явлений и законов убывания энтропии в природе для их практического применения [15]. Таким образом, человечество естественно идет по пути борьбы с возрастанием энтропии, что подтверждает точку зрения Умова.

Для создания кибернетических машин, извлекающих определенную информацию из окружающей среды непосредственно, без помощи человеческого интеллекта, очень важно знать механизмы и алгоритмы отбора полезной информации, созданные самой природой. Умов уделил много внимания и этому вопросу [1, стр. 252]. Его интересовала роль «приспособлений отбора» в эволюции живого: «Высшие степени стройности могли возникать в природе только с такими приспособлениями, которые давали бы возможность оберегать среди случайностей самую нить стройности» [1, стр. 184]. К таким приспособлениям Умов относит органы чувств, память, психику. Приспособления отбора могут как передаваться по наследству, так и образовываться в течение жизни организма, составляя орудие памяти [1, стр. 184]. Иными словами, живое обладает способностью на основе записанной информации (зависящей от разрешающей способности органов чувств, памяти) отбирать из окружающей среды необходимую полезную информацию и действовать сообразно с ней.

Таким образом, приспособления отбора являются своеобразными информационными фильтрами. В связи с этим Умов объясняет, почему психическая деятельность человека не может быть легко проанализирована качественно и количественно: «Ставя психику в зависимость от явлений отбора или сортировки при помощи особых приспособлений, возникших как по наследственности, так и под влиянием случайного течения жизни индивидуума, и притом отбора из среды хаотических процессов, мы объясняем и невозможность подчинить ее проявления количественным законам. Для определения таких количественных соотношений пришлось бы составлять и разрешать для каждого отдельного случая бесчисленное множество уравнений, что не по силам даже гениальным умам» [1, стр. 184]. Тепер несомненно, что эта задача будет решена с помощью вероятностного программирования на вычислительных машинах.

Умов придавал огромное значение существованию «приспособлений отбора». Он предполагал, что такие приспособления существуют в живых организмах [1, стр. 262], поскольку все живое поддерживает свои структурные формы, противодействуя возрастанию энтропии и функционируя, следовательно, на основе второго закона термодинамики [16]. Но здесь мы находим и еще более совершенное проявление указанного Умовым закона, наблюдаемое в деятельности человеческого мозга. Процессы этой деятельности, протекая на молекулярном уровне, обратимы. Поэтому мышление создает негэнтропию [10], т. е. информацию как это показывают научные открытия и произведения искусства.

Негэнтропийный принцип информации действует, конечно, и в этих случаях, так что в процессах, приводящих нас к установлению нового научного закона, происходит поглощение негэнтропии. Но, как отметил

Бриллюэн [10], «научные законы дают нам способ предсказания, с помощью которого мы имеем возможность создавать системы с высокой негэнтропией... Каждое из этих устройств представляет собой чрезвычайно маловероятную структуру, которая не может осуществиться в природе». Нельзя не обратить внимание на совпадение смысла этих слов Бриллюэна и цитированного в начале статьи высказывания Умова, сделанного на 60 лет раньше. И Умов, и Бриллюэн говорят о возможности создания высокоорганизованных систем (систем с большой негэнтропией) на основе научных законов, т. е. за счет информации, которую эти законы содержат.

Сколько же таких систем можно создать на основе одного и того же закона? Очевидно, неограниченное число. Это значит, что за счет информации, полученной мышлением при открытии научного закона, можно построить сколько угодно систем, увеличивающих негэнтропию той области, для которой они предназначены. А следовательно, возможно многократное применение одного и того же количества информации для увеличения негэнтропии интересующих нас объектов, к которым относится эта информация.

Такой возможностью пользуется инженер, создающий, например, высокоорганизованные автоматы на основе информации о теории и конструировании таких систем. Ее использует и врач, который лечит многих больных с помощью одной и той же известной ему медицинской информации, достигая в каждом случае излечения организма больного. Разумеется, во всех подобных случаях также действует негэнтропийный принцип информации, т. е. происходит возрастание энтропии в каких-то физических системах, но в целом обеспечивается прогресс.

Приведенные примеры показывают, насколько велики возможности преобразования природы с помощью информации. Неограниченные возможности науки в борьбе со «случайным распорядком событий в природе», которые предвидел Умов [1, стр. 184], могут быть реализованы благодаря тому, что человеческий мозг генерирует информацию. Это позволяет создавать все больше высокоорганизованных систем, преобразующих окружающие нас объекты, подчиняя их нашим целям.

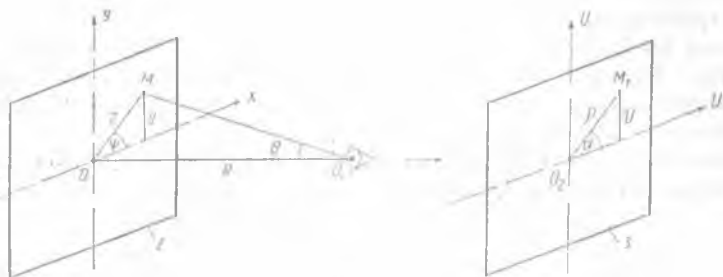
ЛИТЕРАТУРА

1. Н. А. Умов. Собрание сочинений, т. III, М., 1916.
2. Л. Бриллюэн. Наука и теория информации, Физматгиз, 1960.
3. L. L. Campbell. Entropy as a measure. [IEEE Trans. on Inf. theory, V. IT-11, p. 112, 1965.
4. Р. А. Сапожников. О применении понятий энтропии, информации и негэнтропии. Сб. трудов ЛМИ «Техническая кибернетика», № 41, 1964.
5. J. Rothstein. Information, measurement and quantum mechanics. Science, v. 114, N. 2955, p. 171, 1951.
6. Э. Шредингер. Что такое жизнь? Изд-во иностр. лит., 1947.
7. В. М. Глушков. Мышление и кибернетика, «Вопросы философии», 1963, № 1, стр. 36.
8. Н. Винер. Кибернетика и общество, Изд-во иностр. лит., 1958.
9. J. Rothstein. Information and thermodynamics. Phys. Rev., v. 85, p. 135, 1952.
10. Л. Бриллюэн. Термодинамика, статистика и информация, УФН, т. XXVII, вып. 2, 1962.
11. Р. А. Сапожников. Информация и энтропия. Сб. трудов ЛМИ «Автоматическое управление», вып. 29, 1963.
12. Р. А. Сапожников, А. А. Бессонов, А. Г. Шоломицкий. Надежность автоматических управляющих систем, изд-во «Высшая школа», 1964.
13. Z. Szilard. Über die Entropieverminderung in einem thermodynamischen System bei Eingriffen intelligenter wesen. Z. F. Physik, Bd. 53, s. 840, 1929.
14. И. Е. Тамм. Яков Ильич Френкель, УФН, т. 76, 397, 1962.
15. Р. А. Сапожников. Основная задача кибернетики. Сб. трудов ЛМИ «Автоматическое управление», № 12, 1960.
16. L. V. Bertalanffy. Problems of Life, London, 1952.

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ КООРДИНАТ В ПОЛЕ ЗРЕНИЯ

Ю. П. Шабанов-Кушнаренок, И. В. Шульгин

В статье одного из авторов (Ю. П. Шабанов-Кушнаренок. «О задаче математического моделирования зрения человека». Сб. «Проблемы бионики», 1968, № 1) и других связанных с ней работах принято, что зрительная картина $b_\lambda(x, y)$ преобразуется в зрительное ощущение $S(x, y)$ при неизменной координатной системе x, y . В настоящей работе показано, что координатную систему можно считать практически недеформированной лишь в центральной части поля зрения, на периферических же участках поля зрения имеет место деформация координатной системы.



Введем в плоскости, перпендикулярной зрительной оси, координатную систему xoy с центром O в точке фиксации (см. рисунок). В качестве оси x выберем горизонтальную ось, в качестве оси y — вертикальную. При переходе от зрительной картины 2 к зрительному ощущению 3 обнаруживается, что оси ox и oy преобразуются в прямые взаимно-перпендикулярные линии. Обозначим эти линии через o_2u и o_2v и примем их за оси декартовой системы координат uo_2v в поле зрительного ощущения.

Наша задача состоит в том, чтобы найти вид функций f_1 и f_2 связывающих координаты x, y зрительной картины с координатами u, v зрительного ощущения:

$$u = f_1(x, y), \quad v = f_2(x, y). \quad (1)$$

Выделим на плоскости xoy произвольную точку M с координатами x, y и введем для нее полярные координаты r и φ :

$$r = \sqrt{x^2 + y^2}, \quad \operatorname{tg} \varphi = \frac{y}{x}. \quad (2)$$

Обозначая через R расстояние от глаза l до зрительной картины $R = oo_1$, найдем выражение для угла $\Theta < M_{o_1o}$.

$$\operatorname{tg} \theta = \frac{r}{R}. \quad (3)$$

Обозначим через M_1 точку с координатам u, v в поле зрительного ощущения, соответствующую точке M зрительной картины, и введем для этой точки полярные координаты ρ и α :

$$\rho = \sqrt{u^2 + v^2}, \quad \operatorname{tg} \alpha = \frac{v}{u}. \quad (4)$$

В качестве постулатов, справедливость которых должна быть проверена непосредственно в психофизическом эксперименте, принимаем следующие равенства:

$$\alpha = \varphi, \quad (5)$$

$$\theta = k\rho, \quad (6)$$

где k — коэффициент пропорциональности.

Формула (5) означает, что прямые линии, проходящие через точку O в системе xOy , преобразуются снова в прямые, проходящие через точку O_2 в системе uO_2v , причем углы, образуемые этими прямыми соответственно с осями ox и o_2u , остаются одинаковыми.

Формула (6) означает, что в системе uO_2v расстояние точки M_1 от начала координат o_2 пропорционально углу θ , под которым наблюдатель видит соответствующую точку M .

Постулаты (5) и (6) могут быть непосредственно проверены на опыте. Исходя из имеющегося психофизического материала, можно предположить, что они соответствуют действительности. Однако для их строгого обоснования, несомненно, потребуются обширные и тщательно поставленные дополнительные эксперименты.

Из зависимостей (2) — (6) вытекают искомые формулы преобразования координат в поле зрения

$$u = \frac{\operatorname{arctg} \frac{1}{R} \sqrt{x^2 + y^2}}{k \sqrt{x^2 + y^2}} x, \quad (7)$$

$$v = \frac{\operatorname{arctg} \frac{1}{R} \sqrt{x^2 + y^2}}{k \sqrt{x^2 + y^2}} y. \quad (8)$$

Обратное преобразование имеет вид:

$$x = \frac{R \operatorname{tg} k \sqrt{u^2 + v^2}}{\sqrt{u^2 + v^2}} u, \quad (9)$$

$$y = \frac{R \operatorname{tg} k \sqrt{u^2 + v^2}}{\sqrt{u^2 + v^2}} v. \quad (10)$$

Важно отметить, что в случае, когда точка M близка к началу координат O , можно с достаточной точностью принять

$$\operatorname{arc} \operatorname{tg} \frac{1}{R} \sqrt{x^2 + y^2} \approx \frac{1}{R} \sqrt{x^2 + y^2}. \quad (11)$$

В этом случае формулы (7) и (8) запишутся в более простом виде:

$$u = \frac{1}{kR} x, \quad v = \frac{1}{kR} y. \quad (12)$$

Следовательно, вблизи точки фиксации координатная сетка xOy не претерпевает искажений при ее проектировании на плоскость uO_2v .

АНАЛИЗ ПСИХОФИЗИОЛОГИЧЕСКИХ ОСОБЕННОСТЕЙ ЧЕЛОВЕКА-ОПЕРАТОРА НА ОСНОВЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ ВЗАИМОЗАВИСИМОСТИ ПАМЯТИ И ДЕЯТЕЛЬНОСТИ. I

Э. В. Утеуш

Различают два типа деятельности человека-оператора и рассматривают их на этапах информационного поиска и обслуживания, причем в кибернетических системах «человек и автомат» (СЧА) и «человек-машина» (СЧМ) информационный поиск производят либо с немедленным, либо с отставленным обслуживанием [1]. В этих типах деятельности по-разному используется память, хотя в обоих участвуют все ее виды. Информационный поиск с немедленным обслуживанием сводит до минимума число временных структурных образований памяти и поэтому дает основную нагрузку на долговременную накопительную память, с которой остальные виды памяти имеют многостороннюю и многоступенчатую взаимосвязь. Информационный поиск с отставленным обслуживанием, кроме долговременной памяти, вовлекает в интенсивную работу (в качестве буферной памяти) оперативную память (ОП), связанную с обслуживанием текущей деятельности [1].

Любая деятельность оператора требует участия непосредственной памяти (НП), занимающей по емкости и времени запоминания промежуточное положение между ОП и мгновенной памятью (МП) в предлагаемой нами классификации буферной краткосрочной памяти (КП). Непосредственная память исследовалась Сперлингом [2, 3], установившим время хранения в ней информации — около 0,5 сек. Это время немногим больше, чем в мгновенной, однако меньше, чем в оперативной памяти. В оперативной памяти время сохранения, как полагают некоторые авторы [4], равно нескольким секундам или минутам. Пока еще не установлено, имеются ли промежуточные виды буферной памяти, которые взаимодействуют с НП при переходе информации из НП в ОП. Нет данных и о промежуточных видах памяти в цепи преобразования информации МП — НП.

Гипотеза автора данной статьи о буферной КП и о свойствах МП, НП и ОП как разных ее видов была принята в качестве рабочей гипотезы в исследованиях психофизиологических особенностей оператора. Предпринята также попытка найти общие для системы памяти свойства, [5, 6], а при моделировании предполагалась взаимосвязь видов буферной памяти на том основании, что структура ее образуется из объединенного одним информационным потоком ряда уровней памяти и составляется в последовательности: память рецепторов — МП—НП—ОП.

Буферная КП имеет ограниченную емкость и длительность сохранения информации, однако для обеспечения текущей деятельности обычно используется лишь часть объема буферной памяти, причем в процессы регуляции вовлекается различный ее объем — от емкости МП до всей емкости ОП. Бесспорно, что чем больше информации требуется для обеспечения текущей деятельности, тем более высокие уровни буферной

КП используются. После того как количество информации превысит некоторое критическое значение, вся буферная память будет вовлечена в обеспечение текущей деятельности, но структура памяти в контурах регуляции останется неизменной. В связи с этим при дальнейшем росте скорости поступления информации к оператору не улучшается качество работы и адаптивность оператора к входной информации — напротив, с увеличением темпа работы результаты деятельности снижаются. Аналогично «в случае большого числа объектов, требующих обслуживания, возможна ситуация, при которой оператор не может установить очередность обслуживания либо начнет обслуживать объекты без учета их сравнительной значимости» [1]. Поэтому при отставленном обслуживании с включением в систему регуляции старших уровней, например оперативной памяти, качество работы оператора достигает максимально возможных показателей.

Поскольку предельный объем буферной памяти, который может быть включен в работу, зависит от возраста человека, то в соответствии с принятой нами концепцией эта зависимость является нелинейной и монотонно возрастающей. Для характеристики зависимости можно, приняв ряд допущений, считать в первом приближении моделью процесса развития буферной памяти последовательную цепь инерционного и транспортно звеньев с временем запаздывания в один год. Исходя из неравномерности развития и многоступенчатости памяти, при дальнейшем уточнении модели следует использовать гипотезу о буферной памяти как о многоемкостном объекте.

Наши выводы об иерархичности памяти подтверждаются экспериментальными исследованиями А. Н. Леонтьева [7]. Используем полученные им в массовых исследованиях графики зависимости числа воспроизведенных слов от возраста испытуемого. Так как деятельность испытуемого в этих опытах адекватна режиму отставленного обслуживания, то свойства буферной памяти были ограниченными и объем буферной памяти определял результаты деятельности. Если принять за обобщенный критерий для характеристики объема буферной памяти число произведенных слов или процент их от числа слов, предъявляемых испытуемому для запоминания, то величина этого критерия определит объем буферной памяти. Анализируя данные А. Н. Леонтьева, находим, что буферная память достигает 80% максимально возможного объема у испытуемых к одиннадцати годам, 90% — в пятнадцать лет и 96% — в двадцать пять. В целом модель развития буферной памяти человека характеризуется как многоемкостный объект с самовыравниванием и с временем разгона $T_a = 4,2$ года.

В описанных экспериментах правильность подхода к моделированию динамических свойств памяти подтверждается снятым графиком переходного процесса. График является кривой разгона, так как отражает изменение выходной величины процесса развития памяти при скачкообразном возмущающем воздействии на входе. Метод снятия кривых разгона можно использовать для экспериментального исследования также других форм памяти — краткосрочной и долговременной. Исследования долговременной памяти обуславливают, как это было ранее показано, организацию деятельности человека-оператора в режиме немедленного обслуживания. Если реакция человека с некоторого момента времени должна заключаться в выполнении небольшого числа однотипных операций, то скачкообразным входным воздействием является инструкция, или описание системы операций, а выходной величиной — обученность человека выполнению инструкции, т. е. навык.

Рассматриваемая методика исследований применена к эксперимен-

тальной работе В. А. Артемова, посвященной изучению процесса выработки навыков [8]. В опытах этого автора испытуемые учились надевать кольца на специально изогнутую проволоку, укрепленную на подставке. Их деятельность оценивалась количеством очков, соответствующим времени надевания каждого отдельного кольца. Процесс выработки навыка характеризуется кривой разгона (рис. 1), являющейся, по В. А. Артемову, типичной кривой упражнения [8]. Если не учитывать, что результаты выработки навыка в четвертой и седьмой день были хуже, чем накануне, то начальный участок кривой разгона можно считать реакцией одноемкостного инерционного звена с постоянной времени τ , равной пяти суткам, на ступенчатое входное воздействие.

Примем, что описанная выше оценка тренированности человека, получаемая подсчетом числа очков H , является функцией многих параметров:

$$H = f(\pi, Y, B, C, \dots), \quad (1)$$

где π — функция памяти, определяемая, например, как вероятность воспроизведения информации, хранящейся в памяти;

Y — условия проведения эксперимента, характеризующиеся многокомпонентной характеристикой таких свойств, как освещенность, уровень шумов, наличие других раздражителей и т. д.;

B — степень внимания — произвольное, непроизвольное, послепроизвольное;

C — состояние оператора — время реакции.

Влияние на трудовой процесс этих и ряда других изменяющихся во времени факторов подтверждается обычно наблюдающимися на практике существенными колебаниями результатов деятельности. Для исследования влияния каждого фактора в отдельности целесообразно на данном этапе изучения применять методику исследования, заключающуюся в «переборе каждого фактора по одному» при стабилизации всех прочих. Эксперименты В. А. Артемова, выполненные фактически по методике снятия кривой разгона, сводились к изучению зависимости $H = f(\pi)$ при относительно стабилизированных и приведенных к нормальным условиям. Поэтому процессы в памяти, определяемые, например, зависимостью $\pi(t)$, не сложнее, чем кривая упражнения, и функции $H(t)$ и $\pi(t)$ пропорциональны. Кроме того, экспоненциальный характер всей кривой упражнения, и в особенности ее начального участка, указывает на то, что основной процесс в памяти должен описываться зависимостью

$$\pi = \pi_0 (1 - e^{-\frac{t}{\tau}}). \quad (2)$$

Установив это положение, мы можем точнее представить математическую модель основного процесса динамической локализации памяти, заключающегося в том, что информация пересылается из одного сдвигающего регистра в другой, старшего уровня [9, 10]. При непрерывной подаче на вход системы памяти информации, подлежащей запечатлению путем многократных повторений, процесс накопления информации в различных уровнях памяти приводит к монотонно возрастающей вероятности ее воспроизведения, определяемой зависимостью (2). Если не подавать на вход

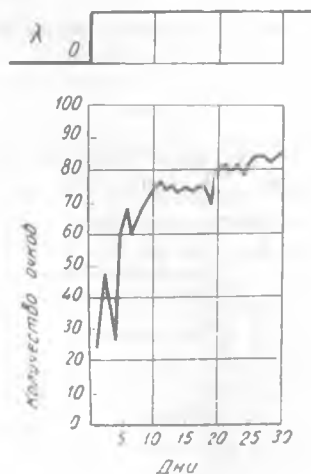


Рис. 1. Графическая интерпретация опытов В. А. Артемова.

информацию, то по мере пересылки ранее записанных сообщений во все более отдаленные от входа и органов воспроизведения уровни памяти, снижается вероятность воспроизведения. Из математического описания (2) следует, что с прекращением подачи на вход системы памяти информации для запечатления, т. е. с нанесением скачкообразного возмущения

$$\begin{cases} \lambda = 1 & \text{при } t < 0, \\ \lambda = 0 & \text{» } t \geq 0, \end{cases}$$

кривая разгона приобретает характер экспоненты:

$$\pi = \pi_0 e^{-\frac{t}{\tau}}. \quad (3)$$

Чтобы отметить особенности переходных процессов, близких к закону (3), приведем пример получения так называемой кривой забывания Эббингхауза (рис. 2). Эббингхауз, как и ряд других авторов, определял объем памяти через разные промежутки времени после заучивания испытуемыми бессмысленного материала [11]. Казалось бы, при таком интервале не может быть получена кривая с неравномерностями, подобная кривой упражнения (рис. 1). Между тем наблюдаемая в действительности реминисценция подтверждает существование таких неравномерностей. Это обусловлено тем, что характер

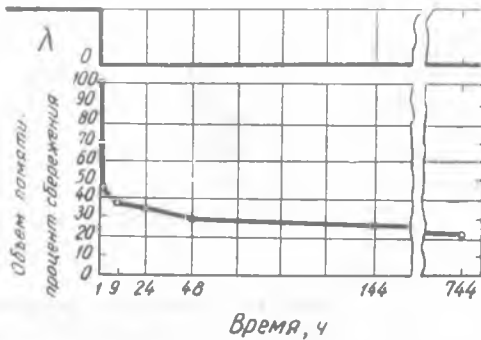


Рис. 2. Кривая забывания Эббингхауза — частный случай получения кривой разгона.

кривой забывания определяется наложением неустановившихся процессов во всех видах памяти — в ДП, КП и буферной — вследствие чего усложняется оценка влияния каждого вида. Кроме того, существенное отклонение кривой забывания от экспоненты на начальном участке объясняется непостоянством входного воздействия перед снятием кривой разгона, т. е. при $t < 0$. Следовательно, график $\lambda(t)$ нельзя считать чисто скачкообразным. С некоторыми допущениями можно принять, что входное воздействие в период $t < 0$ имеет импульсный характер.

Однако несмотря на качественное различие условий опытов, представленных на рис. 1 и 2, необходимо отметить общие тенденции в поведении графиков при $t \rightarrow \infty$. Из сопоставления этих данных следует, что установившееся значение выходной величины при $t \rightarrow \infty$ стремится к определенному числу. Так, через месяц после начала опытов переходный процесс отклоняется от экспоненты в опытах В. А. Артемова на 0,15—0,17%, а, по данным Эббингхауза, — на 0,21%. Сходные результаты, полученные при различных методиках исследования асимптотического поведения системы памяти, можно объяснить наложением на экспоненциальный по характеру основной процесс пересылки информации в памяти других действующих в системе динамических процессов, в частности, рециркуляционного процесса и гомеостатической пересылки, описанных в работе [10]. Как показано на рис. 1, механизм гомеостатической пересылки начинает проявляться уже на седьмой день упражнений.

Однако несмотря на качественное различие условий опытов, представленных на рис. 1 и 2, необходимо отметить общие тенденции в поведении графиков при $t \rightarrow \infty$. Из сопоставления этих данных следует, что установившееся значение выходной величины при $t \rightarrow \infty$ стремится к определенному числу. Так, через месяц после начала опытов переходный процесс отклоняется от экспоненты в опытах В. А. Артемова на 0,15—0,17%, а, по данным Эббингхауза, — на 0,21%. Сходные результаты, полученные при различных методиках исследования асимптотического поведения системы памяти, можно объяснить наложением на экспоненциальный по характеру основной процесс пересылки информации в памяти других действующих в системе динамических процессов, в частности, рециркуляционного процесса и гомеостатической пересылки, описанных в работе [10]. Как показано на рис. 1, механизм гомеостатической пересылки начинает проявляться уже на седьмой день упражнений.

Итак, вопрос об устойчивости системы памяти, как это видно из сделанного анализа, отпадает, поскольку при $t \rightarrow \infty$ система асимптотична в силу асимптотичности основного динамического процесса в памяти; кроме того, очевидно, что вклад дополнительно действующих в системе динамических процессов приводит к $\pi(t = \infty) < \pi_0$.

В заключение остановимся на неравномерностях хода упражнения, отмеченных в опытах В. А. Артемова. Исходя из принятой нами концепции всякую неравномерность можно объяснить цикличностью пересылки информации из одного уровня в следующий [9]. Так, на четвертый день после начала деятельности информация пересылается из первого уровня, в котором время сохранения равно суткам, на второй и со второго, имеющего время сохранения, равное двум суткам, на третий уровень [9]. В результате на четвертый день после ввода в систему массивы пересланной информации временно теряют связь с начальными уровнями ветвящейся структуры памяти и с органами воспроизведения. Поэтому на четвертый день эксперимента у испытуемых отмечается уменьшение навыка до уровня первого дня. В дальнейшем, когда связь между массивами информации восстанавливается, кривая упражнения вновь совпадает с зависимостью (2).

Количество экспериментальных работ, выполненных традиционными в психологии способами, довольно значительно. Как показано в этой статье, все они основаны на изучении памяти методами снятия кривых переходных процессов и последующего моделирования взаимозависимости памяти и деятельности. В то же время еще не разработана методика кибернетических экспериментов и не выяснена возможность применения статистических методов исследования психофизиологических особенностей оператора к изучению памяти.

ВЫВОДЫ

1. Процессы в памяти описываются как процессы в динамической системе, что позволяет изучать память методами исследования динамических объектов, например, путем снятия кривой разгона.

2. Традиционные в психологии приемы оценки навыка и памяти являются частными случаями применения методики исследования памяти как динамического объекта.

3. Процесс развития структуры и объема буферной памяти в зависимости от возраста моделируется, на основе экспериментальных данных А. Н. Леонтьева и настоящего анализа, многоемкостным объектом с временем разгона 4,2 года.

4. Экспериментальное исследование навыка человека-оператора, выполненное по методике В. А. Артемова, является способом изучения долговременной памяти по методу снятия кривой разгона.

ЛИТЕРАТУРА

1. П. И. Зинченко, В. П. Зинченко. Исследование памяти в связи с задачами инженерной психологии. Сб. «Проблемы инженерной психологии. Психология памяти», вып. 3, изд. О-ва психологов, Л., 1965.
2. Д. Сперлинг. Информация, получаемая при коротких зрительных предъявлениях. Сб. «Инженерная психология за рубежом», изд-во «Прогресс», М., 1967.
3. Д. Сперлинг. Модель зрительной памяти. Сб. «Инженерная психология за рубежом», изд-во «Прогресс», М., 1967.
4. Г. В. Репкина. Исследование оперативной памяти. Сб. «Проблемы инженерной психологии. Психология памяти», вып. 3, изд. О-ва психологов, Л., 1965.
5. Э. В. Утеуш. Регистровая структура как модель памяти и ее роль в процессах восприятия. Сб. «Проблемы бионики», вып. 2, Изд-во ХГУ, 1968.

6. Э. В. Утеуш. Исследование психофизиологических особенностей оператора. Сб. «Проблемы психологической бионики», вып. 2, Изд-во ХГУ, 1968.
7. А. Н. Леонтьев. Проблемы развития психики, изд-во «Мысль», М., 1965.
8. В. А. Артемов. Курс лекций по психологии, Изд-во ХГУ, 1958.
9. Э. В. Утеуш. О памяти кибернетических систем. Сб. «Проблемы психологической бионики», вып. 1, Изд-во ХГУ, 1968.
10. Э. В. Утеуш. Моделирование биологической памяти. Там же.
11. П. Б. Невельский. Объем памяти и количество информации. Сб. «Проблемы инженерной психологии. Психология памяти», вып. 3, изд. О-ва психологов. Л., 1965.

**АНАЛИЗ ПСИХОФИЗИОЛОГИЧЕСКИХ ОСОБЕННОСТЕЙ
ЧЕЛОВЕКА-ОПЕРАТОРА НА ОСНОВЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ
ВЗАИМОЗАВИСИМОСТИ ПАМЯТИ И ДЕЯТЕЛЬНОСТИ.
II (СТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ)**

Э. В. Утеуш

Рефлекторные системы с памятью моделируются, с целью описания процессов слежения, как объекты с закрытыми циклами, в которых в самом объекте сигнал выходной реакции суммируется с входным сигналом [1, 2, 3]. Для стационарных эргодических случайных процессов сигнал обратной связи $y(t)$ так накладывается на входной сигнал $x(t)$, что сигнал в цепи задержки модели носит преимущественно черты сигнала реакции

$$x_1(t) = ay(t) + x(t), \tag{1}$$

где $a > 10$ и

$$y(t) \approx x(t - s). \tag{2}$$

На основании (2) для тренированного оператора нормированные корреляционные функции сигналов $x(t)$ и $y(t)$ равны

$$K_x(\tau) \approx K_y^{тр}(\tau). \tag{3}$$

Для нетренированного оператора ($a \ll 10$) равенство (2) не соблюдается, причем в предельном случае взаимосвязь между процессами $y(t)$ и $x(t)$, выражаемая через взаимную корреляционную функцию, отсутствует:

$$R_{yx}(\tau) = 0; R_{xy}(\tau) = 0. \tag{4}$$

В общем случае для упрощения будем считать, что модель характеризуется при различных a одной и той же передаточной, а также весовой функцией:

$$g_x^{тр}(t - \tau) \approx g_x^{нетр}(t - \tau). \tag{5}$$

Значение взаимной корреляционной функции $R_{yx_1}(t)$ находится вычислением интеграла типа свертки

$$R_{yx_1}(t) = \int_{-\infty}^{\tau} g_x(t - \tau) R_{x_1}(\tau) d\tau, \tag{6}$$

где

$$R_{x_1}(\tau) = R_x(\tau) + a^2 R_y(\tau) + a[R_{xy}(\tau) + R_{yx}(\tau)]. \tag{7}$$

Используя данный анализ, можно показать, что

$$R_{x_1}^{нетр}(\tau) \approx R_x(\tau), \tag{8}$$

$$R_{x_1 y}^{нетр}(\tau) = R_{xy}^{нетр}(\tau), \tag{9}$$

АНАЛИЗ ПСИХОФИЗИОЛОГИЧЕСКИХ ОСОБЕННОСТЕЙ
 ЧЕЛОВЕКА-ОПЕРАТОРА НА ОСНОВЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ
 ВЗАИМОЗАВИСИМОСТИ ПАМЯТИ И ДЕЯТЕЛЬНОСТИ.
 II (СТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ)

Э. В. Утеуш

Рефлекторные системы с памятью моделируются, с целью описания процессов слежения, как объекты с закрытыми циклами, в которых в самом объекте сигнал выходной реакции суммируется с входным сигналом [1, 2, 3]. Для стационарных эргодических случайных процессов сигнал обратной связи $y(t)$ так накладывается на входной сигнал $x(t)$, что сигнал в цепи задержки модели носит преимущественно черты сигнала реакции

$$x_1(t) = ay(t) + x(t), \quad (1)$$

где $a > 10$ и

$$y(t) \approx x(t - s). \quad (2)$$

На основании (2) для тренированного оператора нормированные корреляционные функции сигналов $x(t)$ и $y(t)$ равны

$$K_x(\tau) \approx K_y^{\text{тр}}(\tau). \quad (3)$$

Для нетренированного оператора ($a \ll 10$) равенство (2) не соблюдается, причем в предельном случае взаимосвязь между процессами $y(t)$ и $x(t)$, выражаемая через взаимную корреляционную функцию, отсутствует:

$$R_{xy}(\tau) = 0; \quad R_{yx}(\tau) = 0. \quad (4)$$

В общем случае для упрощения будем считать, что модель характеризуется при различных a одной и той же передаточной, а также весовой функцией:

$$g_x^{\text{тр}}(t - \tau) \approx g_x^{\text{нетр}}(t - \tau). \quad (5)$$

Значение взаимной корреляционной функции $R_{yx_1}(t)$ находится вычислением интеграла типа свертки

$$R_{yx_1}(t) = \int_{-\infty}^t g_x(t - \tau) R_{x_1}(\tau) d\tau, \quad (6)$$

где

$$R_{x_1}(\tau) = R_x(\tau) + a^2 R_y(\tau) + a[R_{xy}(\tau) + R_{yx}(\tau)]. \quad (7)$$

Используя данный анализ, можно показать, что

$$R_{x_1}^{\text{нетр}}(\tau) \approx R_x(\tau), \quad (8)$$

$$R_{x_1 y}^{\text{нетр}}(\tau) = R_{xy}^{\text{нетр}}(\tau), \quad (9)$$

$$R_{x_i y}^{\text{тр}}(\tau) > R_{x_i y}^{\text{нетр}}(\tau), \quad (10)$$

$$R_{xy}^{\text{тр}}(\tau) > R_{xy}^{\text{нетр}}(\tau). \quad (11)$$

Переходя к нормированным корреляционным функциям, получим

$$K_{xy}^{\text{тр}}(\tau) > K_{xy}^{\text{нетр}}(\tau). \quad (12)$$

Отсюда следует, что

$$K_{xy}^{\text{тр max}}(\tau_{M_1}) > K_{xy}^{\text{нетр max}}(\tau_{M_2}), \quad (13)$$

$$\tau_{M_1} > \tau_{M_2} \text{ и } \tau_{\text{max}_1} > \tau_{\text{max}_2}, \quad (14)$$

$$K_{xy}^{\text{тр}}(0) > K_{xy}^{\text{нетр}}(0), \quad (15)$$

$$\int_0^{\tau_{\text{max}_1}} K_{xy}^{\text{тр}}(\tau) d\tau > \int_0^{\tau_{\text{max}_2}} K_{xy}^{\text{нетр}}(\tau) d\tau. \quad (16)$$

Таким образом, в качестве критерия тренированности (обученности) человека-оператора можно использовать любое из неравенств (11) — (16).

С целью подтверждения полученных результатов на экспериментальной установке (рис. 1 и 2) в Харьковском институте радиоэлектроники были проведены опыты, в которых человек-оператор, наблюдая движение точки-метки на экране двухлучевого электронного осциллографа типа ДЭО-1 и воздействуя на рычаг — орган управления, пытался движением точки-визира в преследующем режиме совмещать точку-визир с точкой-меткой [3]. Регистрация функций входа $x(t)$ и выхода $y(t)$ оператора осуществлялась на шлейфовом осциллографе. Человек-оператор следил за точкой-меткой с помощью органа управления — рукоятки пилотской системы самолета ЯК-18, связанной с потен-



Рис. 1. Общий вид экспериментальной установки для исследования работы человека-оператора в режиме слежения:

слева — осциллограф ДЭО-1, справа — рукоятка пилотской системы ЯК-18 с преобразователями.

циометрами. Оператор перемещал рукоятку в направлении «на себя — от себя».

Динамика двигательных реакций человека-оператора изучалась в двух сериях опытов: в одних опытах оператор следил за детерминированными, в других — за случайными сигналами. В первом случае от одного генератора низкочастотных периодических колебаний типа ИГПК-ЗМ на двухлучевой осциллограф поступали допустимые по амплитуде типовые периодические сигналы, например, синусоидальной, треугольной, пилообразной и прямоугольной формы (рис. 3). Частота этих сигналов выбиралась с таким расчетом, чтобы она была не выше максимально возможной для оператора, т. е. не более одного-двух колебаний в секунду. Частота входных сигналов изменялась в диапазоне 0,1—1,5 гц. Пропорционально электрическим напряжениям, соответствующим значениям $x(t)$ и $y(t)$, оба луча осциллографа управлялись так, что на экране по оси Y (вверх-вниз) устанавливались две точки. Скорость их перемещения

определялась частотами входных сигналов. Благодаря электронной развертке процессов $x(t)$ и $y(t)$ во времени оператор одновременно видел изменения функций в некотором диапазоне ($t - \Delta t$), равном нескольким колебаниям.

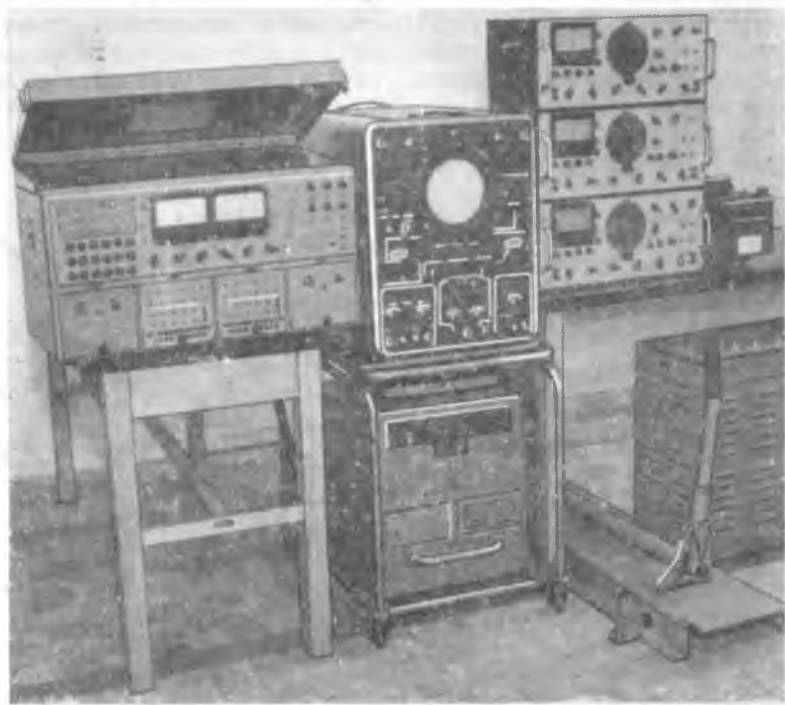


Рис. 2. Общий вид аппаратуры для комплексных исследований. В верхнем ряду (слева направо):

моделирующая установка МН-7, осциллограф ДЭО-1, набор трех генераторов НГПК-3М, шлейфовый осциллограф; в нижнем ряду: рукоятка управления и источник стабилизированного напряжения.

Экспериментально изучались также реакции человека-оператора на сигнал, изменяющийся по случайному закону (рис. 3, д). В этом случае закон перемещения точки-метки в плоскости $X - Y$ представлял собой реализацию стационарного, а точнее, квазистационарного, случайного процесса и был получен путем суммирования трех эталонных электрических сигналов — трех синусоид, получаемых на выходе трех НГПК-3М:

$$U = \sum_{i=1}^3 u_i \sin \omega_i t.$$

Был подобран спектр частот некратных гармоник, состоящий из синусоидальных сигналов с частотами $f_1 = 0,5$ гц, $f_2 = 0,7$ гц и $f_3 = 0,9$ гц.

В динамическом отношении объект, которым управлял оператор, представлял собой систему нулевого порядка. В такой системе передаточная функция, определяемая отношением выхода всей системы, т. е. параметров движения управляемого объекта, к «выходу» оператора, есть не что иное как простое усилительное звено. Поэтому при слежении сила, приложенная к рукоятке управления, непосредственно вызывает смещение визира на экране осциллографа. Таким образом, с помощью

простых технических средств можно изучить деятельность человека-оператора.

Однако вследствие сложности и адаптивности человека как звена данной кибернетической системы СЧМ точность оценки работы оператора по виду осциллограмм уменьшается. Действительно, из рис. 3 видно, что характеристики двигательной активности оператора существенно нелинейны. Эта нелинейность проявляется в вариабельности формы начальной фазы реакции оператора на то или иное ступенчатое возмущение и в задержке реакции. Исследования показали, что задержки реакции оператора при входных сигналах до 1,5 гц составляют 0,1—0,3 сек.

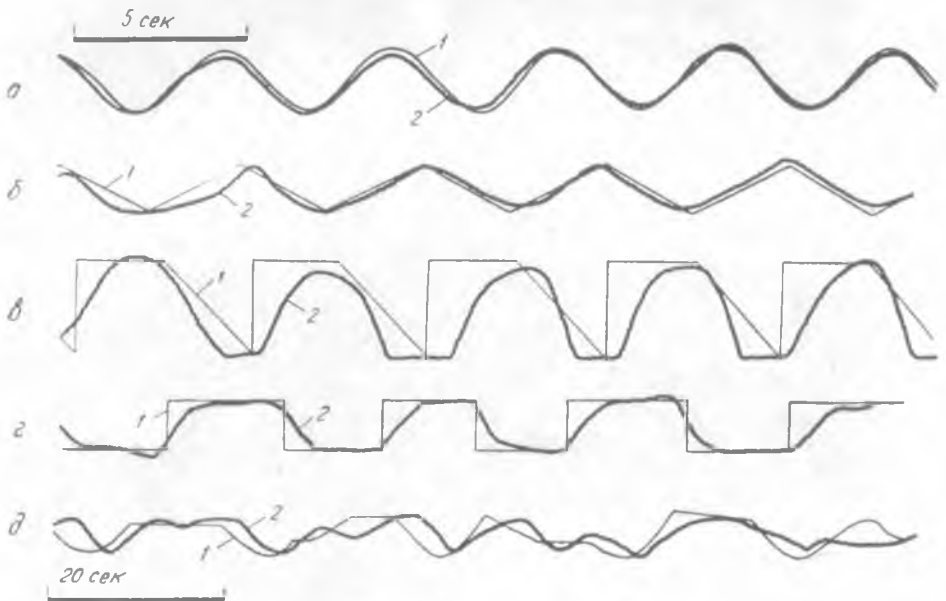


Рис. 3. Образцы программ перемещения на экране осциллографа точки-метки и результатов ее обработки человеком-оператором после длительной тренировки:

1 — движение точки-метки $x(t)$; 2 — реакция оператора $y(t)$; а — синусоидальный входной сигнал; б — входной сигнал треугольной формы; в — входной сигнал пилообразной формы; г — прямоугольная форма входного сигнала; д — слежение за случайным сигналом.

Если частота сигналов близка к 1,5 гц или выше, оператор просто воспроизводит входную частоту, не пытаясь управлять амплитудой своих реакций, так что связь его со входом становится непрочной. Это относится даже к чисто синусоидальному входу. Невозможность оценить коррелированность функций $x(t)$ и $y(t)$, т. е. навыка, не позволяет изучить влияние памяти на деятельность, проявляющееся в способности оператора обучаться.

Как видно из настоящей работы, такое влияние устанавливалось путем сопоставления времени тренировок с характеристиками реакций человека-оператора. Анализ осциллограмм показывает, что с увеличением времени тренировок повышается точность регулирования, т. е. коррелированность функций $x(t)$ и $y(t)$. Однако с помощью осциллограмм нельзя было дать определенный ответ на поставленный вопрос, поскольку влияние времени на обученность человека следует рассматривать в тесной связи с другими факторами. Поэтому в дальнейшем основной анализ проводился на основе статистических методов исследования, в частности традиционного корреляционного анализа.

При постановке опытов учитывался тот факт (также вытекающий из результатов данной работы), что после двух недель ежедневных тренировок навык оператора практически стабилизируется. Исследовался ряд испытуемых, в основном студентов. Однако успешность обучения большинства их навыку слежения была незначительной. В связи с этим анализировались результаты опытов только с одним квалифицированным оператором, обладавшим высокоспециализированными навыками слежения. Так же подошли к выбору испытуемого для аналогичных экспериментов авторы работы [4]. Тренировки проводились циклами, ежедневно в течение двух недель. Всего их было около двадцати каждая длительностью не менее 0,5 ч, не считая ряда тренировочных попыток и работы в период наладок установки. Корреляционному анализу подвергались осциллограммы слежения за случайными сигналами в начале и в конце тренировок.

Ввиду периодичности полученной функции $x(t)$, длина анализируемой реализации была принята несколько меньшей, чем это требуется по условиям точности, и равной 50 сек. Это обстоятельство, а также факт отклонения процесса входной реализации от характера стационарного случайного процесса, обуславливает иллюстративный характер подсчитанных корреляционных функций и кривых спектральной плотности (рис. 4). Поэтому на рис. 4 представлены полученные корреляционные функции только на участке их спада от $\tau = 0$ до $\tau = \tau_0$, где τ_0 — время спада автокорреляционной функции — один из важных параметров, характеризующих работу рефлекторных систем человека-оператора [2]. Взаимные корреляционные функции отражены на рис. 4 лишь в небольшой области изменения — так, чтобы определить $\tau = \tau_m$ — временной сдвиг, при котором взаимная корреляционная функция достигает максимума [3].

Однако несмотря на предварительный характер исследований эксперимент подтвердил техническую возможность осуществления предложенных методов контроля состояния человека-оператора [2, 3]. Кроме того, некоторые важные данные были получены с помощью корреляционного анализа.

Как видно из рис. 4, поставленная задача — исследование способности оператора обучаться — решена. В процессе тренировки автокорреляционные функции изменяются следующим образом: с ростом времени тренировок крутизна спада корреляционной функции реакции оператора уменьшается, а время спада корреляционной функции увеличивается с 2,8 до 4,2 сек (рис. 4, в). В конце тренировки (рис. 4, а) время спада корреляционной функции входа равно 4,4 сек, а корреляционной функции выхода — 4,2 сек. В начале тренировки (рис. 4, б) эти параметры соответственно равны 4,7 и 2,8 сек. Тренировка снижает ошибку оператора: в начале обучения навыку $\sigma^2 = 32,8$, в конце $\sigma^2 = 17,3$. На основании этих данных, хорошо согласующихся с результатами работы [4], можно заключить, что оператор в результате обучения «усваивает» статистическую структуру входных сигналов.

Этот еще не изученный феномен, как нам представляется, можно объяснить в рамках корреляционной теории буферной памяти. Управление памятью приводит к вовлечению в процессы регулирования дополнительных структур памяти и к образованию в памяти списков, воспринимаемых буферной памятью как единая кодовая группа — в виде слова памяти. Длина и характер информации в списках определяются автокорреляционной функцией входного сигнала и зависят от времени обучения оператора, причем длина таких словарных списков должна быть такой, чтобы при их извлечении был использован равный

объем буферной памяти. Следовательно, требуемая емкость буферной памяти, вовлекаемая в процессы регуляции, зависит от условий деятельности и определяется статистической структурой входного сигнала.

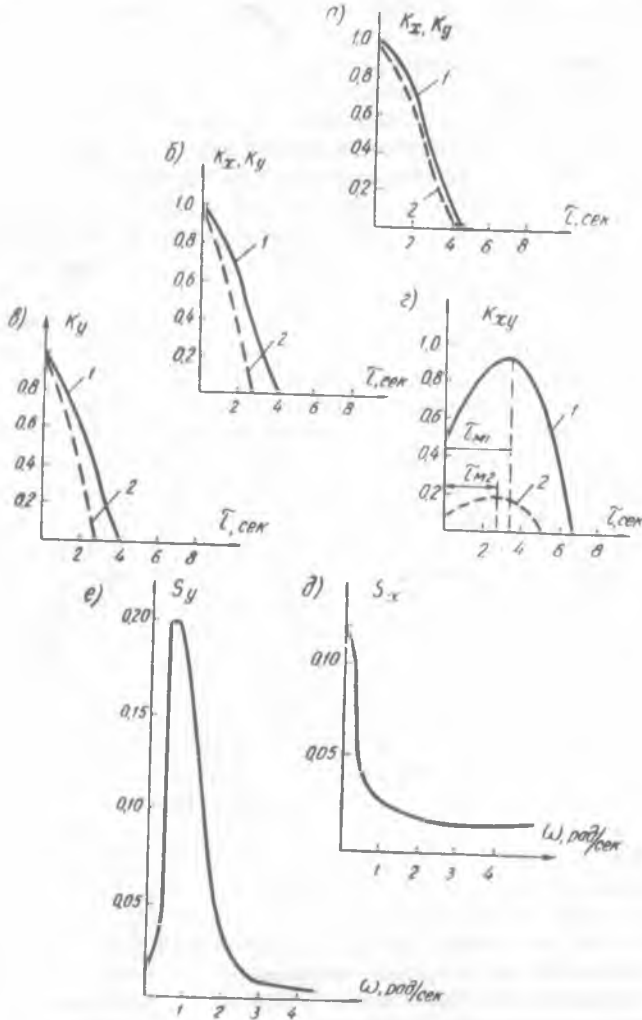


Рис. 4. Результаты корреляционного и спектрального анализа:

а — автокорреляционная функция в конце тренировки: 1 — входа $x(t)$, 2 — выхода $y(t)$; б — автокорреляционная функция в начале тренировки: 1 — входа $x(t)$, 2 — выхода $y(t)$; в — смещенные графики автокорреляционных функций выхода $y(t)$: 1 — в начале тренировки, 2 — в конце тренировки; г — взаимокорреляционная функция K_{xy} : 1 — для тренированного оператора, 2 — в начале тренировки. д — график спектральной плотности входной реализации $S_x(\omega)$; е — график спектральной плотности выхода оператора $S_y(\omega)$.

Очевидно, чем меньше крутизна спада автокорреляционной функции входа $x(t)$, тем меньше длина словарных списков в ДП и необходимый для запоминания их объем буферной памяти. Поэтому в процессе обучения с удлинением словарных списковых структур в процессы регуляции вовлекаются новые виды буферной памяти, причем степень вовлечения их можно оценить по значениям автокорреляционной

функции реакции оператора. Совпадение автокорреляционных функций входного сигнала и реакции оператора возможно в том случае, когда действительное значение объема буферной памяти равно значению, необходимому для хранения слов памяти, соответствующих структуре входа $x(t)$.

Если предположить, что структура буферной памяти такая же, как и структура ДП, то путем моделирования ее дихотомическим ветвящимся деревом [2] можно выделить восемь или более уровней, объединение которых в последовательные цепочки составит (рис. 5 и таблица) такие виды памяти: МП, НП и ОП.

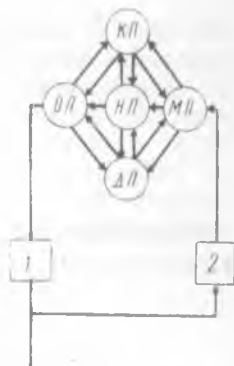


Рис. 5. Схема организации взаимодействия видов буферной памяти.

Время сохранения информации отдельными видами буферной краткосрочной памяти
(за психологическую единицу принято время сохранения информации МП — 0,1 сек)

Уровень памяти	0	1	2	3	4	5	6	7
Время сохранения информации, сек	0,01	0,1	0,2	0,4	0,8	1,6	3,2	6,4
Виды памяти	МП		НП		ОП			

ЛИТЕРАТУРА

1. Э. В. Утеуш. Анализ психофизиологических особенностей человека-оператора на основе моделирования взаимозависимости памяти и деятельности, I (статья в настоящем сборнике).
2. Э. В. Утеуш. Регистровая структура как модель памяти и ее роль в процессах восприятия. (Статья в настоящем сборнике).
3. Э. В. Утеуш. Исследование психофизиологических особенностей оператора. (Статья в настоящем сборнике).
4. Г. А. Сергеев, Г. В. Суходольский, В. М. Водлозеров. Исследование статистических характеристик человека-оператора при нестационарных входных воздействиях. Сб. «Система человека и автомат», изд-во «Наука», М., 1965.

142

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ ПЕРВИЧНОЙ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В ЗРИТЕЛЬНОМ АНАЛИЗАТОРЕ С ПОМОЩЬЮ ТЕЛЕВИЗИОННОЙ СИСТЕМЫ

Ю. И. Нефедов, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай

Исследование структуры и функций зрительного анализатора человека и высших животных методом математического и физического моделирования несомненно представляет большой интерес как для понимания особенностей функционирования биологических систем переработки информации в общем плане, так и для создания эффективных технических устройств, работающих на бионических принципах. Однако в настоящее время возможности заимствования у биологических объектов сведений, полезных для построения технических устройств, в основном ограничены простейшими структурами, обеспечивающими первичную обработку зрительной информации. Важный этап обработки зрительной информации заключается в выделении ряда простейших, но достаточно универсальных и общих признаков изображений, таких, как контуры фигур, ориентированные прямолинейные отрезки контурных фигур, кривизна контуров, углы фигур и т. п. Структурные образования зрительной системы, выполняющие отдельные операции, подобные перечисленным выше, получили название детекторов соответствующих признаков.

В результате новейших микроэлектродных исследований, проведенных на различных биологических объектах, установлено существование целого ряда простых и сложных детекторов специальных признаков изображений, обнаруженных на уровне сетчатки и зрительных отделов коры головного мозга [1]. Структурной основой этих детекторов являются особые функциональные образования, состоящие из многих нервных клеток и получившие название рецептивных полей.

В работах [2, 3] показана возможность сравнительно простой формализации данных по рецептивным полям, имеющим простую пространственную конфигурацию возбуждающих и тормозящих связей; описаны математические модели нервных систем, организованных по принципу рецептивных полей, и возможные способы их физической реализации с помощью телевизионных систем. Основная цель настоящей работы состоит в том, чтобы показать возможность исследования простейших нервных систем, организованных по принципу рецептивных полей, на физической модели, реализованной с помощью телевизионной системы.

Блок-схема экспериментальной установки и основные режимы ее работы

Экспериментальная установка, на которой проводились исследования, была построена на базе двух стандартных телевизионных систем типа ПТУ-22 М. Блок-схема экспериментальной установки показана на рис. 1. К основным элементам системы относятся: передающая теле-

визионная трубка 1 с предварительным видеоусилителем 3, передающая телевизионная трубка 2 с предварительным видеоусилителем-инвертором 4, сумматор видеоимпульсов 5, парафазный видеоусилитель 6, генератор синхронизирующих импульсов 7, предназначенный для синхронного запуска генераторов кадровых (8, 10, 13) и строчных (9, 11, 12) разверток передающих трубок 1, 2 и двухлучевого индикатора 19, видеоконтрольное устройство 18, генератор высокочастотных синусоидальных колебаний 17 с двумя парафазными усилителями 14 и 15, имеющими независимую регулировку усиления, линия задержки 16.

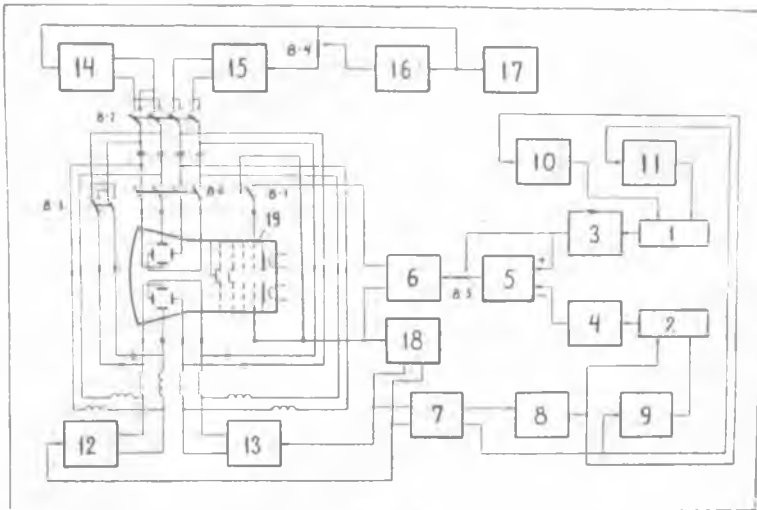


Рис. 1.

Рассматриваются следующие режимы работы экспериментальной установки:

- 1) режим изотропного выделения контуров предъявляемых изображений на передающем конце;
- 2) режим преимущественной индикации прямолинейных отрезков контурного изображения, имеющих определенную ориентацию;
- 3) режим преимущественной индикации прямолинейных отрезков контурного изображения, ориентированных в двух различных направлениях, или режим индикации углов контурных фигур;
- 4) режим индикации элементов контурного изображения с любой заданной кривизной.

Работа системы в режиме изотропного выделения контуров предъявляемого изображения в некотором приближении воспроизводит особенности функционирования нервной системы с рецептивными полями круговой формы, имеющими, например, в центре круговую зону возбуждения и кольцевую зону торможения на периферии рецептивного поля. Такие рецептивные поля найдены в сетчатке глаза и обеспечивают зрительной системе возможность выделения с некоторой разрешающей способностью наиболее информационных контурных элементов изображений. В рассматриваемой модели круговую зону возбуждения и торможения можно имитировать круговой оптической или электронной расфокусировкой предъявляемого изображения, а эффект выделения контуров обеспечить путем наложения негативного и позитивного изображений на экране двухлучевого индикатора 19 или на

уровне видеосигналов на передающем конце в сумматоре видеосигналов 5.

В режиме изотропного выделения контуров в качестве датчика исходного видеосигнала для двухлучевого индикатора 19 могут быть использованы одна или обе передающих трубки (1 и 2), в зависимости от того, где осуществляется выделение контуров,— на приемном или передающем конце системы.

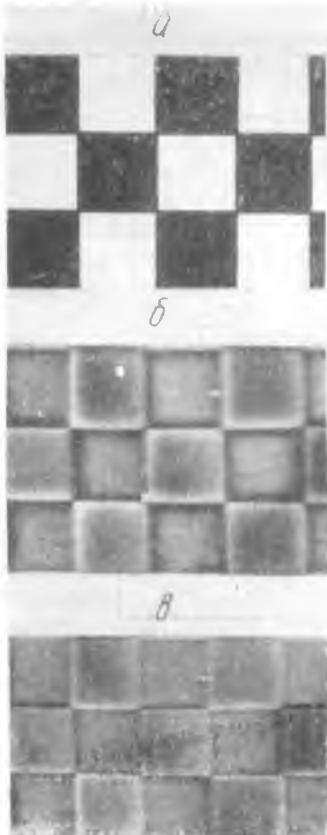


Рис. 2.

На рис. 2, б, в показаны фотографии, полученные с экрана двухлучевого индикатора, иллюстрирующие работу системы в режиме изотропного выделения контуров двухградационного тестового изображения (рис. 2, а) на передающем конце системы.

В рассматриваемом режиме выделение контуров осуществляется следующим образом.

Производится различная оптическая расфокусировка изображения, проектируемого на экраны передающих трубок; видеосигналы позитивного и расфокусированного негативного изображений поступают на сумматор видеопульсов; суммарный видеосигнал подается на видеоконтрольное устройство.

Фотография на рис. 2, б получена для большей оптической расфокусировки изображений, поступающих на экраны передающих трубок, фотография рис. 2, в — для меньшей оптической расфокусировки, обеспечивающей двупольное выделение контуров с большей разрешающей способностью. Изменением оптической расфокусировки на модели воспроизводится эффект перестройки величины рецептивного поля и разрешающей способности сетчатки при различном уровне освещенности. Это свойство модели может быть весьма полезным в том случае, если необходимо ослабить в исходном изображении мелкие детали, меньшие эффективных размеров рецептивного поля, или помехи на изображении в виде черных и белых точек.

В экспериментах, проведенных на кошках и обезьянах, на уровне семнадцатого поля зрительной коры обнаружены детекторы прямолинейных отрезков контурных изображений, имеющих различную ориентацию [1]. Существование большого числа детекторов ориентированных отрезков (для трех четвертей от общего числа детекторов семнадцатого поля коры) позволяет предположить, что эти детекторы имеют важное функциональное назначение в работе зрительного анализатора. Вероятно, они играют роль своеобразного алфавита детекторов [4], позволяющего обеспечить преимущественную индикацию сложных фигур, состоящих из прямолинейных отрезков различной ориентации. Рассмотрим работу системы в режиме преимущественной индикации прямолинейных отрезков контурного изображения, имеющих различную ориентацию.

Из литературных данных [5] и из исследований, проведенных нами на математических моделях [6], известно, что для обеспечения преимущественной индикации прямолинейных отрезков изображений

заданной ориентации в телевизионной системе можно использовать развертку изображений электронным лучом с узкой прямолинейной апертурой, имеющей некоторую ориентацию по отношению к направлению строк разложения, — развертку штрих-фокусом. Такую форму сканирующего луча можно обеспечить дополнительным высокочастотным отклонением луча с малой амплитудой. В рассматриваемой системе дополнительное высокочастотное отклонение луча осуществлялось на экране индикатора с электростатическим отклонением лучей от

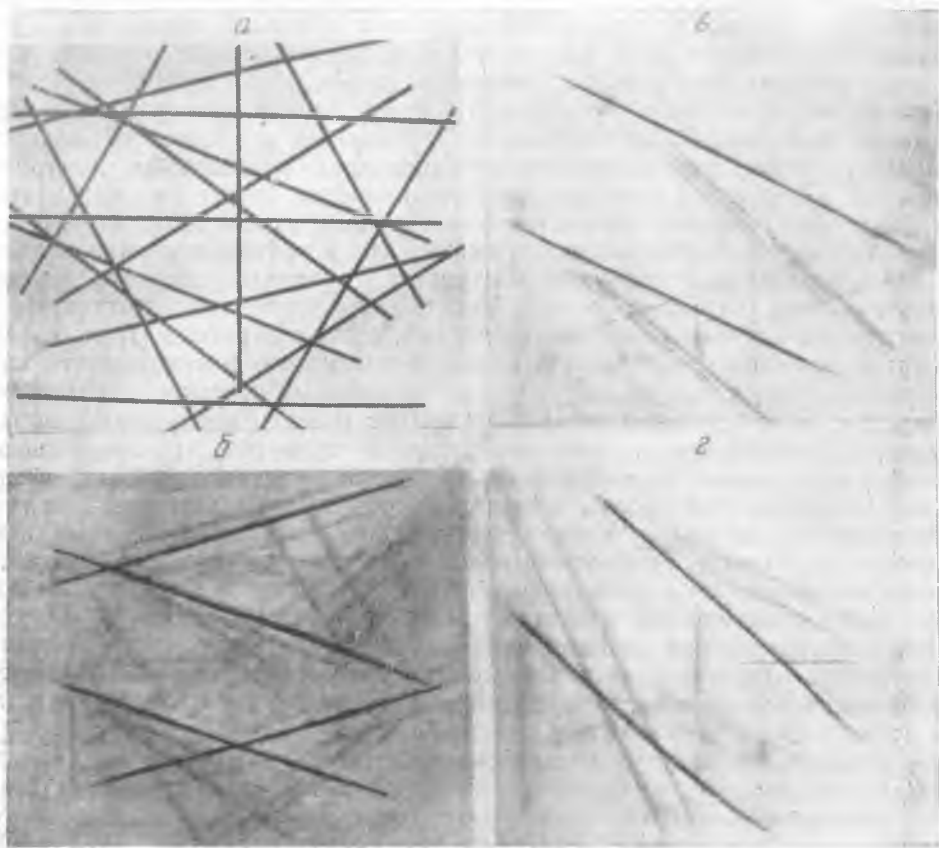


Рис. 3.

генератора синусоидальных колебаний на частоте $2 \div 4$ мГц. Сигналы с генератора поступали на входы парафазных усилителей, с выходов которых эти сигналы подавались через переключатель В-2 (рис. 1) на горизонтальные и вертикальные пластины двухлучевого индикатора. Раздельной регулировкой амплитуд высокочастотного напряжения на горизонтальных и вертикальных пластинах можно обеспечить изменение положения штрих-фокуса (при постоянной его длине) по отношению к направлению строк на экране индикатора в пределах от нуля до девяноста градусов.

Фотографии, полученные с экрана двухлучевого индикатора при развертке изображения штрих-фокусом для двух различных ориентаций последнего, показаны на рис. 3, в, г. Исходное тестовое изображение приведено на рис. 3, а. Как видно из фотографий, наибольшую яркость и четкость имеют только те линии тестового изображения, на-

правление которых совпадает с ориентацией штрих-фокуса. Линии, имеющие другую ориентацию, размыты в большей или меньшей степени.

В рассматриваемой системе может быть осуществлено преимущественное выделение направленных прямолинейных отрезков одновременно в двух различных направлениях (детектирование углов с заданной ориентацией сторон). Для этого необходимо произвести развертку двух совмещенных изображений на экране двухлучевого индикатора двумя штрих-фокусами с различной ориентацией по отношению к направлению строк раstra. Фотографии, полученные с экрана индикатора в режиме преимущественной индикации двух направленных отрезков тестового изображения (рис. 3, а), показаны на рис. 3, б.

Функциональной и структурной основой работы детекторов направленных прямолинейных отрезков в зрительном анализаторе является процесс суммирования сигналов от рецепторов, лежащих на некоторой прямой в плоскости сетчатки. Это суммирование может рассматриваться как приближенное осуществление операции анизотропного интегрирования на плоскости. Известно также, что в зрительном анализаторе имеются детекторы кривизны контурных элементов предъявляемого изображения. Структурные особенности детекторов кривизны еще недостаточно изучены электрофизиологами, однако в работе [1] высказывается предположение, что эти детекторы можно рассматривать как некоторые совокупности детекторов направленных отрезков, с помощью которых аппроксимируются криволинейные участки контурных изображений. Смысл этого утверждения заключается в том, что предполагается суммирование сигналов вдоль ее криволинейных участков. Очевидно, для работы детекторов кривизны, не зависящей от положения и ориентации криволинейных элементов контурных изображений на сетчатке, необходимо иметь обладающую круговой симметрией кольцевую зону суммирования раздражителей в рецептивном поле. Такое суммирование можно осуществить в рассматриваемой модели путем использования сканирующих лучей в виде окружности соответствующего радиуса, т. е. для этого достаточно производить развертку изображений, например, в двухлучевом индикаторе не точечным лучом, а лучом в форме окружности.

Рассмотрим работу телевизионной системы в режиме индикации элементов контурного изображения с любой заданной кривизной. Дополнительная высокочастотная развертка по окружности заданного радиуса осуществлялась от генератора синусоидальных колебаний сдвинутыми на четверть периода (с помощью линии задержки) напряжениями, поступающими через парафазные усилители на вертикальные и горизонтальные отклоняющие пластины двухлучевого индикатора.

На рис. 4, а схематически изображены процессы суммирования сигналов от каждой точки тестового изображения в форме окружности (тестовые окружности показаны более жирной линией) при различных радиусах сканирующих окружностей. Для крайней слева фигуры на рис. 4, а радиус тестовой окружности совпадает с радиусом сканирующей окружности, для средней фигуры рис. 4, а радиус сканирующей окружности меньше, а для крайней справа — больше радиуса тестовой окружности. Точка с большой «яркостью» появляется только на первой слева фигуре при совпадении радиусов сканирующей и тестовой окружностей. Фотографии, полученные с экрана индикатора для тестового изображения (рис. 4, б), показаны на рис. 4, в, г. На рис. 4, в радиус сканирующей окружности совпадает с радиусом третьей по по-

ряду тестовой окружности, в центре которой формируется наиболее яркая точка, на рис. 4, *г* — с радиусом четвертой по порядку тестовой окружности. Достаточно яркая точка в центре окружности, аппроксимирующей отдельные участки любых контурных изображений, соответствуют участку кривой, составляющему лишь малую часть полной окружности. Таким образом, рассматриваемый детектор кривизны из

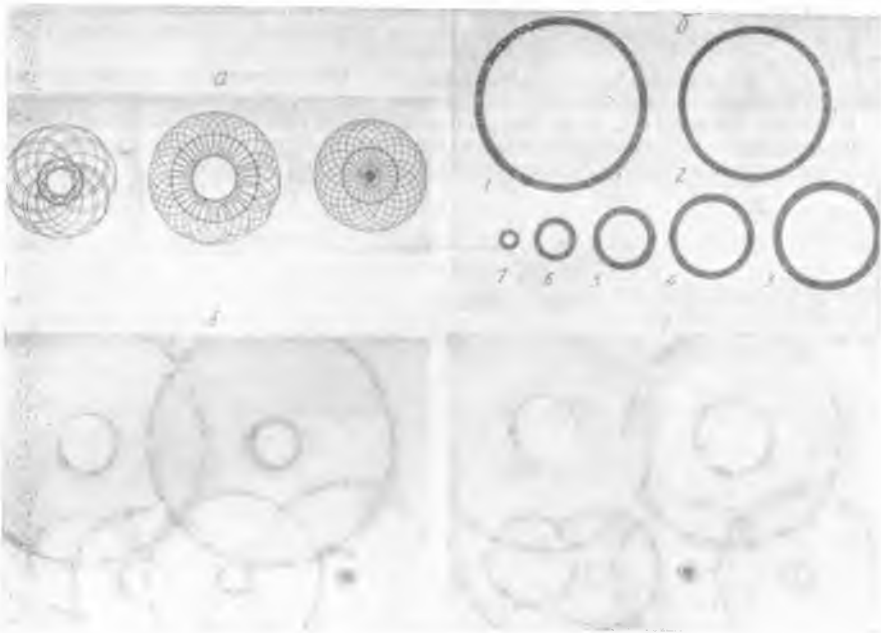


Рис. 4

всего изображения выделяет только элементы кривых фигур с заданной кривизной, «отмечая» эти элементы более или менее яркой точкой в центре аппроксимирующей окружности.

ВЫВОДЫ

Использование телевизионной системы с различными формами апертур сканирующих лучей на приемном и передающем концах системы позволяет достаточно простыми средствами моделировать работу отдельных систем — детекторов зрительного анализатора, состоящих из миллионов отдельных элементов. Различные гипотезы, возникающие при описании функциональных и структурных особенностей детекторов зрительного анализатора, можно проверить на моделирующей телевизионной системе при использовании соответствующих форм апертур сканирующих лучей в передающих и приемных телевизионных трубках. Рассмотренная телевизионная система позволяет одновременно провести несколько различных преобразований, имитирующих параллельную работу нескольких детекторов. Возможно, например, одновременное выделение контура, ориентированных отрезков из этого контура и элементов заданной кривизны из контурной кривой.

Телевизионные системы, подобные рассмотренным в настоящей работе, могут быть непосредственно использованы для решения ряда практических задач в устройствах автоматического анализа изображений, а также в качестве входных устройств опознающих систем.

ЛИТЕРАТУРА

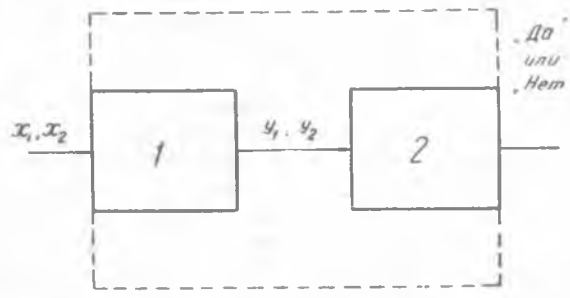
1. D. H. Hubel, T. N. Wiesel. Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex. *J. Phys. (Engl.)* 1968, 195, № 1, 215—243.
 2. Ю. П. Бугай. Исследование нейроноподобных элементов и систем как устройств первичной переработки информации. Автореф. канд. дисс., Харьков, 1968.
 3. Ю. И. Нефедов, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай. Исследование возможности изотропного выделения контуров в телевизионной передающей системе. Украинский межвузовский сборник «Радиотехника», 1969, № 11 (в печати).
 4. В. Д. Глезер. Механизмы опознания зрительных образов, изд-во «Наука», М.—Л., 1966.
 5. Б. Э. Бонштедт, М. Г. Маркович. Фокусировка и отклонение пучков в электроннолучевых приборах, изд-во «Советское радио», М., 1967.
 6. Ю. И. Нефедов, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай. Исследование возможности анизотропного выделения контуров в телевизионной передающей системе. Украинский межвузовский сборник «Радиотехника», 1969, № 11 (в печати).
-

О МАТЕМАТИЧЕСКОМ МОДЕЛИРОВАНИИ УЗНАВАНИЯ

Ю. П. Шабанов-Кушнаренко, И. В. Шульгин, Б. К. Лопатченко

Известно, что человек может узнавать цвета и звуки, речь, рисунки, смысл фраз и многое другое. Очевидно, что узнавание представляет собой процесс преобразования информации, в основе которого лежат вполне определенные алгоритмы. Можно ли узнать что-либо достоверное об этих алгоритмах и каким образом?

В настоящей статье излагается один весьма общий подход к решению данной проблемы. Пусть имеется некоторый преобразователь информации *1*, алгоритм *F* которого необходимо расшифровать (см. рисунок). Сигналы, подаваемые на вход преобразователя, будем обозначать через x_1, x_2, \dots . Возникающие при этом сигналы на выходе преобразователя обозначим через y_1, y_2, \dots .



Примем, что преобразователь *1* однозначный, однако не взаимно. Это означает, что выходные сигналы будут равны между собой не только в том случае, когда соответствующие им входные сигналы равны, но и в некоторых случаях, когда входные сигналы различны. В других же случаях различным выходным сигналам будут соответствовать разные выходные сигналы.

К выходу преобразователя *1* подключен преобразователь *2*, назначение которого состоит в следующем. Подадим на вход блока *1* поочередно сигналы x_1 и x_2 . Под их действием на выходе этого блока возникнут сигналы y_1 и y_2 . Блок *2* осуществляет сравнение сигналов y_1 и y_2 и в случае их равенства реагирует сигналом «да», в случае же неравенства — сигналом «нет».

Представим себе, что блоки *1* и *2* заключены в единый «черный ящик», обозначенный на рисунке пунктиром. Исследователь имеет возможность подавать на вход «черного ящика» пары различных входных сигналов x_1 и x_2 и, наблюдая реакцию системы в целом, судить о том, совпадают или нет при этом сигналы y_1 и y_2 на выходе блока *1*. Сами же сигналы y_1 и y_2 для непосредственного измерения недоступны.

Требуется по результатам эксперимента расшифровать вид алгоритма *F*, лежащего в основе работы блока *1*.

Замечательно, что описанный выше подход к проблеме узнавания распространяется на весьма широкий класс задач, имеющих прямое отношение к проблеме расшифровки алгоритмов узнавания. Мы полагаем, что такой подход дает возможность получить весьма обширную и притом вполне достоверную информацию об алгоритмах, реализуемых мозгом человека в процессе узнавания.

Рассмотрим примеры задач, сводящихся к этому подходу.

1. Известно, что различные световые излучения, воздействуя на орган зрения, вызывают в нашем сознании ощущение цвета. Одним и тем же излучениям всегда соответствуют одинаковые цвета. Разным излучениям, как правило, соответствуют различные цвета. Однако можно подыскать пары совершенно различных излучений, которые порождают одинаковые цвета. Испытуемый может очень точно установить, равны или не равны цвета, порождаемые парой тех или иных излучений.

В рассматриваемом случае под сигналами x_1, x_2, \dots можно понимать световые излучения; сигналам y_1, y_2, \dots соответствуют ощущения цвета, порождаемые этими излучениями в сознании испытуемого. Под реакцией системы в целом следует понимать ответ испытуемого, сообщающего о равенстве или неравенстве зрительных ощущений по цвету. Под алгоритмом F в данном случае понимается алгоритм преобразования светового излучения в цвет.

Важно отметить, что хотя мы не сомневаемся в существовании цветových зрительных ощущений, т. е. сигналов y_1, y_2, \dots , тем не менее, цвет этих ощущений нельзя непосредственно измерять и регистрировать с помощью физических приборов.

2. Испытуемый способен сравнивать зрительные ощущения не только по цвету, но и по степени яркости, т. е. по светлоте, отмечая со сравнительно высокой точностью светлотное равенство или неравенство двух цветовых оттенков. В этом случае под сигналами x_1, x_2, \dots по-прежнему следует понимать световое излучение, а под сигналами y_1, y_2, \dots — светлоту зрительного ощущения. Алгоритм F в данном случае характеризует преобразование светового излучения в светлоту зрительного ощущения.

3. Будем предъявлять испытуемому попарно плоские ахроматические (черно-белые) фотографии $B_1(x, y)$ и $B_2(x, y)$, где $B(x, y)$ — яркость зрительной картины в точке с координатами x, y . Предложим испытуемому реагировать ответом «да», если две предъявляемые фотографии по существу одинаковы, но отличаются лишь размером (масштабом), и ответом «нет», если фотографии отличаются чем-либо еще. Очевидно, что испытуемый весьма точно сможет произвести такую классификацию.

В данном случае под входными сигналами x_1, x_2 нужно понимать зрительные картины $B_1(x, y), B_2(x, y), \dots$, а под выходными сигналами y_1, y_2, \dots — представления испытуемого об этих картинах, абстрагированные от размера картин. Алгоритм F в рассматриваемом случае следует трактовать как алгоритм преобразования двумерной зрительной картины в представление определенного типа об этой картине.

4. Испытуемый способен также установить, одинаков ли смысл (содержание) двух различных слов, фраз или текстов. В этом случае мы приходим к задаче отыскания вида алгоритма F преобразования словесного материала в его смысловое содержание.

5. В различных жизненных ситуациях у человека возникают эмоции голода, страха, досады, удивления и т. д. Ощущая их, испытуемый легко устанавливает, одинаковые или различные эмоции возникали

у него в тех или иных ситуациях. Если бы удалось дать математическое описание объективных ситуаций, порождающих эмоции, мы получили бы возможность, придерживаясь принятого подхода, расшифровать алгоритм F преобразования жизненных ситуаций в эмоции.

Кроме перечисленных, можно сформулировать множество других задач, подобных приведенным выше, на которые распространяется предложенный нами подход.

Предлагаемая постановка проблемы, по-видимому, не охватывает всего комплекса задач, которые принято обозначать термином «узнавание». Объектом исследования здесь служат алгоритмы, объединяющие сигналы и классы. Такие алгоритмы, как известно, всегда участвуют в любом процессе узнавания.

Вырисовывается следующий ход исследования по расшифровке алгоритма F блока I . Выбираем некоторую конкретную задачу для решения ее испытуемым и первоначально накапливаем определенный экспериментальный материал. Для этого испытуемому предъявляем различные пары входных сигналов x_1, x_2 и протоколируем ответ испытуемого («да» или «нет»). В один класс относим все пары входных сигналов, которые порождают ответ «да», а в другой — все пары порождающие ответ «нет». Далее на базе этого эмпирического материала формулируем некоторое высказывание $A(x_1, x_2)$ истинное для всех пар входных сигналов первого класса (ответ «да») и ложное для всех пар второго класса (ответ «нет»).

В результате получаем экспериментальный закон следующего вида: «Если и только если $A(x_1, x_2)$ истинно, то выходные сигналы y_1, y_2 блока I совпадают, т. е.

$$F(x_1) = F(x_2)'''. \quad (1)$$

Дальнейшая задача состоит в том, чтобы отыскать общий вид оператора

$$y = F(x), \quad (2)$$

удовлетворяющий условию 1.

Формула (2) и будет тем алгоритмом, который лежит в основе работы мозга, решающего рассматриваемую задачу. Поскольку утверждения (1) и (2) равносильны, формула (2) содержит всю ту информацию, которую можно получить, действуя в пределах рассматриваемой постановки проблемы. Не выходя за эти пределы, получить какую-либо дополнительную информацию о работе мозга невозможно.

Сформулируем следующую теорему: «Если $G(x)$ является частным видом оператора, удовлетворяющим условию (1), то общий вид оператора $F(x)$, удовлетворяющий тому же условию, запишется в форме суперпозиции оператора G и произвольной взаимно-однозначной зависимости f , т. е.

$$F(x) = f[G(x)]'''. \quad (3)$$

Значение этой теоремы состоит в следующем. Предположим, что нам удалось найти конкретный алгоритм $G(x)$, удовлетворяющий условию (1), т. е. такой, что для него справедливо утверждение: «Если и только если $A(x_1, x_2)$ истинно, то

$$G(x_1) = G(x_2)'''. \quad (4)$$

Возникает вопрос, можно ли считать оператор $G(x)$ именно тем алгоритмом, который в действительности реализован мозгом. Этого с уверенностью нельзя сказать, так как не исключено, что найдется дру-

гой алгоритм, отличный от алгоритма $G(x)$ и также удовлетворяющий условию (2).

Относительно же оператора $f[G(x)]$ можно с уверенностью сказать, что он включает и тот конкретный алгоритм, который реализован мозгом, так как теоремой доказывается, что других операторов удовлетворяющих условию (2), не существует. Это значит, что всегда можно так подобрать зависимость f , чтобы оператор $f[G(x)]$ совпадал с алгоритмом, реализуемым человеческим мозгом.

Вместе с тем следует особо подчеркнуть тот факт, что в пределах принятой нами постановки проблемы конкретный вид зависимости f не может быть расшифрован. Для этого необходимы исследования, проводимые по принципиально иной методике.

Таким образом, сформулированная теорема позволяет свести задачу отыскания общего вида оператора, удовлетворяющего условию (1), к более простой задаче нахождения хотя бы одного частного вида оператора, удовлетворяющего тому же условию.

Приступим к доказательству теоремы.

Пусть $G(x)$ есть частный вид оператора, удовлетворяющий условию (4). Предположим, что существует другой оператор $F(x)$, удовлетворяющий условию (1). Выберем сигналы x_1 и x_2 так, чтобы $G(x_1) = G(x_2)$. Согласно условию (4) высказывание $A(x_1, x_2)$ истинно. Следовательно, в силу условия (1) $F(x_1) = F(x_2)$. Выберем теперь сигналы x_1 и x_2 так, чтобы выполнялось условие $F(x_1) = F(x_2)$. Согласно (1) высказывание $A(x_1, x_2)$ истинно, следовательно, в силу утверждения (4) $G(x_1) = G(x_2)$.

Отсюда следует, что сигналы $F(x)$ и $G(x)$ должны быть связаны некоторой взаимно однозначной зависимостью f .

Таким образом, любой оператор $F(x)$, удовлетворяющий условию (1), записывается в виде выражения (3).

Докажем теперь, что в качестве f может быть принята любая взаимно однозначная зависимость. Пусть f — произвольная взаимно однозначная зависимость, а $G(x)$ — оператор, удовлетворяющий условию (4). Тогда оператор $f[G(x)]$ также должен удовлетворять условию (1), т. е. будет справедливо следующее утверждение: «Если и только если $A(x_1, x_2)$ истинно, то

$$f[G(x_1)] = f[G(x_2)]. \quad (5)$$

Действительно, пусть $A(x_1, x_2)$ истинно. Тогда, согласно (4), $G(x_1) = G(x_2)$. Следовательно, $f[G(x_1)] = f[G(x_2)]$. Пусть теперь $f[G(x_1)] = f[G(x_2)]$. Это значит, что $G(x_1) = G(x_2)$. Следовательно, в соответствии с (4), $A(x_1, x_2)$ истинно, и справедливость утверждения (5) доказана.

Итак, оператор $F(x) = f[G(x)]$ действительно удовлетворяет условию (1). Вместе с тем других операторов, удовлетворяющих условию (1), не существует. Теорема доказана.

НЕКОТОРЫЕ ПРЕДПОСЫЛКИ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ВИБРАЦИОННОГО АНАЛИЗАТОРА КОЖИ

А. Г. Мурашко, В. В. Тищенко

Исследованию органов чувств человека — самых совершенных систем восприятия и переработки информации — в настоящее время уделяется большое внимание как в нашей стране, так и за рубежом.

Основной задачей этой статьи является построение модели прибора или системы, характеристика которой приближалась бы к характеристике живых систем. Подобные задачи решаются при построении моделей зрения, слуха, тактильной и температурной чувствительности, вкусовых ощущений и т. д. Обычно эти модели используют принципы восприятия и переработки информации биологических систем.

Исследование вибрационной чувствительности человека, которая является генетически наиболее древним, малодифференцированным и в то же время наименее изученным видом чувствительности, представляет большой научный интерес. Только на основе такого изучения можно создать информационную систему, свободную от акустических помех (один из возможных каналов связи), а также построить аппараты, способные в случае необходимости заменить зрительные и слуховые органы человека. Модель вибрационной чувствительности пригодна для использования в медицине — при диагностике заболеваний, и во многих других случаях.

Нами ставилась задача построения математической модели преобразования информации вибрационным анализатором, представляющим собой саморегулирующуюся систему с обратными связями типа рецепторное поле восприятия — проводящие нервные пути — мозговой «анализирующий центр».

Для построения математической модели необходимо проверить справедливость психофизических законов (Вебера — Фехнера, Тальбота, Портера. — Айвса, Плато, Блоха — Шарпантье и др.) для вибрационного анализатора с помощью известной методики «черного ящика». Вибрационный анализатор, где единственным регистрирующим и анализирующим «прибором» является сознание, удобнее всего рассматривать как единое физиологическое целое — от входа до выхода. Поэтому будем считать его кибернетическим устройством, обрабатывающим информацию. Тогда входными сигналами $P(t)$ следует считать вибрационные раздражения (вибрирующие поля, линии, точки, отдельные прикосновения и т. д.), выходными сигналами — вибрационные ощущения $T(t)$.

Задача моделирования вибрационного анализатора состоит в том, чтобы определить и математически описать закон преобразования вибрационного раздражения P (входная картина) в вибрационные ощущения T (выходной образ), т. е. $P \rightarrow T$.

Для решения указанной задачи необходимо выполнить ряд работ, основными из которых являются:

1) изучение вибрационных сигналов с целью выбора необходимого и достаточного выбора входных картин;

НЕКОТОРЫЕ ПРЕДПОСЫЛКИ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ВИБРАЦИОННОГО АНАЛИЗАТОРА КОЖИ

А. Г. Мурашко, В. В. Тищенко

Исследованию органов чувств человека — самых совершенных систем восприятия и переработки информации — в настоящее время уделяется большое внимание как в нашей стране, так и за рубежом.

Основной задачей этой статьи является построение модели прибора или системы, характеристика которой приближалась бы к характеристике живых систем. Подобные задачи решаются при построении моделей зрения, слуха, тактильной и температурной чувствительности, вкусовых ощущений и т. д. Обычно эти модели используют принципы восприятия и переработки информации биологических систем.

Исследование вибрационной чувствительности человека, которая является генетически наиболее древним, малодифференцированным и в то же время наименее изученным видом чувствительности, представляет большой научный интерес. Только на основе такого изучения можно создать информационную систему, свободную от акустических помех (один из возможных каналов связи), а также построить аппараты, способные в случае необходимости заменить зрительные и слуховые органы человека. Модель вибрационной чувствительности пригодна для использования в медицине — при диагностике заболеваний, и во многих других случаях.

Нами ставилась задача построения математической модели преобразования информации вибрационным анализатором, представляющим собой саморегулирующуюся систему с обратными связями типа рецепторное поле восприятия — проводящие нервные пути — мозговой «анализирующий центр».

Для построения математической модели необходимо проверить справедливость психофизических законов (Вебера — Фехнера, Тальбота, Портера. — Айвса, Плато, Блоха — Шарпантье и др.) для вибрационного анализатора с помощью известной методики «черного ящика». Вибрационный анализатор, где единственным регистрирующим и анализирующим «прибором» является сознание, удобнее всего рассматривать как единое физиологическое целое — от входа до выхода. Поэтому будем считать его кибернетическим устройством, обрабатывающим информацию. Тогда входными сигналами $P(t)$ следует считать вибрационные раздражения (вибрирующие поля, линии, точки, отдельные прикосновения и т. д.), выходными сигналами — вибрационные ощущения $T(t)$.

Задача моделирования вибрационного анализатора состоит в том, чтобы определить и математически описать закон преобразования вибрационного раздражения P (входная картина) в вибрационные ощущения T (выходной образ), т. е. $P \rightarrow T$.

Для решения указанной задачи необходимо выполнить ряд работ, основными из которых являются:

1) изучение вибрационных сигналов с целью выбора необходимого и достаточного выбора входных картин;

- 2) изучение способов формирования входных картин — как стационарных, так и нестационарных;
- 3) построение устройства для точного измерения параметров входных сигналов;
- 4) разработка методики проведения экспериментов по проверке известных психофизических фактов;
- 5) разработка методики оценки результатов экспериментов и обработка этих результатов.

Далее нужно сравнить действительные реакции вибрационного анализатора и реакции сформулированной математической модели с целью определения достоверности модели и уточнения справедливости исходных предпосылок, а также для извлечения дополнительной информации, позволяющей внести коррективы в первоначальную гипотезу о механизме преобразования в вибрационном анализаторе.

Экспериментальная проверка реакций математической модели на различные типы входных сигналов проводилась на аналоговых и дискретных машинах, с помощью которых реализуются математические модели. Эксперименты с участием человека осуществлялись на опытной экспериментальной установке, основным элементом которой является прибор «Вибратор» с пьезокерамическими пластинами. Для измерений использовались стрелочные, лучевые приборы и виброметр. Важным предварительным этапом исследований была работа по определению наиболее чувствительных участков кожи человека.

Опыты показали, что при построении математической модели необходимо учитывать также адаптацию чувствительности к длительным вибрациям.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ю. П. Шабанов-Кушнаренко, В. Л. Рвачев, А. Г. Мурашко. Математические модели зрения, изд-во «Техника», 1966.
2. А. Г. Мурашко, В. В. Тищенко. К вопросу о вибрационной чувствительности кожи человека. Сб. «Проблемы бионики», вып. 2, Изд-во ХГУ, 1968.

РЕФЕРАТЫ

УДК. 62. 506. 2

Линеаризованная модель краевого контраста зрения.
Мурашко А. Г. Сердюченко В. Я. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 3—15.

В работе описана линеаризованная модель краевого контраста органа зрения человека. Приведены реакции модели на различные типы входных сигналов, являющихся классическими при исследованиях реакций зрительной системы. Показано, что модель справедлива для случая, когда скачки яркости в зрительной картине не превышают 10 %.

Рисунков 16, таблиц 4, библиографических ссылок 2.

УДК. 62. 506. 2

Последовательная классифицирующая система как модель некоторых процессов вербальной системы памяти.
И. Ловицкий В. А. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 16—23.

Описываются свойства распознающих элементов (РЭ), из которых в процессе обучения формируется структура первого уровня памяти модели ЭВИВС (Элементарное Восприятие и Воспроизведение Слов). Рассматриваются требования, предъявляемые к обучающим входным последовательностям.

Библиографических ссылок 6.

УДК 62. 506. 2

Последовательная классифицирующая система как модель некоторых процессов вербальной системы памяти.
И. Ловицкий В. А. «Проблемы бионики», вып. 2, 3, 1969, стр. 24—29.

Рассматриваются режимы функционирования последовательной классифицирующей системы (ПКС), которые определяются свойствами распознающих элементов (РЭ) (из РЭ в процессе обучения формируется структура ПКС). Приводятся примеры задач относящихся к 1-му классу. К указанному классу относятся все те задачи, решение которых сводится к операциям над буквосочетаниями и не требует при этом использования связей между буквосочетаниями.

Библиографических ссылок 3.

УДК 62. 506. 2

Случайные решающие системы. I. Заславский С. Я. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 30—35.

Рассматриваются устройства, отвечающие на вопросы, которые поступают из внешней среды. Основные компоненты устройства — память и операторы F и Q .

Оператор F для заданного вопроса осуществляет предварительный отбор информации из памяти, а оператор Q на основе отобранной информации строит ответ.

Библиографических ссылок 5.

УДК 62. 506. 2

Случайные решающие системы. II. Заславский С. Я. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 36—40.

Работа является продолжением одноименной статьи автора и посвящена дальнейшему исследованию устройств, в которых ответ строится с помощью последовательного критерия отношений вероятностей.

УДК 621.843.153.7

Преобразование поворота, переноса и изменение масштаба при автоматической обработке информации изображений. Семенов А. С. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 41—44.

В работе рассмотрены в аналитической форме особенности нормировки двумерных изображений представленных методом пространственного сканирования в форме строчно-точечного разложения. В дискретной системе координат описаны преобразования переноса, поворота и подобия входных изображений, позволяющих путем перекодировки приводить изображения к стандартной форме.

Библиографических ссылок 1.

УДК 62.506.2

Экспериментальное исследование адаптивного порогового элемента на электрохимических управляемых сопротивлениях. Трейер В. В., Мевис А. В. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 45—50.

Описаны проведенные экспериментальные исследования адаптивного порогового элемента с использованием в качестве «весовых» коэффициентов электрохимических управляемых сопротивлений.

Рисунков 8, библиографических ссылок 8, таблиц 1.

УДК 62.506.2

Исследование некоторых свойств характеристической функции перцептрона. Даян С. В. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 51—59.

В статье рассматриваются некоторые оптимальные характеристики обучающихся машин типа перцептрон.

Вводится понятие характеристической функции перцептрона и исследуются некоторые свойства для простейшего трехслойного перцептрона. На метод исследования характеристической функции перцептрона можно применить также для анализа более сложных перцептронов, в том числе перцептронов с перекрестными связями.

Таблиц 2, библиографических ссылок 7.

УДК 62.506.2

Об обобщении по подобию в перцептронах с перекрестными связями. Валькова Г. Я. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 60—68.

В работе рассмотрены вопросы обучения перцептронов обобщением по подобию. Показано, какие ограничения нужно наложить на конструкцию перцептрона, чтобы последний обладал свойством обобщения по подобию.

Таблиц 2, библиографических ссылок 5.

УДК 62.506.2

Адаптивный классификатор на пороговых элементах Мевис А. В., Трейер В. В., «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 69—74.

В работе рассмотрены некоторые вопросы применения многослойных адаптивных классификаторов, содержащих более одного адаптивного порогового элемента для реализации сложных разделяющих поверхностей. Предлагается модель двухслойного адаптивного классифицирующего устройства для распознавания объектов. Показана возможность экспериментального распознавания объектов при выходе из строя части электрохимических управляемых сопротивлений.

Рисунков 2, таблиц 2, библиографических ссылок 11.

УДК 62.506.2

К вопросу о синтезе формального нейрона по пороговой диаграмме. Мкртчян С. О. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 75—80.

В работе описан алгоритм оптимального формального нейрона по заданной пороговой диаграмме. За критерий оптимальности приняты степень удовлетворения конфигураций входных волокон требуемым условиям и количество аппаратуры, необходимой для реализации нейрона.

Рисунков 5, таблиц 4, библиографических ссылок 2

УДК. 62. 506. 2

Алгоритм синтеза формального нейрона с разрешающими волокнами. Мкртчян С. О. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 81—87.

В формальный нейрон вместо запрещающего вводится новый тип волокна — пропускающее волокно. Описывается алгоритм синтеза формального нейрона с пропускающими волокнами по заданной пороговой диаграмме.

Рисунков 7, библиографических ссылок 5.

УДК 62. 506. 2

Вопросы синтеза оптимальных функционально гибких сетей на формальных нейронах. Потапов В. И. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 88—97.

В работе описываются некоторые свойства оптимальных функционально гибких нейронных сетей и на примере сетей Маккаллока с двумя входами рассматривается процесс синтеза. Вводится понятие базиса множества всех оптимальных функционально гибких сетей δ переменных. Приводятся преобразования, облегчающие процесс синтеза сетей, не принадлежащих базису.

Рисунков 7, библиографических ссылок 4.

УДК. 62. 506. 2

Исследование процессов распространения активности в нейронной сети с переменными возбуждающими и тормозящими связями. Ларионова Л. А. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 98—107.

Исследуется возбудимая среда в виде плоской нейронной сети. Работа сети всегда направлена на поддержание на оптимальном уровне некоторой характеристики нейрона — «внутреннего потенциала» — для каждого нейрона. Нейроны в сети связаны возбуждающими и тормозящими связями. Величины и количество связей могут при работе сети изменяться. Изменяя величины и количество связей, сеть обучается. Модель выполнена в виде программы для вычислительной машины.

Рисунков 6, библиографических ссылок 11.

УДК. 62. 506. 2

Влияние иррелевантной информации на запоминание у человека. Невельский П. Б. и Мельник И. М. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 108—111.

Как показало экспериментальное исследование, иррелевантная информация, не имеющая отношения к содержанию цели деятельности человека, оказывает отрицательное влияние на запоминание полезной информации. Кодирование информации, при котором человеку-оператору предъявляется только полезная информация, увеличивает пропускную способность его кратковременной памяти и, следовательно, всей системы «человек — машина».

Таблиц 2, библиографических ссылок 4.

УДК. 62. 506. 2

О кибернетических моделях памяти. Смирнов Б. А. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 112—115.

В статье рассматривается один из возможных подходов макро моделирования процессов памяти. Приводится формула для вычисления вероятности обслуживания информации кратковременной и долговременной памятью, а также вероятности потери информации. Вводятся параметры, характеризующие деятельность памяти. Предлагаемая модель может быть использована при построении общей модели деятельности человека, связанной с приемом, хранением и воспроизведением информации.

Рисунков 1, библиографических ссылок 4.

УДК 62. 506. 2

Изоморфизм биологических структур и его роль в процессах взаимодействия. Кивенко Н. В. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 116—120.

Рассматривается один из важных вопросов проблемы структурной организации материальных объектов, общего принципа их формирования.

Исходя из понимания отражения как процесса возникновения отношений изоморфизма между структурами отражающей и отражаемой систем, на конкретных примерах из жизнедеятельности организмов показана роль этих отношений.

Библиографических ссылок 9.

УДК 62. 506. 2

Информация и преобразование природы. Сапожников Р. А., Татарникова Г. А. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 121—126.

В работе рассматриваются идеи Н. А. Умова о преобразовании природы и дается их интерпретация с точки зрения современной теории информации.

Библиографических ссылок 22.

УДК. 62. 506. 2

Математическая модель преобразования координат в поле зрения. Шабанов-Кушнаренко Ю. П., Шульгин И. В. «Проблемы бионики» вып. 3, 1969, стр. 127—128.

В работе рассмотрены некоторые вопросы преобразования зрительной картины в зрительное ощущение. Показано, что координатную систему в плоскости, перпендикулярной зрительной оси, можно считать недеформированной лишь в центральной части поля зрения. На периферических же участках поля зрения имеет место деформация координатной системы.

Рисунков 1.

УДК 62. 506. 2

Анализ психофизиологических особенностей человека-оператора на основе моделирования взаимозависимости памяти и деятельности. I. Утеуш Э. В. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 129—134.

Процессы сохранения информации в памяти описываются как процессы в динамической системе, что позволяет изучать память методами исследования динамических объектов, например, путем снятия кривой разгона. Традиционные в психологии приемы оценки навыка и памяти являются частными случаями применения методики исследования памяти как динамического объекта. На основе этого положения дается интерпретация исследований А. Н. Леонтьева. Процесс развития структуры и объема буферной памяти в зависимости от возраста моделируется многомерным объектом с временем разгона 4,2 года. Экспериментальное исследование навыка, выполненное по методике В. А. Артемова, является способом изучения долгосрочной памяти методом снятия кривой разгона.

Рисунков 2, библиографических ссылок 11.

УДК 62. 506. 2

Анализ психофизиологических особенностей человека-оператора на основе моделирования взаимозависимости памяти и деятельности. II (Статистические методы). Утеуш Э. В. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 135—141.

Рефлекторные системы с памятью описываются как объекты с закрытыми циклами. Предложены критерии тренированности (обученности) человека-оператора. Применимость предложенных статистических критериев для оценки обученности навыку слежения была подтверждена экспериментами, в которых человек-оператор работал в режиме преследующего слежения совмещая на экране осциллографа точку-визир с точкой-меткой, устанавливаемой на экране осциллографа в зависимости от изменяющейся по детерминированному или случайному закону амплитуды входного сигнала. В статье дается классификация видов буферной краткосрочной памяти.

Рисунков 5, таблиц 1, библиографических ссылок 4.

УДК 62. 506. 2

Моделирование процессов первичной обработки информации в зрительном анализаторе с помощью телевизионной системы. Нефедов Ю. И., Червов В. Г., Бугай Ю. П. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 142—148.

В работе рассмотрена физическая модель простейших нервных систем, построенная на базе телевизионных устройств с управляемой формой расфокусировки сканирующих лучей в передающих и приемных телевизионных трубках. Описана блок-схема экспериментальной установки и основные режимы ее работы, в функциональном отношении соответствующие рецептивным полям различной конфигурации. Показана возможность непосредственного использования подобных систем в устройствах автоматического анализа изображений.

Рисунков 4, библиографических ссылок 6.

УДК 621.391.19

О математическом моделировании узнавания. Шабанов-Кушнаренко Ю. П., Шульгин И. В., Лопатченко Б. К. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 149—152.

В работе рассматривается узнавание с позиций кибернетического «черного ящика» как процесс преобразования информации, в основе которого лежат определенные алгоритмы. Формулируется теорема, позволяющая свести задачу отыскания общего вида оператора узнавания, отвечающего экспериментальному закону, к более простой задаче нахождения хотя бы одного частного вида оператора, удовлетворяющего этому же закону.

Рисунков 1.

УДК 62.5062

Некоторые предпосылки математической модели вибрационного анализатора кожи. Мурашко А. Г., Тищенко В. В. «Проблемы бионики», вып. 3, 1969, стр. 153—154.

Рассмотрена методика построения математической модели вибрационного анализатора. Предложены метод и средства проведения исследований, разработана техника измерений.

Библиографических ссылок 2.

СОДЕРЖАНИЕ

А. Г. Мурашко, В. Я. Сердюченко. Линеаризованная модель краевого контраста зрения	3
В. А. Ловицкий. Последовательная классифицирующая система как модель некоторых процессов вербальной системы памяти. I.	16
В. А. Ловицкий. Последовательная классифицирующая система как модель некоторых процессов вербальной системы памяти. II.	24
С. Я. Заславский. Случайные решающие системы. I.	30
С. Я. Заславский. Случайные решающие системы. II.	36
А. С. Семенов. Преобразование поворота, переноса и изменения масштаба при автоматической обработке информации изображений.	41
В. В. Трейер, А. В. Мевис. Экспериментальное исследование адаптивного проогового элемента на электрохимических управляемых сопротивлениях	45
С. В. Даян. Исследование некоторых свойств характеристической функции перцептрона	51
Г. Я. Валькова. Обобщении по подобию в перцептронах с перекрестными связями	60
А. В. Мевис, В. В. Трейер. Адаптивный классификатор на пороговых элементах	69
С. О. Мкртчян. К вопросу о синтезе формального нейрона по пороговой диаграмме	75
С. О. Мкртчян. Алгоритм синтеза формального нейрона с разрешающими волокнами	81
В. И. Потапов. Вопросы синтеза оптимальных функционально гибких сетей на формальных нейронах	88
Л. А. Ларионова. Исследование процессов распространения активности в нейронной сети с переменными возбуждающими и тормозящими связями	98
П. Б. Невельский, И. М. Мельник. Влияние иррелевантной информации на запоминание у человека	108
Б. А. Смирнов. О кибернетических моделях памяти	112
Н. В. Кивенко. Изоморфизм биологических структур и его роль в процессах взаимодействия	116
Р. А. Сапожников, Г. А. Татарникова. Информация преобразования природы	121
Ю. П. Шабанов-Кушнаренко, И. В. Шульгин. Математическая модель преобразования координат в поле зрения	127
Э. В. Утеуш. Анализ психофизиологических особенностей человека-оператора на основе моделирования взаимозависимости памяти и деятельности. I.	129
Э. В. Утеуш. Анализ психофизиологических особенностей человека-оператора на основе моделирования взаимозависимости памяти и деятельности. II (Статистические методы)	135
Ю. И. Нефедов, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай. Моделирование процессов первичной обработки информации в зрительном анализаторе с помощью телевизионной системы	142
Ю. П. Шабанов-Кушнаренко, И. В. Шульгин, Б. К. Лопатченко. О математическом моделировании узнавания	149
А. Г. Мурашко, В. В. Тищенко. Некоторые предпосылки математической модели вибрационного анализатора кожи	153

Редактор *И. Л. Базиланская*
 Техредактор *Г. П. Александрова*
 Корректор *Т. А. Доброскок*

Сдано в набор 18/VI 1969 г. Подписано к печати 21/I 1970 г. БЦ 50012.
 Формат 70×108¹/₁₆. Объем 10 физ. печ. л., 14 усл. печ. л., 11,8 уч.-изд. л.

Зак. 9-1119. Тираж 1300. Цена 83 коп. ТПУ 1969 г. поз. 83.

Харьковская типоофсетная фабрика Комитета по печати при Совете Министров
 Украинской ССР, Харьков, Энгельса, 11