

ПРОБЛЕМЫ БИОНИКИ

ВЫПУСК 7

ИЗДАТЕЛЬСТВО
ХАРЬКОВСКОГО ОРДЕНА ТРУДОВОГО КРАСНОГО ЗНАМЕНИ
ГОСУДАРСТВЕННОГО УНИВЕРСИТЕТА имени А. М. ГОРЬКОГО
Харьков 1971

Сборник посвящен вопросам моделирования процессов переработки информации в биологических структурах.

Рассматриваются математические модели некоторых функциональных свойств зрения, слуховой системы, вибрационного анализатора человека. Исследуются механизмы динамической памяти, поведение нейронов и нейронных сетей, кодирование информации в нервных структурах коры головного мозга высших млекопитающих и человека. Предлагаются эвристические модели мыслительных процессов кибернетических систем типа человек — машина.

Сборник представляет интерес для специалистов в области бионики и кибернетики, а также для научных работников и аспирантов, интересующихся вопросами инженерной психологии и вычислительной техники.

Редакционная коллегия:

чл.-корр. АН СССР *Б. С. Сотсков* (отв. редактор), чл.-корр. АМН СССР *Н. М. Амосов*, докт. техн. наук *Ю. П. Шабинов-Кушнаренко* (зам. отв. редактора), проф. *А. А. Волков*, доц. *Е. П. Путятин*, канд. биол. наук *К. А. Иванов-Муромский*; канд. техн. наук *М. Ф. Бондаренко* (отв. секретарь), доц. *В. А. Грабина*, *В. А. Ловицкий*.

Адрес редакционной коллегии:

Харьков, ГСП-218, пр. Ленина, 14, Институт радиозлектроники.
Ответственный за выпуск *Г. С. Еремин*.

2—10—2

Редактор *Э. В. Ганичева*
Техредактор *Л. Т. Момот*
Корректор *В. И. Цатурова*

Сдано в набор 2/11 1971 г. Подписано к печати 16/X 1971 г. БЦ 50378.
Формат 70×108^{1/16}. Объем: 7,25 физ. печ. л., 10,2 усл. печ. л., 10
уч.-изд. л. Заказ 1-342. Тираж 1000. Цена 98 коп. Св. ТП 1971 г. поз. 371.

Типоофсетная фабрика «Коммунист» Комитета по печати при Совете
Министров СССР. Харьков, ул. Энгельса, 11.

СИНТЕЗ ФОРМАЛЬНЫХ НЕЙРОНОВ С МИНИМАЛЬНЫМ КОЛИЧЕСТВОМ ВОЛОКОН МЕТОДОМ ВЫБОРА Пороговой диаграммы

С. О. Мкртчян, В. Н. Газиян, В. И. Потапов

В настоящее время известно несколько типов формальных нейронов (ФН). К их числу относятся ФН Мак-Каллока с взаимодействием типа «запрет» [1—4], а также ФН с взаимодействием волокон типа «разрешение» и «объединение» [5—7]. В этих работах при синтезе ФН предполагается, что пороговая диаграмма задана и фиксирована, т. е. этап перехода от реализуемой функции к пороговой диаграмме не рассматривается. Однако поскольку одной логической функции может соответствовать множество пороговых диаграмм, то очевидно, что минимизация синтезируемого ФН возможна уже на этапе перехода от логической функции к пороговой диаграмме путем нахождения минимизирующей пороговой диаграммы. В данной работе решается задача построения по заданной функции минимизирующей пороговой диаграммы для синтеза минимального нейрона определенного типа. Рассматривается случай трехвходовых нейронов.

Синтез ФН с разрешающими волокнами (ФНР)

Воспользуемся обозначениями, введенными в работах [5—7]. На рис. 1 показана пороговая диаграмма Венна в общем виде. Активности, получаемые нейроном, обозначены символами $\sigma_0, \sigma_1, \dots, \sigma_{2^n-1}$, где $\sigma_0 = 0$; $\sigma_i \in \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$; $i = 1, 2, \dots, 2^n - 1$. В работе [5] приведена следующая система уравнений для определения параметров трехвходовых ФНР:

$$X_0 = \sigma_4; \quad Y_0 = \sigma_2; \quad Z_0 = \sigma_1;$$

$$X^Y = \sigma_6 - \sigma_4 - \sigma_2;$$

$$X^Z = \sigma_5 - \sigma_4 - \sigma_1;$$

$$Y^Z = \sigma_3 - \sigma_2 - \sigma_1;$$

$$X^{YZ} = \sigma_7 + \sigma_4 + \sigma_2 + \sigma_1 - \sigma_6 - \sigma_5 - \sigma_3,$$

(1)

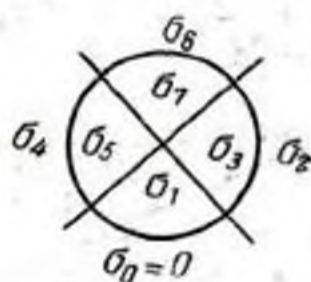


Рис. 1. Пороговая диаграмма Венна.

где X_0, Y_0, Z_0 — волокна от входов X, Y, Z без взаимодействия;

X^Y, X^Z, Y^Z — взаимодействующие от двух входов волокна (выполняются функции $X \wedge Y, X \wedge Z$ и $Y \wedge Z$ соответственно);

X^{YZ} — взаимодействующие волокна от всех трех входов (функция $X \wedge Y \wedge Z$).

Пусть реализуемая функция задана в виде точечной диаграммы Венна. Из определения последней следует, что $\sigma_i \geq 0$ для ячеек, содер-

жащих точку, и $\sigma_i < \theta$ для «пустых» ячеек (θ — порог возбуждения нейрона). Запишем эти условия в виде следующего неравенства:

$$\{\sigma_{i_1}, \dots, \sigma_{i_k}\} \geq \theta > \{\sigma_{i_{k+1}}, \dots, \sigma_{i_{2^n-1}}\}, \quad (2)$$

где $\{\sigma_{i_1}, \dots, \sigma_{i_k}\}$ — множество ячеек, содержащих точки;

$\{\sigma_{i_{k+1}}, \dots, \sigma_{i_{2^n-1}}\}$ — множество «пустых» ячеек.

Необходимо выбрать пороговую диаграмму такую, чтобы как можно большее число волокон было равно нулю (максимальное количество волокон ФНР равно $n \cdot 2^{n-1}$).

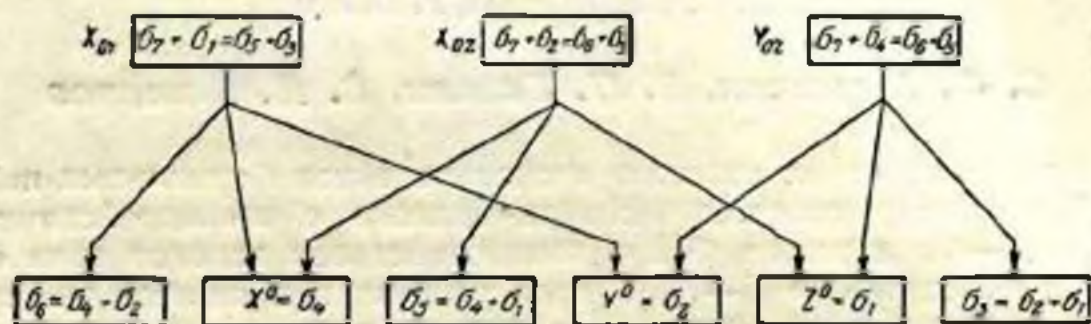


Рис. 2. Граф-схема нахождения МПД для синтеза ФНР.

Рассмотрим, при каком условии $X^0 = 0$. Очевидно, это будет при $\sigma_1 - \sigma_4 - \sigma_2 = 0$. Отсюда $\sigma_4 = \sigma_6 - \sigma_2$ и $\sigma_2 = \sigma_6 - \sigma_4$.

Если σ_6 принадлежит левому, а b_2 — правому множествам неравенства (2), то $\sigma_4 > 0$. При обратном размещении σ_6 и σ_2 , очевидно, $\sigma_4 < 0$. Если же σ_6 и σ_2 являются членами одного и того же множества, то $\sigma_4 \geq 0$, так как σ_6 может быть больше, меньше или равно σ_2 .

Назовем найденное значение областью определения σ_4 при условии $X^0 = 0$. Аналогично определяем область определения σ_2 , области определения σ_4 и σ_1 из условия $X^2 = 0$ и области определения σ_2 и σ_1 из условия $Y^2 = 0$. В результате получим табл. 1, где знак « $\sim$ » обозначает сравнение. Рассматривая полученную таблицу, находим те параметры, которые могут быть приравнены нулю одновременно. Это возможно при наличии общей области определения. Например, если в 3-й строке таблицы записано $\sigma_4 \leq 0$, а в 4-й — $\sigma_4 > 0$, то общая область определения для σ_4 будет $\sigma_4 > 0$, т. е. X^0 и X^2 могут быть равны нулю одновременно.

Таблица 1

Волокна без взаимодействия	$X_0 = \sigma_4$	$Y_0 = \sigma_2$	$Z_0 = \sigma_1$
	$\sigma_4 \sim \theta$	$\sigma_2 \sim \theta$	$\sigma_1 \sim \theta$
$X^0 = 0$	$\sigma_4 = \sigma_6 - \sigma_2 \sim 0$	$\sigma_2 = \sigma_6 - \sigma_4 \sim 0$	—
$X^2 = 0$	$\sigma_4 = \sigma_2 - \sigma_1 \sim 0$	—	$\sigma_1 = \sigma_6 - \sigma_4 \sim 0$
$Y^2 = 0$	—	$\sigma_2 = \sigma_2 - \sigma_1 \sim 0$	$\sigma_1 = \sigma_2 - \sigma_2 \sim 0$

Таким образом, получаем различные сочетания приравниваемых нулю параметров — варианты. Для каждого из вариантов найдено дополнительное условие, при выполнении которого X^{02} также равно нулю. Эти условия в виде граф-схемы показаны на рис. 2. Из рис. 2 видно,

например, что при $X^2 = Y^2 = 0$ X^{yz} будет равно нулю при $\sigma_7 = \sigma_6 + \sigma_1$. Действительно, из (1) $X^{yz} = \sigma_7 + \sigma_4 + \sigma_2 + \sigma_1 - \sigma_6 - \sigma_5 - \sigma_3 = \sigma_7 - \sigma_6 - \sigma_1 - X^2 - Y^2$, откуда следует вышесказанное. Дополнительное равенство считается выполненным, если область определения для σ_4 , σ_2 или σ_1 не противоречит найденной из табл. 1 общей области определения.

Наконец, на заключительном этапе необходимо решить систему, состоящую из одновременно равных нулю параметров. При этом значениями σ_4 , σ_2 и σ_1 задаемся из найденных областей определения с учетом основного неравенства. Синтез ФНР осуществляем по уравнениям (1), используя полученные при решении системы значения $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{2^l-1}$.

Пример. Пусть задана логическая функция

$F = X\bar{Y}Z \vee X\bar{Y}\bar{Z} \vee X\bar{Y}Z \vee \bar{X}YZ$ в виде точечной диаграммы Венна (рис. 3). Требуется определить МПД и минимальный ФНР.

Основное неравенство имеет вид $\{\sigma_7, \sigma_5, \sigma_4, \sigma_3\} \geq 0 > \{\sigma_6, \sigma_2, \sigma_1, 0\}$. После заполнения табл. 1 получим два варианта с областями определения для $\sigma_4, \sigma_2, \sigma_1$.

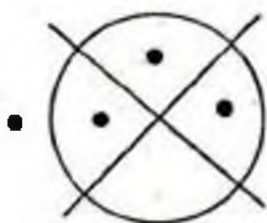


Рис. 3. Точечная диаграмма Венна.

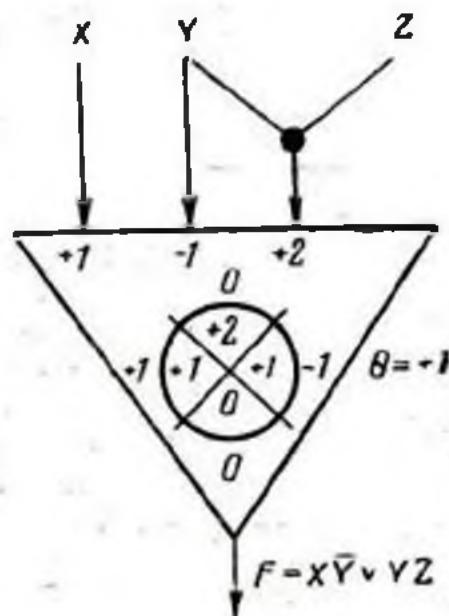


Рис. 4. Минимальный ФНР.

I. $X^2 = X^z = 0$. $\sigma_4 \geq 0$; $\sigma_2 < 0$; $\sigma_1 < 0$ ($\theta > 0$)

II. $X^2 = Y^2 = 0$. $\sigma_4 \geq 0$; $\theta > \sigma_2 > 0$; $\theta > \sigma_1 > 0$ ($\theta > 1$).

Очевидность преимущества варианта I заключается в том, что мы можем задать $Z_0 = \sigma_1 = 0$, сократив тем самым еще одно волокно. Из граф-схемы на рис. 2 дополнительное условие для варианта I имеет вид $\sigma_7 = \sigma_4 + \sigma_3$, откуда $\sigma_4 = \sigma_1 - \sigma_3 \geq 0$. Так как область определения σ_4 не противоречит ранее найденной, дополнительное условие считаем выполненным, т. е. $X^{yz} = 0$. Решим следующую систему:

$$\begin{aligned} \sigma_6 &= \sigma_4 + \sigma_3; \\ \sigma_5 &= \sigma_4 + \sigma_1; \\ \sigma_7 &= \sigma_4 + \sigma_3. \end{aligned} \quad (3)$$

Задавая $\theta = +1$, $\sigma_1 = 0$, $\sigma_2 = -1$, $\sigma_4 = +1$ (из областей определения) и $\sigma_3 = +1$ (из основного неравенства), получим минимизирующую пороговую диаграмму и соответствующий ФНР, изображенные на рис. 4.

Синтез ФН с объединяющимися волокнами (ФНО)

Объединяющиеся волокна реализуют функцию «ИЛИ».

Система уравнений для определения параметров ФНО приведена в работе [7]:

$$\begin{aligned} X^0 &= \sigma_7 - \sigma_3; \quad Y^0 = \sigma_7 - \sigma_5; \quad Z^0 = \sigma_1 - \sigma_6; \\ X_{0Y} &= \sigma_5 + \sigma_3 - \sigma_7 - \sigma_1; \\ X_{0Z} &= \sigma_6 + \sigma_3 - \sigma_7 - \sigma_2; \\ Z_{0Z} &= \sigma_6 + \sigma_5 - \sigma_7 - \sigma_4; \\ X_{0YZ} &= \sigma_7 + \sigma_4 + \sigma_2 + \sigma_1 - \sigma_6 - \sigma_5 - \sigma_3, \end{aligned} \quad (4)$$

где X_{0y} , X_{0z} , Y_{0z} — взаимодействующие волокна, реализующие соответственно функции $X \vee Y$, $X \vee Z$ и $Y \vee Z$;

X_{0yz} — взаимодействующие волокна, реализующие функцию $X \vee Y \vee Z$.

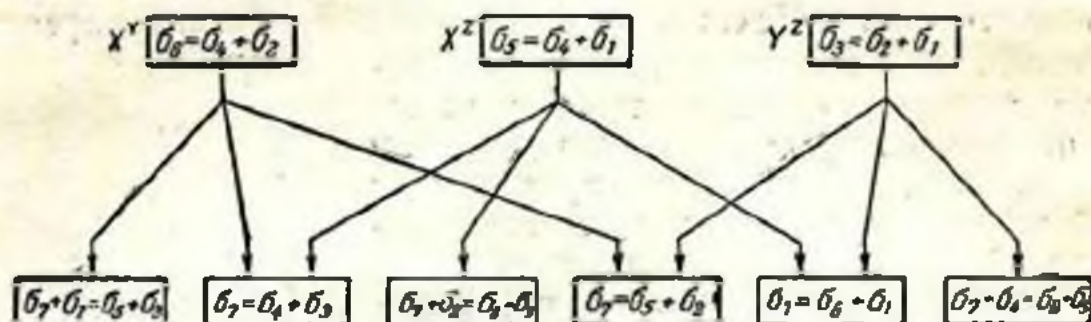


Рис. 5. Граф-схема нахождения МПД для синтеза ФНО.

Основное неравенство составляется аналогично случаю ФНР. Далее необходимо заполнить табл. 2, т. е. найти области определения X^0 , Y^0 и Z^0 . В первой строке эти области определяются из уравнений для X^0 , Y^0 и Z^0 системы (4). Для пояснения равенств второй строки преобразуем уравнение для X_{0y} системы (4): $X_{0y} = \sigma_6 + \sigma_2 - \sigma_7 - \sigma_1 = \sigma_6 - \sigma_1 - X^0 = \sigma_2 - \sigma_1 - Y^0$.

Таблица 2

Волокна без взаимодействия	X_0	Y_0	Z_0
Из системы	$X^0 = \sigma_7 - \sigma_2 \sim 0$	$Y^0 = \sigma_7 - \sigma_5 \sim 0$	$Z^0 = \sigma_7 - \sigma_4 \sim 0$
$X_{0y} = 0$	$X^0 = \sigma_5 - \sigma_1 \sim 0$	$Y^0 = \sigma_2 - \sigma_1 \sim 0$	—
$X_{0z} = 0$	$X^0 = \sigma_6 - \sigma_2 \sim 0$	—	$Z^0 = \sigma_2 - \sigma_2 \sim 0$
$Y_{0z} = 0$	—	$Y^0 = \sigma_6 - \sigma_4 \sim 0$	$Z^0 = \sigma_5 - \sigma_4 \sim 0$

Теперь, если $X_{0y} = 0$, то $X^0 = \sigma_6 - \sigma_1$, а $Y^0 = \sigma_2 - \sigma_1$.

Аналогично получены равенства в третьей и четвертой строках.

Общей областью определения может быть лишь такая область, которая не противоречит полученному в первой строке условию.

Как и при синтезе ФНР, находим дополнительное равенство, при выполнении которого $X_{0yz} = 0$ (рис. 5). Например, равенство $Y^0 = \sigma_2$ (для случая $X_{0y} = Y_{0z} = 0$) можно получить после следующих преобразований:

$$X_{0yz} = \sigma_2 + \sigma_4 + \sigma_2 + \sigma_1 - \sigma_6 - \sigma_5 - \sigma_3 = \sigma_2 - X_{0y} - Y_{0z} - Y^0 = \sigma_2 - Y^0.$$

Чтобы $X_{0yz} = 0$, необходимо выполнение равенства $Y^0 = \sigma_2$.

Нетрудно убедиться в справедливости остальных дополнительных равенств графа-схемы (рис. 5). После нахождения МПД синтезируется ФНО по уравнениям (4).

Пример. Определить МПД и синтезировать ФНО для функции, изображенной на рис. 3.

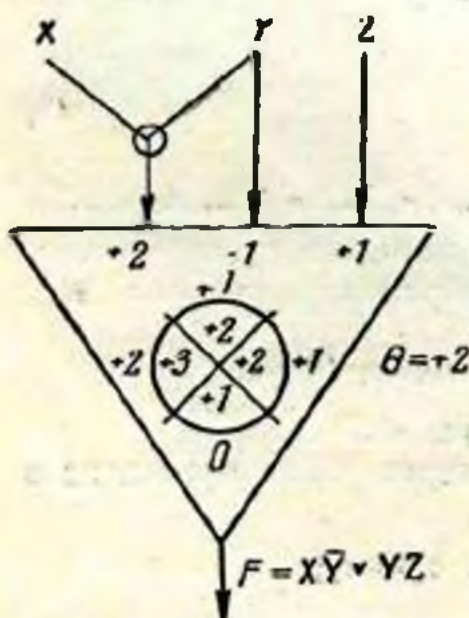


Рис. 6. Минимальный ФНО.

Составив таблицу областей определения с учетом основного неравенства (4) и рассмотрев варианты, можно убедиться, что первый вариант,

который имеет вид $X^0 = 0$; $Y^0 < 0$; $Z^0 < 0$, приводит к решению системы

$$\sigma_6 + \sigma_3 - \sigma_7 - \sigma_2 = 0;$$

$$\sigma_6 + \sigma_3 - \sigma_7 - \sigma_1 = 0;$$

$$\sigma_7 - \sigma_6 = \sigma_1 = 1;$$

$$\sigma_7 - \sigma_3 = 0.$$

Решая эту систему, получим искомую МПД и соответствующий минимальный ФНО (рис. 6).

Синтез ФН с запрещающими волокнами (ФНЗ)

Система уравнений для нахождения параметров ФНЗ приведена в работе [3]. После несложных преобразований система сводится к следующему удобному виду:

$$X_y + X_z + X_{yz} + X_{yz}^0 = \sigma_4;$$

$$Y_x + Y_z + Y_{xz} + Y_{xz}^0 = \sigma_2;$$

$$Z_x + Z_y + Z_{xy} + Z_{xy}^0 = \sigma_1;$$

$$X_y + Y_x - Z_{xy} = \sigma_6 + \sigma_3 - \sigma_7 - \sigma_1; \quad (5)$$

$$X_z + Z_x - Y_{xz} = \sigma_6 + \sigma_3 - \sigma_7 - \sigma_2;$$

$$Y_z + Z_y - X_{yz} = \sigma_6 + \sigma_3 - \sigma_7 - \sigma_4;$$

$$X_{yz} + Y_{xz} + Z_{xy} = \sigma_7 + \sigma_4 + \sigma_2 + \sigma_1 - \sigma_6 - \sigma_3 - \sigma_3.$$

где X_y — волокно от входа X , запрещаемое волокно от входа Y ; X_z , Y_z и т. д. определяются аналогично; X_{yz}^0 , Y_{xz}^0 , Z_{xy}^0 — волокна без взаимодействия от входов X , Y и Z .

При синтезе минимального ФНЗ, согласно уравнениям (5), используется МПД, найденная вышеописанными методами. При этом возможны два случая.

1 случай. Пусть для заданной логической функции найдена МПД, для которой удовлетворяется равенство $\sigma_7 + \sigma_4 + \sigma_2 + \sigma_1 - \sigma_6 - \sigma_3 - \sigma_3 = 0$. В этом случае можем принять $X_{yz} = Y_{xz} = Z_{xy} = 0$. Тогда система (5) примет вид

$$X_y + X_z + X_{yz}^0 = \sigma_4;$$

$$Y_x + Y_z + Y_{xz}^0 = \sigma_2; \quad (6)$$

$$Z_x + Z_y + Z_{xy}^0 = \sigma_1;$$

$$X_y + Y_x = \sigma_6 + \sigma_3 - \sigma_7 - \sigma_1;$$

$$X_z + Z_x = \sigma_6 + \sigma_3 - \sigma_7 - \sigma_2;$$

$$Y_z + Z_y = \sigma_6 + \sigma_3 - \sigma_7 - \sigma_4.$$

Далее подставим значения σ_i из используемой МПД в уравнения системы (6). Если правая часть какого-либо из последних трех уравнений системы (6) равна нулю, то соответствующие параметры ФНЗ принимаем равными нулю.

Если же в правой части, например, четвертого уравнения системы (6) имеем $a \neq 0$, то рассматриваем два варианта: $X_y = 0$, $Y_x = a$ и $X_y = a$, $Y_x = 0$.

Таким образом, максимальное число рассматриваемых вариантов (в случае, если правые части всех трех последних уравнений отличны от нуля) равно восьми. Минимальный ФНЗ выбираем простым сравнением числа волокон.

II случай. Если для найденной МПД $\sigma_7 + \sigma_4 + \sigma_2 + \sigma_1 - \sigma_6 - \sigma_5 - \sigma_3 \neq 0$, то поступаем следующим образом. Находим пороговую диаграмму, для которой его равенство выполняется. Такую диаграмму назовем условной МПД. Дальнейший синтез ФНЗ производится аналогично I случаю.

Пример 3. Синтезировать ФНЗ по МПД, найденной для ФНР (рис. 4).

Так как для этой диаграммы удовлетворяется равенство $\sigma_7 + \sigma_4 + \sigma_2 + \sigma_1 - \sigma_6 - \sigma_5 - \sigma_3 = 0$, произведем непосредственно синтез. Нетрудно убедиться, что $\sigma_3 + \sigma_2 - \sigma_7 - \sigma_1 = 0$ и $\sigma_6 + \sigma_5 - \sigma_4 - \sigma_2 = 0$, поэтому принимаем $X_y = Y_x = 0$ и $X_z = Z_x = 0$. В результате получаем два варианта ФНЗ, из которых минимальный имеет следующие параметры: $Y_z = -2$; $Y_{xz}^0 = +1$; $X_{yz}^0 = +1$; W (число волокон) = 4.

В заключение следует отметить, что изложенный метод использовался авторами и для синтеза нейронов с большим числом входов. Однако при $n \geq 5$ количество уравнений возрастает настолько, что нахождение МПД целесообразно производить с помощью ЭЦВМ.

ЛИТЕРАТУРА

1. R. J. Scott. Construction of a Neuron Model. IRE Trans. on Bio-Medical Electronics, 3 (1961).
2. М. Блюм. Свойства нейронов со многими входами. Сб. «Принципы самоорганизации». Изд-во «Мир», 1966.
3. С. О. Мкртчян. Алгоритм построения формального нейрона с оптимальными параметрами. «Изв. АН СССР, Техническая кибернетика», 1965, № 4.
4. И. Б. Гутчин, А. С. Кузичев. Бионика и надежность. Изд-во «Наука», 1967.
5. С. О. Мкртчян. О функциональной полноте формального нейрона. «Биологический журнал Армении», 1966, № 8.
6. С. О. Мкртчян. Формальные нейроны со спонтанными волокнами. «Вопросы радиоэлектроники», сер. Общетехническая, вып. 1, 1969.
7. С. О. Мкртчян. О синтезе формального нейрона с объединяющимися волокнами. «Изв. АН СССР, Техническая кибернетика», 1970, № 3.

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИ КРАЕВОГО КОНТРАСТА ЗРЕНИЯ

Е. П. Пуятин, В. Я. Сердюченко

Настоящее сообщение является продолжением работы [1], в которой из пяти аксиом выведена математическая модель краевого контраста зрения человека в виде

$$S(x) = \varphi \left[V(x) + \int_a^b V(\xi) K(x - \xi) d\xi \right], \quad V(x) = f[b(x)], \quad (1)$$

где $b(x)$ — функция лучистой яркости, характеризующая зрительную картину, изменяющуюся в одном направлении;

f, φ — взаимно-однозначные непрерывные функции;

$S(x)$ — функция распределения светлоты зрительного ощущения;

$K(x - \xi)$ — некоторое ядро интегрального преобразования.

Как отмечалось в работе [1], экспериментальная достоверность аксиом 3 — 5, вытекающая из повседневных наблюдений, не вызывает сомнений. Представляет интерес опытная проверка первых двух аксиом и установление границ их выполнимости.

Эксперименты по проверке аксиом аддитивности и одномерности

Для установления достоверности аксиом необходимо задаться конкретным видом функции f и осуществлять сложение входных сигналов $b(x)$ в обратном масштабе этой функции. Учитывая закон Вебера—Фехнера, в качестве функции f естественно принять логарифмическое преобразование. Для проверки аксиом удобно пользоваться зрительными картинками типа «скачок яркости» в одномерном варианте.

Выберем произвольный уровень яркости $b_0(x)$. Для оценки диапазона действия аксиом будем исследовать окрестности уровня $b_0(x)$, т. е. приращения относительно этого уровня. Каждому уровню $b_0(x)$ соответствует некоторая фиксированная функция $f(b_0)$. Тогда аксиома аддитивности в приращениях может быть сформулирована следующим образом.

Если для зрительных картин, характеризуемых функциями b_1, b_2, b_1', b_2' , справедливы попарные равенства светлот в точке наблюдения x_0

$$\begin{aligned} S[f(b_1) - f(b_0)] &= S[f(b_1') - f(b_0)]; \\ S[f(b_2) - f(b_0)] &= S[f(b_2') - f(b_0)], \end{aligned} \quad (2)$$

то для них выполняется также соотношение

$$S[f(b_1) + f(b_2) - 2f(b_0)] = S[f(b_1') + f(b_2') - 2f(b_0)]. \quad (3)$$

Наличие взаимно-однозначной функции φ позволяет переписать равенство (3) относительно линейного преобразования L оператора (1) в трех вариантах:

$$L[f(b_1) + f(b_2)] - L[2f(b_0)] = L[f(b_1') + f(b_2')] - L[2f(b_0)]; \quad (4)$$

$$\begin{aligned} L[f(b_1) + f(b_2) - f(b_0)] - L[f(b_0)] &= L[f(b_1') + f(b_2') - f(b_0)] - \\ &- L[f(b_0)]; \end{aligned} \quad (5)$$

$$L[f(b_1) + f(b_2)] = L[f(b_1') + f(b_2')]. \quad (6)$$

Таким образом, проверка аксиомы аддитивности математической модели в приращениях не противоречит формулировке аксиом в абсолютных значениях. Действительно, из (5) и (6) следуют равенства

$$S[f(b_1) + f(b_2) - f(b_0)] = S[f(b_1') + f(b_2') - f(b_0)]; \quad (7)$$

$$S[f(b_1) + f(b_2)] = S[f(b_1') + f(b_2')]. \quad (8)$$

Достоверность аксиомы аддитивности в экспериментах определялась следующим образом. С помощью регулируемых дисков Максвелла на двух вертушках формировались зрительные картины в виде скачков яркости:

$$b_{(1)} = \begin{cases} b_1 & \text{при } x \leq 0, \\ b_0 & \text{при } x > 0; \end{cases} \quad b_{(1)}' = \begin{cases} b_1' & \text{при } x \leq 0, \\ b_1'' & \text{при } x > 0. \end{cases} \quad (9)$$

При этом $\Delta b = b_0 - b_1$ и $\Delta b_1' = b_1'' - b_1'$. На рис. 1, а представлены диаграммы распределения яркости таких зрительных картин.

Распределение светлоты зрительного ощущения в этом случае будет иметь вид, представленный на рис. 1, б.

Светлоты можно сравнивать в любой точке на зрительных картинах, но опыт показал, что удобнее всего производить это в «характерных» точках a и a' (рис. 1, б). После фиксирования яркостей b_0, b_1 и b_1'' испытуемому предлагается путем изменения последних добиться равенства светлот в точках a (или a'). Опыты проводились с десятью испытуемыми.

которыми отмечалось, что сравнение светлот в точках a (со стороны «темного» поля) производить значительно легче, чем в точках a' (со стороны «светлого» поля). Этот факт подтверждается также специальной проверкой, при которой испытуемым предлагалось несколько раз подряд (до десяти раз) установить равенство светлот в точках a и a' скачка

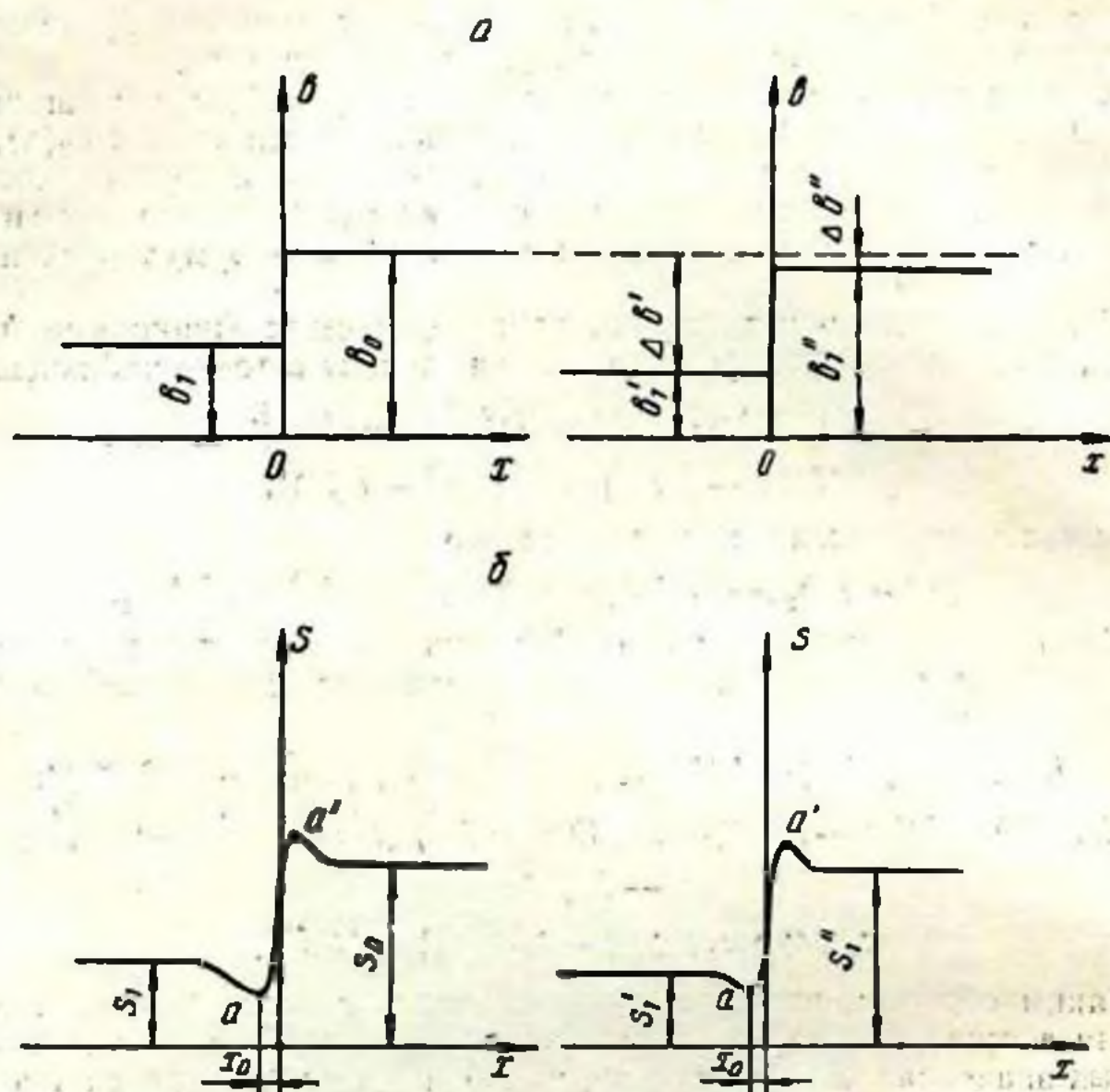


Рис. 1.

яркости с равномерным фоном. Точность установки оказывалась значительно выше при сравнении светлот со стороны «темного» поля.

Затем испытуемый производил операцию выравнивания светлот для другой пары зрительных картин, каждая из которых задавалась скачком яркости:

$$b_{(2)} = \begin{cases} b_2 & \text{при } x \leq 0; \\ b_0 & \text{при } x > 0; \end{cases} \quad b_{(2)}' = \begin{cases} b_2' & \text{при } x \leq 0; \\ b_0' & \text{при } x > 0. \end{cases} \quad (10)$$

Опыты по выравниванию светлот повторялись семь раз, в результате вычислялись средние значения яркости b_1' и b_2' .

Для малых скачков яркости монотонную функцию f естественно заменить линейной $V(x) = k b(x)$. Тогда соотношение (7), подлежащее проверке, будет иметь вид

$$S[k(b_0 + \Delta b_1 + \Delta b_2)] = S[k(b_0 + \Delta b_1' + \Delta b_2')], \quad (11)$$

причем Δb_1 и Δb_2 могут иметь произвольный знак.

В результате реализации в эксперименте соотношения (11) испытуемый должен был ответить, равны или не равны светлоты в точке *a*; если они равны, то аддитивность для таких приращений еще соблюдается. На вертушке устанавливались имеющие прорезы кружки из ватманской бумаги (коэффициент отражения $\rho_0 = 0,83$) с вычерченными на них черной тушью ($\rho_r = 0,02$) фигурами, как показано на рис. 2. Эти кружки

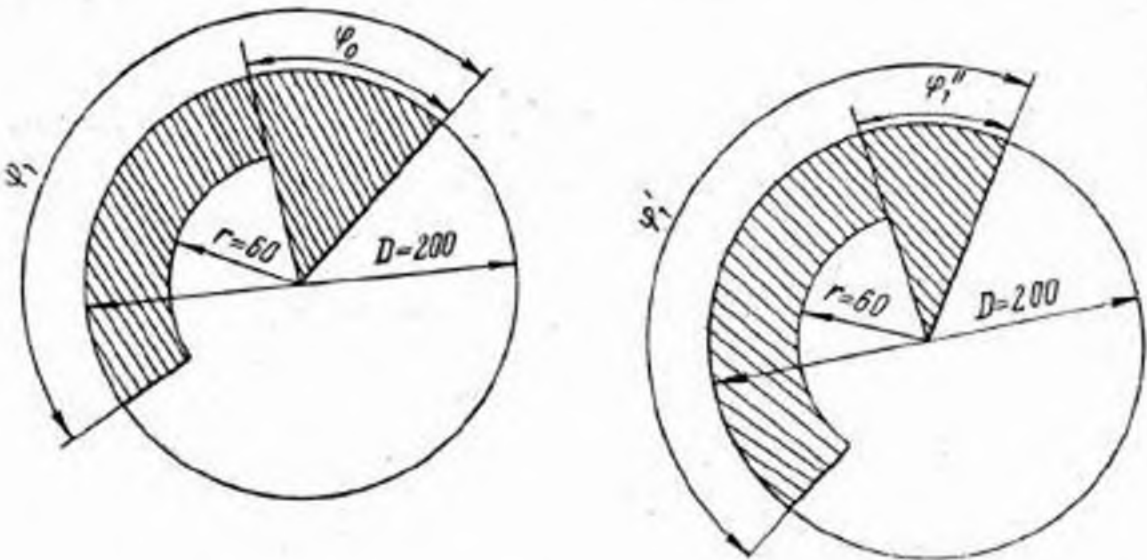


Рис. 2.

своими прорезами вставлены в прорезы белых бумажных кружков ($\rho_0 = 0,83$). После закручивания со сверхкритической скоростью данные пары кружков образуют две зрительные картины в виде скачков яркости. Изменяя углы раствора кружков φ_1 и φ_1' , можно плавно регулировать коэффициенты отражения ρ_1 и ρ_1' , а значит, и яркость b_1 и b_1' . Значения углов φ_0 , φ_1 , φ_1'' в опытах фиксированы. Изменением угла φ_1' испытуемый добивался равенства ощущений в исследуемой точке.

В табл. 1 ($\rho_0 = 0,4$) приведены результаты опытов, проводившихся при освещенности $E = 400$ лк. Все скачки формируются относительно уровня яркости b_0 , которому соответствует коэффициент отражения $\rho_0 = 0,4$.

Таблица 1

<div><div>ρ</div><div>Номер опыта</div></div>	ρ_1	ρ_1'	ρ_1''	$\rho_{1\Sigma}$	$\alpha, \%$	$\rho_{1\Sigma}$ расчетное	$\rho_{1\Sigma}$ опытное	$\rho_{1\Sigma}''$
1	0.38	0.346	0.374	0.36	14	0.292	0.290	0.348
	0.38	0.346	0.374					
2	0.38	0.346	0.374	0.34	16.8	0.281	0.283	0.348
	0.36	0.335	0.374					
3	0.38	0.346	0.374	0.32	22	0.259	0.268	0.348
	0.34	0.313	0.374					
4	0.38	0.346	0.374	0.30	28	0.236	0.261	0.348
	0.32	0.290	0.374					

В результате попарного уравнивания светлот в точках *a* по величинам углов φ_1 , φ_1' и φ_1'' вычислены соответствующие значения ρ_1 , ρ_1' и ρ_1'' . В строке «Номер опыта» указаны значения коэффициентов отражения

для одной пары скачков яркости, в нижней — для другой. После сложения скачков получены $\rho_{i\pm}$ и $\rho_{i\pm}^*$. Вычислено также $\rho_{i\pm}^*$ расчетное — то значение коэффициента отражения, при котором должно наблюдаться равенство светлот в точках а скачков; $\rho_{i\pm}^*$ опытное — значение того же коэффициента, полученное в опыте. В графе « δ , %» указана величина наибольшего скачка яркости в данном опыте, вычисленная по формуле $\delta = \frac{\rho_{i\pm}^* - \rho_{i\pm}}{\rho_{i\pm}} 100\%$.

Из табл. 1 видно, что величина $\rho_{i\pm}^*$ расчетное совпадает с опытным $\rho_{i\pm}^*$ только для скачков с δ в пределах 16%, следовательно, аксиома аддитивности для модели в линейном варианте при скачкообразных сигналах выполняется только в пределах 16%.

Аддитивность краевого контраста изучалась также в предположении логарифмической функции f . В этом случае сложению функций $f(b_1) + f(b_2)$ и $f(b_1^1 + f(b_2^1))$ соответствует перемножение входных сигналов $b_1 b_2$ и $b_1^1 b_2^1$. Из равенства (4) — (6) следует, что прибавление постоянной составляющей яркости к обоим полям сравнения не нарушает равенства светлот. Этот вывод хорошо согласуется с таким экспериментальным фактом, как инвариантность равенства светлот при изменении освещенности полей сравнения. Специальные опыты, проведенные нами на вертушках Максвелла, подтвердили данный теоретический вывод. В связи с этим можно производить перемножение относительных величин входных сигналов (например, коэффициентов отражений), не заботясь о смещении постоянного уровня. Важное значение в данном случае приобретают лишь величины перемножаемых скачков. Опыты показали, что аксиома аддитивности для логарифмического преобразования выполняется при величинах скачков, достигающих 40%.

Условия проведения последних экспериментов не отличались от вышеназванных. Результаты их представлены в табл. 2 (при $\rho_0 = 0,695$; $\rho_i^* = 0,729$; $\rho_{in}^* = 0,530$; $\rho_{on} = 0,482$).

Таблица 2

Номер опыта \ ρ_i	ρ_i	ρ_i^*	ρ_{in}	δ , %	ρ_{in}^* расчетное	ρ_{in}^* опытное
1	0.648	0.688	0.407	15.6	0.460	0.458
	0.628	0.668				
2	0.648	0.688	0.376	22.0	0.425	0.427
	0.580	0.618				
3	0.648	0.688	0.349	27.8	0.399	0.397
	0.538	0.580				
4	0.580	0.618	0.312	35.2	0.358	0.361
	0.538	0.580				
5	0.580	0.618	0.290	39.8	0.333	0.329
	0.500	0.539				
6	0.580	0.618	0.278	42.0	0.321	0.307
	0.480	0.520				

Описанные выше опыты имели одну характерную особенность: величины скачков на полях сравнения отличались между собой незначительно — на 5—7%. Была проведена вторая серия экспериментов по проверке аксиомы аддитивности. В них на одном поле сравнения формировался скачок яркости, а на другом — некоторый равномерный фон. Как и в предыдущих опытах, определялось равенство светлот между равномерным фоном и полем со скачком в некоторой точке a . Две пары полей сравнения, для которых устанавливалось равенство светлот, затем складывались в приращения или перемножались в абсолютных значениях. В этом случае аддитивность соблюдалась в незначительных пределах изменения величины скачка яркости относительно постоянного уровня b_0 : примерно 5% в линейном варианте и 8% в логарифмическом. Такие опыты вызвали необходимость проведения описанных ниже исследований математической модели контраста (1) для более широкого диапазона изменения скачкообразных входных сигналов.

Аксиома одномерности проверялась нами как для фиксированной функции $V_0(x) = f[b_0(x)]$ в виде скачка яркости, так и для равномерного фона. Цель экспериментов состояла в доказательстве возможности уравнивания светлоты в некоторой точке наблюдения для произвольной функции краевого контраста путем умножения фиксированной функции $V_0(x)$ на вещественное число. Если в качестве фиксированной функции взять равномерный фон, то выполнимость этой аксиомы не вызывает сомнений, так как, очевидно, всегда можно подобрать равномерный фон со светлотой, равной некоторому уровню светлоты на исследуемом поле сравнения.

Умножению фиксированной функции $V_0(x)$ на постоянное число соответствует либо умножение входного сигнала на эту же постоянную величину (линеаризованный вариант), либо возведение входного сигнала в степень, равную этому числу (логарифмический вариант). Для фиксированной функции в виде скачка яркости были проведены опыты на вертушках Максвелла. На одной создавалась некоторая зрительная картина $b(x)$ с краевым контрастом. На другой вертушке с разрезным диском формировалась фиксированная функция $b_0(x)$. Испытуемому предлагалось добиться равенства светлот в некоторой характерной точке полей сравнения (a или a') путем изменения угла раствора разрезного диска. Результаты экспериментов для точки a приведены в табл. 3. В качестве $b_0(x)$ использовался скачок яркости с двумя уровнями, характеризуемыми коэффициентами отражения $\rho_1 = 0,55$ и $\rho_2 = 0,60$. Поскольку величины скачков были достаточно малыми ($\Delta\rho < 10\%$), мы пользовались линейной зависимостью $V_0(x) = kb_0(x)$.

Таблица 3

b_i	ρ_{i1}	0,36	0,45	0,49	0,61	0,66	0,67	0,68
	ρ_{i2}	0,40	0,50	0,55	0,65	0,72	0,73	0,74
$b_0 \sigma_i$	ρ_0	0,357	0,445	0,495	0,605	0,657	0,669	0,677
	ρ_0''	0,390	0,486	0,540	0,660	0,717	0,729	0,738
$r_{i\text{cp}}$	—	0,650	0,810	0,90	1,10	1,195	1,215	1,230

Такие исследования, проводившиеся со скачками, в которых более 10 %, показывали, что умножением $V_0(x)$ на число r всегда можно выровнять ощущения в любой точке зрительной картины. В опыте, повторявшемся 5 раз, участвовало 5 испытуемых. В результате вычислено усредненное значение $r_{\text{ср}}$. Зрительная картина b_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) наблюдалась в виде скачка яркости с уровнями b_{i-1} и b_i . Как вытекает из табл. 3, близким входным сигналам b_5, b_6, b_7 соответствуют r_5, r_6, r_7 , численные значения которых отличаются незначительно, что подтверждает справедливость аксиомы непрерывности.

Определение ядра интегрального преобразования модели краевого контраста

Для определения ядра исследуем реакции математической модели на входные сигналы типа «скачок» яркости. Если при этом воспользоваться малыми перепадами яркости (5—7 %), то монотонную функцию f можно заменить линейной, а ядро модели краевого контраста определить с точностью до постоянного множителя и постоянной составляющей. Преобразование (1) при этом представится в виде

$$\varphi^{-1}[S(x)] = b(x) + \int_a^b b(\xi) K(x - \xi) d\xi. \quad (12)$$

Однако определение ядра путем измерения распределения светлоты $S(x)$ в окрестности перепада яркости скачкообразного входного сигнала затруднено из-за индуктивного влияния светлот соседних участков на измеряемый, в результате чего данные измерения светлоты изолированных участков сильно отличаются от измерений для тех же участков на переменном фоне.

Для облегчения процедуры нахождения ядра перейдем к обратному преобразованию. Уравнение (12) можно рассматривать как интегральное уравнение Фредгольма второго рода. При этом для функции ядра $K(x, \xi) = K(x - \xi)$ итерированное ядро $K_n(x - \xi)$, определяемое рекуррентной формулой [2]

$$K_n(x, \xi) = \int_a^b K(x, t) K_{n-1}(t, \xi) dt, \quad (13)$$

также будет иметь вид $K_n(x, \xi) = K_n(x - \xi)$.

Тогда, как известно, обратное преобразование, или решение уравнения (12), может быть представлено в виде

$$b(x) = \varphi^{-1}[S(x)] - \int_a^b \varphi^{-1}[S(x)] \Gamma(x - \xi) d\xi, \quad (14)$$

где $\Gamma(x - \xi)$ — резольвента уравнения (12).

Уравнение (14) будем считать исходным и определим резольвенту экспериментально, для чего нужно подобрать такой закон изменения функции $b(x)$ входного сигнала, чтобы светлота $S(x)$ имела форму скачка без подчеркивания контура на границе, т. е.

$$S(x) = \begin{cases} S_1, & \text{при } x < 0, \\ S_2, & \text{при } x > 0. \end{cases} \quad (15)$$

При этом функция $\varphi^{-1}[S(x)]$, очевидно, также будет изменяться скачкообразно.

Эксперимент проводился следующим образом. На кружке из ватманской бумаги ($\rho_k = 0,83$) тушью вычерчивалась фигура, показанная на рис. 3, а. После закручивания кружка со сверхкритической скоростью

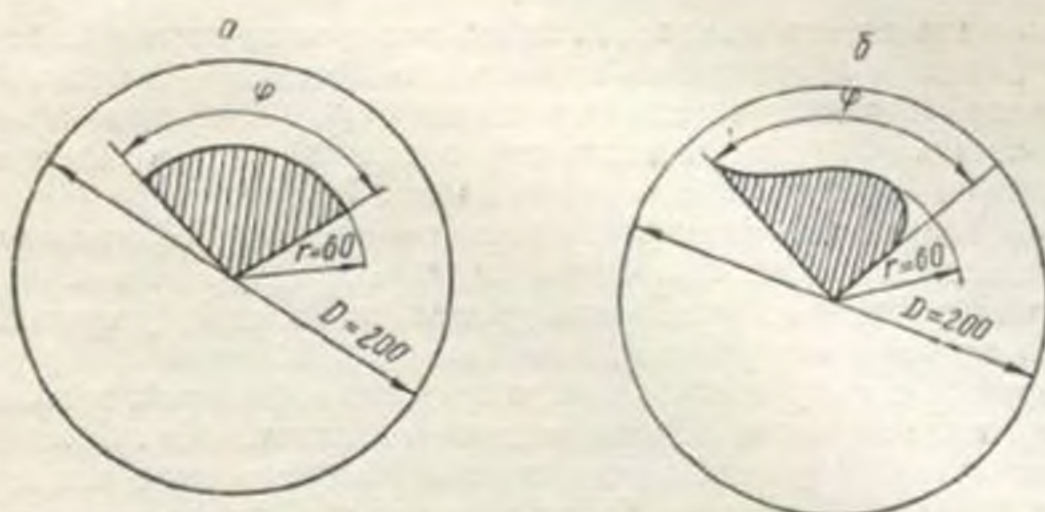


Рис. 3.

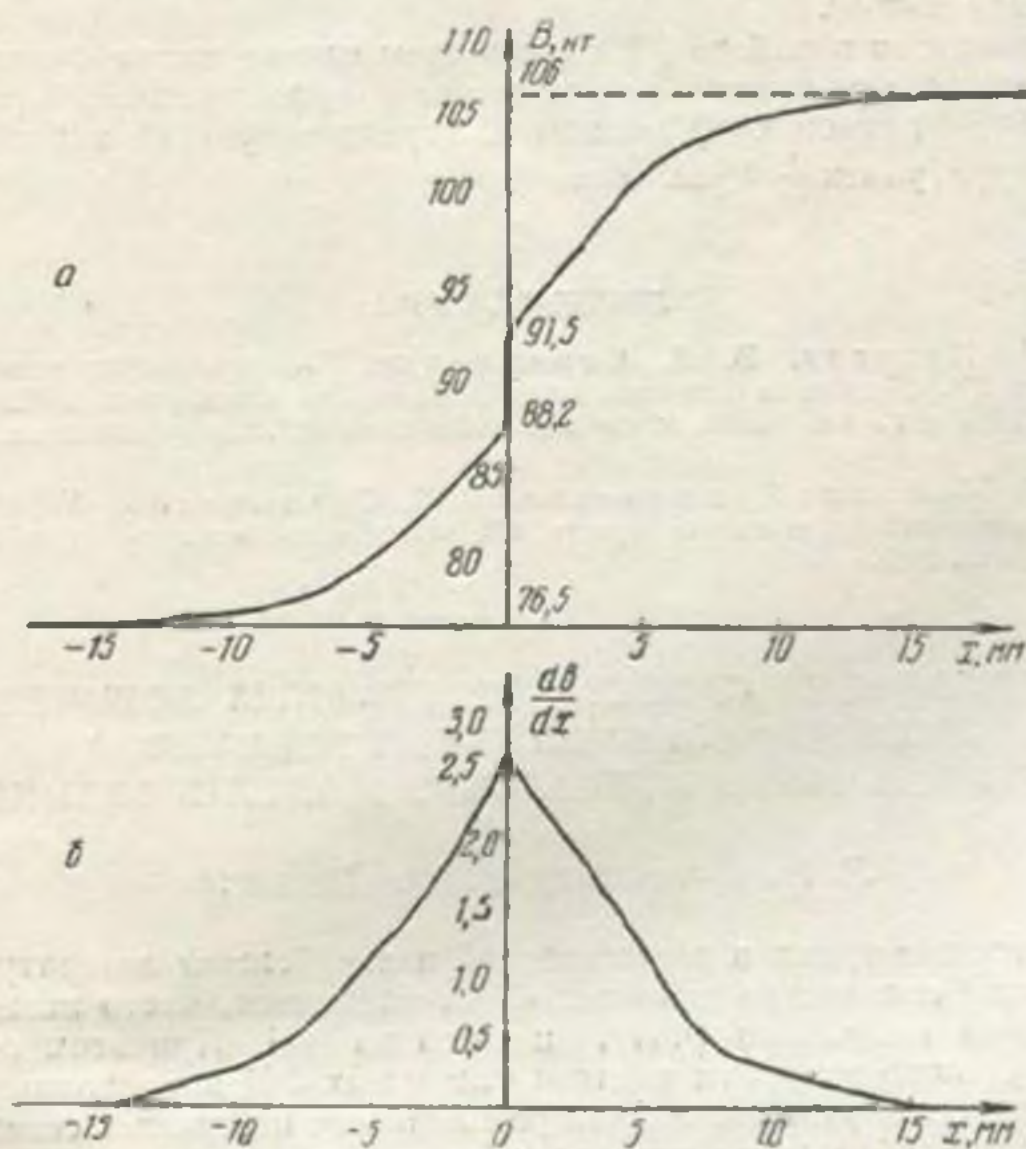


Рис. 4.

получалось распределение яркости вдоль радиуса кружка в виде скачка (рис. 1, а). Опыты проводились при освещенности $E = 400$ лк. Яркость b_0 , зависящая от коэффициента отражения белой бумаги и освещенности E , составляла 106 нт. Яркость другого поля b_1 , определяемая углом раствора черного сектора φ , составляла 76,5 нт.

Данный скачок вызывает распределение светлоты зрительного ощущения, показанное на рис. 1, б. Чтобы ощущение получилось в виде скачка светлоты, необходимо увеличить уровень яркости b_1 у границы раздела полей и уменьшить уровень b_0 также вблизи границы. На рис. 3, б показан кружок с полученной экспериментально фигурой, вызывающий ощущение в виде двух полей равномерной светлоты, без подчеркивания и размытия границы раздела этих полей. Распределение яркости зрительной картины в этом случае будет иметь вид, показанный на рис. 4, а. Эта кривая получена в результате усреднения данных работы с семью испытуемыми.

На рис. 4, б показана резольвента, полученная путем графического дифференцирования кривой $b(x)$.

Для точного определения ядра $K(x - \xi)$ по резольвенте $\Gamma(x - \xi)$ нужно вычислить итерированные резольвенты по формуле, аналогичной (13), а затем найти сумму ряда Фредгольма [2]. При этом форма ядра будет зависеть от масштаба измерения резольвенты. Однако с целью упрощения расчетов можно аппроксимировать экспериментальную функцию резольвенты удобным аналитическим выражением и затем определить функцию ядра. Так, хорошая аппроксимация достигается выражением вида $\alpha e^{-\beta|x|}$.

Как показано в работе [3], ядро в этом случае также будет описываться степенной функцией, но с другими коэффициентами. $K(x - \xi) = \alpha e^{-\beta|x-\xi|}$, причем коэффициент β , характеризующий вид подчеркивания контура, равен $\frac{1}{20}$ 1/угл. мин.

ЛИТЕРАТУРА

1. Е. П. Путятин, В. Я. Сердюченко. Вопросы теории краевого контраста зрения. Сб. «Проблемы бионики», вып. 6. Изд-во Харьковск. ун-та, 1971.
2. С. Г. Михлин. Лекции по линейным интегральным уравнениям. Физматгиз, 1959.
3. Ю. П. Шабанов-Кушиаренко, В. Я. Сердюченко. К вопросу моделирования явлений краевого контраста. Сб. «Проблемы бионики», вып. 2. Изд-во Харьковск. ун-та, 1969.

ИССЛЕДОВАНИЕ СВОЙСТВ АДАПТИВНЫХ ЛОГИЧЕСКИХ СЕТЕЙ ИЗ НЕЙРОПОДОБНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ МЕТОДОМ МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

В. И. Потапов, М. Ф. Доценко

В настоящее время в отечественной и зарубежной литературе описано большое количество нейроподобных элементов, часто называемых формальными нейронами (ФН), и сетей из ФН. При этом основное внимание уделено вопросам синтеза отдельных ФН и нейронных сетей, а также вопросам функциональной устойчивости нейронных сетей по отношению к неустойчивости порогов и флуктуациям амплитуды сигналов во входных волокнах ФН.

Известно, что в технических системах, как и в биологических, кроме параметрических отказов, к числу которых относятся указанные выше, имеют место также катастрофические отказы в виде обрывов и коротких замыканий деталей и элементов. Однако до настоящего времени авторам неизвестны работы, в которых бы было проведено систематическое исследование свойств неадаптивных и адаптивных сетей из нейроподобных элементов при наличии отказов типа «обрыв» ($1 \rightarrow 0$) и «короткое замыкание» ($0 \rightarrow 1$) у деталей ФН, а также дана оценка эффективности различных методов адаптации с целью компенсации отказов ($1 \rightarrow 0$) и ($0 \rightarrow 1$) в нейронных сетях, рассматриваемых как избыточные логические модули систем автоматики и вычислительной техники.

Частичному восполнению указанного пробела посвящена настоящая работа, в которой основным аппаратом исследования свойств сетей из нейроподобных элементов при наличии отказов ($0 \rightarrow 1$) и ($1 \rightarrow 0$) явилось математическое моделирование на ЭЦВМ «Минск-22».

Из всего многообразия известных ФН в данной работе для исследования были выбраны ФН Мак-Каллока с возбуждающими, тормозящими и запрещающими волокнами [1]. Такой выбор объясняется тем, что указанные ФН представляют собой достаточно простые по структуре многофункциональные пороговые элементы с удобным в практическом отношении способом их логической перестройки за счет изменения величины порога. Техническая реализация таких ФН не составляет трудности. Для удобства математического моделирования на ЦВМ указанные ФН описывались следующим выражением:

$$f^*(x_1, \dots, x_n) = \text{sg} \left\{ \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_i k_{ij} z_{ij} \left(1 - \bigvee_{l=1}^s x_l \beta_{il} \right) \right] - \theta^* \right\}, \quad (1)$$

где функция $f^* = \text{sg} z$ определяется как

$$\text{sg} = \begin{cases} 1, & \text{если } z \geq 0, \\ 0, & \text{если } z < 0; \end{cases} \quad (2)$$

$x_i(x_j)$ — значение двоичной (0, 1) переменной на $i(l)$ -м функциональном входе ФН; $k_{ij} \in \{\pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots\}$ — весовой коэффициент входного волокна ФН, соединенного с j -м входом порогового элемента нейрона; $\theta^* \in \{\theta^1, \theta^2, \dots, \theta^{2^s-1}\}$ — порог срабатывания ФН, выражающийся целым числом из диапазона $(-\infty \div +\infty)$; α_{il} и β_{il} — двоичные (0, 1) коэффициенты соответствующих матриц A и B связи $i(l)$ -х функциональных входов ФН с j -ми входами его порогового элемента

$$A = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \dots & \alpha_{1m} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} & \dots & \alpha_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{n1} & \alpha_{n2} & \dots & \alpha_{nm} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$B = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \dots & \beta_{1m} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \dots & \beta_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \beta_{n1} & \beta_{n2} & \dots & \beta_{nm} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Если связь между указанными входами осуществляется с помощью возбуждающих или тормозящих (несущих) волокон, то соответствующие коэффициенты $\alpha_{il} = 1$, а если с помощью запрещающих — то соответствующие коэффициенты $\beta_{il} = 1$. При отсутствии указанных связей соответствующие коэффициенты $\alpha_{il} = 0$ и $\beta_{il} = 0$. Из выражения (1)

следует, что в узлах взаимодействия запрещающих волокон с запрещаемыми реализуются функции вида

$$y_l = x_l \bigwedge_{i=1, i \neq l}^k \bar{x}_i. \quad (5)$$

т. е. узел взаимодействия волокон может быть выполнен на обычном пороговом элементе с порогом, равным +1. Если сигнал, проходящий по j -му несущему волокну, запрещается сигналом, проходящим только по l -му волокну, то выражение (5) для такого узла взаимодействия принимает вид

$$y_l = x_l \wedge \bar{x}_l. \quad (6)$$

Из приведенного аналитического описания ФН следует, что для однозначного определения структуры и логических возможностей нейрона в ЦВМ необходимо ввести данные о количестве функциональных входов δ , набор значений весовых коэффициентов $\{k_j\}$ ($j = 1, 2, \dots, m$), матрицы A и B коэффициентов связи α_{ij} и β_{ij} , а также набор порогов $\{\theta^*\}$ $\gamma = 1, 2, \dots$, при которых ФН реализует заданный набор логических функций $\{f^*\}$.

В качестве возможных катастрофических отказов в ФН рассматривались всевозможные одиночные и двойные обрывы, а также короткие замыкания в произвольных сочетаниях для волокон любого типа. При этом отказ типа «обрыв» волокна моделировался путем приравнивания к нулю соответствующего элемента матрицы A или B , а отказ типа «короткое замыкание» — путем установления тождества

$$x_l k_j \alpha_{lj} \left(1 - \bigvee_{i=1}^k x_i \beta_{ij}\right) \equiv k_j,$$

при $\alpha_{lj} = 0$ и любых значениях x_l и x_i .

Анализ результатов воздействия моделируемых катастрофических отказов на значение реализуемой ФН функции показал, что все они могут быть получены путем соответствующего эквивалентного изменения величины порога θ^* у ФН. Нетрудно убедиться, что обрывы возбуждающих волокон и волокон запрета, взаимодействующих с тормозящими волокнами, а также короткое замыкание источника сигналов на входах тормозящих волокон приводят на соответствующих наборах входных переменных к уменьшению суммарного возбуждающего и увеличению суммарного тормозящего сигналов, приходящих на пороговый элемент ФН. А это эквивалентно пропорциональному увеличению порога θ^* приводящему к ошибке вида $(1 \rightarrow 0)$ на выходе ФН. Отказы, инверсные описанным выше, эквивалентны соответствующему уменьшению величины порога θ^* у ФН и, как следствие этого, приводят к появлению на выходе ФН ошибки вида $(0 \rightarrow 1)$.

Таким образом, при наличии у ФН отказов вида $(0 \rightarrow 1)$ и $(1 \rightarrow 0)$ повышение надежности реализации заданной функции может быть достигнуто путем компенсации этих отказов за счет объединения ФН в сети, функционально устойчивые к одновременному или произвольному изменению в некотором диапазоне порогов у нейронов сети. Такие сети из ФН уже известны в теории нейронных сетей. Они представляют собой одновыходные двух-и более ранговые регулярные (без обратных связей) логические структуры, которые в литературе получили название соответственно логически стабильных и логически надежных сетей формальных нейронов [1—3].

Каждую нейронную сеть можно рассматривать как логический модуль со структурной и логической избыточностью, реализующий заданную функцию $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$. При этом ФН первого ранга сети реализуют функции $f_{11}(x_1, \dots, x_n), f_{12}(x_1, \dots, x_n), \dots, f_{1s}(x_1, \dots, x_n)$, аргументами которых являются независимые входные переменные x_i ; ФН второго ранга реализуют функции $f_{21}(f_{11}, \dots, f_{1s}), f_{22}(f_{11}, \dots, f_{1s}), \dots, f_{2t}(f_{11}, \dots, f_{1s})$, аргументами которых являются значения функций на выходах нейронов первого ранга и так далее. Аргументами выходного ФН являются значения функций на выходах нейронов предпоследнего ранга сети.

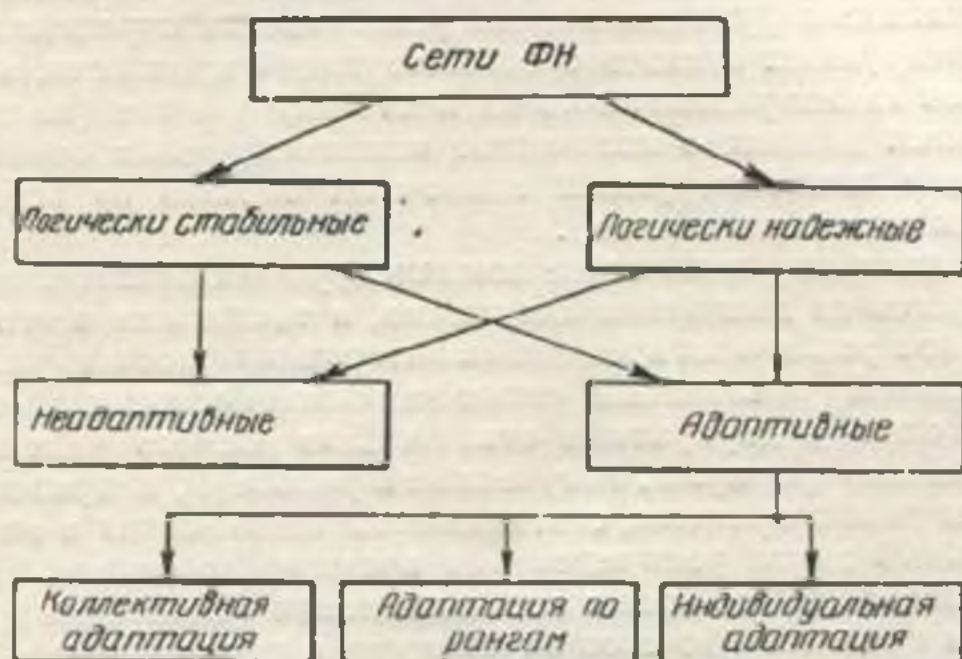


Рис. 1. Классификация сетей формальных нейронов.

Очевидно, что рассматриваемые отказы у ФН сети приводят к искажению значения соответствующих функций $f_{r,i}$, а следовательно, и заданной функции F . Однако путем целенаправленного изменения порогов у ФН сети такие отказы можно компенсировать, т. е. подобрать такой набор функций $\{f_{r,i}\}$, который при наличии отказов в сети будет обеспечивать правильную реализацию сетью заданной функции F .

В настоящей работе методом математического моделирования исследовались двух- и трехранговые сети с нерасширенным (δ ФН в ранге) и расширенным первым рангом, состоящие из ФН с двумя ($\delta = 2$) и тремя ($\delta = 3$) функциональными входами.

Типы исследованных сетей показаны на рис. 1. Дадим некоторые пояснения введенным терминам.

Неадаптивной сетью ФН будем называть такую, у которой пороги нейронов в процессе работы не регулируются. Поэтому в неадаптивных сетях из всех возможных наборов значений порогов, обеспечивающих функциональную устойчивость сети, фиксируется такой, при котором допустимо наибольшее число отказов деталей у ФН, не приводящих к искажению заданной выходной функции F сети. Неадаптивная нейронная сеть безотказно функционирует до тех пор, пока не будет израсходован ресурс ее надежности, обусловленный выбранным набором значений порогов у ФН.

Адаптивной сетью будем называть такую сеть ФН, в которой действие отказов, приводящих к искажению выходной функции F сети, компенсируется соответствующим целенаправленным изменением порогов у ФН. При этом, если для компенсации отказов одновременно изменяются пороги у всех нейронов сети на одинаковую величину, такие сети на-

зываются сетями с коллективной адаптацией; если изменение порогов у ФН осуществляется последовательно ранг за рангом, причем просматриваются все возможные сочетания, то такие сети называются сетями с адаптацией по рангам; наконец, если изменение порогов осуществляется последовательно у каждого ФН сети и просматриваются все возможные комбинации, то такие сети называются сетями с индивидуальной адаптацией.

Как указывалось выше, в исследуемых сетях имитировались всевозможные одно- и двукратные отказы вида $(0 \rightarrow 1)$ и $(1 \rightarrow 0)$ в произвольных сочетаниях и в зависимости от режима адаптации на каждом наборе порогов из диапазона функциональной устойчивости определялось количество компенсируемых отказов соответствующей кратности, а для одиночных отказов также указывалось их место в сети и тип (на печать, помимо суммарных данных о количестве компенсируемых отказов, выводилась матрица компенсируемых одиночных отказов на всех наборах порогов из диапазона адаптации).

Согласно данным о количестве компенсируемых отказов, для каждого набора порогов из диапазона адаптации, а также для всего диапазона адаптации при различных временных интервалах рассчитывалась вероятность правильной реализации сетью заданной функции F , если в сети присутствуют одно- и двукратные отказы. Для расчета надежности сетей использовались формулы, полученные в работе [4], в предположении, что все отказы равновероятны, статистически независимы и имеет место экспоненциальный закон распределения времени до отказа. При моделировании полагалось, что время восстановления (адаптации) пренебрежимо мало и в процессе расчетов надежности адаптивных сетей им можно пренебречь. Поэтому расчет надежности неадаптивных и адаптивных сетей по отношению к однократным отказам производился по формуле

$$W_1(t) = e^{-\lambda t} [1 + k_0 n (e^{\lambda t} - 1)], \quad (7)$$

а по отношению к двукратным отказам — по формуле

$$W_2(t) = e^{-\lambda t} \left\{ 1 + k_0 n \left[(e^{\lambda t} - 1) + k_1 (n - 1) \frac{1}{2} (1 - 2e^{\lambda t} + e^{2\lambda t}) \right] \right\}, \quad (8)$$

где λ — интенсивность отказов вида $(0 \rightarrow 1)$ и $(1 \rightarrow 0)$; n — количество всевозможных одиночных отказов в сети; t — время; k_0 и k_1 — коэффициенты, соответственно показывающие, какая часть из всевозможных одно- и двукратных отказов в сети может быть компенсирована (для неадаптивных сетей — за счет структурной избыточности при фиксированном наборе порогов у ФН, а для адаптивных сетей — за счет структурной и логической избыточности при изменении порогов у ФН во всем диапазоне адаптации). Укрупненная блок-схема программы, составленной для исследования сетей ФН на ЭЦВМ «Минск-22», представлена на рис. 2 и, по-видимому, не требует дополнительных пояснений.

Перейдем к обсуждению результатов моделирования, остановившись предварительно на вопросах структурной сложности сетей. Под структурной сложностью сети будем понимать количество необходимых для ее реализации пороговых элементов.

Анализ большого числа вариантов минимизированных логически стабильных и логически надежных сетей ФН, реализующих одинаковые функции двух независимых переменных, показал, что они имеют примерно одинаковую структурную сложность. Логически же надежные сети из ФН с $\delta = 3$ чаще получаются структурно более простыми, чем логически стабильные сети из невырожденных ФН. Это достигается за счет более широких возможностей применения минимизирующих конструк-

тивную сложность ФН алгоритмов заполнения диаграмм Венна порядковыми числами, что приводит к рациональному использованию вырожденных, т. е., как правило, структурно более простых ФН. Последнее, в свою очередь, является одной из причин сокращения в таких сетях диапазона

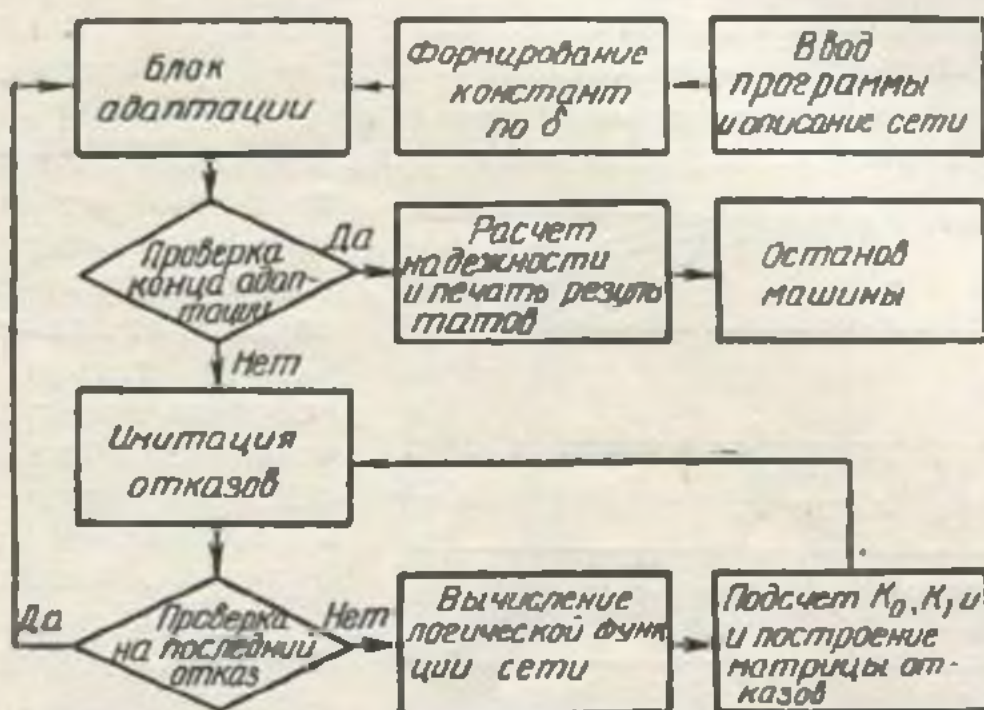


Рис. 2. Блок-схема программы для исследования сетей формальных нейронов.

функциональной устойчивости по отношению к одновременному изменению порогов у всех ФН в сети, а это приводит к относительному уменьшению их надежности в адаптивном режиме по сравнению с логически стабильными сетями из ФН с $\delta = 2$. Однако за счет большой доли одновременно допустимых многократных отказов логически надежные сети из ФН с $\delta = 2$ в неадаптивном режиме часто оказываются более надежными, чем соответствующие логически стабильные сети. Это особенно заметно сказывается при больших значениях M , где увеличивается вероятность появления двух и более кратных отказов (рис. 3).

Для сетей из ФН с $\delta = 3$ логически надежные сети всегда оказываются надежнее логически стабильных (рис. 3). Это объясняется тем, что доля компенсируемых отказов любой кратности в них не меньше, чем в логически стабильных сетях, а структура — более простая (меньше n). Кроме того, логически надежные сети из ФН с $\delta = 3$ практически всегда

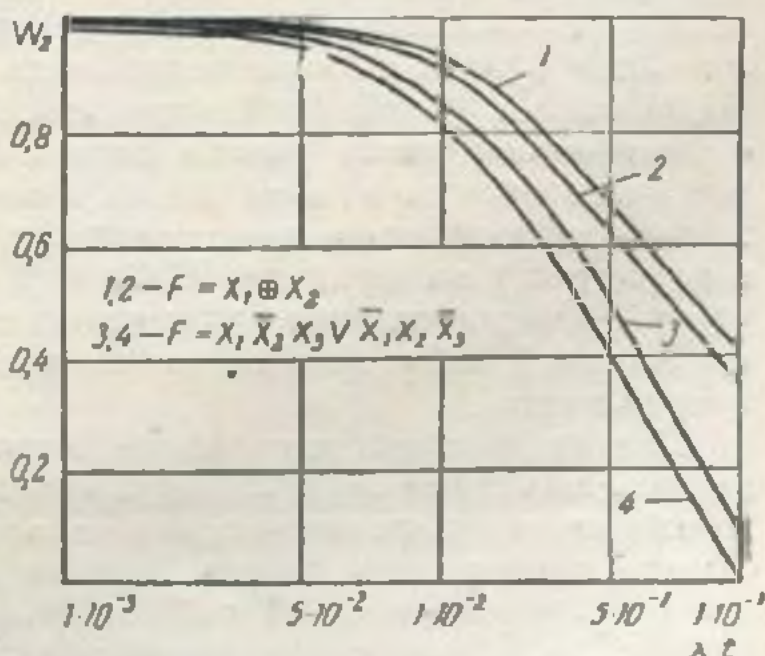


Рис. 3. Кривые вероятности безотказной работы логически надежных (1, 3) и логически стабильных (2, 4) сетей ФН в неадаптивном режиме.

удастся синтезировать так, чтобы на одном из наборов порогов, входящих в диапазон функциональной устойчивости, выходной ФН реализовал мажоритарную функцию, что не удастся сделать в логически стабильных сетях из невырожденных ФН. Следует указать, что если в ре-

жине адаптации все ФН первого ранга реализуют заданную функцию F или $\bar{F}$, а выходной ФН реализует соответственно набор функций maj , $И$, $ИЛИ$ либо набор инверсных им функций, то в сети за счет адаптации компенсируются все возможные одно- и двукратные отказы, а также значительная часть отказов высокой кратности и на выходе сети сохраняется заданная функция F . Было также установлено, что если в двухранговых однородных сетях из ФН с $\delta = 2$ в адаптивном режиме оба нейрона первого ранга реализуют заданную функцию F или $\bar{F}$, а выходной нейрон — соответственно набор функций $И$, $ИЛИ$ либо их инверсии,

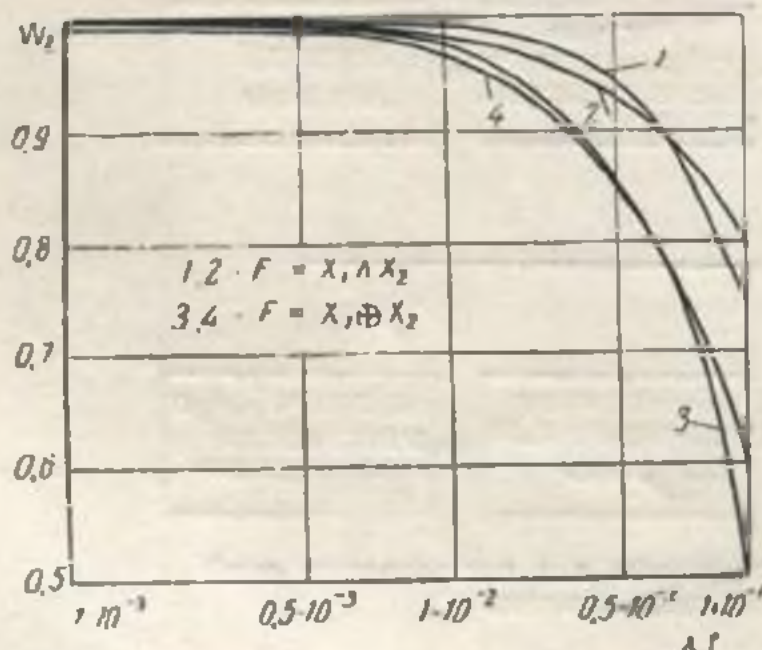


Рис. 4. Надежность сетей ФН с расширенным (1, 3) и нерасширенным (2, 4) первым рангом и коллективной адаптацией.

то за счет адаптации в такой сети компенсируются все однократные и примерно половина двукратных отказов. Из теории формальных нейронов известно, что увеличение числа рангов у логически надежных сетей приводит к расширению диапазона их функциональной устойчивости и, следовательно, повышает надежность сетей по отношению к флуктуациям величины порогов и весовых коэффициентов входов. Последнее имеет место в технических системах при нестабильности питающего напряжения. Основываясь на этом, можно было предположить, что надежность двухранговых сетей по отношению к катастрофическим отказам у ФН ниже, чем надежность к подобным же отказам $2 + l$ ($l = 1, 2, \dots$) ранговых сетей. Однако математическое моделирование показало обратное. С увеличением рангов у сетей вероятность их безотказной работы $W_1(l)$ и $W_2(l)$ падает (особенно быстро при больших l). Это вызвано тем, что с увеличением числа рангов сети значительно увеличивается возможное число отказов n , а также $n\lambda$ и возросшая за счет расширившегося диапазона адаптации доля компенсируемых одно- и двукратных отказов (k_0 и k_1) на функции $W_1(l)$ и $W_2(l)$ оказывает меньшее влияние, чем $n\lambda$. Иными словами, эффективность вводимой в сети логической и структурной избыточности относительно падает с увеличением числа рангов в сети.

Таким образом, построение логических модулей в виде сетей ФН, содержащих более чем два ранга, целесообразно лишь в том случае, когда ожидаемая параметрическая ненадежность достаточно велика и если с возрастанием числа рангов (больше двух) увеличивается произведение вероятности безотказной работы сети за счет флуктуации порогов и весовых коэффициентов на вероятность безотказной работы сети за счет катастрофических отказов ФН.

Расширение первого ранга сети, например, на один ФН, как это имело место в описываемых экспериментах, в общем случае приводит к увеличению доли компенсируемых в процессе адаптации отказов любой кратности. Однако при этом увеличивается и n . Поэтому при малых значениях $n\lambda$ такие сети оказываются более надежными, чем сети без расширенного первого ранга, но при больших значениях $n\lambda$ они меняются местами (рис. 4). Отмеченное указывает границу целесообразного при-

менения адаптивных сетей ФН в качестве логических модулей технических систем.

Перейдем теперь к рассмотрению свойств сетей ФН при различных режимах адаптации. Начнем с коллективной адаптации, при которой возникший в сети отказ компенсируется одновременным изменением порогов у всех ФН на одну и ту же величину. Очевидно, что с технической точки зрения организация такого процесса адаптации не представляет особых трудностей, но при этом далеко не исчерпывается потенциальная надежность сетей за счет имеющейся в них логической избыточности. Последнее, как показало математическое моделирование, относится и к логически надежным, и логически стабильным сетям ФН. Это приводит к тому, что в ряде случаев надежность сетей из пороговых элементов с мажоритарным пороговым элементом на выходе оказывается выше, чем у модулей, реализующих аналогичные функции, но выполненных в виде сетей ФН с коллективной адаптацией (рис. 5). Увеличение функциональной надежности сетей ФН, особенно при больших значениях λ , достижимо путем поранговой адаптации (рис. 6). При этом более полно используется логическая избыточность сети, но увеличивается сложность технической реализации адаптивного процесса и время адаптации, а в логически надежных сетях могут появиться такие сочетания поранговых наборов, при которых даже в отсутствие отказов выходная функция отлична от заданной.

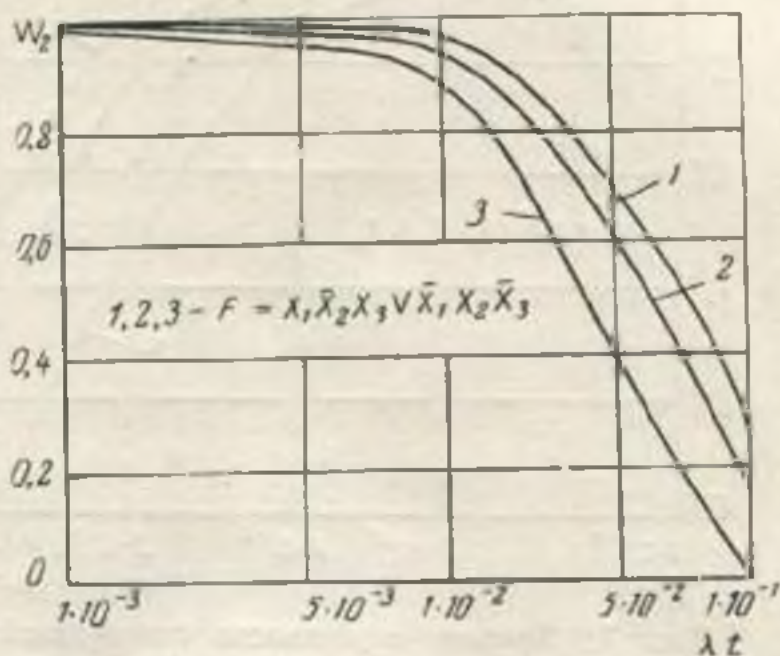


Рис. 5. Сравнение надежности мажоритарной схемы (1) с логически надежной (2) и логически стабильной (3) сетями ФН с коллективной адаптацией.

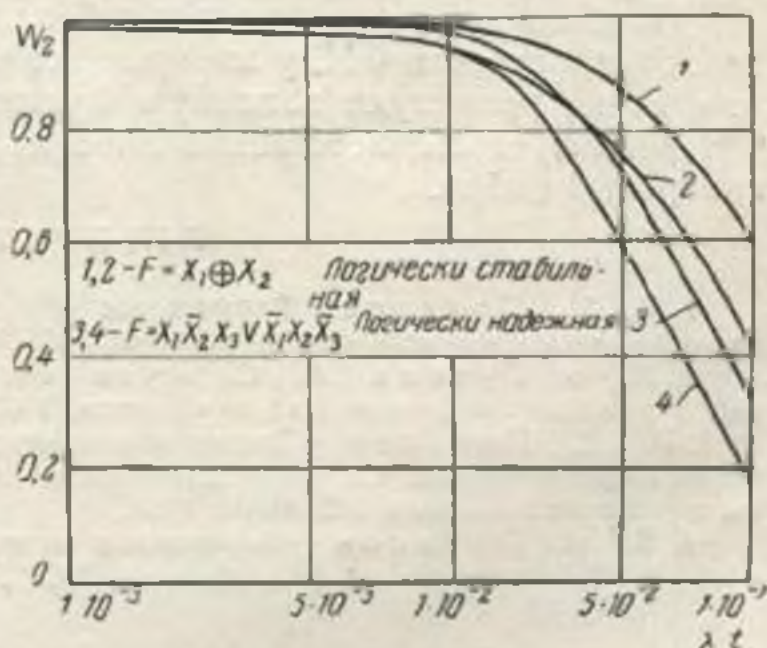


Рис. 6. Сравнение надежности сетей ФН с коллективной (2, 4) и поранговой (1, 3) адаптацией.

Частным случаем поранговой адаптации является адаптация в сети, у которой нейроны первого ранга реализуют заданную функцию F или ее инверсию $\bar{F}$, а нейрон второго ранга (выходной ФН) реализует при изменении его порога соответствующий набор функций *maj*, *И*, *ИЛИ* либо их инверсии. В таких сетях в процессе адаптации порог изменяется только у выходного ФН, а пороги нейронов первого ранга остаются постоянными. Надежность сетей такого рода является наиболее высокой во всем интервале изменения λ (рис. 7), а техническая реализация процесса адаптации относительно простая.

В результате математического моделирования было установлено, что

индивидуальная адаптация в сетях из ФН с $\delta = 2$ практически не дает увеличения их надежности, так как уже при поранговой адаптации в логическая избыточность в сети используется полностью. В сетях из ФН с $\delta = 3$ индивидуальная адаптация при больших значениях λ дает и

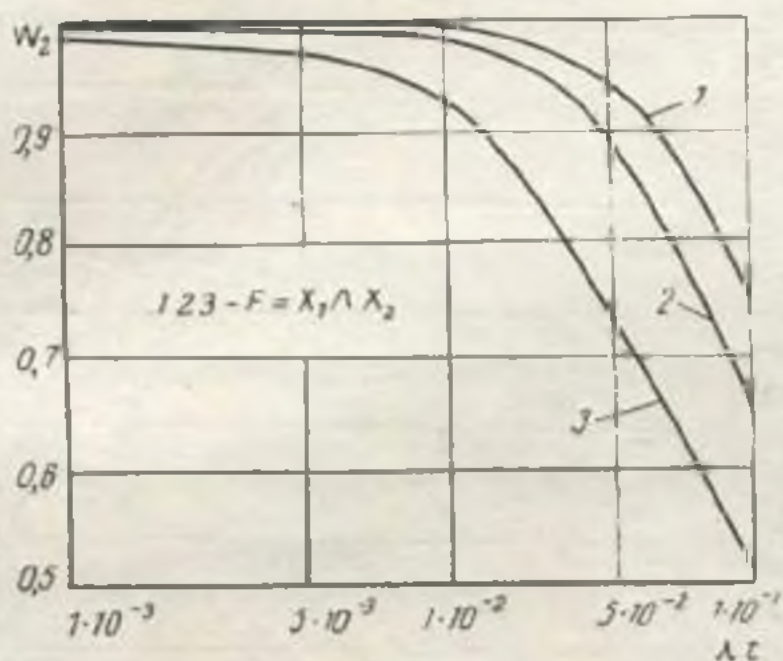


Рис. 7. Кривые вероятности безотказной работы сетей ФН с частным случаем поранговой адаптации (1), логически стабильной с коллективной адаптацией (2) и мажоритарной схемы (3).

Наибольшей функциональной надежностью обладают адаптивные двухранговые сети ФН, у которых все нейроны первого ранга в процессе адаптации реализуют заданную функцию или ее инверсию, а выходной ФН реализует соответственно либо набор функций *И*, *таж*, *ИЛИ*, либо инверсный набор.

ЛИТЕРАТУРА

1. В. И. Потанов. Формальные нейроны как элементы систем автоматического управления и вычислительной техники. ЭИКА, вып. 14 1970.
2. И. Б. Гутчин, А. С. Кузнецов. Бионика и надежность. Элементы теории формальных нейронов. Изд-во «Наука», 1967.
3. В. И. Потанов. Синтез оптимизированных логически стабильных сетей из формальных нейронов. Сб. «Вычислительная техника в системах управления летательными аппаратами», вып. 182. МАН, 1968.
4. В. И. Потанов. Формальная надежность сетей из формальных нейронов «Автоматика и вычислительная техника», 1968, № 1.

К ВОПРОСУ ОБ ОБЩЕЙ СТРУКТУРЕ ОПЕРАТОРА ВРЕМЕННОГО СГЛАЖИВАНИЯ ПЕРИОДИЧЕСКИХ МЕЛЬКАНИЙ ЯРКОСТИ

Е. Г. Качко, М. Ф. Бондаренко

При моделировании сглаживающих свойств зрения человека важной является задача отыскания общей структуры оператора. Данная структура может быть подтверждена экспериментально. Если моделирование временного сглаживания мельканий яркости ведется нуль-методом, то проблема нахождения общей структуры оператора сводится к формулировке таких аксиом, которые, с одной стороны, логически

подтверждают данную структуру, с другой — непосредственно могут быть проверены в эксперименте с помощью нуль-метода. Если данная аксиоматика окажется правильной (т. е. подтвердится, что аксиомы являются законами инерции зрения), то оператор будет иметь именно такой вид. Если же предложенная аксиоматика не подтверждается, то, следовательно, оператор не пригоден для описания временного сглаживания мельканий яркости зрительным анализатором человека.

При исследовании временного сглаживания в качестве входных сигналов будем использовать исключительно периодические мелькания яркости $B(t)$ с постоянной средней яркостью $B_{\text{ср}}$.

Рассмотрим оператор, имеющий структуру, изображенную на рис. 1.

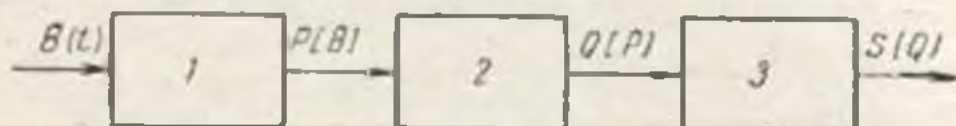


Рис. 1.

Пусть $B(t)$ — действительные, периодические, положительные, ограниченные на всей оси $(-\infty, \infty)$ функции.

Блок 1 осуществляет преобразование периодической функции $B(t)$ в ее амплитудный спектр таким образом, что информация о фазе отдельных гармоник теряется («сглаживается»). В результате данного преобразования для каждой входной функции $B(t)$ (непрерывной или разрывной) получаем вектор P с компонентами.

$$p_k = \frac{2}{T} \sqrt{\left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B(t) \cos \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2 + \left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B(t) \sin \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2} \quad (1)$$

$$(k = 0, 1, 2, \dots),$$

где T — период изменения функции $B(t)$.

Блок 2 выполняет линейное преобразование вектора P , т. е.

$$Q = LP, \quad (2)$$

где $L: R^n \rightarrow R^1$.

Блок 3 является блоком взаимно-однозначного преобразования

$$S = fQ. \quad (3)$$

Если F — отображение вектора P в выходной сигнал оператора S , т. е. $F: P \rightarrow S$, то, согласно общей структуре оператора (рис. 1),

$$F = fL(P). \quad (4)$$

Покажем, что совокупность всевозможных векторов P образует ограниченную часть положительного конуса K из R^n .

1. Из формулы (1) следует, что $p_k > 0$ ($k = 1, 2, 3, \dots$).

2. Пусть функция $B'(t)$ порождает вектор P . Покажем, что найдется такая функция, которая порождает вектор λP , где λ — вещественное ограниченное положительное число.

Вычислим вектор P , соответствующий функции $B''(t) = \lambda B'(t)$:

$$p_k^* = \frac{2}{T} \sqrt{\left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} \lambda B'(t) \cos \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2 + \left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} \lambda B'(t) \sin \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2} \quad (5)$$

Таким образом, если существует вектор P' ($p'_1, p'_2, \dots, p'_n, \dots$), то существует также и вектор $P'' = \lambda P'$, где λ — ограниченное положительное число.

3. Докажем теперь, что если существуют векторы P' и P'' , то существует вектор P , равный сумме, т. е. $P = P' + P''$. Это означает, что можно найти такую функцию $B(t)$, которая порождает вектор P , при условии, что существуют функции, порождающие векторы P' и P'' . Пусть $B'(t)$ порождает вектор P' , а $B''(t)$ — вектор P'' . Это означает, что

$$\begin{aligned} p'_k &= \frac{2}{T} \sqrt{\left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B'(t) \cos \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2 + \left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B'(t) \sin \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2}; \\ p''_k &= \frac{2}{T} \sqrt{\left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B''(t) \cos \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2 + \left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B''(t) \sin \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2}. \end{aligned} \quad (6)$$

Введем в рассмотрение функцию

$$\begin{aligned} B(t) &= \sum_{k=1}^n \left\{ \frac{2}{T} \sqrt{\left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B'(t) \cos \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2 + \left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B'(t) \sin \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2} + \right. \\ &\quad \left. + \frac{2}{T} \sqrt{\left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B''(t) \cos \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2 + \left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B''(t) \sin \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2} \right\} \times \\ &\quad \times \cos \frac{2\pi k}{T} t \} + B_{cp}, \end{aligned} \quad (7)$$

где n — максимальная из размерностей векторов P' и P'' , если они конечномерны (для непрерывных функций $B'(t)$, $B''(t)$) и $n = \infty$ для бесконечномерных векторов P' и P'' (если функции $B'(t)$ или $B''(t)$ прерывны).

Так как

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^n \frac{2}{T} \sqrt{\left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B'(t) \cos \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2 + \left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B'(t) \sin \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2} &< \infty; \\ \sum_{k=1}^n \frac{2}{T} \sqrt{\left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B''(t) \sin \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2 + \left(\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B''(t) \cos \frac{2\pi k}{T} t dt \right)^2} &< \infty, \end{aligned} \quad (8)$$

то $B(t)$ — функция ограниченная.

Очевидно, что функция $B(t)$ — периодическая функция с периодом T .

Запись выражения (6) можно упростить с учетом формул (6):

$$B(t) = \sum_{k=1}^n (p'_k + p''_k) \cos \frac{2\pi k}{T} t + B_{cp}. \quad (9)$$

Очевидно, что вектор P , определяющий амплитудный спектр $B(t)$, имеет компоненты $p_k = p'_k + p''_k$, т. е. вектор P , порождаемый функцией

$B(t)$, равен сумме $P' + P'' = P$. Таким образом, мы показали, что если существуют векторы P' и P'' , то существует и вектор, равный их сумме.

Введем норму для вектора P :

$$\|P\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n p_k^2}. \quad (10)$$

Определенная таким образом норма всегда существует и конечна, так как, вследствие ограниченности и периодичности,

$$\int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B(t) \sin \frac{2\pi k}{T} t dt < \infty; \quad \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} B(t) \cos \frac{2\pi k}{T} t dt < \infty. \quad (11)$$

Заметим, что вектор P с учетом применения предлагаемого оператора для описания временного сглаживания мельканий яркости зрительным анализатором является конечномерным вследствие ограниченности критической частоты мельканий ($m < 60$ гц) для любых зрительных картин [1].

Таким образом, в качестве входных сигналов второго блока можно рассматривать множество M , составляющее ограниченную часть положительного конуса $K \subset R^n$.

Теперь приступим к экспериментальной проверке предложенной структуры. Функции $B(t)$ будем интерпретировать как периодические мелькания с периодом T . Из работы [2] следует, что реакция зрительного анализатора на такие входные сигналы полностью определяется амплитудным спектром мельканий яркости при частоте выше 8 гц. Фазовый спектр не влияет на способность глаза воспринимать мелькания яркости. Из этого свойства зрительного анализатора следует, что сигналы, имеющие одинаковый амплитудный спектр, вызывают одинаковую реакцию, т.е. глаз способен селективировать мелькания яркости по их амплитудному спектру. Таким образом, оператор преобразования мельканий яркости в зрительное ощущение должен содержать в себе блок, осуществляющий такую избирательность зрительных картин. Эту роль выполняет блок 1 (рис. 1).

В работе [3] показано, что для множества M входных сигналов, образующего ограниченную часть положительного конуса $K \subset R^n$, выражения (2), (3) эквивалентны следующим свойствам (аксиомам).

1. Аксиома размерности. Существует $p \in M$ такой, что для любого $p' \in M$ найдется единственное число $\alpha = \alpha(p)$ $\alpha > 0$, для которого

$$Fp' = F(\alpha p). \quad (12)$$

2. Аксиома сложения. Если $Fp' = Fq'$, $Fp'' = Fq''$, то $F(p' + p'') = F(q' + q'')$, (p' , p'' , q' , q'' , $p' + p''$, $q' + q'' \in M$).

Аксиома размерности в применении к зрительному анализатору означает следующее: существует «эталонная» зрительная картина $B(t)$ с периодическим изменением яркости, такая, что для произвольной зрительной картины $B'(t)$ с таким же периодом изменения яркости найдется единственное число $\alpha > 0$, при котором $B'(t)$ вызывает одинаковое зрительное ощущение с $\alpha B(t)$.

Аксиома сложения означает, что если подобраны две пары зрительных картин $B_1'(t)$, $B_2'(t)$ и $B_1''(t)$, $B_2''(t)$ с векторами P_1' , P_2' и P_1'' , P_2'' , вызывающих одинаковые зрительные ощущения, то зрительные картины, амплитудные спектры которых равны сумме амплитудных спектров $B_1'(t)$, $B_2'(t)$ и $B_1''(t)$, $B_2''(t)$, также вызывают одинаковые зрительные ощущения.

Если экспериментальная проверка подтвердит справедливость этих свойств, то математическое описание блоков 2 и 3 в структурной схеме оператора (рис. 1) имеет вид формул (2) и (3).

Экспериментальную проверку аксиом размерности и сложения будем производить нуль-методом с помощью диска Максвелла.

При проверке аксиомы размерности в качестве «эталонной» зрительной картины $B(t)$ выберем зрительную картину с синусоидальным изменением яркости, т. е.

$$B(t) = \Delta B_{\sin} \sin \frac{2\pi}{T} \times \\ \times t + B_{\text{ср}},$$

и покажем, что зрительные ощущения от любого периодического изменения яркости с периодом T можно подравнять с помощью синусоидальных мельканий яркости $B(t)$. Изменение амплитуды мельканий $\Delta B_{\sin}$ эквивалентно изменению числа α для каждой из различных зрительных картин.

В процессе эксперимента испытуемому предъявлялись два поля сравнения, на одном из них формировалась произвольная зрительная картина с периодическим изменением яркости $B'_1(t)$, на

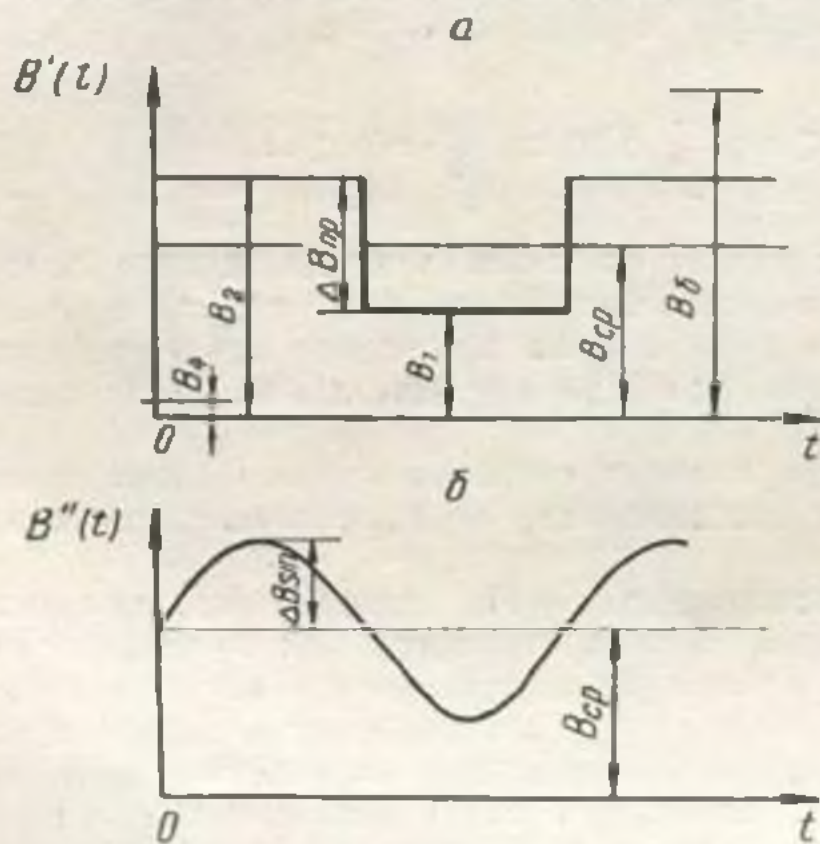


Рис. 2.

втором — синусоидальные мелькания яркости с тем же периодом изменения. Амплитуда синусоидальных мельканий изменялась до тех пор, пока наблюдатель не фиксировал равенство полей сравнения еще до слияния мельканий. Заметим, что средние яркости на обоих полях сравнения во всех опытах совпадают.

В одном из экспериментов наблюдателю предъявлялись для сравнения две ахроматические картины, яркость которых изменялась во времени, как показано на рис. 2. На диаграмме B_b и B_q соответствуют уровням яркости белого и черного полей с коэффициентами отражения $\rho_b = 83\%$ и $\rho_q = 2\%$. При освещенности диска 130 лк, $B_1 = 13$ нт, $B_2 = 22$ нт, $B_{cp} = 17,5$ нт, ΔB_{sin} — амплитуда синусоидальных мельканий — изменяется. Зрительные картины, соответствующие диаграммам рис. 2, формировались с помощью специальной раскраски белого ватмана черной тушью с учетом обобщенного закона Тальбота [4]. Каждая зрительная картина формировалась на отдельных бумажных кружках диаметрами 200 и 120 мм, которые затем надевались на общую ось (рис. 3).

Перед вращающимся диском устанавливался непрозрачный экран с двумя отверстиями прямоугольной формы площадью 50 мм². Расстояние между отверстиями — 3 мм, между отверстиями и глазом — 70 мм. В каждое из отверстий наблюдатель видит разные поля сравнения. Точка фиксации располагается посередине между отверстиями. Непосредственно перед началом эксперимента испытуемый адаптируется в течение 10 мин к освещенности диска.

Диск закручивается со сверхкритической скоростью и наблюдатель, фиксируя взгляд в точке фиксации, отмечает равенство полей сравне-

ния. Затем скорость вращения диска постепенно уменьшается. Наблюдатель каждый раз отмечает равенство или неравенство полей сравнения. Если критические частоты мельканий на обоих кружках не совпадают, т. е. мелькания появляются на одном поле сравнения, в то время на втором — полное слияние мельканий, амплитуда синусоидальных мельканий увеличивается, если критическая частота синусоидальных мельканий $\omega_{\sin}$ меньше критической частоты прямоугольных мельканий $\omega_{\text{пр}}$, и, наоборот, уменьшается, если $\omega_{\sin} > \omega_{\text{пр}}$. Опыт показал, что если $\Delta B_{\sin}$ совпадает с амплитудой первой гармоники прямоугольных мельканий яркости, то наблюдатель фиксирует равенство полей сравнения при частотах выше критической. В моменты своего появления мелькания на обоих полях сравнения совпадают, они синфазны, амплитуда их одинакова даже после появления этих мельканий вплоть до частоты $\omega = 10$ гц (критическая частота мельканий $\omega_{\text{кр}} = 27$ гц). Факт совпадения критических частот для мельканий прямоугольной и синусоидальной форм при условии равенства амплитуды синусоидальных мельканий и амплитуды первой гармоники прямоугольных мельканий впервые был отмечен Айвсом [5], а затем подтвержден Ланге [6].

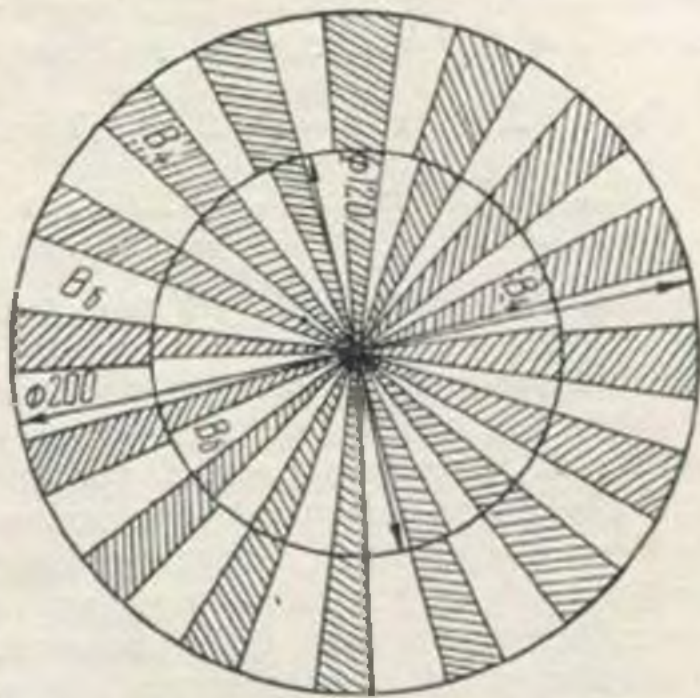


Рис. 3.

Подобные эксперименты были проведены для прямоугольных мельканий различной скважности $\lambda = \frac{2}{16} \div \frac{14}{16}$. Для всех скважностей λ испытуемый отмечал равенство полей сравнения, если

$$\Delta B_{\sin} = 2\Delta B_{\text{пр}} \frac{\sin \pi \lambda}{\pi}. \quad (13)$$

В процессе экспериментов была найдена зона изменения амплитуды синусоидальных мельканий, не вызывающего нарушения равенства полей сравнения при данной амплитуде прямоугольных мельканий яркости. Зона «нечувствительности» колеблется в пределах $(\pm 10 \div \pm 30)\% \Delta B_{\sin}$ в зависимости от скважности прямоугольных мельканий. Наличие столь широкой зоны «нечувствительности» может привести к выводу, что число α не единственно, а может изменяться в достаточно широких пределах. Но при оценке погрешности формирования зрительных картин оказывается, что изменение амплитуды синусоидальных мельканий яркости на 10—30% означает изменение каждого сектора при раскраске не более чем на градус, т. е. совпадает с погрешностью формирования зрительных картин. Таким образом, столь широкую зону «нечувствительности» можно считать следствием малых амплитуд прямоугольных и синусоидальных мельканий, так как в этом случае погрешность формирования зрительных картин наибольшая.

Будем ширину зоны «нечувствительности» оценивать величиной

$$\delta = \frac{\Delta B'_{\sin} - \Delta B_{\sin}}{\Delta B_{\sin}} 100\%, \quad (14)$$

где ΔB_{sin} — амплитуда первой гармоники прямоугольных мельканий;
 ΔB_{sin} — амплитуда синусоидальных мельканий (минимальная или максимальная, при которой нарушается равенство полей сравнения).

Покажем на примерах, как амплитуда прямоугольных мельканий влияет на величину δ .

Пример 1. Пусть $\lambda = \frac{4}{16}$; $B_{ср} = 17.6$ нт.

При $\Delta B_{sin} = 10$ нт, $\Delta B_{пр} = 22,3$ нт $\delta = \pm 7\%$.

При $\Delta B_{sin} = 4,67$ нт, $\Delta B_{пр} = 10,3$ нт $\delta = \pm 27\%$.

Пример 2. Пусть $\lambda = \frac{6}{16}$; $B_{ср} = 17.6$ нт.

При $\Delta B_{sin} = 15,7$ нт, $\Delta B_{пр} = 26,8$ нт $\delta = \pm 6\%$.

При $\Delta B_{sin} = 4,67$ нт; $\Delta B_{пр} = 8,16$ нт $\delta = \pm 21,4\%$.

Из примеров следует, что при увеличении амплитуды прямоугольных мельканий δ уменьшается.

Эксперименты для определения возможности подравнивания различных форм изменения яркости к синусоидальным мельканиям яркости проводились для пилообразных, треугольных, полусинусоидальных мельканий. На одном из полей сравнения формировались зрительные картины в виде срезанной синусоиды, суммы синусоидальных мельканий первой и второй гармоник при различном соотношении их амплитуд. Для всех исследованных форм мельканий и всех скважностей λ экспериментально удалось подравнять оба поля сравнения при всех частотах выше 10 гц. Изменение освещенности диска до 3000 лк уменьшает ширину зоны «нечувствительности» симметрично в положительную и отрицательную стороны.

Сущность опытов по проверке аксиомы сложения сводилась к следующему. Испытуемому последовательно во времени предъявлялись две пары зрительных картин, подобранных таким образом, чтобы в каждой паре зрительные картины вызывали одинаковые ощущения. Условия видения (размеры полей сравнения, уровни адаптации и освещенности) оставались такими же, как при проверке аксиомы размерности. Амплитудный спектр зрительной картины одной пары суммировался с амплитудным спектром зрительной картины другой, затем на двух полях сравнения формировались зрительные картины, амплитудные спектры которых равны сумме амплитудных спектров зрительных картин из каждой пары.

Пусть наблюдателю предъявляется два поля сравнения, на правом формируются прямоугольные мелькания яркости $B_1'(t)$ со скважностью $\lambda = \frac{1}{2}$:

$$B_1'(t) = \begin{cases} B_1 & \text{при } T\left(n - \frac{1}{4}\right) < t < T\left(n + \frac{1}{4}\right), \\ B_2 & \text{» } T\left(n + \frac{1}{4}\right) < t < T\left(n + \frac{3}{4}\right); \end{cases} \quad (15)$$

$$B_2'(t) = \Delta B_{sin} \sin\left(\frac{\pi}{2} - \frac{2\pi}{T}t\right) + B_{ср},$$

а на левом — синусоидальные мелькания яркости $B_2'(t)$ с амплитудой, совпадающей с таковой первой гармоники прямоугольных мельканий яркости (рис. 4, а).

В качестве другой пары зрительных картин, вызывающих одинаковое зрительное ощущение, сформируем прямоугольные мелькания яркости со скважностью $\lambda = \frac{6}{16}$ и синусоидальные мелькания (рис. 4, б):

$$B_1'(t) = \begin{cases} B_1 & \text{при } T\left(n - \frac{3}{16}\right) < t \leq T\left(n + \frac{3}{16}\right), \\ B_2 & \text{» } T\left(n + \frac{3}{16}\right) < t \leq T\left(n + \frac{13}{16}\right); \end{cases} \quad (16)$$

$$B_2'(t) = \Delta B_{\sin}' \sin\left(\frac{\pi}{2} - \frac{2\pi}{T}t\right) + B_{\text{ср}}'$$

Зрительные картины, соответствующие суммарным спектрам, с учетом четности функций $B_1'(t)$, $B_2'(t)$, $B_1''(t)$, $B_2''(t)$ имеют вид (рис. 4, в).

Если аксиома верна, то ощущения на полях сравнения должны совпадать. Эксперименты показали, что для различных $\Delta B_{\text{пр}}'$, $\Delta B_{\sin}'$, $\Delta B_{\text{пр}}''$, $\Delta B_{\sin}''$ если условие $\Delta B_{\sin} = 2\Delta B_{\text{пр}} \frac{\sin \pi \lambda}{\pi}$ выполняется, испытуемый отмечает равенство полей сравнения при сверхкритических частотах, критические частоты для обоих полей сравнения совпадают (25—50 гц для различных соотношений амплитуд мельканий), мелькания синфазны, амплитуда их одинакова при всех частотах выше 10 гц.

Изменение освещенности диска в широких пределах (от 30 до 3000 лк) не нарушает равенства ощущений на полях сравнения.

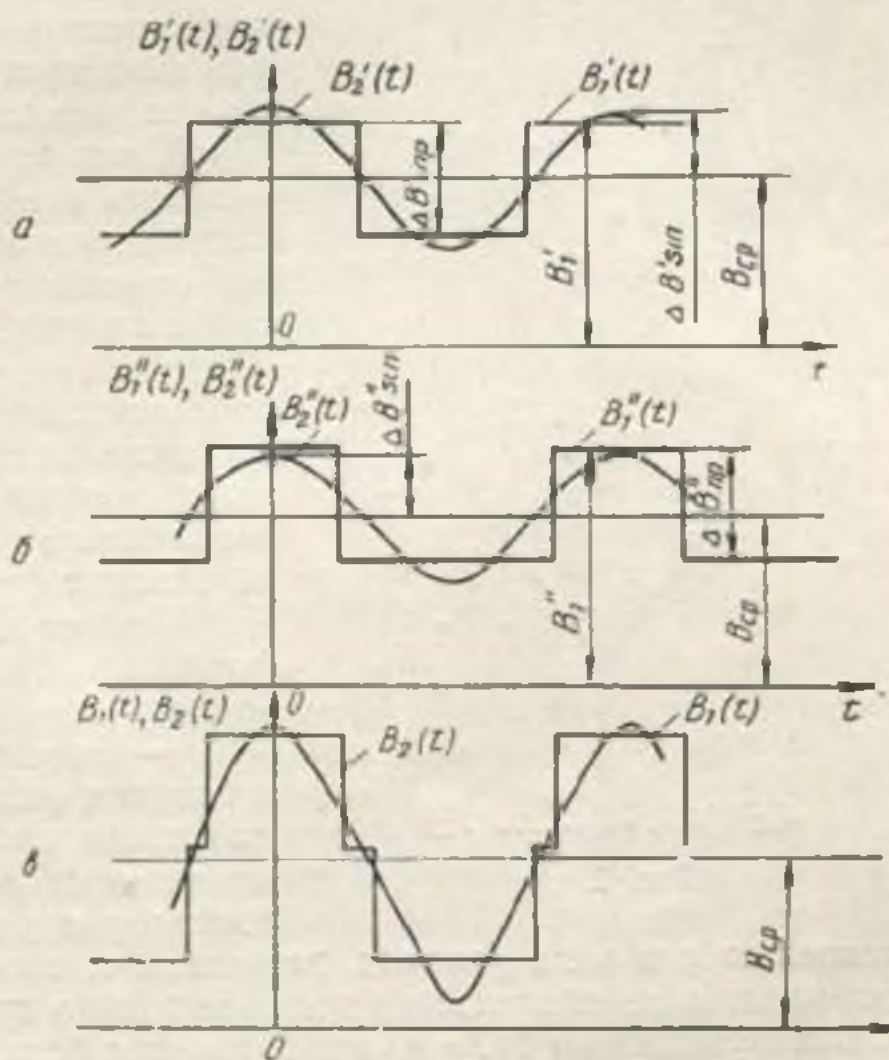


Рис. 4.

ЛИТЕРАТУРА

1. А. В. Луизов. Инерция зрения. Оборонгиз, 1961.
2. Е. Г. Качко, М. Ф. Бондаренко. Математическое описание некоторых явлений инерции зрения. Сб. «Проблемы бионики», вып. 6. Изд-во Харьковск. ун-та, 1971.
3. Ю. П. Шабанов-Кушнарченко, Г. С. Еремин, Е. Г. Качко, Ю. С. Марченко, В. П. Пчелинов, В. В. Тищенко. К вопросу об аксиоматическом построении математических моделей. Сб. «Проблемы бионики», вып. 6. Изд-во Харьковск. ун-та, 1971.
4. Ю. П. Шабанов-Кушнарченко. Об алгоритме, лежащем в основе инерции и иррадиации человеческого зрения. Сб. «Кибернетика и вычислительная техника», вып. 4. Изд-во «Наукова думка», Киев, 1970.
5. H. E. Ives. Critical Frequency Relations in Scotopic Vision. JOSA, 6, 5 (1922).
6. H. de Lange Dzn. Research into the Dynamic Nature of the Human Fovea — Cortex Systems with Intermittent and Modulated Light. JOSA, 48, 11 (1958).

ЛОГИЧЕСКИЙ МОДУЛЬ НА ФОРМАЛЬНЫХ НЕЙРОНАХ С ПЕРЕМЕННОЙ СТРУКТУРОЙ

Л. В. Воронкова, П. В. Миренков

Возросшие требования к повышению производительности, экономичности, надежности устройств автоматики и вычислительной техники, контролю обусловили появление устройств с переменной структурой, пригодных для решения с равной эффективностью широкого круга задач [1].

Параметры таких устройств могут программно настраиваться в процессе работы или перед началом ее. При разработке устройств с переменной

структурой возможен ряд способов разбиения устройства на модули. Один из них заключается в выборе модуля с такой структурой, которая может реализовать все или некоторые, наиболее часто встречающиеся логические функции от нескольких входных аргументов, причем выполнение той или иной функции обеспечивается предварительной настройкой модуля извне. Возможно также построение логического модуля на формальных нейронах (ФН), позволяющего получить весь спектр из 16 логических функций для $\delta = 2$.

Широко известны следующие типы формальных нейронов, различающиеся по виду взаимодействующего волокна: ФНЗ — формальный нейрон с запрещающими волокнами; ФНР — с разрешающими волокнами, ФНО — с объединяющимися волокнами [2]. При построении модуля может быть взято

волокно любого вида (запрет, разрешение, объединение) с пресинаптическим взаимодействием, необходимое только при реализации двух непороговых функций из 16, а для выполнения остальных 14 функций схема ФН вырождается в пороговый элемент (ПЭ).

На рис. 1 показана структура логического модуля, представляющего собой формальный нейрон с взаимодействующим волокном типа «разрешение», выполненным на пороговом элементе. Настройка модуля на выполнение различных функций осуществляется внешними управляющими сигналами путем выключения синапсов, изменения знака весовых коэффициентов и величины порогов. Значения весовых коэффициентов и порогов для полной системы функций $f_0, f_1, \dots, f_{15}$ приведены в таблице.

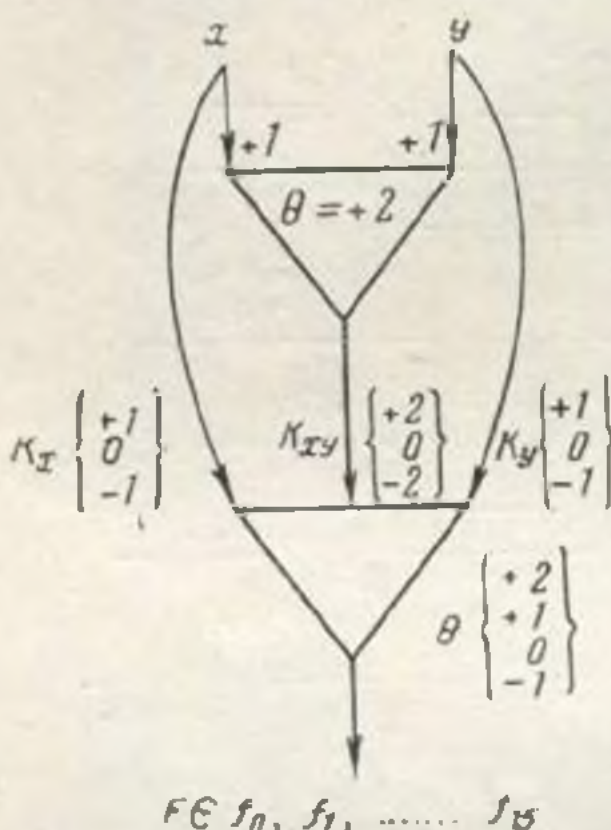


Рис. 1.

$K \backslash f$	f_0	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8	f_9	f_{10}	f_{11}	f_{12}	f_{13}	f_{14}	f_{15}
K_x	0	+1	+1	+1	-1	0	+1	+1	-1	-1	0	+1	-1	-1	-1	+1
K_y	0	-1	-1	0	+1	+1	+1	+1	-1	-1	-1	-1	0	+1	-1	+1
K_{xy}	0	0	0	0	0	0	-2	0	0	+2	0	0	0	0	0	0
θ	0	+2	+1	+1	+1	+1	+1	+1	0	0	0	0	0	0	0	0

Очевидно, что если в качестве управляющих сигналов подавать входные переменные, то на выходе модуля можно реализовать различные функции более чем от двух логических аргументов.

В качестве пояснения рассмотрим реализацию любой из функций от трех аргументов ($\sigma = 3$) и представим ее картой Карно (рис. 2. а), в которой единицы и нули «разбросаны» произвольно — это может быть любая из 256 функций полной системы. Карту Карно для $\delta = 3$ можно «разрезать» на две карты для $\delta = 2$ (рис. 2. б), причем одна из них соответствует функции f_i при входном «управляющем» сигнале z , другая — функции f_i при входном «управляющем» сигнале $\bar{z}$, а $f_i, f_j \in \{f_0, f_1, f_2, \dots\}$.

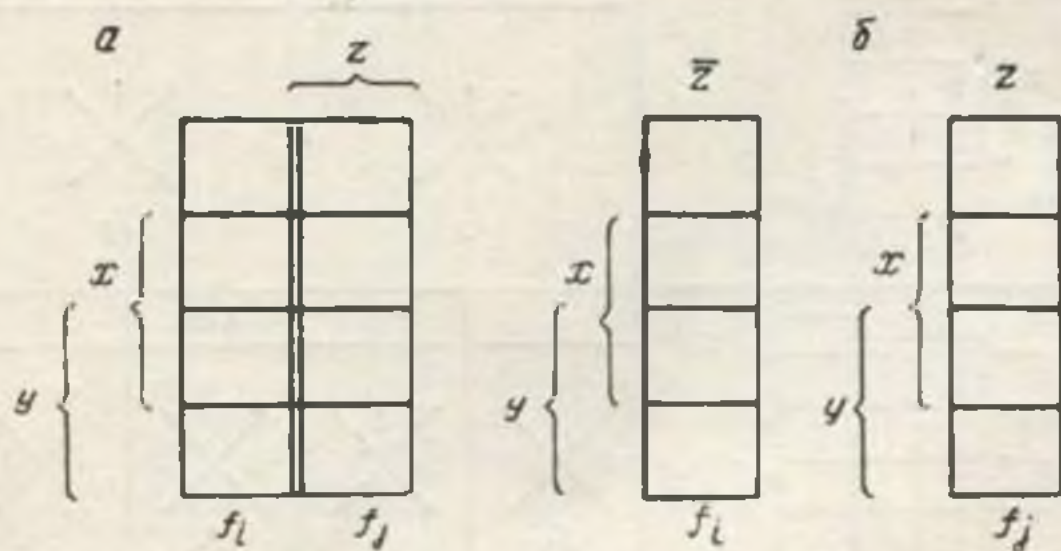


Рис. 2.

f_{12} Поскольку «управляющие» сигналы z и $\bar{z}$ являются третьим входным аргументом, помимо x и y , модуль фактически реализует функцию от трех аргументов.

Аналогичным образом могут быть реализованы логические функции для любого числа входов. С их увеличением возрастает количество карт разложения с $\delta = 2$ (в общем случае оно равно $2^{\delta-2}$) и соответственно — число управляющих сигналов для их выборки. Можно сказать, что при произвольном δ любая из полного спектра $N = 2^{2^\delta}$ функций может быть составлена из совокупности $2^{\delta-2}$ отдельных функций для $\delta = 2$, т. е. из 16 логических функций. Конкретные примеры для числа аргументов $\delta = 3, 4$ и 5 приведены на рис. 3.

Функциональная полнота и управляемая структура модуля позволяют многократно использовать его в разных логических схемах одного и того же вычислительного устройства, но в различные интервалы времени. Это значительно повысит эффективность использования оборудования вычислительного устройства. При этом возможно также изменение δ от режима к режиму. Закон построения модуля на выборку функций по режимам должен быть заранее определен и запрограммирован в устройстве управления. Следует отметить, что хотя с $\delta > 6$ количество карт разложения будет больше 16, число выбранных функций не сможет превысить данную цифру. Последнее означает, что выбранные функции начнут повторяться, а это может внести существенное упрощение в устройство управления.

В качестве примера схемной реализации логического модуля на рис. 4 показана схема, выполненная на магнитных сердечниках с ППГ, работающая по принципу распределения тока. Принцип построения схем распределения тока путем использования магнитных сердечников с ППГ

подробно описан в работе [3], поэтому ограничимся только пояснением функционирования схемы (рис. 4). В ней жирными вертикальными прямыми обозначены сердечники C_1 , C_2 и т. д., горизонтальными линиями — концы обмоток, штрихами под углом 45° — обмотки. Перестройка структуры модуля осуществляется вводом соответствующего кода по шинам.

Заданная функция		Диаграммы разложения Венна и сигналы управления			
$\delta=3$		$\bar{z}$	z		
		 f_3	 f_9		
$\delta=4$		$\bar{z} \bar{u}$	$z \bar{u}$	zu	$\bar{z} u$
		 f_2	 f_9	 f_2	 f_6
$\delta=5$		$\bar{z} \bar{u} \bar{p}$	$z \bar{u} \bar{p}$	$zu \bar{p}$	$\bar{z} u \bar{p}$
		 f_1	 f_2	 f_{15}	 f_2
		$\bar{z} u p$	$z u p$	$z \bar{u} p$	$\bar{z} \bar{u} p$
		 f_8	 f_7	 f_9	 f_0

Рис. 3.

Код операций, в результате чего могут быть установлены любые весовые коэффициенты, а также пороги из указанных в таблице, что и обеспечивает реализацию заданной функции.

Схемы настройки значений весовых коэффициентов входных переменных X , Y и разрешающего волокна X^y аналогичны, поэтому их принцип действия достаточно изложить на примере одной схемы, например, настройки весовых коэффициентов переменной X .

Схема состоит из сердечника C_1 , C_2 , C_3 , C_4 . Настройка весовых коэффициентов переменной X из набора $+1, 0, -1$ (рис. 1) обеспечивается подачей на шины **Код операций** (вс x) кода настройки «10», «11» и

«01» соответственно. Ток настройки поступает в обмотки подготовки W_1 и обмотки W_2 установки нуля $HУ$ (соотношение между витками $\frac{W_1}{W_2} \geq 3$).

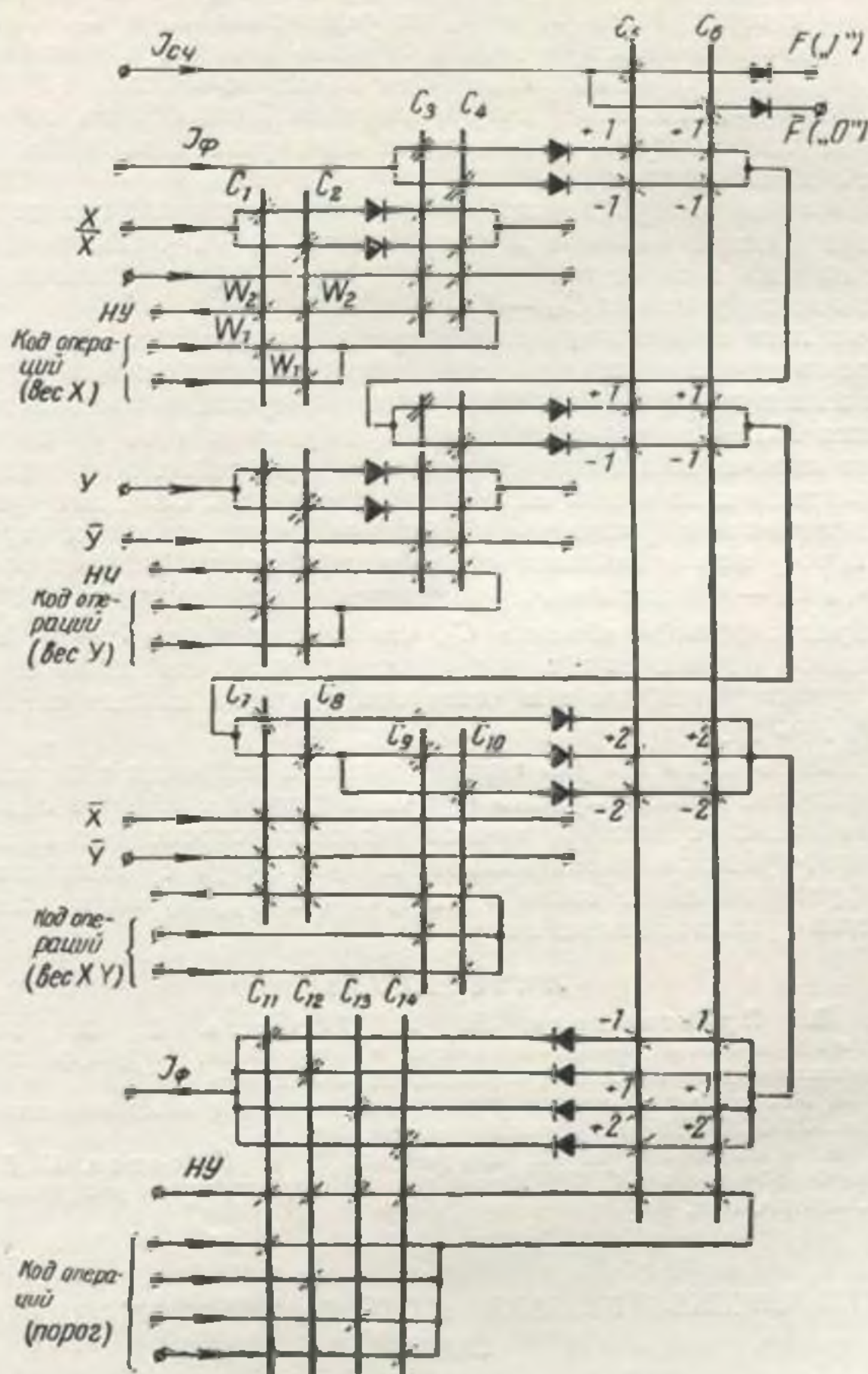


Рис. 4.

При подаче кода настройки «10» сердечник C_1 будет намагничен «вверх», а C_2 — «вниз»; подаче кода «11» — оба сердечника C_1 и C_2 «вверх»; кода «01» — сердечник C_1 «вниз», а C_2 — «вверх». При введении затем переменной λ в виде распределяющего импульса тока благодаря различию индуктивного сопротивления распределительных обмо-

ток (обозначенных двумя штрихами) в зависимости от направления намагничивания ток пойдет в соответствии с кодом настройки либо по распределительной обмотке сердечника C_1 , либо по обеим обмоткам C_1 и C_2 , либо только по обмотке C_2 . При этом происходит перепись информации с сердечников C_1 и C_2 на сердечники C_3 и C_4 . Состоянием C_3 и C_4 подготавливается проводящая ветвь верхней или нижней обмотки на пороговых сердечниках C_5 и C_6 с положительными (+1) или отрицательными (-1) весовыми коэффициентами. Подготовка весового коэффициента, равного нулю, производится одновременным проводящим состоянием обеих обмоток.

Аналогично настраиваются весовые коэффициенты при переменной Y и разрешающем волокне X^0 сердечники C_7 — C_{10} . Настройка порога осуществляется в схеме многопозиционного токового переключателя, собранного на сердечниках C_{11} — C_{14} .

Схема логического модуля работает в четыре такта. В первом производится введение кода операции и установка сердечников на нуль; во втором вводятся переменные X , Y и их инверсии; в третьем такте реализуется заданная функция путем пропускания тока Y_0 по последовательно включенным обмоткам входных переменных с их весовыми коэффициентами и по одной из пороговых обмоток. Если алгебраическая сумма весовых коэффициентов введенного набора входных переменных равна порогу или превышает его, то сердечник C_5 намагничивается «вверх», а C_6 — «вниз»; в четвертом такте импульс считывания Y пройдет по распределительной обмотке C_5 , что соответствует $F = 1$ (а $\bar{F} = 0$). В противном случае, если порог окажется выше, состояние сердечника станет противоположным и в четвертом такте на выходе схемы будет $F = 0$ (а $\bar{F} = 1$).

Итак, логический модуль на формальных нейронах с перестраиваемой структурой может служить функциональной ячейкой в однородных вычислительных средах и вычислительных устройствах автоматики. Благодаря функциональной полноте модуля могут существенно упроститься функциональные связи в однородных структурах и уменьшится количество функциональных ячеек.

ЛИТЕРАТУРА

1. И. В. Прайгшвили, Н. А. Абрамов, Е. В. Бабичев, В. В. Игнатушенко. Микроэлектроника и однородные структуры для построения логических и вычислительных устройств. Изд-во «Наука», 1967.
2. С. О. Мкртчян. О синтезе формального нейрона с объединяющимися волокнами. «Изв. АН СССР, Техническая кибернетика», 1970, № 3.
3. В. Н. Алексеев, В. Д. Ефремов, В. Г. Колосов, А. Г. Леонтьев, В. Ф. Мелехин, С. П. Некрасов. Цифровые схемы распределения тока. Изд-во «Энергия», 1969.

ЛОГИКО-МНОЖЕСТВЕННАЯ МОДЕЛЬ ИНФОРМАЦИОННОГО ПОИСКА

К. С. Козлов

Эффективность трудовой деятельности человека зависит от временных и точностных характеристик взаимодействия оператора с информационным полем, центральным моментом которого является прием (восприятие) информации. Деятельность оператора на этапе приема информации называют информационным поиском, который включает:

- 1) поиск и обнаружение элемента информационного поля;

2) различение и выделение элемента;

3) сличение с эталоном и опознание (идентификацию).

Информационный поиск осуществляется по отличительным (индивидуальным, групповым) признакам элементов, образующих информационное поле, и состоит в поиске логических условий для принятия решения на действие и органов управления для реализации принятого решения (логическими условиями являются элементарные состояния элементов поля).

Чтобы человек мог совершать поиск, он должен располагать минимальным запасом информации, содержанием которой является знание индивидуальных признаков элементов поля. Информационный поиск как поиск логических условий для решения задач в процессе трудовой деятельности присущ любому виду психической деятельности человека. Естественно предположить, что внутренние механизмы мышления (восприятия на этапе приема информации и переработки информации при решении задач в целом) имеют единую основу.

В настоящее время существует несколько гипотез объяснения творческого процесса решения задач человеком. Наиболее распространены из них:

1) теория «проб и ошибок»;

2) теория «гештальта»;

3) предположение о принципиальном характере эвристической деятельности [1, 2].

Следует заметить, что перечисленные гипотезы не дают возможности построить адекватную модель информационного поиска. В теории «проб и ошибок» с принципом лабиринта чрезвычайно преувеличивается роль и значение случайного, слепого поиска как механизма решения задач. Кроме того, данный процесс характеризуется в ней лишь с его внешней стороны. Теория «гештальта» не раскрывает тех внутренних процессов, которые приводят к формированию целостного образа, структуры ситуации. В. Н. Пушкин [4] подчеркивает, что в основе процесса решения лежит прежде всего получение информации о признаках и свойствах тех элементов, которые составляют условие задачи. В реальном процессе решения задач имеют место пробы и ошибки, но они состоят не из слепых, рассчитанных на случайную удачу движений, а из опробирования различных путей к цели.

Авторы [3] в качестве математической модели информационного поиска принимают теоретико-вероятностную модель, в основе которой лежит частная теорема о повторении опытов. Эта модель не указывает путей сокращения времени поиска и поэтому является ограниченной.

Обнаружение, различение и опознание элементов поля затрудняется уже при количестве однотипных (сходных) элементов в группе более 5—6 [4]. Это приводит к значительным непроизводительным затратам времени и увеличению числа допускаемых человеком ошибок. Стремясь сократить непроизводительные затраты времени, человек в процессе трудовой деятельности отбирал наиболее эффективные способы кодирования и поиска предметов и явлений окружающего мира. Человеческий поиск носит эвристический характер, в основе которого лежат: а) взаимосвязь всех предметов и явлений окружающего мира, которая выражается в отношениях включения или принадлежности, и отражение этой закономерности в мозгу человека; б) человеческий феномен узнавания, т. е. способность «находить сходство»; в) сознательный характер поиска с запоминанием ранее просмотренных элементов поля и исключением повторного просмотра одного и того же элемента.

Информационный поиск неразрывно связан с кодированием элементов информационного поля. Код представляет собой совокупность отличительных признаков, описывающих образ элемента. При этом все признаки в кодовой последовательности находятся в отношениях включения или принадлежности, отражая реальную взаимосвязь элементов поля.

Главная особенность эвристического информационного поиска состоит в том, что он совершается путем последовательного сужения области поиска. Примерами практического использования описанного способа кодирования и поиска являются: технологический адрес органа управления; схема научной классификации предметов и явлений; различные системы счисления.

Учитывая существенные особенности человеческого поиска и кодирования, можно в качестве модели, отражающей внутреннюю структуру мышления в процессе информационного поиска, принять логико-множественную модель в виде логической схемы типа «дерево» или лабиринта признаков.

Последний представляет собой связный граф, не содержащий циклов, имеющий один вход и выходы, число которых равно числу элементов поля n_k ; составляется лабиринт из актуально значимых для решения определенного класса поисковых задач признаков элементов, удовлетворяющих условию единственности. Все признаки, описывающие образ данного элемента, находятся в отношениях включения или принадлежности и составляют кодовую последовательность этого элемента. Длина кодовой последовательности равна числу уровней классификации лабиринта признаков k_i ($i = 1, 2, \dots, n_k$).

Информационный поиск нужного элемента сводится к движению по лабиринту от входа к одному определенному выходу. При этом операция опознавания образа искомого элемента разделяется на ряд более мелких операций опознавания образа, в каждой из которых производится сравнение действительных образов с одним из признаков эталонного образа. Опознавание образа начинается с самого общего признака (соответствует входу в лабиринт) и заканчивается на k_i -м шаге сравнением по индивидуальному признаку (соответствует выходу из лабиринта). Движение опознающей системы по лабиринту признаков не исключает проведения проб на данном уровне, но существенно сокращает их суммарное количество в сравнении с информационным поиском по одному отличительному признаку.

Среднее число проб до успеха в поиске элемента из множества n_k различных элементов по одному (индивидуальному) признаку равно

$$m_c = \frac{1}{2} (n_k + 1). \quad (1)$$

Этот результат является следствием применения стратегии слепого поиска без возвращения ранее просмотренных элементов.

Если исходное множество элементов, используя его разнообразие $R > n_k$, организовать в виде лабиринта признаков с уровнями, то появится возможность применения более эффективной стратегии — эвристического поиска. Последний отличается от стратегии слепого поиска тем, что на каждом из k_i шагов поиска выбор нужного элемента производится не из всего множества n_k , а из подмножества $a_{gj} \ll n_k$ ($g = 1, 2, \dots, r_j$), ($j = 0, 1, 2, \dots, k_i$), ($i = 1, 2, \dots, n_k$).

Среднее число проб до успеха в поиске i -го элемента заданной кодовой последовательностью из k_i признаков на лабиринтной модели ин-

формационного поля при применении эвристической стратегии поиска равно

$$m_s = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{k_i-1} (a_{sj} + 1). \quad (2)$$

Для случая правильного ($k_i = k$), симметричного ($a_{sj} = a$) лабиринта признаков, параметры которого связаны зависимостью

$$n_k = a^k, \quad (3)$$

среднее число проб m_s составляет

$$m_s = \frac{1}{2} k (a + 1). \quad (4)$$

Эффективность применения эвристической стратегии поиска элемента по сравнению со слепым поиском без возвращения можно определить коэффициентом

$$\mu = \frac{m_c}{m_s} = \frac{n_k + 1}{k(a + 1)} > 1. \quad (5)$$

Логико-множественная модель информационного поиска дает возможность не только получить наиболее рациональный способ группирования однотипных (сходных) элементов, позволяющий надежно и быстро опознавать нужный элемент, но и произвести оптимизацию параметров лабиринтной модели информационного поля с учетом затрат времени на обучение поиску и собственно поиск.

Как показали исследования, оптимальными параметрами лабиринтной модели информационного поля, обеспечивающими $\mu = \mu_{\max}$, являются параметры

$$k_{\text{опт}} = 1,8 \lg n_k; \quad a_{k_{\text{опт}}} = 3,6 \quad (6)$$

(практически $a_{k_{\text{опт}}}$ можно принимать равными 3 или 4).

Полученные результаты были подвергнуты экспериментальной проверке. Эксперимент проводился на бланковых моделях информационных полей с различными значениями n_k . Результаты эксперимента хорошо согласуются с теоретическими данными.

ЛИТЕРАТУРА

1. Д. А. Поспелов, В. И. Пушкин, В. И. Садовский. Эвристическое программирование и эвристика как наука. «Вопросы философии», 1966, № 7.
2. В. И. Пушкин. Оперативное мышление в больших системах. Изд-во «Энергия», 1965.
3. Б. С. Березкин, В. П. Зияченко. Исследование информационного поиска. Сб. «Проблемы инженерной психологии». Изд-во «Наука», 1967.
4. Б. Ф. Ломов. Человек и техника, изд. 2-е. Изд-во «Сов. радио», 1966.

СТАБИЛИЗАЦИЯ ВЫХОДНЫХ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ n-ТАКТНОГО ЛИНЕЙНОГО ФИЛЬТРА

И. Я. Березная, В. Э. Гурари

При моделировании механизма динамической памяти исследовался процесс преобразования входных двоичных последовательностей в цепи из n ($n = 1, 2, \dots$) последовательно соединенных моделей он — off нейронов в так называемой основной цепи (ОЦ) [1]. Отдельный нейрон

ОЦ представлен в виде двоичного однитактного фильтра с элементом задержки на один такт (символ)

$$Z = X \oplus DX,$$

где D — алгебраический оператор задержки переменной на один такт. $\oplus$ — знак сложения по модулю 2; X — входная последовательность; Z — выходная последовательность. Тогда основная цепь — n -тактный линейный фильтр

$$Z = P^n(D) X,$$

где $P^n(D)$ — операторный полином n -й степени:

$$P^n(D) = (I \oplus D)^n \quad (I \equiv D^0).$$

В [2] определена аналитическая зависимость значений символов выходной последовательности от длины цепи, исследование же преобразования некоторого класса входных последовательностей нулевых кодов являлось предметом особого рассмотрения.

Все входные последовательности для ОЦ длины n нейронов (будем называть их M -последовательностями, или M -кодами) можно разбить на два класса — ненулевые и нулевые. Нулевой для ОЦ длины n называется такая входная последовательность, при подаче которой на вход ОЦ этой длины в момент t^0 , выходная последовательность через n тактов будет состоять сплошь из нулей (00...0). Свойства нулевых последовательностей, законы их построения и особенности преобразования в основной цепи рассматривались отдельно.

В данной работе исследуются особенности преобразования ненулевых кодов в основной цепи.

В случае прохождения через основную цепь входных кодов с периодом M , не равным степени двух (ненулевых кодов), ни на каком нейроне не встретится последовательность, сплошь состоящая из нулей. Все возможные ненулевые последовательности можно разбить на два подкласса: стабильные и нестабильные.

Стабильной последовательностью называется такая, которая, будучи поданной на вход ОЦ, встретится на выходе некоторых нейронов этой цепи.

Частным случаем стабильных кодов выступают самопорождающие, которые являются выходными для всех нейронов основной цепи. Таким образом, среди множества входных кодов (с точностью до класса эквивалентности) есть такие, которые не меняются элементами основной цепи, оставаясь неизменными от входа до выхода независимо от длины цепи. В общем случае, если длина основной цепи значительно превышает длину периода входного стабильного кода, то он появится на выходах нескольких нейронов основной цепи, которые отстоят друг от друга на одинаковое число Θ элементов. Следовательно, информация о стабильных кодах полностью сохраняется в основной цепи (если ее длина не меньше, чем период входного кода).

Нестабильным называется такой код, который, будучи поданным на вход основной цепи, не встретится на выходе ни одного из нейронов цепи. Но это не значит, что информация о нестабильном коде полностью теряется в основной цепи: после прохождения через один или несколько первых нейронов он преобразуется в некоторый код, который является стабильным для последующего участка цепи. Этот вторично стабильный код и сохраняет частичную информацию о входном нестабильном коде.

Частым случаем нестабильных последовательностей являются самодополняющие коды, обратные коды для которых равны самому коду.

В отличие от всех других кодов, которые при преобразовании на одном нейроне не меняют свой период, самодополняющиеся последовательности, проходя через он — off нейрон, сокращают свой период вдвое. На рис. 1 показана классификация входных последовательностей по особенностям их преобразования в основной цепи. В таблице даны примеры преобразования разных типов входных последовательностей в основной цепи.

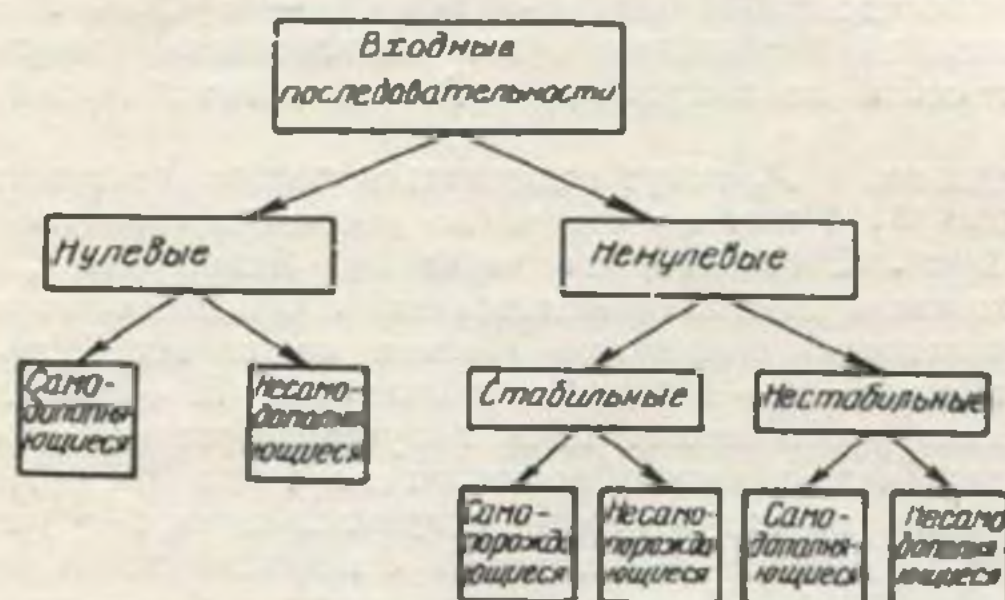


Рис. 1. Классификация входных последовательностей.

Ниже приведены доказательства ряда утверждений относительно преобразования стабильных последовательностей, процесса стабилизации, необходимых и достаточных условий для того, чтобы последовательность принадлежала стабильному множеству, а также описание структуры стабильного множества.

Входная последовательность		Выходная последовательность	
Тип	Примеры	1-го нейрона	6-го нейрона
Ненулевая	11000	10100	11000
	010111111	1111000000	1010000000
Нулевая	11000100	01001101	10101010
	1011	1100	0000
Самодополняющаяся	11010010	01110111	00000000
	1010001011	1110011100	1111011110
Самопорождающаяся	1110010	1110010	1110010
	110	110	110

Стабилизация выходных последовательностей

Стабилизация множества выходных последовательностей — свойство преобразования входных последовательностей в основной цепи, состоящее в том, что начиная с некоторого нейрона у всех последующих нейронов множество выходных последовательностей не меняется. Поскольку основная цепь — разновидность конечных автоматов (а именно — линейный двончный автомат), то стабилизация выходных последовательностей есть частный случай общего свойства автоматов, которое состоит в том, что конечный автомат с числом состояний k преобразует любую периодическую последовательность с периодом ω и длиной μ предпериода в периодическую последовательность с периодом не более $k\omega$ и приведенной длиной не более $\mu + k\omega$.

Стабилизация множества выходных M -последовательностей ($M = 2^k n$, где n — нечетное, $k > 0$) наступает после 2^k -го нейрона, т.е. при прохождении через основную цепь M -последовательностей, все следующие за 2^k -м нейроны будут отображать множество выходных последовательностей на себя взаимно-однозначным образом.

Для доказательства этого введем следующие обозначения: множество всех входных M -последовательностей обозначим через A_0 , а множество выходных M -последовательностей m -го нейрона — через A_m ($m = 1, 2, \dots$).

В дальнейшем необходимо будет использовать утверждение: A_1 представляет собой множество всех M -последовательностей с четным весом.

Действительно, в A_1 могут содержаться только последовательности с четным весом [3]. Покажем, что число последовательностей с четным весом есть 2^{M-1} . Обозначим его через ξ_M . Ясно, что $\xi_2 = 2^{2-1} = 2$. Допустим, что число M -последовательностей с четным весом равно числу M -последовательностей с нечетным весом и составляет 2^{M-1} . Докажем это утверждение для $(M+1)$ -последовательностей. $(M+1)$ -последовательность с четным весом может быть получена приписыванием нуля к M -последовательности с четным весом (число таких $(M+1)$ -последовательностей равно, по индуктивному предположению, 2^{M-1}) и приписыванием единицы к M -последовательности с нечетным весом (число которых также равно 2^{M-1}). Таким образом, число $(M+1)$ -последовательностей с четным весом есть $2^{M-1} + 2^{M-1} = 2^M = 2^{(M+1)-1}$. Поскольку число элементов в A_1 совпадает с количеством M -последовательностей с четным весом и равно 2^{M-1} , то A_1 содержит все такие последовательности.

Заметим, что $(m+1)$ -й нейрон цепи осуществляет сюръективное отображение $f: A_m \rightarrow A_{m+1}$, $f(A_m) = A_{m+1}$ для каждого ($m = 1, 2, \dots$) по определению множества A_m . Стабилизация в этих терминах означает, что $A_m = A_{m+1} = \dots$ для всех $m \geq 2^k$.

1°. Для всякого ($m = 1, 2, \dots$) $A_m \supset A_{m+1}$.

Доказательство. Пусть дана M -последовательность p из множества A_{m+1} , т.е. $p \in A_{m+1}$. Докажем, что $p \in A_m$. Найдется, по определению A_{m+1} , такая M -последовательность $p_1 \in A_m$, что $p = f(p_1)$; так как $p_1 \in A_m$, то существует $p_2 \in A_{m-1}$ такая, что $p_1 = f(p_2)$, и т.д.

Наконец, найдется $p_m \in A_1$ такая, что $p_{m-1} = f(p_m)$, т.е. $\underbrace{f \dots f}_{m}(p_m) = p$ и, следовательно, по определению A_m , $p \in A_m$. Таким образом, $A_m \supset A_{m+1}$, что и требовалось доказать.

Следовательно, для того, чтобы доказать стабилизацию на 2^k -м нейроне, нужно показать, что если $p \in A_{2^k}$, то $p' \notin A_{2^k}$, где p' — обратная последовательность для p , т.е. $p' \in p = 11 \dots 1$. Из этого будет следовать, что f осуществляет взаимно-однозначное отображение A_{2^k} на A_{2^k+1} , а так как $A_{2^k+1} = f(A_{2^k})$ и $A_{2^k+1} \subset A_{2^k}$, то $A_{2^k+1} = A_{2^k}$ и т.д., т.е. наступает стабилизация. Вместе с этим утверждением докажем, что стабилизация не наступает раньше, чем на 2^k -м нейроне.

2°. При нечетных M ($M = 2^0 n$) стабилизация наступает после первого же нейрона, так как, если $p \in A_1$, то p' обязательно содержит нечетное число единиц и, следовательно, $p' \in A_1$. Таким образом, при M нечетном $A_m = A_{m+1} = \dots$ для всех $m \geq 1$. Число последовательностей в этом стабильном множестве равно $\xi = 2^{M-1}$.

2° — 1. При $m \leq 2^k - 1$ найдется такая последовательность α , начинающаяся с m нулей и такая, что $\underbrace{f \dots f}_m(\alpha) = 11 \dots 1$ (т.е. m -кратный «образ» α есть последовательность $11 \dots 1$), причем при

$m < 2^k - 1$ это будет последовательность с четным весом, а при $m = 2^k - 1$ — с нечетным.

При $m = 2^k - 1$ ($k = 1, 2, \dots$) в полиноме $P^m(D)$ коэффициенты перед всеми степенями D равны единице [2], из чего следует, что для $m = 2^k - 1$ ($m < 2^k - 1$) в качестве α можно взять последовательность $(\underbrace{0 \dots 0}_{2^{k-1}-1} \underbrace{1 \dots 1}_{2^{k-1}-1} 0 \dots 1)$. Она начинается с m нулей и, так как

$m < 2^k - 1$, содержит четное число единиц. Из этого следует, что на следующем шаге для $m = 2^k$ в роли α будет выступать M -последовательность $(\underbrace{0 \dots 0}_{2^k} \underbrace{1 \dots 1}_{2^k} 0 \dots 1 \dots 1)$, которая также начинается с m

нулей и вес которой четен. Пусть теперь $m = 2^{\lambda_0} + 2^{\lambda_1} + \dots + 2^{\lambda_j}$, где λ_i ($i = 0, 1, \dots, j$) — целые числа; $\lambda_0 > \lambda_1 > \dots > \lambda_j$, причем λ_j может быть равным нулю. В этой ситуации построение последовательности α проводится постепенным исправлением последовательности $\alpha_0 = (\underbrace{0 \dots 0}_{2^{\lambda_0}} \underbrace{1 \dots 1}_{2^{\lambda_0}} 0 \dots 1)$, в которой группы единиц заменяются на

прообразы единичных последовательностей. Предположим, что $m < 2^k - 1$. Тогда найдется такое целое s , $0 \leq s < k$, что $s \neq \lambda_i$ ни при каком i . Обозначим 2^{λ_s} -последовательность вида $(\underbrace{0 \dots 0}_{2^{\lambda_s}} \underbrace{1 \dots 1}_{2^{\lambda_s}} 0 \dots 1)$ через α_{λ_s} .

Тогда

$$f(\underbrace{f(\dots f}_{2^{\lambda_0}+2^{\lambda_1}}(\underbrace{0 \dots 0}_{2^{\lambda_0}} \alpha_{\lambda_s}, \underbrace{0 \dots 0}_{2^{\lambda_s}} \alpha_{\lambda_s}, \dots 1)) \dots)) = 11 \dots 1,$$

т.е. $11 \dots 1$ есть $(2^{\lambda_0} + 2^{\lambda_s})$ — кратный сбраз последовательности λ_j и вес M -последовательности α_1 равен

$$P_{\alpha_1} = \frac{M}{2^{\lambda_0}+1} \cdot \frac{2^{\lambda_0}}{2^{\lambda_s}+1}.$$

Затем обозначим через α_{λ_s} 2^{λ_s} -последовательность $(\underbrace{0 \dots 0}_{2^{\lambda_s}} \underbrace{1 \dots 1}_{2^{\lambda_s}} 0 \dots 1)$

и исправим α_{λ_s} , заменив ее 2^{λ_s} -последовательностью $(0 \dots 0 \alpha_{\lambda_s} 0 \dots 0 \alpha_{\lambda_s} \dots)$. Подставив эту исправленную 2^{λ_s} -последовательность в α_1 вместо старой α_{λ_s} , получим α_2 такую, что $11 \dots 1$ есть ее $(2^{\lambda_0} + 2^{\lambda_s} + 2^{\lambda_s})$ -кратный образ и вес ее равен

$$P_{\alpha_2} = \frac{M}{2^{\lambda_0}+1} \cdot \frac{2^{\lambda_0}}{2^{\lambda_s}+1} \cdot \frac{2^{\lambda_s}}{2^{\lambda_s}+1};$$

она начинается с $(2^{\lambda_0} + 2^{\lambda_s} + 2^{\lambda_s})$ нулей. Продолжая эту процедуру, за конечное число шагов j получим начинающуюся с m нулей M -последовательность $\alpha_j = \alpha$ такую, что ее m -кратный образ есть $11 \dots 1$ и вес ее равен

$$P_{\alpha} = \frac{M}{2^{\lambda_0}+1} \cdot \frac{2^{\lambda_0}}{2^{\lambda_1}+1} \cdot \frac{2^{\lambda_1}}{2^{\lambda_2}+1} \dots \frac{2^{\lambda_j}-1}{2^{\lambda_j}+1}.$$

Так как, по предположению, числа $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_j$ не включают все целые числа от 0 до $K-1$, то это произведение чётно.

Если же $m = 2^k - 1$, то описанная выше конструкция позволяет строить M -последовательность α , начинающуюся с m нулей и такую, что ее m -кратный образ есть $11 \dots 1$. Ясно, что это условие определяет только одну M -последовательность. Она будет иметь вид $(\underbrace{0 \dots 0}_{2^{k-1}-1} \underbrace{1 \dots 1}_{2^{k-1}-1} 0 \dots 1)$. Число единиц в ней, равное $p = \frac{M}{2^k}$, нечетно.

3°. При M четном для каждой M -последовательности $p = (a_1 \dots a_M)$, $p \in A_m$ ($m < 2^k$) $p' \in A_m$, а при $m = 2^k$ $p' \notin A_m$.

Попутно будем доказывать, что при $m < 2^k$ найдется такая M -последовательность $\eta \in A_0$, что $\eta = (\underbrace{0 \dots 0}_m a_1 b_{m+2} \dots b_{M-1} a_M)$ и

$\underbrace{f(f \dots (f(\eta)) \dots)}_m = p$, b_i — некоторые двоичные символы.

Для $m = 1$ все доказываемые утверждения справедливы, т. е. если $p \in A_1$, то она содержит четное число единиц; то же справедливо для p' , следовательно, $p' \in A_1$. Так как $p \in A_1$, то найдется η такая, что $f(\eta) = p$ (по определению A_1). Можно считать, что η начинается с нуля (иначе возьмем $\bar{\eta}$) и имеет вид $\eta = (0 a_1 b_2 \dots b_{M-1} a_M)$. Здесь $m < 2^k$, что имеет смысл в случае четного M , а случай нечетного M был уже рассмотрен.

Пусть наше утверждение справедливо для $m = \lambda$. Докажем его справедливость для $m = \lambda + 1$. Пусть $p \in A_{\lambda+1}$. Тогда найдется такая M -последовательность a , что $a \in A_\lambda$ и $f(a) = p$. По предположению, $a' \in A_\lambda$. Либо a , либо a' имеют вид $(0 a_1 b_2 \dots a_M)$. Будем для определенности считать, что такой вид имеет a . По предположению, найдется $\eta_{\lambda+1} \in A_0$, имеющая вид $(\underbrace{0 \dots 0}_\lambda 0 a_1 b_{\lambda+2} \dots a_M) = \eta_{\lambda+1}$, причем

$\underbrace{f(f \dots f(\eta_{\lambda+1}) \dots)}_{\lambda+1} = a$ и, следовательно, $\underbrace{f(f \dots (f(\eta_{\lambda+1})) \dots)}_{\lambda+1} = p$. Таким образом, существование $\eta_{\lambda+1}$ доказано.

Осталось доказать, что $p' \in A_{\lambda+1}$ при $\lambda + 1 < 2^k$ и что $p' \notin A_{\lambda+1}$ при $\lambda + 1 = 2^k$.

Действительно, если $p \in A_{\lambda+1}$, то, по 1°, $p \in A_\lambda$. Для p , по доказанному, найдется такая $\eta_\lambda = (\underbrace{0 \dots 0}_\lambda a_1 \dots a_M)$, что $\underbrace{f(f \dots (f(\eta_\lambda)) \dots)}_\lambda = p$. Но так как $p \in A_{\lambda+1}$, то η_λ принадлежит не только A_0 , но и A_1 , т. е. η_λ содержит четное число единиц. Для p' также найдется такая последовательность $\beta_\lambda = (0 \dots 0 \bar{a}_1 \dots \bar{a}_M)$, что $\beta_\lambda \in A_0$ и $\underbrace{f(f \dots f(\beta_\lambda) \dots)}_\lambda = p'$.

Достаточно доказать, что при $\lambda + 1 < 2^k$ $\beta_\lambda \in A_1$, а при $\lambda + 1 = 2^k$ $\beta_\lambda \in \frac{A_0}{A_1}$, т. е. β_λ принадлежит той части множества A_0 , которая не лежит в A_1 . Тогда будет справедливо соответственно $p' \in A_{\lambda+1}$ и $p' \notin A_{\lambda+1}$.

Рассмотрим M -последовательность $p \pm p' = 11 \dots 1$ (сложение покомпонентное) и M -последовательность $\gamma_\lambda = \eta_\lambda \oplus \beta_\lambda$, начинающуюся с λ нулей и такую, что $\underbrace{f(f \dots f(\gamma_\lambda) \dots)}_\lambda = 11 \dots 1$. Так как эти условия однозначно определяют γ_λ , то, по 2°, — 1, она содержит четное число единиц при $\lambda < 2^k - 1$ и нечетное — при $\lambda = 2^k - 1$. Каждая единица в γ_λ соответствует тому, что двоичный знак в M -последовательности β_λ является обратным к стоящему на том же месте в η_λ . Пусть такие замены символов на обратные сделаны для элементов $x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_r}$ и не сделаны для остальных символов η_λ . Тогда при $\lambda < 2^k - 1$ все последовательности γ_λ четный, а при $\lambda = 2^k - 1$ — нечетный. Обозначим число единиц среди $x_{i_1}, \dots, x_{i_r}$ через $\bar{a}$, число нулей — через $\bar{b}$, число единиц среди остальных знаков η_λ — через $\bar{c}$, число нулей — $\bar{d}$. Тогда число единиц в η_λ равно $\bar{a} + \bar{c}$ и четно, так как $\eta_\lambda \in A_1$. Число единиц в β_λ равно $\bar{b} + \bar{c}$. Если $\lambda < 2^k - 1$, то $\bar{a} + \bar{b}$ четно; следовательно, $\bar{a}$ и $\bar{b}$ имеют одинаковую четность, а так как $\bar{a} + \bar{c}$ четно, то и $\bar{b} + \bar{c}$ тоже четно. Если $\lambda = 2^k - 1$, то $\bar{a} + \bar{b}$ нечетно, $\bar{a}$ и $\bar{b}$ имеют различную

четность и $\bar{b} + \bar{c}$ нечетно. Таким образом, мы показали, что при $\lambda + 1 < 2^k$ $\beta_\lambda \in A_1$, а при $\lambda + 1 = 2^k$ $\beta_\lambda \notin A_1$ и соответственно при $\lambda + 1 < 2^k$ $\rho' \in A_{\lambda+1}$, а при $\lambda + 1 = 2^k$ $\rho' \notin A_{\lambda+1}$, что и требовалось доказать.

Из доказанных утверждений 1^а—3^а можно сделать следующие выводы для любого $M = 2^k n$:

а) при M нечетном стабилизация наступает после 1-го нейрона;
 б) при M четном стабилизация наступает не ранее и не позднее 2^а-го нейрона;

в) число элементов в множестве A_m (число выходных последовательностей m -го нейрона) равно 2^{M-m} при $m < 2^k$, а число элементов в стабильном множестве — $2^{M-2^k} = 2^{2^k(n-1)}$; это следует из того, что при $m < 2^k$ число элементов в A_{m-1} в два раза превышает число элементов в A_m ;

г) если M есть степень двойки, то стабилизация наступает на M -м нейроне и стабильное множество состоит лишь из тождественно нулевой последовательности 00 ... 0.

Структура стабильного множества

В случае нечетного M оно представляет собой множество всех M -кодов с четным весом. Рассмотрим теперь случай четного $M = n2^k$.

4^а. M -последовательность $\rho = (a_1 \dots a_M)$ тогда и только тогда принадлежит стабильному множеству, когда n -последовательности $\eta_1 = (a_1, a_{2^k+1}, a_{2 \cdot 2^k+1}, \dots, a_{(n-1)2^k+1})$, $\eta_2 = (a_2, a_{2 \cdot 2^k+2}, \dots, a_{(n-1)2^k+2})$ имеют четный вес.

Иначе говоря, требуется доказать, что для каждого $\lambda \rho \in A_\lambda$, где λ — номер нейрона, на выходе которого может встретиться последовательность ρ .

Доказательство. Утверждение справедливо для $\lambda = 1$, так как если M -последовательность ρ обладает сформулированным свойством, то она имеет четный вес. Пусть ρ , как и всякая удовлетворяющая сформулированному требованию M -последовательность, принадлежит A_1 . Ясно, что $\rho = \rho_1 \oplus \rho_2 \oplus \dots \oplus \rho_{2^k}$, где $\rho_i = (0 \dots a_i \dots 0 \dots a_{2^k+i} \dots 0)$; ρ_i также обладает сформулированным свойством, поэтому, по индуктивному предположению, $\rho_i \in A_1$. Докажем, что $\rho_i \in A_{\lambda+1}$. Определенность требует проведения доказательства для ρ_1 ; $\rho_1 = (a_1 0 \dots 0 a_{2^k+1} 0 \dots 0)$. По предположению, η_1 имеет четный вес. Так как n нечетно, то найдется такая n -последовательность η_1^{-1} , которая имеет четный вес и удовлетворяет равенству $f(\eta_1^{-1}) = \eta_1$. Пусть $\eta_1 = (b_1 \dots b_n)$. Тогда ясно, что M -последовательность $\rho_1^{-1} = (\underbrace{b_1 b_2 \dots b_2 b_3 \dots b_3 \dots b_n}_{2^k} \dots \underbrace{b_n b_1 \dots b_1}_{2^k-1})$ удовлетворяет равенству $f(\rho_1^{-1}) = \rho_1$.

Для M -последовательности ρ_1^{-1} сформулированное требование выполнено, так как η_1^{-1} имеет четный вес. Следовательно, по предположению, $\rho_1^{-1} \in A_\lambda$ и соответственно, по определению $A_{\lambda+1}$, $\rho_1 \in A_{\lambda+1}$. Так как $\rho_i \in A_{\lambda+1}$, то найдется M -последовательность δ_1 такая, что $\underbrace{f(f \dots (f(\delta_1)) \dots)}_{\lambda+1} = \rho_1$. Аналогично для любого $1 \leq i \leq 2^k$ можно поставить M -последовательность δ_i такую, что $\underbrace{f(f \dots (f(\delta_i)) \dots)}_{\lambda+1} = \rho_i$. Тогда, очевидно, M -последовательность $\delta = \delta_1 \oplus \delta_2 \oplus \dots \oplus \delta_{2^k}$ будет удовлетворять равенству $\underbrace{f(f \dots (f(\delta)) \dots)}_{\lambda+1} = \rho_1 + \rho_2 + \dots + \rho_{2^k} = \rho$, что и означает $\rho \in A_{\lambda+1}$.

зуюсь последовательно в коды 5, 29, 32, 2, 3, вновь появится на выходе шестого нейрона ($n = 6$). Нестабильные коды составляют ациклические части графов. Это значит, что код 44 (граф А) преобразуется в код 3 и 18. Таким образом, информация о коде 44 длительно сохраняется в основной цепи в виде периодического повторения кода 18.

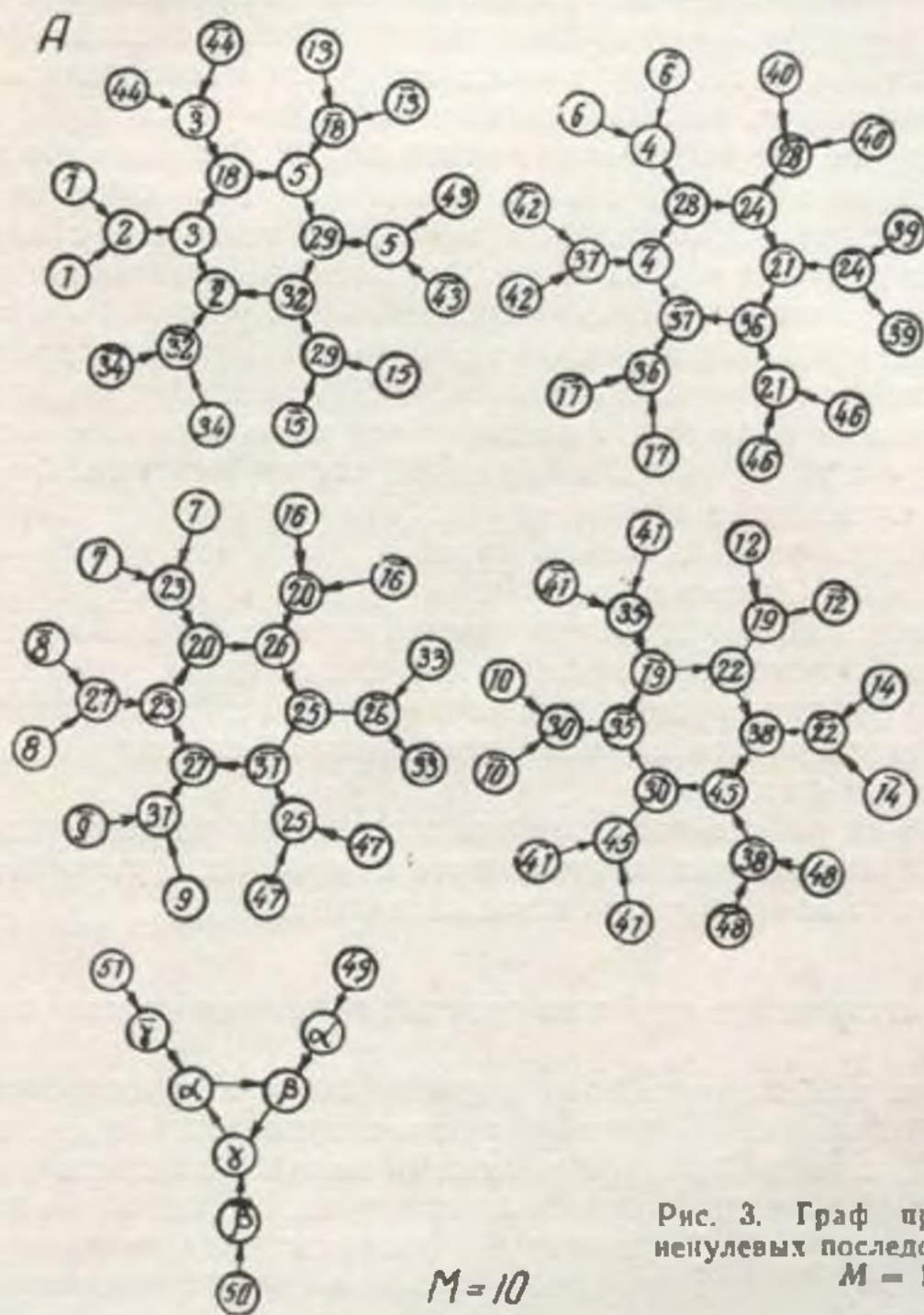


Рис. 3. Граф преобразования ненулевых последовательностей, $M = 10$.

Значение законов формирования графов дает возможность рассчитать минимальную длину основной цепи, на которой происходит полный анализ признаков входного кода при заданных его параметрах, и определить номера нейронов, на которых появится входной код, что имеет значение, например, для выявления и устранения помех в виде случайных искажений кода в основной цепи. Последнюю можно уподобить набору фильтров, где разнообразие свойств каждого фильтра связано с номером соответствующего нейрона этой цепи.

ЛИТЕРАТУРА

1. И. Я. Березная, Р. М. Грановская. Преобразование кодов в цепи из нейроноподобных элементов. Сб. «Вычислительная техника и вопросы кибернетики», вып. 5. Изд-во ЛГУ, 1967.
2. И. Я. Березная, А. М. Шаумян. Преобразование двоичных последовательностей в некотором классе n -тактных линейных фильтров. Сб. «Вычислительная техника и вопросы кибернетики», вып. 7. Изд-во МГУ, 1970.

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ПРОСТЫХ РЕЦЕПТИВНЫХ ПОЛЕЙ ЗРИТЕЛЬНОЙ КОРЫ

Ю. И. Зозуля, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай

Рецептивные поля — это более крупные по сравнению с отдельными нейронами структурные и функциональные образования анализаторов перинной системы. В структуре каждого рецептивного поля можно четко выделить выходную, или объединяющую, нервную клетку и систему рецепторов одного или нескольких анализаторов, раздражение которых вызывает реакцию выходной клетки. Соединение выходного нейрона с рецепторами может осуществляться непосредственно или с помощью промежуточных нервных клеток. В функциональном отношении рецептивное поле является биологическим вычислительным устройством с одним выходом и многочисленными входами. Оно считает некоторый параметр пространственно-временных сигналов, поступающих на его входы.

Рецептивные поля могут иметь самое разнообразное назначение. В частном случае, когда реакция выходной клетки имеет только сигнальное значение и служит для вызова определенного поведенческого акта организма, рецептивное поле можно рассматривать как детектор более или менее сложного «локального свойства» [1], по которому входные сигналы разделяются на две основные категории: сигналы, вызывающие реакцию выходной клетки рецептивного поля, и сигналы, не вызывающие ее.

Так как функции рецептивных полей отличаются значительной сложностью, их всестороннее изучение невозможно без использования точных математических методов.

Настоящая работа посвящена исследованию на математических моделях пространственных соотношений в простых рецептивных полях коры головного мозга высших млекопитающих.

Квазистатические свойства простых рецептивных полей коры

Простые рецептивные поля изучены электрофизиологическими методами в отдельных проективных зонах зрительной коры кошки [2] и обезьяны [3], а также психофизическими методами в зрительной коре человека [4]. Нейрофизиологами было отмечено, что подобные рецептивные поля не реагируют на стационарные раздражители, поэтому при изучении пространственных соотношений в таких полях можно говорить только о некоторых квазистатических пространственных свойствах, которые могут проявляться лишь при изменении входных сигналов во времени.

Для простых рецептивных полей с помощью мигающего или движущегося светового пятна были составлены карты полей, приведенные на рис. 1. У всех этих разновидностей простых рецептивных полей можно выделить две группы рецепторов, вызывающих различные ответы выходной клетки (на рис. 1 крестиками показаны области рецептивной поверхности, дающие on-ответы, а треугольниками — дающие off-ответы). Внутри каждой из групп рецепторов наблюдается суммирование раздражения при увеличении площади раздражителя. В то же время совместное проектирование световых пятен на обе группы рецепторов приводит к подавлению реакции рецептивного поля, т. е. эти группы рецепторов находятся в антагонистических отношениях. В отличие от рецептивных полей сетчатки и бокового колленчатого тела простые рецептивные поля коры высших млекопитающих имеют вытянутую форму. Направление, в котором вытянуто рецептивное поле, называется осью поля.

Простые рецептивные поля дают максимальную реакцию на стимулы в виде длинного узкого светового прямоугольника, темного прямоугольного силуэта на светлом фоне и прямолинейной границы, разделяющей две области с различной яркостью. При этом световые раздражители должны быть ориентированы вдоль рецептивного поля и полностью покрывать одну из групп рецепторов поля. Рецептивные поля слабо реагируют на небольшие пятна света и не дают реакции на общее освещение рецепторов (изменение диффузного освещения сетчатки).

Перечисленные квазистатистические свойства позволили рассматривать простые рецептивные поля как разнообразные детекторы прямолинейных отрезков контуров, ориентированных в определенном направлении [1 — 3]. На основании нейрофизиологических данных было построено несколько технических (физических) моделей рецептивных полей [5, 6], однако количественно свойства этих полей изучены еще не в достаточной степени.

Построение и анализ моделей

Как было показано в предыдущих работах [7, 8], совокупность одинаковых рецептивных полей можно промоделировать с помощью непрерывных нейронных сред, задавая функцию влияния нейронной среды $G(x - x_0, y - y_0)$ и порог срабатывания с отдельных элементов среды. Для таких моделей реакция линейной части среды на входное возмущение $I(x_0, y_0)$ может быть вычислена в виде интеграла свертки:

$$P(x, y) = \iint_{R^2} G(x - x_0, y - y_0) I(x_0, y_0) dx_0 dy_0. \quad (1)$$

При определении функций влияния простых рецептивных полей можно условно принять, что раздражение одной группы рецепторов вызывает положительную реакцию выходной клетки поля (оп-реакцию), а раздражение другой группы — отрицательную (off-реакцию). Тогда ответ поля на совместное раздражение рецепторов будет равен разности реакций рецептивного поля на раздражение отдельных групп рецепторов. Такая идеализация позволяет учесть антагонизм двух групп рецепторов рецептивного поля. Кроме того, по знаку и амплитуде реакции математической модели можно судить о виде и амплитуде реакций выходной клетки моделируемого поля. Если принять, что оп- и off-реакции рецептивного поля имеют одинаковый порог срабатывания, то реакцию соответствующей непрерывной нейронной среды с учетом порога срабатывания отдельных ее элементов можно вычислить в следующем виде:

$$Q(x, y) = P(x, y) \mid |P(x, y)| - c, \quad (2)$$

где $\mid u \mid$ — единичная функция Хевисайда.

Абстрагируясь от конечной ширины рецептивного поля, функция влияния любого простого рецептивного поля коры высших млекопитающих (рис. 1) можно рассматривать как обобщенную функцию, заданную на отрезке прямой длиной $2a$ и имеющую определенную последовательность минимумов и максимумов в направлении, перпендикулярном оси рецептивного поля.

Такую функцию всегда можно представить в виде линейной комбинации δ -функции и ее производных [9], принимающих ненулевые значения на отрезке прямой:

$$G(x - x_0, y - y_0) = \sum_{i=0}^N b_i \delta^{(i)}(x - x_0) [1(y_0 - y + a) - 1(y_0 - y - a)]. \quad (2)$$

В выражении (3) наличие δ -функции характеризует реакцию рецептивного поля на постоянный раздражитель. Но простые рецептивные поля коры не реагируют на диффузное освещение (его изменение), значит их функции влияния не должны включать δ -функцию ($b_0 = 0$).

Ограничиваясь в наиболее простом частном случае первыми и вторыми производными δ -функции, а также учитывая свойства симметрии четных производных и косо симметрии нечетных производных δ -функции, можем получить (рис. 1):

1) для асимметричного рецептивного поля I

$$G_I(x - x_0, y - y_0) = [b_1 \delta'(x - x_0) + b_2 \delta''(x - x_0)] [1(y_0 - y + a) - 1(y_0 - y - a)]; \quad (3)$$

2) для косо симметричного рецептивного поля II

$$G_{II}(x - x_0, y - y_0) = b_1 \delta'(x - x_0) [1(y_0 - y + a) - 1(y_0 - y - a)]; \quad (4)$$

3) для симметричных рецептивных полей III и IV

$$G_{III}(x - x_0, y - y_0) = -G_{IV}(x - x_0, y - y_0) = b_2 \delta''(x - x_0) [1(y_0 - y + a) - 1(y_0 - y - a)]. \quad (5)$$

Функция влияния асимметричного поля I имеет наиболее общий вид, поэтому достаточно вычислить только реакцию этого поля, а реакции остальных рецептивных полей рассмотреть как ее частные случаи.

При подстановке выражения (4) в уравнение (1) получим реакцию линейной части модели:

$$P(x, y) = \left(b_1 \frac{\partial}{\partial x} + b_2 \frac{\partial}{\partial x^2} \right) \int_{y-a}^{y+a} I(x, y_0) dy_0. \quad (6)$$

Из данного соотношения видно, что простые рецептивные поля зрительной коры высших млекопитающих производят суммирование входных сигналов вдоль оси поля (оси y), а также дифференцируют их в направлении, перпендикулярном оси поля (вдоль оси x). Как и в сетчатке лягушки [7], дифференцирование входного сигнала в одном направлении позволяет производить анизотропное выделение контуров зрительных изображений. Суммирование входных сигналов в перпендикулярном направлении усиливает специфичность реакций простых рецептивных полей к ориентации контуров и их кривизне. Выражение (7) также показывает, что простые рецептивные поля не могут быть получены простым объединением концентрических рецептивных полей бокового коллатерального тела, которые производят изотропное выделение контуров зрительных сигналов.

Элементы дифференциальной анизотропии, по-видимому, вносятся уже клетками коры.

Для оценки чувствительности простых рецептивных полей к ориентации контурных элементов изображения рассмотрим реакцию линейной части модели на прямолинейную границу, разделяющую две области с различной яркостью:

$$I(x_0, y_0) = m I(x_0 \cos \alpha - y_0 \sin \alpha), \quad (8)$$

где α — угол между осью рецептивного поля и ориентацией границы. В этом случае

$$\begin{aligned} P_I(x, y) &= \left(b_1 \frac{\partial}{\partial x} + b_2 \frac{\partial^2}{\partial x^2} \right) \int_{-a}^{a} m I(x \cos \alpha - y_0 \sin \alpha) dy_0 = \\ &= m b_1 \operatorname{ctg} \alpha [I(u + a \sin \alpha) - I(u - a \sin \alpha)] + \\ &+ m b_2 \operatorname{ctg} \alpha \cos \alpha [\delta(u + a \sin \alpha) - \delta(u - a \sin \alpha)], \quad (u = x \cos \alpha - y \sin \alpha). \end{aligned} \quad (9)$$

Из полученного соотношения (9) вытекает, что реакция модели сосредоточена на полоске шириной $2a \sin \alpha$, простирающейся вдоль прямолинейной границы входного возмущения (8). В сечении, перпендикулярном к ориентации границы, (вдоль оси u) график функции (9) имеет вид прямоугольника с подчеркнутыми при посредстве δ -функций краями (рис. 2, б). Амплитуда реакции модели сильно зависит от угла α . При значении $\alpha = 4$ выражение (9) превращается в линейную комбинацию δ -функции и ее первой производной:

$$P_I(x, y)|_{\alpha=0} = m 2a [b_1 \delta(u) + b_2 \delta'(u)]. \quad (10)$$

Амплитуда реакции модели прямо пропорциональна длине рецептивного поля.

Для получения более точных амплитудных характеристик простых рецептивных полей необходимо учесть конечную ширину рецептивных полей. В простейшем случае это может быть достигнуто размытием функции влияния или реакции модели с помощью функции с единичным объемом:

$$f_\sigma(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (11)$$

где σ — величина, характеризующая ширину рецептивного поля.

С учетом размытия выражения (9) и (10) перепишем в следующем виде:

$$\begin{aligned} P_I^s(x, y) &= \iint_{R^2} P_I(x_1, y_1) \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2}{2\sigma^2}\right] dx_1 dy_1 = \\ &= m b_1 \operatorname{ctg} \alpha \frac{1}{2} \left[\operatorname{erf}\left(\frac{u + a \sin \alpha}{\sqrt{2}\sigma}\right) - \operatorname{erf}\left(\frac{u - a \sin \alpha}{\sqrt{2}\sigma}\right) \right] + \end{aligned} \quad (12)$$

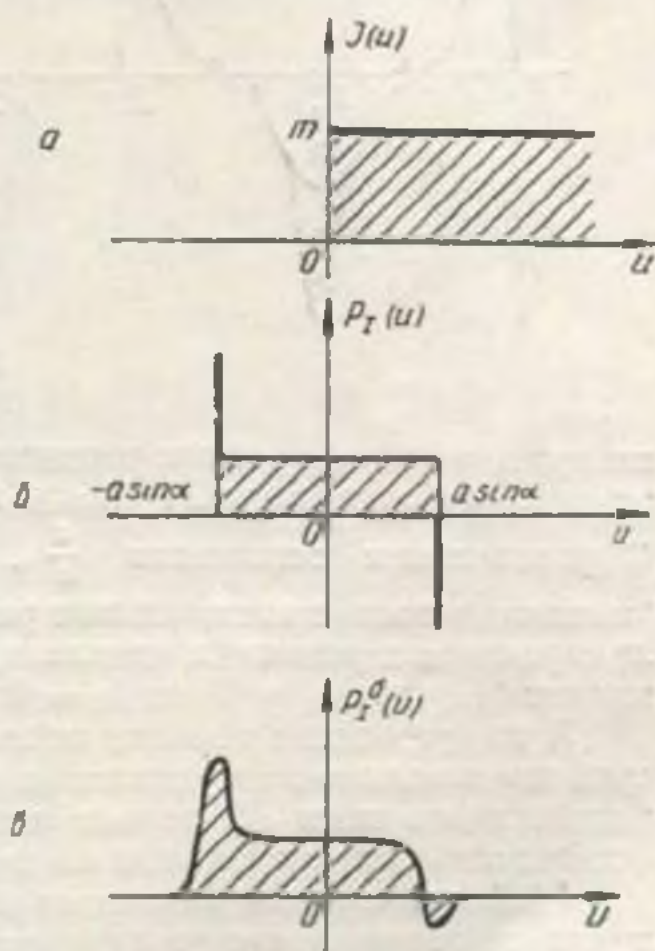


Рис. 2.

$$+ mb_2 \operatorname{ctg} \alpha \cos \alpha \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \left\{ \exp \left[-\frac{(u + a \sin \alpha)^2}{2\sigma^2} \right] - \exp \left[-\frac{(u - a \sin \alpha)^2}{2\sigma^2} \right] \right\};$$

$$P_1^2(x, y)|_{z=0} = m \frac{2a}{\sigma \sqrt{2\pi}} \left(b_1 - b_2 \frac{u}{\sigma^2} \right) \exp \left(-\frac{u^2}{2\sigma^2} \right). \quad (13)$$

Общий вид графика функции $P_1^2(u)$ показан на рис. 2, в. На основании формул (12) и (13) могут быть построены графики зависимости ам-

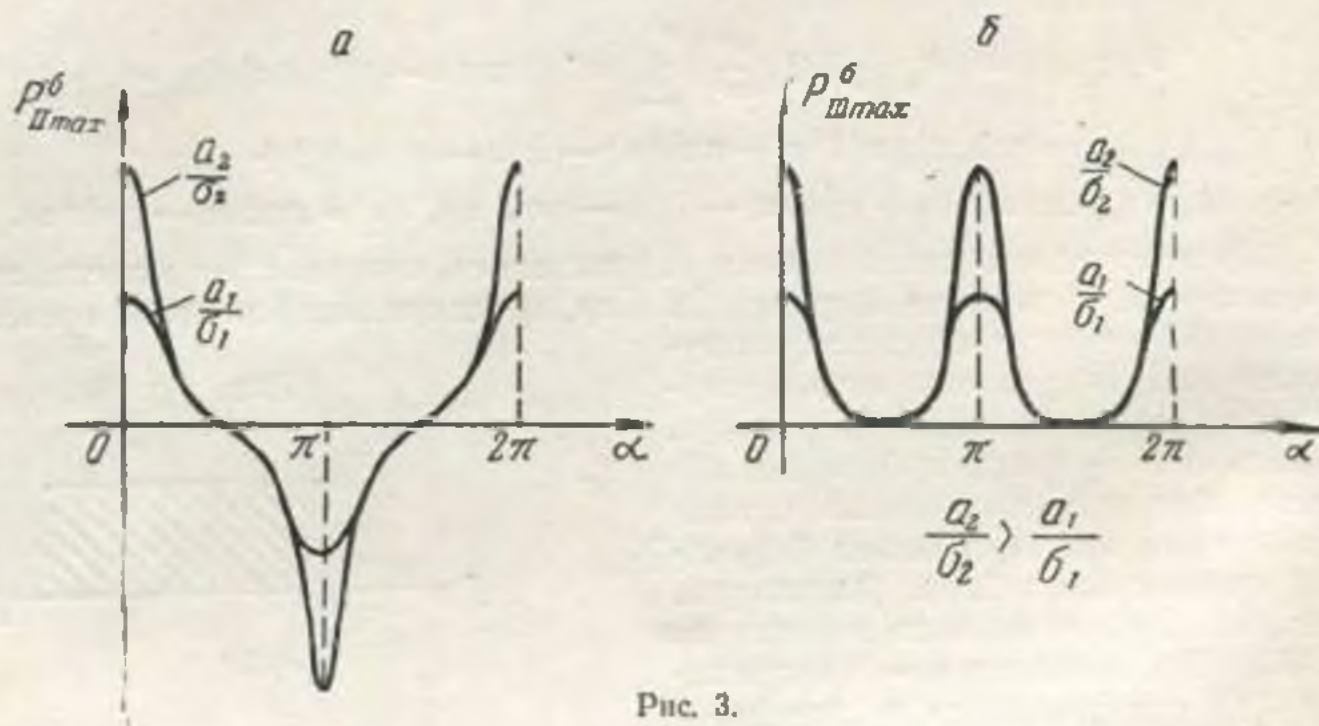


Рис. 3.

плитуды реакции простых рецептивных полей II и III от угла между осью поля и ориентацией границы возмущения (8) при $m = \text{const}$ (рис. 3). С увеличением отношения $\frac{a}{\sigma}$, характеризующего вытянутость рецептивного поля, максимальные реакции моделей усиливаются и в пределе стремятся к реакциям идеализированных моделей, описываемых уравнением (10) при $b_1 = 0$ или $b_2 = 0$.

В то время, как реакция модели рецептивного поля II при повороте границы входного возмущения на 180° меняет свой знак, реакция модели рецептивного поля III только поворачивается вслед за границей. Эта особенность также отражена на рис. 3.

Рецептивное поле I сочетает в себе свойства полей II и III. В зависимости от соотношения между коэффициентами b_1 и b_2 доминируют те или другие свойства.

Рецептивное поле IV по сравнению с полем III лишь инвертирует знак реакции.

Как видно из графиков (рис. 3), реакция простых рецептивных полей коры высших млекопитающих обладает значительной чувствительностью к ориентации прямолинейных участков контуров изображений.

В то же время эти поля реагируют, хотя и значительно слабее, на стимулы в виде небольших пятен и криволинейных границ, особенно когда касательная к криволинейной границе совпадает с осью рецептивного поля.

ВЫВОДЫ

1. Простые рецептивные поля выделяют различные контурные элементы изображений и определяют степень их прямолинейности в заданном направлении. Аналогичные операции производят и анизотропные

детекторы контуров сетчатки лягушки [7], однако их чувствительность к ориентации прямолинейных участков контуров значительно ниже.

2. При стабилизации реакций простых рецептивных полей относительно изменения контраста изображений (как это имеет место в сетчатке лягушки [7]) и увеличении порогов срабатывания полей подобные биологические структуры могут детектировать прямолинейные отрезки контуров изображений, ориентированных в определенном направлении.

3. Простые рецептивные поля не могут быть получены простым объединением концентрических рецептивных полей бокового колленчатого тела, производящих изотропное выделение контуров зрительных сигналов.

4. Необходимы дополнительные исследования механизмов образования простых рецептивных полей высших млекопитающих. Эти исследования должны также показать, как проявляются квазистатические свойства рецептивных полей бокового колленчатого тела и сетчатки в свойствах рецептивных полей коры.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ф. Розенблатт. Принципы нейродинамики. Изд-во «Мир», 1965.
2. D. H. Hubel, T. N. Wiesel. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in cat's visual cortex. «J. Physiol.», 160 (1962).
3. D. H. Hubel, T. N. Wiesel. Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex. «J. Physiol.», 195 (1968).
4. F. W. Campbell, J. J. Kulikowski. Orientational selectivity of the human visual system. «J. Physiol.», 187 (1966).
5. Ю. И. Нефедов, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай. Моделирование процессов первичной обработки информации в зрительном анализаторе с помощью телевизионной системы. Сб. «Проблемы бионики», вып. 3. Изд-во Харьковск. ун-та, 1969.
6. Ф. Д. Межов, А. В. Середилский, И. И. Цукерман. Телевизионные модели некоторых рецептивных полей. «Проблемы физиологической оптики», т. 13. Изд-во «Наука», 1966.
7. Ю. И. Зозуля, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай. Математические модели детекторов сетчатки глаза лягушки. Сб. «Проблемы бионики», вып. 4. Изд-во Харьковск. ун-та, 1970.
8. Ю. И. Зозуля, Ю. И. Нефедов, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай. Детектирование движения в сетчатке глаза лягушки. Сб. «Проблемы бионики», вып. 5. Изд-во Харьковск. ун-та, 1970.
9. И. М. Гельфанд, Г. Е. Шилов. Обобщенные функции, вып. 1. Обобщенные функции и действия над ними. Физматгиз, 1958.

СЕТИ ВЫДЕЛЕНИЯ КРИВИЗНЫ

Р. М. Грановская, Ю. И. Волков

Выделение признаков — наиболее важная процедура при опознавании изображений. В опознающих устройствах прежде всего выделяются некоторые признаки входного объекта (изображения), и сам объект опознается по этим выделенным признакам. Работа опознающего устройства зависит от того, выделены или нет существенные признаки.

В настоящей работе предлагается синтез сети, выделяющей зрительные признаки как части опознающего устройства. Зрительная система кошки и обезьяны (особенно структура рецептивных полей кортикальных нейронов) послужила моделью для построения рассматриваемой сетчатки. Данные психологических исследований говорят о том, что кривизна линии является важным признаком при опознании объектов [1, 2].

Эксперименты [3, 4] позволили обнаружить в сетчатке, колленчатом теле и корковых полях мозга специализированные нейроны (элементы),

реагирующие на кривизну объекта. Они получили название детекторов кривизны. Сетчатка имеет входное рецептивное поле (входной растр), на которое проецируется входное изображение.

В качестве элементов сетчатки используются модели нейронов трех типов — суммирующие, разностные и модели новизны [5, 6]. Та область сетчатки, которая при стимуляции вызывает реакцию нейрона, называется рецептивным полем последнего. Рецептивное поле представлено в виде множества кружков одинакового диаметра, которые, касаясь друг друга,

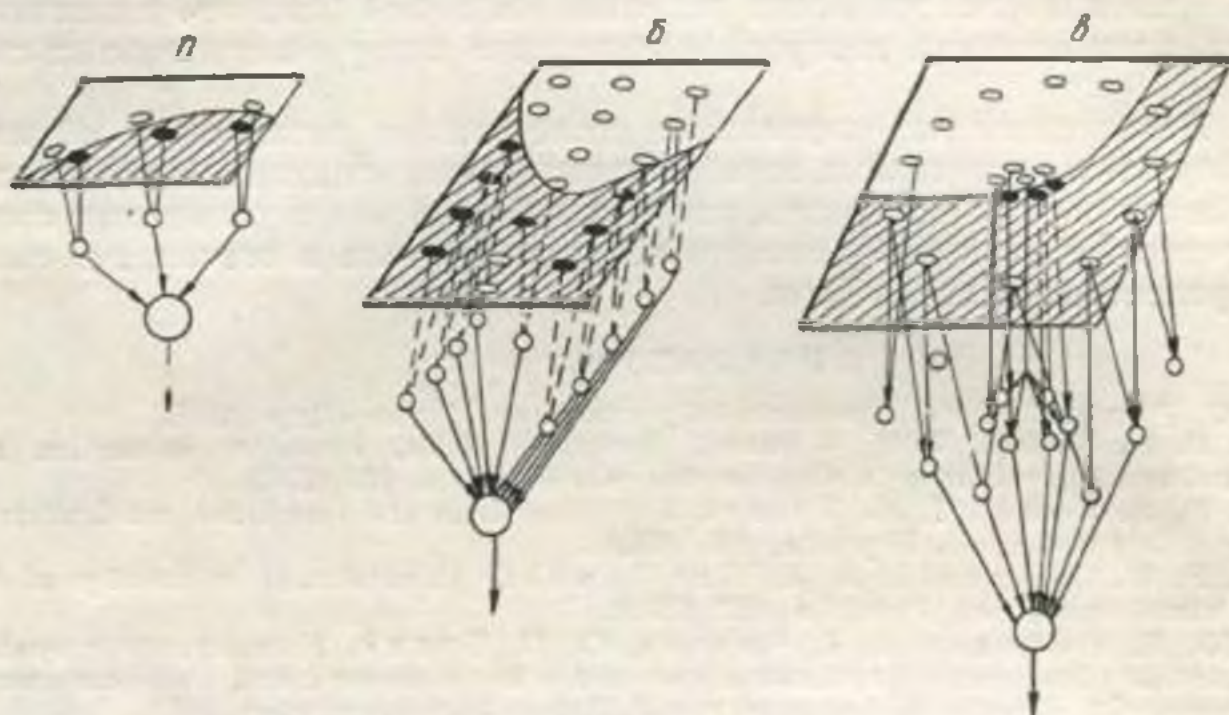


Рис. 1. Варианты структуры элемента сетчатки.

без пропусков покрывают часть плоскости. На рецептивном поле модели выделяется некоторое подмножество рецепторов, которое названо объектом. Рецепторы, принадлежащие объекту, возбуждаются (на рис. 1 они обозначены темными кружками). Рецепторы, «касающиеся» друг друга, будем называть смежными. В рассматриваемой модели каждый рецептор имеет шесть смежных. Рецептор назовем граничным, если среди смежных ему рецепторов имеется по крайней мере один, который не принадлежит объекту. Совокупность рецепторов, не принадлежащих объекту, называется его дополнением. Рецепторы дополнения объекта не возбуждены и обозначены на рис. 1 светлыми кружками. Совокупность граничных рецепторов образует границу объекта. Аналогично определены граничные рецепторы дополнения объекта и граница дополнения. Границы объекта и дополнения — непересекающиеся множества рецепторов. В рамках описанных представлений необходимо выделить группы рецепторов в рецептивном поле и связать их с нейронами, осуществляющими такое преобразование сигналов в рецепторы, чтобы система из этих рецепторов и нейронов по-разному реагировала на участки границы объекта (контура) с неодинаковой кривизной.

Выделение кривизны и шкала, по которой она будет отсчитываться, приведены ниже, однако нужно отметить, что понятие кривизны границы в дискретном рецепторном поле отличается от понятия кривизны линии в математическом анализе. В последнем кривизна считается векторной величиной, характеризующей скорость изменения направления кривой в данной точке, т. е. является величиной локальной. В настоящей работе кривизна рассматривается не в качестве локальной, а как интегральная характеристика участка границы, выражающая степень отклонения дан-

ного участка границы от других ему подобных. Нами не учитывается векторный характер кривизны, указывающий не только скорость, но и направление изменения границы. Иными словами, различие выпуклости от вогнутости в данном сообщении не производится.

Модель должна быть инвариантна относительно параллельных сдвигов объекта в рецепторном поле, не приводящих к резкому изменению контура объекта, а также относительно поворотов объекта в плоскости рецептивного поля.

Наиболее простой подход к решению поставленной задачи состоит в том, чтобы связывать группы смежных рецепторов определенной кривизны в цепочки, а работу детектора постулировать на основе принципа наложения: если участок границы совпадает с рецепторами цепочки, то на выходе детектора появляется сигнал. Для упрощения в каждой цепочке можно оставить только по три рецептора, уже не смежных: два крайних и средний (рис. 1, а). Схема детектора кривизны одного участка границы может быть реализована на трех нейронах одного слоя (каждый с двумя входами e_1 и e_2), реагирующих на перепад сигналов в пространстве их входов (они названы промежуточными), и одном суммирующем нейроне второго слоя с порогом возбуждения $m = 3$. Будем считать в данном случае, что три промежуточных нейрона объединены. На рис. 1, а светлыми кружками обозначены рецепторы, принадлежащие объекту (освещенная часть поля). С выхода всякого рецептора на каждый промежуточный нейрон поступает сигнал $e_i = 1$ ($i = 1, 2$). На выходе рецепторов, не принадлежащих объекту (затемненная часть поля), сигнал отсутствует, т. е. $e_i = 0$. Сигнал с промежуточного нейрона составляет $p_j = |e_1 - e_2|$ ($j = 1, 2, 3$), а сигнал P на выходе схемы (рис. 1, а) —

$$P = E\left(\sum_{j=1}^3 p_j - 3\right), \text{ где } E(x) = \begin{cases} 1 & \text{при } x \geq 0, \\ 0 & \text{при } x < 0. \end{cases}$$

Приведенная схема — еще не модель детектора кривизны. Для построения данной модели в рецепторном поле необходимо объединить столько таких схем, каково число градаций положения, направления и кривизны границы. Если работа детектора основана на принципе наложения, то число нейронов, необходимых для построения модели будет очень большим, однако нетрудно заметить, что построенная схема (рис. 1, а) несет избыточную информацию, так как выявляет не только кривизну, но также положение и направление границы.

Последнее обстоятельство открывает путь к упрощению модели. Для этого можно объединить промежуточные нейроны, связанные с рецепторами одинакового направления так, чтобы окончательный суммирующий нейрон реагировал на разную кривизну, либо промежуточные нейроны, связанные с рецепторами разного направления так, чтобы окончательный нейрон реагировал на определенную кривизну.

Рецепторное поле центрального промежуточного нейрона в первом случае представляет совокупность средней пары рецепторов, фиксирующей положение средней точки участка контура, попадающего на данное рецептивное поле, и (в простейшем случае) двух цепочек смежных рецепторов выбранного направления (рис. 1, б), фиксирующих концы части контура. Обязательным условием возбуждения окончательного нейрона такой схемы является возбуждение промежуточного нейрона, связанного со средней парой рецепторов. В остальном работа схемы организована следующим образом: каждой градации кривизны соответствует некоторый вес, с которым сигналы от промежуточных нейронов цепочек посту-

пают на суммирующий нейрон. При изменении порога окончного нейрона в направлении от максимального значения к минимальному (соответственно грациям кривизны) на некотором шаге данный нейрон возбуждятся. Порядковый номер этого шага определяет градацию кривизны.

При объединении нейронов разного направления, реагирующих на постоянную кривизну, рецепторное поле окончного нейрона представляет собой центральное пятно (центральный рецептор и все смежные с ним рецепторы) и внешнее кольцо (смежные рецепторы, которые фиксируют концы границы объекта) — рис. 1, в.

Как и в первом случае, необходимым условием возбуждения окончного нейрона является возбуждение по крайней мере одной из пар, состоящих из центрального и смежного ему рецепторов. В остальном работа этой схемы организована подобно тому, как это представлено на рис. 1, а.

Нетрудно видеть, что характер объединения нейронов в схемах первого и второго типов (рис. 1, б и в) имеет много общего. Действительно, если в результате изгиба цепочкам рецепторов схемы первого типа придать вид полок окружностей, то по внешнему виду эта схема совпадает со схемой второго типа. Данное обстоятельство указывает на возможность объединения в схеме типа (рис. 1, в) всех нейронов, соответствующих фиксированному положению участка контура и различным грациям по направлению и кривизне.

Рассмотрим модель, основанную на таком характере объединения.

Допустим, множество цепочек рецепторов таково, что в каждой из них можно выделить

средний рецептор таким образом, чтобы крайние отстояли от среднего на одно и то же расстояние r . Совмещая средние рецепторы всех цепочек с фиксированным рецептором поля, получим группу рецепторов, принадлежащих кругу радиуса r с центром в выбранном рецепторе. Очевидно, что каждой градации кривизны отвечает множество групп возбужденных рецепторов круга, возникающих друг из друга путем поворотов относительно центра круга; к тому же при любых положениях объекта центральный рецептор возбуждается. Разбивая множество всех групп возбужденных рецепторов круга на классы и относя к каждому классу величину кривизны подходящим образом, можно строить схему детектора кривизны.

В табл. 1 показаны все варианты расположения возбужденных рецепторов в рецептивном поле в виде круга единичного радиуса, кроме тех вариантов, которые получаются из указанных заменой возбужденных рецепторов на невозбужденные и обратно. Если в каждом варианте подсчитать число смежных пар рецепторов, из которых один возбужден, а другой — нет, и разбить все варианты на классы по числу таких пар (согласно k — числу перепадов), то получится разбиение, указанное в табл. 1. Рассматривая эти классы, видим, что чем больше «кривизна» засвеченной части круга (темные рецепторы), тем больше число пар смежных рецепторов, имеющих перепад в освещенности. Примем, по определению, кривизну каждого класса равной числу таких пар и построим преобразователь сигналов, выделяющий отмеченные в табл. 1 классы.

Поскольку необходимо определить число смежных пар, имеющих

Таблица 1

k	Варианты конфигурации возбуждения
0	
3	
4	
5	
6	
7	
8	
9	

перепад в освещенности, для построения преобразователя привлечем суммирующий нейрон с переменным порогом и нейрон «новизны», реагирующий на перепад сигналов в пространстве его входов, аналогичный промежуточному нейрону (рис. 1. а).

Сигналы e_i и e_j с каждой пары смежных рецепторов i и j единичного круга поступают на входы нейрона новизны, сигнал $p_{ij} = |e_i - e_j|$ с выхода которого поступает на вход суммирующего нейрона. Выход каждого из двенадцати нейронов новизны объединен с двенадцатью входами нейрона следующего слоя, представляющего собой суммирующий нейрон с переменным порогом m и синаптическими весами входов S_i , равными единице. Условие, при котором на выходе суммирующего нейрона возникает сигнал в фиксированный момент времени, может быть записано в виде $P = E(\sum P_{ij} - m)$.

Данное построение проводится нами для каждого единичного круга рецептивного поля. В результате получаем трехслойную сеть, которую в дальнейшем станем называть элементом сетчатки. На рис. 2 изображен основной элемент сетчатки, реагирующий на кривизну указанным выше образом.

Подсчитаем число нейронов новизны и суммирующих в построенной сетчатке.

Как легко заметить, количество суммирующих нейронов равно числу единичных кругов рецепторного поля, однако оно же немного меньше (из-за ограниченности рецептивного поля) числа рецепторов.

Поскольку рецептивное поле одного элемента сетчатки состоит из единичного круга, то число нейронов новизны в элементе сетчатки равно $6(1 + 1)$ — первому шагу окаймления. При окаймлении единичного круга смежными с ним рецепторами (рис. 3) прибавляется еще 6 ($3 + 2$) нейронов новизны. Согласно индукции, на i -м шаге окаймления прибавится $6[2i - (1 + i)]$ нейронов. Прделав n шагов, израсходуем всего $N = \sum_{i=1}^n 6(3i - 1) = 3n(3n + 1)$ нейронов новизны. При этом число рецепторов за n шагов возрастает до величины $M = 1 + \sum_{i=1}^n 6i = 1 + 3n(n + 1)$.

Очевидно, что $2 < \frac{N}{M} < 3$. Итак, на каждый рецептор сетчатки приходится примерно один суммирующий нейрон и два-три нейрона новизны.

Рассмотрим функционирование сетчатки. В момент предъявления объекта в ее рецептивное поле начинают реагировать те суммирующие нейроны, которые отвечают единичным кругам с центрами, лежащими

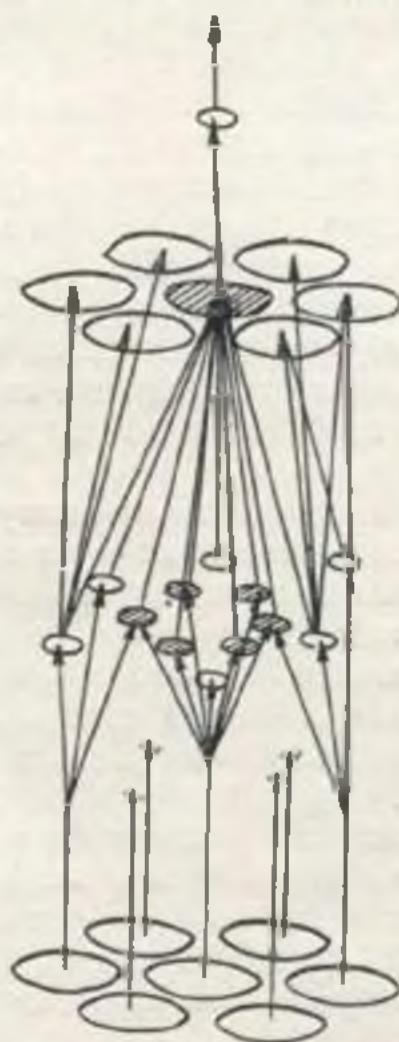


Рис. 2. Основной элемент сетчатки.



Рис. 3. Связи нейронов в элементе сетчатки.

на границах объекта и его дополнения, так как у остальных единичных кругов не будет общих рецепторов с дополнением, а следовательно, в них не станет и пар смежных рецепторов, имеющих перепад в освещенности. Таким образом, естественно выделяется контур объекта при значении порога, соответствующем минимальному значению кривизны. Выделение сетчаткой контура изображения происходит в несколько этапов вследствие периодического изменения порогов суммирующих нейронов. Порог нейрона определяет, какое распределение возбуждений на входах вызовет его реакцию. Сам нейрон реализует ту или иную логическую функцию в зависимости от величины порога. Ритмические изменения поляризации нейронов и их возбудимости ярче всего выражены в зрительной коре, что позволяет разделить большое число различных ситуаций на его входах. Вначале порог высок ($m > 8$) и сигнал на выходе суммирующих нейронов равен нулю, но затем начиная с $m = 8$ «проявляются» отдельные части контура (острые углы, узкие перешейки и т. п.), при пороге $m = 4$ наблюдается проявление прямолинейных участков контура. По мере дальнейшего снижения порога до $m = 3$ проявляется весь объект целиком, и последующее снижение порога ничего не меняет.

Рецептор, принадлежащий объекту, обнаруживает свое состояние тем, что посылает со своего выхода на входы других элементов сети дискретную последовательность единичных сигналов постоянной частоты. Рассматриваются только черно-белые изображения, т. е. градации в освещенности исключены. Общность рассуждений при указанном ограничении не будет потеряна, так как различение полутонов может быть достигнуто путем приписывания разным градациям освещенности рецептора разных частот.

Каждая пара смежных рецепторов входит в поле четырех различных элементов сетчатки. Это обстоятельство заставляет разветвить выход соответствующего данной паре нейрона новизны на четыре суммирующих нейрона, соответствующих полям, в которые входит указанная пара (рис. 3, а). Число нейронов новизны, связанных с одним суммирующим нейроном, равно 12, и каждый нейрон новизны связан с четырьмя суммирующимися нейронами; таким образом, на каждый суммирующий нейрон и, следовательно, на каждый рецептор приходится по три нейрона новизны. Поскольку каждый рецептор является смежным с шестью рецепторами, он связан с шестью нейронами новизны, каждый из которых имеет два входа и связан с двумя рецепторами (рис. 3, б, в, г).

Рассмотрим работу сети послойно. Будем считать, что между рецепторами отмечается перепад в освещенности, если они находятся в различных состояниях. Так как нейрон новизны реагирует лишь на перепад между смежными рецепторами, то деление рецепторов поля на рецепторы объекта и дополнения относительно, и при замене всех возбужденных рецепторов на невозбужденные картина сигналов на выходах нейронов новизны не изменится. Таким образом, сетчатка инвариантна позитивному и негативному изображениям. Из 128 различных состояний поля основного элемента второй слой различает только 64, так что пары состояний, возникающие друг из друга путем инверсии, неотличимы.

Граничные рецепторы объекта и дополнения можно объединить в такие смежные пары, где один рецептор принадлежит объекту, а другой — дополнению (при этом не исключается, что один рецептор может входить в несколько пар). Подобные смежные пары назовем граничными, перепад станет отмечаться лишь у этих пар, и только нейроны новизны, соответствующие данным парам, будут возбуждены.

На каждый суммирующий нейрон третьего слоя поступает столько единичных сигналов одновременно, сколько перепадов есть в поле того элемента, с которым он связан. Легко заметить, что возбуждаться могут только те суммирующие нейроны, которые соответствуют граничным рецепторам (объекта и дополнения), так как для других рецепторов элементарные поля не будут иметь перепадов. Таким образом, третий слой частично повторяет работу второго, однако возможность менять порог суммирующих нейронов придает работе этого слоя совершенно новое качество.

Действительно при снижении порога у всех суммирующих нейронов сети от некоторой максимальной величины, равной наибольшему числу перепадов в его рецептивном поле, до некоторой минимальной, равной наименьшему (отличному от нуля) числу перепадов, все способные возбуждаться (т. е. имеющие в своем рецептивном поле перепады) нейроны можно разделить на группы, в каждую из которых войдут нейроны, имеющие в своем поле одинаковое число перепадов. Если эти группы разместить в порядке убывания числа перепадов, то при описанном выше изменении порога на i -м шаге возбудятся нейроны i -й группы.

Очевидно, что возбуждившийся нейрон по мере дальнейшего уменьшения порога (и неизменной ситуации в его поле) остается в состоянии возбуждения. Следовательно, при уменьшении порога все нейроны третьего слоя, соответствующие граничным полям с числом перепадов, большим i , окажутся в состоянии возбуждения, а в результате незнания предыдущего состояния станет невозможно установить, какая группа нейронов возбудилась на i -м шаге снижения порога. Чтобы избежать подобного положения, строится четвертый слой из простейших разностных нейронов, реагирующих на перепад сигналов во времени. Условие возбуждения разностного нейрона представится в виде $p(t) = E[|e(t) - e(t-1)| - m]$, где $e(t)$ — сигнал на входе нейрона в момент t .

Назначение четвертого слоя — не только в преобразовании пространственно-временного кода объекта, формируемого третьим слоем. Кроме того, четвертый слой может играть роль стробирующего устройства, которое выделяет участки контура с определенной кривизной. Действительно, если при периодическом изменении порога нейронов третьего слоя синхронно меняются пороги разностных нейронов так, чтобы на i -м шаге и только на нем пороги нейронов четвертого слоя оказались бы меньшими единицы, то, очевидно, четвертый слой пропустит лишь те части контура, кривизна которых не меньше i .

При инверсировании состояния поля (замене возбужденных рецепторов на невозбужденные и обратно) число перепадов остается постоянным. Оно, очевидно, также не изменится при повороте поля вокруг центрального рецептора, при отражениях относительно осей симметрии поля и центра последнего. Таким образом, налицо все ортогональные преобразования, за исключением параллельного переноса состояния в поле отдельного элемента. Это не является следствием организации сети, а объясняется ограниченностью поля элемента. При перемещении объекта во всем рецепторном поле в направлениях осей симметрии его пространственно-временной код объекта не меняется (изменение кода при движении в других направлениях носит периодический характер и может быть использовано для определения этого направления).

Учитывая отмеченные свойства, можно выделить 13 состояний поля элемента сетчатки, которые нельзя получить друг из друга ни поворотом, ни отражением. В табл. 1 приведены все эти состояния, они разбиты на восемь классов по числу перепадов k от 0 до 9, в правом ниж-

нем углу каждого квадрата таблицы указано количество различных состояний, которые могут быть получены из данного состояния поля путем поворотов и отражений.

Рассматривая классы, на которые разделяются состояния рецептивного поля элемента по числу перепадов (табл. 1), нетрудно заметить, что

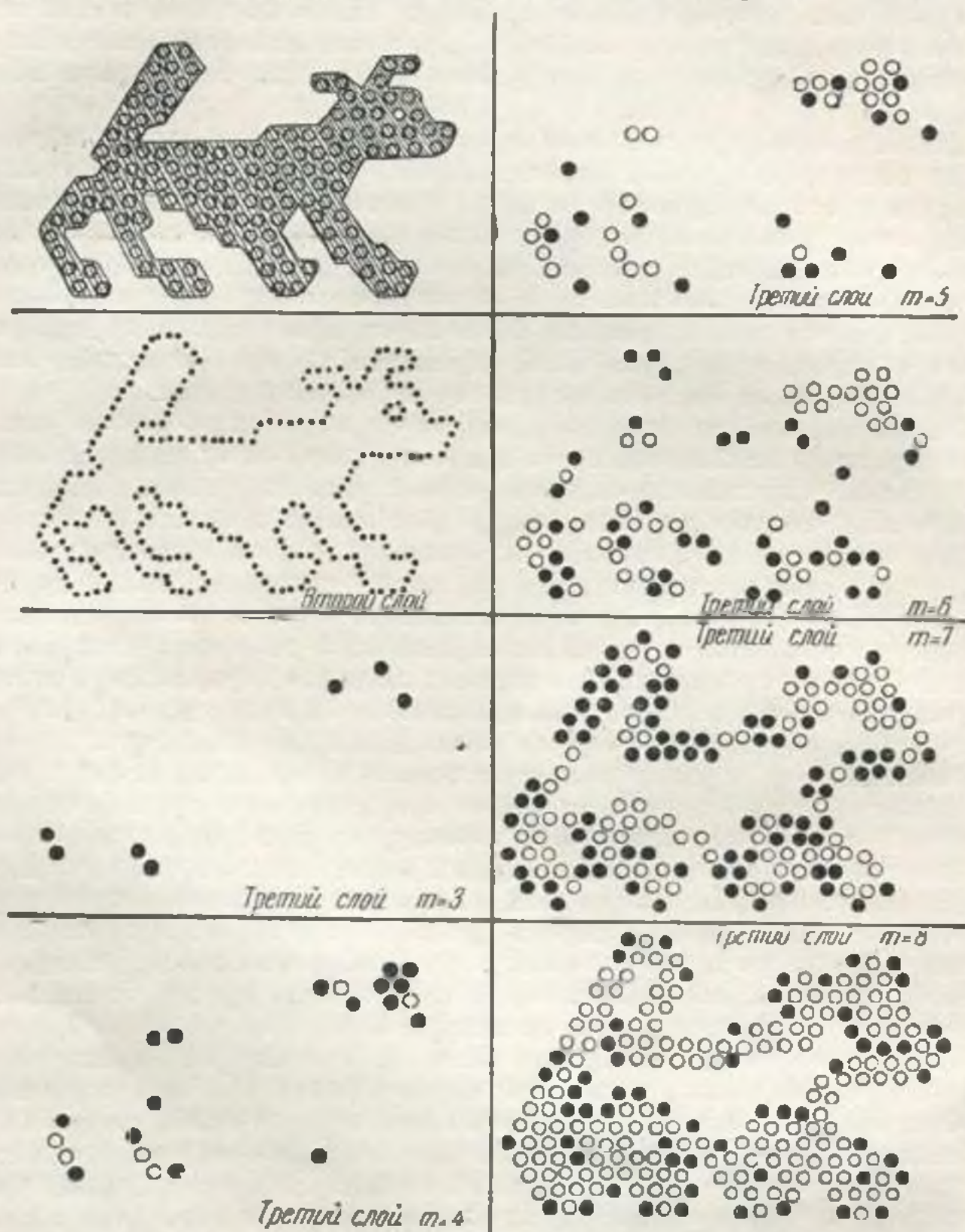


Рис. 4. Преобразование изображения на первом, втором, третьем (при разных порогах) слоях сетчатки.

по мере повышения числа перепадов растет информативность и в некотором смысле кривизна той части объекта, которая попала в данное рецептивное поле. Действительно, в первом классе (число перепадов $k = 3$) отдельная точка на краю поля несет малое количество информации об объекте, во втором классе ($k = 4$) граница объекта может быть прямой линией (информация большая, чем в первом классе), в третьем классе ($k = 5$) граница объекта может быть прямой, кривой линией или верши-

ной тупого угла (уже более интересные участки объекта). Четвертый класс ($k = 6$) содержит вершины острых углов или выступающих частей объекта (возможно, узел пересечения двух линий), в пятый класс вошли концы узких выступов (возможно, вершины очень острых углов). Класс, для которого $k = 8$, содержит либо узкие перешейки (или вытянутые в линию части объекта), либо вершины еще более острых углов, а последний класс представляет уже точку встречи трех линий — сложную и очень информативную точку объекта.

Данными наблюдениями оправдано введение следующего определения. *Кривизной части объекта, попадающего в рецептивное поле элемента, называется число перепадов между смежными рецепторами этого поля при данной организации сетчатки.*

В качестве первого примера, иллюстрирующего работу последней, рассмотрим процесс «проявления» черно-белого изображения собаки (рис. 4) в различных слоях сетчатки. При этом считаем, что соответствующие друг другу рецептор, суммирующий и разностный нейроны лежат на одной оси, а нейроны новизны располагаются во втором слое таким образом, что проектируются на середины отрезков прямых, соединяющих центры рецепторов.

На рис. 4, а и б показаны состояния первого и второго слоев. Темными точками изображены те нейроны новизны, которые возбуждены, отметив наличие перепада освещенности между соответствующими рецепторами первого слоя. На рис. 4 и 5 показан процесс, протекающий в третьем и четвертом слоях при последовательном снижении порога суммирующих нейронов от $m = 8$ до $m = 3$. Черными кружками отмечены нейроны третьего и четвертого слоев, возбуждающиеся при очередном снижении порога третьего слоя на единицу, а светлыми — нейроны третьего слоя, возбуждавшиеся в предыдущие моменты времени.

В третьем слое (рис. 4, в) в начальный момент (порог $m > 9$) элементы не возбуждены. При $m = 8$ появляется несколько малых, не связанных между собой групп возбуждившихся нейронов. Потом ($m = 7,6$) эти группы растут, занимая все большую площадь, и приобретают некоторую ориентацию. При пороге $m = 5$ между группами возникают перемычки, восстанавливается связность и меняется ориентация. Дальнейшее снижение порога приводит к поэтапному проявлению контура объекта во всех его деталях. Интересно отметить, что в четвертом слое (рис. 5), реагирующем на перепад сигнала во времени, возникает эффект движения элементов фигуры. Его можно отметить уже на предыдущих рисунках, однако там он маскируется возбуждившимися нейронами третьего слоя. Воспользуемся для иллюстрации специальным объектом, представленным на рис. 5. При проявлении этого объекта в четвертом слое возникает иллюзия появляющегося из «темноты» светлого, увеличивающегося в диаметре кольца, которое постепенно дробится, то исчезая, то

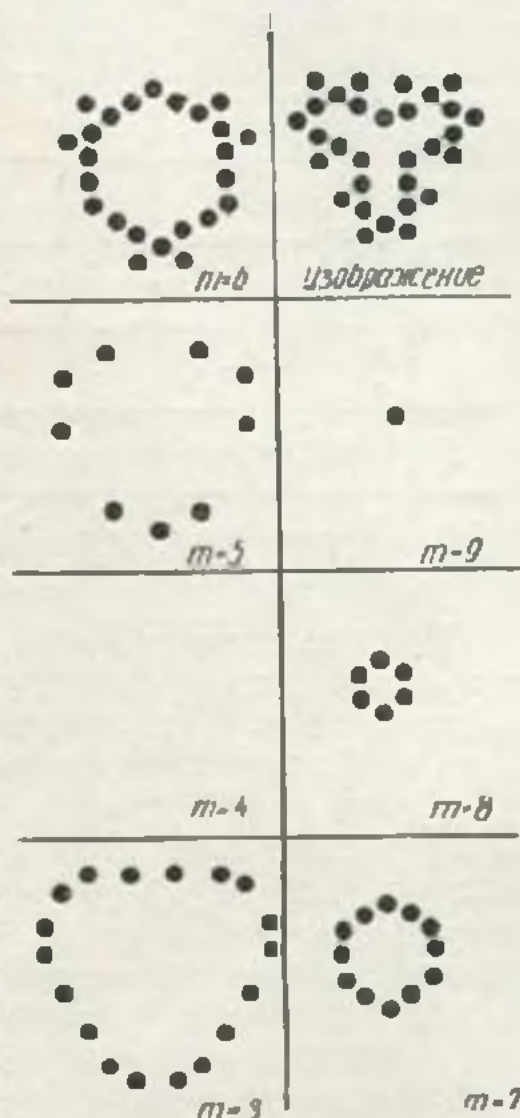


Рис. 5. Преобразование изображения на четвертом слое сетчатки при различных порогах.

возникая вновь, рассыпается и пропадает. На рис. 5 показаны последовательные фазы этого процесса в четвертом слое.

Отметим одну особенность построенной модели сетчатки. Различая кривизну частей объекта, укладываемых в рецептивное поле элемента сетчатки (с точностью до класса кривизны), модель всю информацию о кривизне больших частей объекта кодирует пространственно-временным кодом, возникающим на четвертом слое.

Таблица 2

К	Варианты конфигураций возбуждения				
0					
2					
3					
4					
5					
6					

На рис. 5 представлены последовательные фазы проявления в четвертом слое двух шестигульников со стороны третьего и четвертого рецепторов. Как следует из рис. 5, коды фигур пространственно подобны и не различаются во времени проявления вследствие того, что контуры фигур составлены из частей, проявляющихся одновременно.

Остановимся теперь на возможных обобщениях предложенной модели.

Прежде всего заметим, что нейроны второго слоя обладают способностью собирать информацию о перепаде освещенности с большего числа рецепторов. Например, вместо пары смежных рецепторов можно взять тройку попарно смежных и постулировать работу нейрона новизны таким образом, чтобы он возбуждался только при наличии перепада освещенности между любой парой тройки. Ограничиваясь по-прежнему полем элемента из семи рецепторов, получим новое разбиение состояний рецептивного поля элемента на классы не по количеству перепадов, а по числу возбужденных нейронов второго слоя. В табл. 2 представлены эти классы.

В отношении первых трех слоев такая сетчатка симметрична по связям. Как легко заметить, число суммирующих нейронов этой сетчатки равно числу рецепторов, а количество нейронов новизны, приходящихся на один рецептор, составляет два, так как каждый нейрон третьего слоя связан с шестью нейронами второго, а каждый нейрон второго слоя связан с тремя нейронами третьего. Последнее явление вытекает из того, что взятая вместо пары тройка рецепторов может входить только в три (а не в четыре) поля элемента сетчатки.

Следующий возможный шаг обобщения — построение элемента, у которого нейроны второго слоя входят в суммирующий нейрон с различным весом.

Рассмотрим пример такой сетчатки. Будем считать по-прежнему, что рецептивное поле содержит семь рецепторов и что каждый нейрон новизны, регистрирующий перепад освещенности между центральным рецептором и смежным ему, входит в суммирующий нейрон с весом a , а остальные нейроны, которые регистрируют перепад между смежными рецепторами, окружающими центральным, — с весом b .

Таблица 3

К	Варианты возбуждения	
0		
1		
2		
3		
4		
5		
7		
8		
10		
13		
18		

Пользуясь данными табл. 3, нетрудно найти суммарный вес элементов каждого класса. В результате подсчета получены следующие величины: нулевой класс имеет нулевой суммарный вес; класс с тремя перепадами — вес $a + 2b$, с четырьмя — $2a + 2b$, с пятью — $3a + 2b$; первый элемент шестого класса имеет вес $6a$, второй и третий — $2a + 4b$, четвертый — $4a + 2b$; элементы седьмого класса входят с весами $5a + 2b$ (первый) и $3a + 4b$ (второй); элементы восьмого класса имеют одинаковый вес $4a + 4b$; наконец, вес элемента девятого класса равен $3a + 6b$.

Для того, чтобы суммарные веса были положительны, необходимо положительное значение a (имеется в виду вес $6a$). Величина b может быть как положительной, так и отрицательной. Придавая a и b различные значения, станем получать различные (вообще говоря) разбиения на классы. Так, полагая $a = 3$, $b = -1$ (тормозящий вход), получим 11 классов, представленных в табл. 3.

Если отказаться от центральной симметрии весов, с которыми нейроны новизны входят в суммирующий нейрон, то можно так выбрать эти веса, что будут различаться 64 состояния поля, кроме негатива и позитива. Поле такого элемента сильно поляризовано.

Покажем, как может возникнуть подобный элемент. Очевидно, чтобы полностью задать состояние рецептивного поля элемента, необходимо и достаточно задать последовательность перепадов по кольцу и перепад центрального рецептора с любым фиксированным степенным. Занумеруем рецепторы по кольцу цифрами от 1 до 6, а центральному рецептору отнесем номер 0. Обозначим величину перепада между 0 и 1, 1 и 2 и т. д. соответственно через $q_0, q_1, \dots, q_5$ ($q_i = 0$, если перепад освещенности действует, и $q_i = 1$ при его наличии). Последовательность $q_0 q_1 q_2 q_3 \times q_4 q_5$ образует двоичный код состояния поля. Будем считать, что поле и суммирующий нейрон связаны с шестью нейронами новизны, причем нейрон, регистрирующий перепад 0—1, входит с весом 1, нейрон, регистрирующий перепад 1—2, — с весом 2, перепад 2—3 — с весом 4 и т. д. Тогда суммарный вес состояния поля будет равен $Q = q_0 + 2q_1 + 2^2q_2 + 2^3q_3 + 2^4q_4 + 2^5q_5$. Так как между состояниями рецептивного поля элемента и кодами имеет место взаимно-однозначное соответствие (при условии исключения негатива объекта), то коды всех 64 состояний и, следовательно, веса Q будут различны.

Итак, изменяя веса, с которыми нейроны второго слоя входят в суммирующий нейрон, будем получать самые разнообразные разбиения на классы вплоть до полного различения всех состояний и давать элементу поля различного рода поляризацию. Комбинируя веса и число рецепторов, которые дают информацию о перепаде нейронов второго слоя, можно расширить возможности сети с целью разбиения исходных состояний на классы.

Известно, что синаптические веса суммирующего нейрона меняются в процессе его работы, нейрон как бы эволюционирует, переходя от выполнения одной логической функции к другой. Поэтому сетчатку с данным распределением весов можно рассматривать как результат эволюции в процессе обучения модели или как исходное состояние, заданное до обучения.

Легко заметить, что у сетчаток, поляризация элемента которых отсутствует, пространственно-временной код не зависит от положения объекта в их рецептивном поле, т. е. он инвариантен движению объекта. Не следует думать, что для поляризованных элементов такая инвариантность обязательно нарушается: все зависит от ориентации полей

этих элементов в рецептивном поле сетчатки. Если поля элементов ориентированы одинаково, то инвариантность кода параллельному переносу сохраняется в той же мере, как и для элементов с неполяризованными полями. Что же касается поворотов объекта, то в результате изменения характера границы объекта (поле дискретное) пространственно-временной код, вообще говоря, меняется тем активнее, чем сильнее поляризация рецептивного поля элемента.

Некоторое свойство предложенной сетчатки может быть сопоставлено с психологическим свойством целостности объекта. Оно проявляется в том, что восприятие целого (второй слой) опережает во времени восприятие его частей (третий слой).

Особенностью данной модели является отсутствие разделения рецептивного поля нейрона на возбуждающую и тормозящую зоны. Шин Хо Чанг указывает на такое свойство сложных рецептивных полей корковых клеток [7].

Предложенная модель дает возможность иллюстрировать психологический феномен иллюзорного движения, который состоит в восприятии кажущегося движения одного объекта, хотя предъявляются последовательно два объекта в разных точках сетчатки. (рис. 5) [8—10].

Сетчатка (коды объектов на ее выходе) инвариантна относительно всех ортогональных преобразований — поворота, параллельного переноса и зеркального отражения изображения. Синтезированная сетчатка — однородная структура из основных элементов. При ее построении не использовались элементы с тормозящими входами. Главным принципом работы всех ее слоев является реакция на перепад сигналов в пространстве или во времени. Работа данной сетчатки рассматривается как модель начальных этапов восприятия зрительных объектов.

ЛИТЕРАТУРА

1. F. Attneave. Informational aspects of visual perception. *Psychol. Rev.*, 61 (1954).
2. Р. М. Грановская, В. А. Ганзен. Алгоритмы опознавания контурных изображений. Сб. «Вычислительная техника и вопросы кибернетики», вып. 3. Изд-во ЛГУ, 1964.
3. D. H. Hubel, T. N. Wiesel. Receptive fields, binocular interactional and functional architecture in the cat's visual cortex. *J. Physiol.*, 160, (1962).
4. D. H. Hubel, T. N. Wiesel. Receptive fields and functional architecture in two primate visual areas (18 and 19) of the cat. *J. Neurophysiol.*, 28, (1965).
5. Р. М. Грановская, И. Я. Березная. Модели нейронов, реагирующие на перепад входных сигналов в пространстве и времени. Сб. «Вычислительная техника и вопросы кибернетики», вып. 6. Изд-во ЛГУ, 1970.
6. Р. М. Грановская, Г. А. Антощенко. Выделение контура и усиление контраста ветвями из моделей нейронов. Сб. «Механизмы опознавания зрительных образов. Изд-во «Наука», 1967.
7. Шин Хо Чанг. Нейрофизиология зрительной системы. В кн.: «Распознавание зрительных образов». Изд-во «Мир», 1970.
8. M. Wertheimer. Experimentelle Studien über das Sehen von Bewegung. *Z. Psychol.*, 61 (1962).
9. P. A. Kolars. The Illusion of movement. *Scient. Amer.*, 211, 4 (1964).
10. П. Колерс. Некоторые психологические аспекты распознавания образов. В кн.: «Распознавание зрительных образов». Изд-во «Мир», 1970.

О РАЦИОНАЛЬНОМ ВЫБОРЕ ТИПА ФОРМАЛЬНОГО НЕЙРОНА ПО ПОРОГОВОЙ ДИАГРАММЕ ЧАСТНОГО ВИДА

Л. В. Воронкова

При синтезе ФН любого типа по заданной пороговой диаграмме (ПД) ставится задача нахождения конфигурации его входных волокон и значений весовых коэффициентов.

В общем случае, когда в ПД не содержится предпосылок к минимизации ФН, для его синтеза должен быть составлен минимально необходимый набор переменных (видов входных волокон) в количестве $2^{\delta} - 1$ по числу ячеек ПД (для обобщенной пороговой диаграммы ОПД — 2^{δ}) и такое же количество линейных алгебраических уравнений, из которых могут быть найдены весовые коэффициенты. Здесь δ — число входов ФН.

При составлении набора удобно воспользоваться общим правилом, согласно которому в набор необходимо включить все одинарные волокна ($x_0, y_0, z_0, u_0, \dots$), все волокна с одним взаимодействием ($x_y, y_z, \dots$), все волокна с двойным взаимодействием ($x_{yz}, y_{zu}, \dots$) и т. д.; последним будет волокно с числом взаимодействий ($\delta - 1$). Следует подчеркнуть, что при внесении в набор волокон с взаимодействием нельзя допускать повторяющиеся комбинации в обозначении переменной и ее индексов, поскольку это накладывает определенные ограничения на соотношение активностей в ПД. При соблюдении этого правила в наборе будет необходимое число переменных $2^{\delta} - 1$. Хотя данному правилу отвечает множество наборов с числом переменных $2^{\delta} - 1$, фактически сразу можно составить именно тот набор, который удовлетворяет конкретным условиям решения задачи и требованиям технической реализации.



Рис. 1.

Так, если требуется, чтобы число синаптических входов от каждого функционального входа (от x, y, z и т. д.) было примерно одинаково, следует выписывать их обозначения друг за другом, придавая им индексы последующих переменных. С учетом этого требования составлен следующий набор переменных для синтеза ФН с $\delta = 4$:

волокна без взаимодействия: x_0, y_0, z_0, u_0 ;

волокна с одинарным взаимодействием: $x_y, y_z, z_u, u_x, x_z, y_u, y_z$;

волокна с двойным взаимодействием: $x_{yz}, y_{zu}, z_{ux}, u_{xy}$;

волокна с тройным взаимодействием: x_{yzu} .

В частном случае, когда в ПД имеются определенные соотношения между активностями, записанными в ее ячейках, принципиально возможен синтез минимизированного по числу волокон ФН. Но эта возможность не может быть реализована каждым типом ФН. В данной работе рассмотрена задача выбора типа ФН с $\delta = 3$ из числа известных науке, который с наибольшим эффектом реализует имеющиеся в пороговой диаграмме предпосылки к минимизации.

Признаками минимизации являются следующие ниже соотношения в пороговой диаграмме.

1. Равенство сумм активностей противоположных ячеек, прилегающих к точке пересечения областей переменных. Так, в пороговой диаграмме (рис. 1) может быть до шести равенств:

$$a + f = b + e; \quad (1)$$

$$b + g = c + f; \quad (2)$$

$$d + g = c + h; \quad (3)$$

$$a + h = d + e; \quad (4)$$

$$a + c = b + d; \quad (5)$$

$$e + g = f + h. \quad (6)$$

В дальнейшем для удобства изложения точки пересечения областей, относительно которых имеют место указанные равенства, будем назы-

вать точками минимизации и нумеровать так же, как и равенства, т. е. (1) — (6).

2. Равенство активностей в смежных ячейках пороговой диаграммы, отличающихся состоянием только одного функционального входа. Например, $a = b$, $e = h$ и т. п.

Анализ порядковых диаграмм частного вида и систем линейных алгебраических уравнений для синтеза формальных нейронов различных типов [1—4] позволяет легко обнаружить следующие особенности.

1. Наличие любого из равенств (1) — (6) является признаком того, что в каком-либо из известных типов ФН может быть исключено волокно с одинарным взаимодействием, причем именно то волокно, у которого обозначение и индекс совпадают с обозначением областей переменных, пересекающихся в точке минимизации. Так, например, при наличии равенства (1) или (3) может быть исключено x_i (или z_x), равенства (2) или (4) — y_i (или z_y), равенства (5) или (6) — x_y (или y_x).

2. Наличие двух равенств, каждое из которых указывает на возможность удаления одного и того же волокна, является признаком исключения волокна с двойным взаимодействием (x_{yz} , y_{xz} , z_{xy}) в ФН любого типа.

3. Наличие равенств активностей в смежных ячейках является признаком, указывающим возможность исключения одиночного волокна (x_0 , y_0 , ...), имеющего обозначение оси, относительно которой справедливо равенство. Например, при $a = b$ может быть исключено x_0 , при $a = e = z_0$ и т. п. Сказанное относится к ФНЗ и ФНО. В остальных типах ФН одиночное волокно отсутствует, если в соответствующей ячейке ПД стоит ноль.

В результате рассмотрения влияния конкретных признаков минимизации в пороговой диаграмме на синтез ФН различных типов с $\delta = 3$ соответственно для удаления взаимодействующих и одиночных волокон составлены табл. 1 и 2. В диаграммах таблицы для различных ФН выделены точки минимизации, позволяющие синтезировать минимизированный нейрон данного типа. Для пользования таблицами при синтезе минимизированного ФН предварительно нужно иметь сведения о признаках минимизации в заданной ПД. Для $\delta = 3$ это не составляет труда и может быть выполнено ручным перебором. Затем простым сравнением имеющихся признаков минимизации с их оптимальным расположением на диаграммах табл. 1 и равенствами табл. 2 нетрудно выбрать тот тип ФН, в котором наиболее эффективно реализуются имеющиеся в заданной пороговой диаграмме конкретные признаки минимизации.

Таблица 1

ФНЗ	ФЧЗ	ФНЗ	ФНР, ФНСразр	ФНО, ФНСзапр
$z_{yz} \neq 0$	$y_{xz} \neq 0$	$z_{xy} \neq 0$	• (6)	

Пример 1. В пороговой диаграмме зафиксировано наличие равенств (1), (2) и (5). Как следует из табл. 1, при такой совокупности признаков минимизации наиболее рациональным следует считать ФНЗ с во-

2. Из табл. 1, 2 очевидно, что выбор ФНЗ (второй и третий варианты) является наиболее рациональным, так как здесь возможно удаление y_z (или z_y и однородного волокна z_0).

3. Набор переменных, из которого исключено y_z (или z_y) состоит из $x_0, y_0, z_0, x_y (y_x), z_x (x_z), y_{xz} (z_{xy})$. Согласно примечанию, проверяется возможность удаления z_0 .

Равенству $b = f$ соответствует равенство переменных $y_0 + y_x + z_0 = y_0 + y_x$, что возможно, если $z_0 = 0$ (т. е. удаление z_0 возможно) и при наборе $x_0, y_0, x_z, y_x, z_{xy}$.

4. Система уравнений для определения весовых коэффициентов имеет вид

$$x_0 + x_z = 1;$$

$$y_0 + y_x = 6;$$

$$z_{xy} = 7;$$

$$x_0 = 3;$$

$$x_0 + y_0 = 4.$$

Отсюда $x_0 = 3; x_z = -2; y_0 = 1; y_x = 5; z_{xy} = 7$.

Поскольку положения, изложенные в нашем примечании, не применяются в методике для ФН других типов, синтез последних значительно упрощается.

ЛИТЕРАТУРА

1. И. Б. Гутчин, А. С. Кузичев. Бионика и надежность. Изд-во «Наука», 1967.
2. С. О. Мкртчян. О функциональной полноте формального нейрона. «Биологический журнал Армении», 1966, № 8.
3. С. О. Мкртчян. Формальные нейроны со спонтанными волокнами. «Вопросы радиоэлектроники, сер. Общетеchnическая», вып. 1, 1969.
4. С. О. Мкртчян. О синтезе формального нейрона с объединяющимися волокнами. — «Изв. АН СССР, Техническая кибернетика», 1970, № 3.

ЛИНЕЙНАЯ МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ СЛОЖНЫХ ЗВУКОВЫХ СИГНАЛОВ В ГРОМКОСТЬ

Ю. П. Шабанов-Кушнаренок, Г. С. Еремин, С. А. Усенко

Каждый звуковой сигнал однозначно характеризуется следующим субъективными параметрами: громкостью, высотой основного тона и тембром. Цель настоящей работы — построение математической модели преобразования акустических сигналов в громкость. Такой процесс переработки звуковой информации можно представить в виде оператора G , определенного на некотором множестве звуковых сигналов M , т. е. каждому сигналу по определенному закону однозначно можно сопоставить некоторый элемент из множества $G(M)$.

Будем рассматривать звуковые сигналы, в спектре которых содержится конечное число гармоник.

Подобные звуки при некоторых условиях [1] однозначно характеризуются с точки зрения громкости амплитудно-частотными спектрами.

Каждый такой сигнал можно представить в виде n -мерного вектора $x = (x_1, \dots, x_n)$, где каждая координата x_i ($i = 1, 2, \dots, n$) определяется значением звукового давления i -й гармоники.

Аксиоматика и формальная модель

В вещественной линейной системе E_n , состоящей из всевозможных n -мерных векторов $x = (x_1, \dots, x_n)$, выделим ограниченное множество — отрезок $M = [a, b]$, где $a = (a_1, \dots, a_n)$ — сильно положительный элемент ($a_i > 0$ для всех i) и $b = \alpha a$ ($\alpha > 1$). Элемент x принадлежит M , если $a \leq x \leq b$. Очевидно, M — замкнутое, выпуклое, частично упорядоченное множество.

Пусть для оператора G , определенного на элементах M , справедливы следующие аксиомы.

Аксиома 1. Существует элемент $c \in M$ такой, что для любого x из множества M имеет место равенство

$$G(x) = G(\lambda c) \quad (\lambda c \in M) \quad (1)$$

при единственном вещественном λ .

Аксиома 2.

$$G(x) = G(u), \quad G(y) = G(v) \Rightarrow G(\mu x + \nu y) = G(\mu u + \nu v), \quad (2)$$

где $x, y, u, v, \mu x + \nu y, \mu u + \nu v$ — элементы множества M (μ и ν — вещественные числа).

Зафиксируем вектор c , тогда из первой аксиомы следует, что $\lambda = \lambda(x)$ — положительный на M функционал, взаимно-однозначно связанный с оператором G , причем $\lambda(c) = 1$ [2].

Согласно аксиоме 2, функционал λ обладает свойством дистрибутивности:

$$\lambda(\mu x + \nu y) = \mu \lambda(x) + \nu \lambda(y) \quad (x, y, \mu x + \nu y \in M). \quad (3)$$

Действительно, для трех векторов $x, y, z = \mu x + \nu y$ из множества M существуют $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ такие, что имеют место равенства

$$G(x) = G(\lambda_1 c);$$

$$G(y) = G(\lambda_2 c);$$

$$G(z) = G(\lambda_3 c).$$

По аксиоме 2, $G(\mu x + \nu y) = G((\mu \lambda_1 + \nu \lambda_2) c)$, откуда, учитывая единственность (аксиома 1), получим равенство (3).

Таким образом, из аксиом 1 и 2 следует математическая модель

$$G(x) = f(\lambda(x)) \quad (x \in M), \quad (4)$$

где $\lambda(x)$ — положительный, не равный тождественно нулю функционал, обладающий свойством дистрибутивности на элементах множества M , причем $1 \in \lambda(M)$;

f — взаимно-однозначное преобразование.

Здесь и в дальнейшем будем полагать, что множество M является частью конечномерного евклидова пространства R_n . Покажем, что функционал $\lambda(x)$ допускает однозначное продолжение до положительного линейного функционала, определенного на всем пространстве R_n .

Обозначим через $K = K(M)$ совокупность всех элементов $y \in R_n$, допускающих представление $y = \tau x$, где $\tau > 0$ и $x \in M$. Множество K является конусом [3].

Функционал $\Lambda(y) = \tau \lambda(x)$ однозначно определен на K и не зависит от выбора представления для y . Если $y = \tau_1 x_1 = \tau_2 x_2$ ($x_1, x_2 \in M$, $\tau_1, \tau_2 > 0$), то из равенства $x_1 = \frac{\tau_2}{\tau_1} x_2$ получим $\lambda(x_1) = \frac{\tau_2}{\tau_1} \lambda(x_2)$ или $\Lambda(y) = \tau_1 \lambda(x_1) = \tau_2 \lambda(x_2)$.

Функционал Λ аддитивен и однороден. Действительно, пусть $y_1 = \tau_1 x_1$, $y_2 = \tau_2 x_2$ ($y_1, y_2 \in K$; $x_1, x_2 \in M$). Рассмотрим множество $Q = \{z | z = \delta(y_1 + y_2)\}$, где $\delta > 0$. Так как $M \cap Q \neq \emptyset$, элемент $y_1 + y_2$

можно представить в виде $y_1 + y_2 = \frac{1}{\gamma} x_3$ ($x_3 \in M$). Используя свойство дистрибутивности функционала λ на M , получим $\Lambda(y_1 + y_2) = \frac{1}{\gamma} \lambda(x_3) = \Lambda(y_1) + \Lambda(y_2)$.

Однородность функционала Λ очевидна.

Множество M содержит внутренние точки. Следовательно, конус K телесный, и функционал Λ однозначно продолжается до положительного линейного функционала, заданного на всем пространстве R_n [3]. Продолженный функционал совпадает на M с исходным функционалом λ .

Исходя из общего вида положительного линейного функционала в конечномерном евклидовом пространстве, запишем математическую модель (4) следующим образом:

$$G(x) = f(xh) \quad (x \in M), \quad (5)$$

где $h = (h_1, \dots, h_n)$ — вектор с неотрицательными координатами такой, что существует элемент $c \in M$, для которого $(ch) = 1$.

Рассмотрим полноту модели (5). Модель полна, если из нее с необходимостью следуют все аксиомы, на базе которых она строилась. Аксиома 2 вытекает из математической модели (5) с очевидностью. Покажем справедливость первой аксиомы.

Пусть $\lambda(x) = (xh)$ — произвольный функционал, удовлетворяющий модели (5). Благодаря положительности функционал $\lambda(x)$ монотонный, т. е. если для двух векторов $x, y \in M$ имеет место соотношение $x \succ y$, то $\lambda(x) \geq \lambda(y)$. Тогда $\lambda(a) \leq 1 \leq \lambda(b)$.

Рассмотрим в множестве M диагональ $N = \{x | x = (1 + \beta(x - 1))a\}$, где $0 < \beta < 1$. Существует элемент $c \in N$, для которого $\lambda(c) = 1$. Очевидно, $c = \frac{a}{\lambda(a)} = \frac{b}{\lambda(b)}$. Так как для любого x из M $\lambda(a) \leq \lambda(x) \leq \lambda(b)$, элемент $\lambda(x)c$ принадлежит N и, следовательно, содержится в M . Действительно, с одной стороны, $\lambda(x)c \succ \lambda(a)c = a$, с другой — $\lambda(x)c \leq \lambda(b)c = b$. Умножив обе части равенства $\lambda(c) = 1$ на $\lambda(x)$, получим $\lambda(\lambda(x)c) = \lambda(x)$, или, учитывая взаимную однозначность преобразования f , имеем равенство (1).

Таким образом, для произвольного функционала λ , удовлетворяющего математической модели (5), существует элемент $c \in N$, для которого при любом $x \in M$ имеет место (1).

Аксиомы и модель эквивалентны друг другу. Из аксиом логически следует модель, и, наоборот, из модели вытекают обе аксиомы.

Анализ математической модели

Согласно аксиоме 1, выбор элемента c однозначно определяет функционал λ и, следовательно, фиксирует вектор h . Если $x_1, \dots, x_n$ — линейно независимые элементы, для которых найдены значения функционала соответственно $\lambda_1, \dots, \lambda_n$, то вектор h находится из системы $(x_j h) = \lambda_j$ ($j = 1, 2, \dots, n$), или, раскрывая скалярное произведение,

$$\sum_{i=1}^n x_{ji} h_i = \lambda_j \quad (j = 1, 2, \dots, n). \quad (6)$$

Покажем, что для произвольного функционала, удовлетворяющего математической модели, элемент c из первой аксиомы определяется единственным образом и принадлежит диагонали N .

Предположим, что существует в M вектор $c' \in N$, для которого справедливо соотношение (1) при любом $x \in M$. Рассмотрим множество $P = M \cap \left\{ \frac{x}{x} = \gamma c' \right\}$, где γ — вещественное число. Множество P замкнуто,

полностью упорядочено (любые два элемента $x, y \in P$ сравнимы между собой: выполняется одно из двух соотношений $x \leq y$ или $x > y$) и содержит максимальный $x_{\max} = \gamma_{\max} c'$ и минимальный $x_{\min} = \gamma_{\min} c'$ элементы. Так как $a < x_{\min}$, $x_{\max} < b$, из равенств $x_{\max} = \xi x_{\min}$, $b = \alpha a$ получаем $\xi < \alpha$.

В силу монотонности, $\lambda(a) \leq \lambda(x_{\min})$, $\lambda(x_{\max}) \leq \lambda(\alpha a)$, или

$$\sum_{i=1}^n x_{\min} h_i > \sum_{i=1}^n a_i h_i. \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n \xi x_{\min} h_i < \sum_{i=1}^n \alpha a_i h_i. \quad (8)$$

По крайней мере, в одном из двух последних соотношений исключается равенство. Действительно, вектор $h \neq 0$, следовательно, существует координата $h_k > 0$. Рассмотрим слагаемые $x_{\min} h_k$, $a_k h_k$, $\xi x_{\min} h_k$, $\alpha a_k h_k$. Если $x_{\min} h_k \neq a_k h_k$, то, учитывая, что $a_i h_i \leq x_{\min} h_i$, $\xi x_{\min} h_i \leq \alpha a_i h_i$ для всех i , соотношение (7) становится строгим неравенством. Если же $x_{\min} h_k = a_k h_k$, то $\xi x_{\min} h_k < \alpha a_k h_k$, и тогда исключается равенство в соотношении (8).

Заметим, что другие отличные от нуля координаты вектора h еще более усиливают неравенство в соотношениях (7) — (8).

Итак, имеет место, как минимум, одно из следующих неравенств: $\lambda(x_{\max}) < \lambda(b)$; $\lambda(x_{\min}) > \lambda(a)$. Умножая обе части каждого неравенства на c' , получаем $x_{\max} < \lambda(b) c'$, $x_{\min} > \lambda(a) c'$. Следовательно, один из элементов $\lambda(a) c'$ или $\lambda(b) c'$ заведомо не принадлежит множеству P и, значит, не содержится в M . Мы пришли к противоречию.

Очевидным образом можно показать, что в качестве вектора c для аксиомы 1 может быть взят любой элемент из множества N , так как для произвольного $x \in M$ вектор $\lambda(x) c$ из (1) принадлежит M .

Для элементов c_1 и c_2 , удовлетворяющих обеим аксиомам, векторы h_1 и h_2 , определяемые из системы (6), коллинеарны. Так как $c_1, c_2 \in N$, имеет место соотношение $c_2 = \rho c_1$ ($\rho > 0$).

Для любого элемента $x \in M$

$$G(x) = G(\lambda_1(x) c_1) = G(\lambda_2(x) c_2),$$

откуда $\lambda_1(x) = \rho \lambda_2(x)$ или

$$(x h_1) = \rho (x h_2). \quad (9)$$

Так как равенство (9) справедливо для всех $x \in M$, получаем $h_1 = \rho h_2$, т. е. вектор h из модели (5) может быть определен с точностью до постоянного положительного множителя.

Эксперименты по проверке математической модели

Так как математическая модель и аксиомы эквивалентны друг другу, для проверки модели достаточно убедиться в справедливости аксиоматики.

Множество звуковых сигналов ограничено, с одной стороны, порогом слышимости, с другой — порогом болевого ощущения. Диапазон интенсивностей слышимых человеком звуков достигает 120—130 дБ. Без сомнения, для такого диапазона невозможно построить линейную математическую модель, так как громкостные преобразования в слухе нелинейны. Цель описываемых ниже экспериментов заключалась в определении области в звуковом диапазоне, где с достаточной точностью выполняются обе аксиомы.

Из первой аксиомы следует, что два звуковых сигнала ощущаются как равногромкие при единственном значении интенсивности одного из них, если интенсивность другого поддерживается постоянной. Справедливость этого положения очевидна, поэтому все эксперименты осуществлялись с целью проверки аксиомы 2.

Заметим, что свойство (2), если положить $v = 0$, согласуется с психофизическим законом Стивенса [4]. Последний можно сформулировать в следующем виде: одинаковые отношения интенсивностей приводят к одинаковым отношениям громкостей.

В экспериментах в качестве входных сигналов использовались звуки, спектр которых состоял из пяти гармонических составляющих, т. е. каждый сигнал допускал представление в виде элемента пятимерного координатного пространства. Частоты гармоник выбирались в области речевого диапазона и равнялись 200, 300, 400, 600 и 1000 гц.

Область входных сигналов M , удовлетворяющих обоим аксиомам, определялась следующим образом. Предварительно фиксировался звук a . Значения звукового давления для гармоник этого сигнала (координаты $a_1, \dots, a_5$) брались по кривой, равной громкости 40 фон. Без нарушения общности можно принять $a_1 = \dots = a_5 = 1$. В ходе экспериментов находилась верхняя граница множества M — элемент $b = (b_1, \dots, b_5)$, где $b_1 = \dots = b_5 = \alpha$, при условии выполнения второй аксиомы.

Закон Стивенса в приведенной формулировке выполняется на достаточно большом диапазоне звуковых давлений и, в частности, в области звуков речи — 50—80 дб над порогом слышимости. Если вектор a соответствует уровню 50 дб, то в данном случае $\alpha = 30$. В связи с этим в некотором приближении достаточно проверить свойство (2) при $u = v = 1$, т. е. вторая аксиома справедлива, если выполняется условие

$$G(x) = G(u), G(y) = G(v) \Rightarrow G(x + y) = G(u + v) \quad (x, y, u, v, x + y, u + v \in M). \quad (10)$$

Эксперименты с участием десяти испытуемых проводились по нуль-методу с помощью лабораторной установки, описанной в работе [1].

Для проверки условия (10) испытуемые подбирали четыре равногромких пробных звуковых сигнала $x = (x_1, x_2, 1, 1, 1)$, $y = (1, y_2, y_3, 1, 1)$, $u = (1, 1, u_3, u_4, 1)$, $v = (1, 1, 1, v_4, v_5)$. Амплитуды трех гармоник каждого сигнала фиксировались на одном и том же уровне, остальные две координаты априори принимались одинаковыми и находились из опытов выравнивания пробных сигналов по громкости с эталонным звуком $w = (3, 3, 3, 3, 3)$. Сигнал w принадлежит диагонали N и, как отмечалось выше, может быть принят в качестве вектора c для аксиомы 1.

Неизвестные координаты находились методом границ. С каждым пробным звуковым сигналом испытуемые проводили две серии опытов. Предварительно грубо определялась область, где находились искомые значения координат. В одной из серий координаты устанавливались значительно ниже найденной области, а затем при постепенном увеличении амплитуд обеих гармоник испытуемые отыскивали диапазон, где отмечалось равенство громкостей пробного и эталонного сигналов. Условно припишем экспериментам этой серии код «снизу вверх».

В другой серии опытов («сверху вниз») амплитуды неизвестных гармоник устанавливались заведомо выше грубо найденной области, и испытуемые отмечали искомый диапазон при постепенном уменьшении координат. Данные экспериментов по двум сериям усреднялись.

Результаты опытов, усредненные по данным работы со всеми испытуемыми, сведены в табл. 1.

Таблица 1

Сигнал	Номер координаты	Значение координаты		
		«снизу вверх»	«сверху вниз»	усредненные данные
x	1,2	6,8—8,5	7,6—5,6	7,1
y	2,3	6,1—8,1	7,0—4,8	6,5
u	3,4	5,4—7,6	6,5—4,5	6,0
v	4,5	4,9—6,5	5,3—4,1	5,2

На следующем этапе осуществлялась непосредственная проверка свойства (10). Так как $G(x) = G(y) = G(u) = G(v) = G(w)$, согласно (10), сигналы $x + y$, $x + u$, $x + v$, $y + u$, $y + v$, $u + v$ должны быть равногромкими. В последующих экспериментах звук $2\omega = (6, 6, 6, 6, 6)$ использовался в качестве эталонного сигнала.

Испытуемые по описанной выше методике приравнивали к эталону по громкости пробные сигналы $\varphi(x + y)$, $\varphi(x + u)$, $\varphi(x + v)$, $\varphi(y + u)$, $\varphi(y + v)$, $\varphi(u + v)$. Полученные значения для коэффициента φ приведены в табл. 2.

Таблица 2

Сигнал	Значение φ		
	«снизу вверх»	«сверху вниз»	усредненные значения
$x + y$	0,95—1,08	1,05—0,80	0,97
$x + u$	0,91—1,19	1,15—0,89	1,04
$x + v$	0,92—1,25	1,10—0,85	1,03
$y + u$	0,90—1,15	1,08—0,91	1,01
$y + v$	0,95—1,10	1,14—0,88	1,02
$u + v$	0,91—1,20	1,15—0,80	1,02

Результаты проведенных экспериментов подтверждают справедливость свойства (10). Учитывая психофизический закон Стивенса, можно считать, что обе аксиомы, а следовательно, и математическая модель (5) выполняется на множестве входных сигналов $M = [a, 30a]$.

Векторы x , y , u , v , w линейно независимы, так как определитель матрицы, составленной из координат этих сигналов, отличен от нуля. Действительно, если $x_1 = x_2$, $y_2 = y_3$, $u_3 = u_4$, $v_4 = v_5$, то, по табл. 1

$$\begin{vmatrix} x_1 & x_2 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & y_2 & y_3 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & u_3 & u_4 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & v_4 & v_5 \\ 3 & 3 & 3 & 3 & 3 \end{vmatrix} = 3(x_1 - 1)(y_2 - 1)(u_3 - 1)(v_4 - 1) \neq 0.$$

Приняв $w = c$, имеем $\lambda(x) = \lambda(y) = \lambda(u) = \lambda(v) = \lambda(w) = 1$.

На основании равенства (6) получаем систему

$$\begin{aligned} x_1 h_1 + x_2 h_2 + h_3 + h_4 + h_5 &= 1; \\ h_1 + y_2 h_2 + y_3 h_3 + h_4 + h_5 &= 1; \\ h_1 + h_2 + u_3 h_3 + u_4 h_4 + h_5 &= 1; \\ h_1 + h_2 + h_3 + v_4 h_4 + v_5 h_5 &= 1; \\ 3h_1 + 3h_2 + 3h_3 + 3h_4 + 3h_5 &= 1. \end{aligned}$$

Учитывая равенство неизвестных координат в каждом сигнале, после несложных преобразований получим систему

$$\begin{aligned} h_1 + h_2 &= \frac{2}{3(x_1 - 1)}; \\ h_2 + h_3 &= \frac{2}{3(y_1 - 1)}; \\ h_3 + h_4 &= \frac{2}{3(u_1 - 1)}; \\ h_4 + h_5 &= \frac{2}{3(v_1 - 1)}; \\ h_1 + h_2 + h_3 + h_4 + h_5 &= \frac{1}{3}. \end{aligned} \quad (11)$$

Решение системы (11) приводит к следующим результатам:

$$\begin{aligned} h_1 &= \frac{1}{3} - \frac{2}{3(y_1 - 1)} - \frac{2}{3(v_1 - 1)}; \quad h_2 = -\frac{1}{3} + \frac{2}{3(x_1 - 1)} + \frac{2}{3(y_1 - 1)} + \\ &+ \frac{2}{3(v_1 - 1)}; \quad h_3 = \frac{1}{3} - \frac{2}{3(x_1 - 1)} - \frac{2}{3(v_1 - 1)}; \quad h_4 = -\frac{1}{3} + \frac{2}{3(x_1 - 1)} + \\ &+ \frac{2}{3(u_1 - 1)} + \frac{2}{3(v_1 - 1)}; \quad h_5 = \frac{1}{3} - \frac{2}{3(x_1 - 1)} - \frac{2}{3(u_1 - 1)}. \end{aligned}$$

Воспользуемся данными табл. 1. Приняв равной единице последнюю координату вектора h , которая соответствует гармонике 1000 гц, и умножив остальные координаты на коэффициент $\frac{1}{h_5}$, получим $h = (0,58; 0,62; 0,7; 0,75; 1)$.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Операция сравнения, используемая в обеих аксиомах, обладает следующими свойствами:

- 1) $G(x) = G(x)$ (рефлексивность);
- 2) если $G(x) = G(y)$, то $G(y) = G(x)$ (симметричность);
- 3) если $G(x) = G(y)$ и $G(y) = G(z)$, то $G(x) = G(z)$ (транзитивность).

Такая операция вводит отношение эквивалентности [5]. Множество M разбивается на попарно непересекающиеся подмножества (смежные классы), каждое из которых состоит из равногромких звуковых сигналов. Согласно модели (5), смежный класс определяется частью гиперплоскости $\{x | (xh) = \text{const} (x \in M)\}$.

Придерживаясь принятой терминологии [6], отметим, что полученная математическая модель устанавливает шкалу наименований для громкости.

ЛИТЕРАТУРА

1. Г. С. Еремин, Г. Ф. Дюбко. Некоторые вопросы громкостных преобразований в слухе. Сб. «Проблемы бионики», вып. 6. Изд-во Харьковск. ун-та, 1971.
2. Ю. П. Шабанов-Кушнарченко, Г. С. Еремин, Е. Г. Качко, Ю. С. Марченко, В. В. Тищенко. К вопросу об аксиоматическом построении математических моделей. Сб. «Проблемы бионики», вып. 6. Изд-во Харьковск. ун-та, 1971.
3. Н. Я. Виленкин и др. Функциональный анализ. Изд-во «Наука», 1961.
4. S. S. Stevens. On the Psychophysical Law. Psych. Rev. 64, 153 (1957).
5. Л. А. Скорняков. Элементы теории структур. Изд-во «Наука», 1970.
6. Экспериментальная психология. Под ред. П. Фресс и Ж. Пиже. Изд-во «Прогресс», 1966.

НЕКОТОРЫЕ ОСОБЕННОСТИ МОДЕЛИРОВАНИЯ ГРУППОВОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ОПЕРАТОРОВ

Б. А. Смирнов

В работе [1] дается пример моделирования деятельности человека — оператора и рассматриваются пути практического применения результатов моделирования при проектировании системы человек — машина (СЧМ). Эта методика может быть распространена и на случай групповой деятельности операторов. Известно, что операторы современных систем управления совершают свои действия не в одиночку, а взаимодействуя между собой. При этом взаимодействуют как операторы одного уровня управления, так и операторы разных уровней. Взаимодействие операторов оказывает как положительное, так и отрицательное влияние на результаты деятельности исследуемого оператора. Положительное влияние заключается в контроле за деятельностью оператора (например, оператор более высокого уровня контролирует деятельность подчиненных операторов), что эквивалентно резервированию работы оператора. Отрицательное влияние заключается в необходимости проведения дополнительной работы, обусловленной взаимодействием. Эта работа связана с исправлением ошибок других операторов, ответами на запросы, контролем за их деятельностью и т. д. Рассмотрим подробнее, каким образом можно учесть сделанные замечания при составлении модели деятельности оператора.

Основной формой взаимодействия является контроль за работой исследуемого оператора со стороны другого оператора (параллельное выполнение работы двумя операторами). Конечно, контролирующий оператор, как правило, специально не вводится в СЧМ. Такие функции может выполнять оператор высшего уровня управления, свободный от обработки информации оператор этого же уровня управления и т. п. Этот оператор может подключаться на контроль не всегда, а лишь с некоторой вероятностью P_k , определяемой отношением свободного времени контролирующего оператора к общему времени его работы. В первом приближении

$$P_k = 1 - \frac{T_{\text{обсл}}}{T}, \quad (1)$$

где $T_{\text{обсл}}$ — общее время, в течение которого оператор занят обслуживанием поступающей информации;

T — общее время работы оператора.

В основу расчета надежности оператора в этом случае могут быть положены формулы резервирования, применяемые в теории надежности технических устройств [2]. Так, при равной надежности двух операторов вероятность совместной безошибочной работы равна

$$P_{\text{оп}}^0 = 1 - (1 - P_{\text{оп}})^2, \quad (2)$$

где $P_{\text{оп}}$ — вероятность безошибочной работы одного оператора.

Учитывая, что такая вероятность достигается только в P_k -й части случаев, а в остальных она равна $P_{\text{оп}}$ (резервирования нет), общая вероятность совместной безошибочной работы составляет

$$P_{\text{оп}}' = P_k [1 - (1 - P_{\text{оп}})^2] + (1 - P_k) P_{\text{оп}}. \quad (3)$$

Рассмотренный случай полного резервирования для деятельности операторов встречается редко. Более частым случаем является скользящее резервирование (резервирование с дробной кратностью). Это имеет место при контроле одним оператором действий нескольких дру-

гих операторов. Найдем выражение для вероятности безошибочной работы при скользящем резервировании.

Пусть имеется (рис. 1) N независимо работающих операторов. За их действиями наблюдают M операторов. Вероятности безошибочной работы любого из $M + N$ операторов одинаковы и равны $P_{оп}$. Отказ всего комплекса наступает в том случае, если число отказавших операторов превысит число контролирующих. Любой из контролирующих операторов подключается на контроль с вероятностью P_k , что условно учтено введением коммутатора на рис. 1.

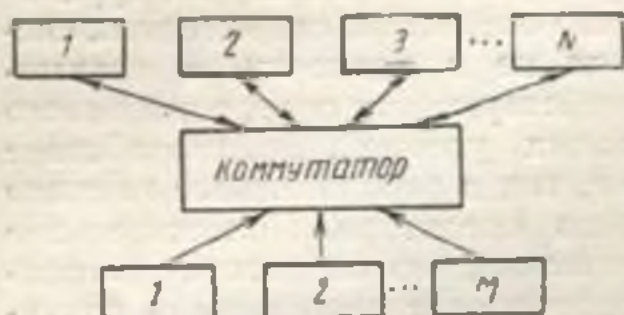


Рис. 1.

Найдем вероятность безотказной работы всей системы при абсолютной надежности коммутатора. При принятых допущениях эта вероятность равна [2]

$$P_{оп}^{(m)} = \sum_{i=0}^M P(H_i), \quad (4)$$

где H_i — гипотеза, заключающая в том, что система работает безотказно при отказе ровно i операторов;

$P(H_i)$ — вероятность появления i -й гипотезы;

m — кратность резервирования, равная

$$m = \frac{M}{N}. \quad (5)$$

Вероятности гипотез подчинены биномиальному распределению

$$P(H_i) = C_{M+N}^i P_{оп}^{M+N-i} (1 - P_{оп})^i. \quad (6)$$

Подставляя (6) в (4), получаем

$$P_{оп}^{(m)} = \sum_{i=0}^M C_{M+N}^i P_{оп}^{M+N-i} (1 - P_{оп})^i. \quad (7)$$

С учетом надежности коммутатора

$$P_{оп} = P_k P_{оп} + (1 - P_k) P_{оп}. \quad (8)$$

Для наиболее важного в практическом отношении случая $M = 1$ (предыдущие случаи имеют скорее всего только теоретическое значение), т. е. имеется только один контролирующий оператор

$$P_{оп}^{(m)} = (N + 1) P_{оп}^N - N P_{оп}^{N+1} \quad (9)$$

или с учетом надежности коммутатора

$$P_{оп} = P_k [(N + 1) P_{оп}^N - N P_{оп}^{N+1}] + (1 - P_k) P_{оп}. \quad (10)$$

В таком виде формула может быть применена в практических расчетах надежности оператора при скользящем резервировании его работы. Для примера рассмотрим, чему равен выигрыш в надежности при

$$P_k = 0,3; N = 2; P_{оп} = 0,9. \text{ Согласно (10),}$$

$$P_{оп} = 0,3 (3 \cdot 0,9^2 - 2 \cdot 0,9^3) + (0,7 \cdot 0,9) = 0,94.$$

Кроме того, использование резервирования приводит к увеличению общего времени обслуживания одного сообщения. Поскольку резервирование применяется с целью повышения качества (безошибочности) обслуживания, имеет место резервирование с завершением работы по последнему исполнителю. В этом случае функция своевременности будет равна

$$F(\tau_n) = \prod_{i=1}^n F_i(t), \quad (11)$$

где n — число исполнителей, одновременно выполняющих одну и ту же задачу;

$F_i(t)$ — закон распределения времени обслуживания i -м исполнителем, равный $F_i(t) = P(\tau_{\text{обсл}} \leq t)$.

Если для всех операторов функция $F_i(t)$ одинакова, то

$$F(\tau_n) = [F_i(t)]^n, \quad (12)$$

а плотность вероятности времени обслуживания n операторами равна

$$f(\tau_n) = \frac{dF}{dt} = n [F_i(t)]^{n-1} f(t), \quad (13)$$

где $f(t)$ — функция плотности вероятности времени обслуживания одним оператором.

Для случая $n = 2$ (совместная работа двух операторов)

$$f(\tau_{\text{обсл}}) = 2F_i(t) f(t). \quad (14)$$

Найдем среднее время обслуживания сообщений при совместной работе двух операторов с учетом времени исправления ошибочных действий. Будем считать, что при совершении ошибки оператором все операции по обслуживанию сообщения полностью повторяются, т. е. имеет место случай независимой работы операторов со сравнением результатов в конце обслуживания данного сообщения:

$$\bar{\tau}_{\text{обсл}}^0 = \sum_{k=1}^{\infty} \bar{\tau}_k P_k, \quad (15)$$

где $\bar{\tau}_k$ — среднее время k -кратного обслуживания;

P_k — вероятность k -кратного обслуживания.

Другими словами, P_k есть вероятность безошибочной работы всех операторов в k -м испытании при условии, что в предыдущих $k-1$ испытаниях имела место ошибка хотя бы у одного оператора. Как известно, такая вероятность подчинена геометрическому распределению

$$P_k = (1 - P_{\text{ош}})^{k-1} P_{\text{ош}} = P_{\text{ош}}^{k-1} (1 - P_{\text{ош}}). \quad (16)$$

Подставляя (16) в (15) и имея в виду, что

$$\bar{\tau}_k = k \bar{\tau}_{\text{обсл}}, \quad (17)$$

получим

$$\bar{\tau}_{\text{обсл}}^0 = \sum_{k=1}^{\infty} k \bar{\tau}_{\text{обсл}} P_{\text{ош}}^{k-1} (1 - P_{\text{ош}}) = \bar{\tau}_{\text{обсл}} \left(\frac{1}{1 - P_{\text{ош}}} \right) \approx \bar{\tau}_{\text{обсл}} (1 + P_{\text{ош}}), \quad (18)$$

где $\bar{\tau}_{\text{обсл}}$ — математическое ожидание величины $\max\{\tau_{\text{обсл}_1}, \tau_{\text{обсл}_2}\}$, функция плотности вероятности которой определяется выражением (14), т. е.

$$\bar{\tau}_{\text{обсл}} = 2 \int_0^{\infty} t F(t) f(t) dt. \quad (19)$$

Из рассмотренного видно, что применение резервирования с дробной или целой кратностью приводит к существенному повышению надежности работы операторов при некотором увеличении времени обслуживания. Применение этого метода открывает широкие возможности для повышения эффективности СЧМ. При этом резервирование работы операторов следует понимать не только как параллельную работу двух операторов, но и как контроль за деятельностью отдельных операторов.

В простейших случаях для расчета надежности и быстродействия работы операторов можно пользоваться выражениями (10) и (18) либо

(3) и (14), однако такой расчет является весьма упрощенным. Как было показано в работах [3, 4], вероятность совершения ошибки существенным образом зависит от времени обслуживания предыдущих событий. Увеличение времени обслуживания приводит в определенных условиях к возникновению дефицита времени при обслуживании последующих сообщений и переполнению оперативной памяти, что, в свою очередь, является источником ошибок оператора. Такая

взаимосвязь в указанных выражениях не учитывается. Точное решение задачи возможно методом статистического моделирования с использованием ЭВМ, поскольку учет взаимосвязи надежностных и временных характеристик работы оператора аналитически сопряжено со значительными трудностями.

Укрупненная блок-схема алгоритма, моделирующего групповую деятельность операторов при резервировании с дробной кратностью, приведена на рис. 2. Блок 1 формирует входящий поток. В данном случае необходимо рассматривать входящий поток, состоящий из требований на обслуживание и требований, обусловленных взаимодействием с другими операторами. Возможные методы реализации суммарного потока рассмотрены в специальной литературе [5]. Введением суммарного потока учитывается отрицательное влияние взаимодействия операторов.

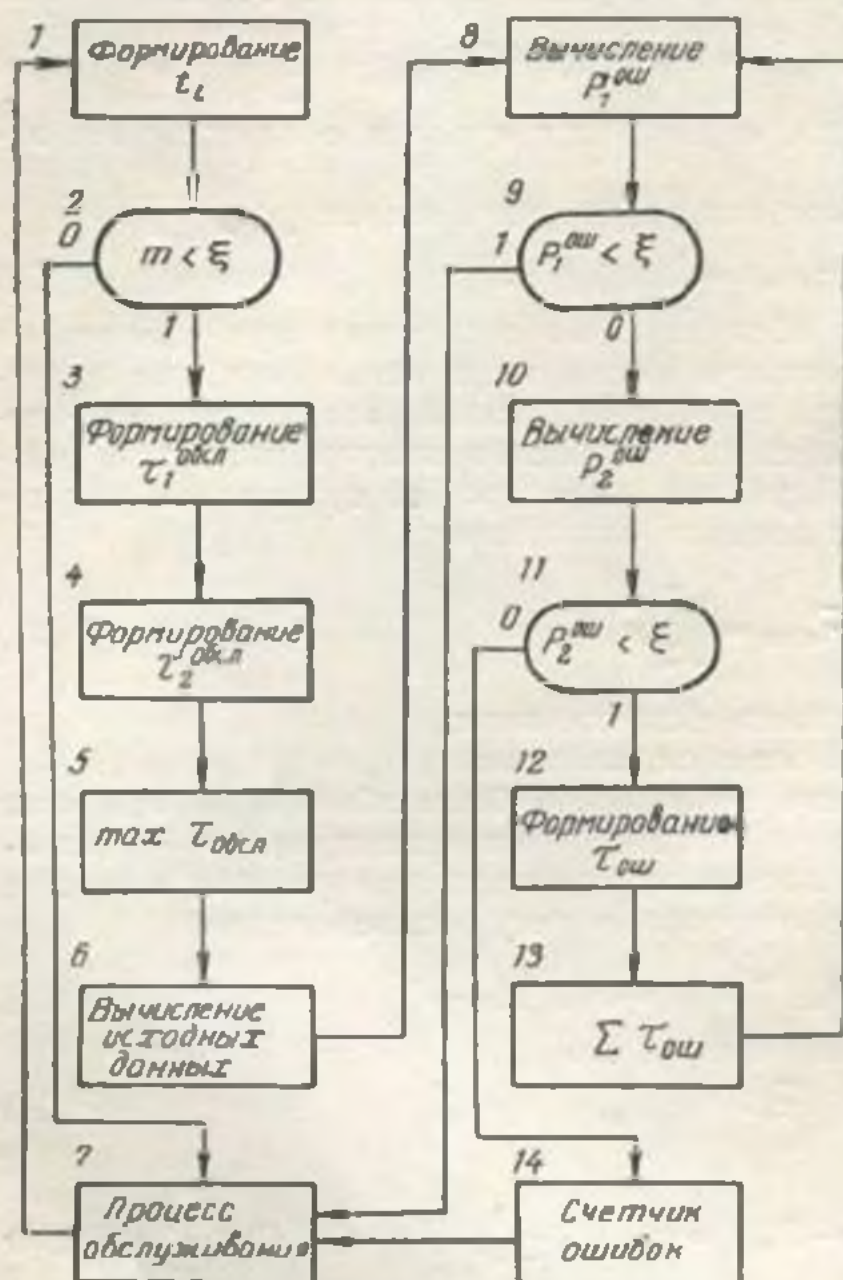


Рис. 2.

Блок 2 проверяет, имеет ли место резервирование при обслуживании данного требования. В рассматриваемой модели предполагается, что m -ю часть требований оператор обрабатывает совместно с контролером. Кроме того, нужно учесть вероятность коммутации P_k . Поэтому считается, что совместно обслуживается mP_k -я часть всех требований. Если это имеет место (условие, проверяемое блоком 2, выполнено), то блоки 3 и 4 формируют значения времени обслуживания для каждого оператора. Блок 5 определяет максимальное из полученных значений (поскольку имеет место случай резервирования с завершением по последнему исполнителю). Полученная блоком 5 величина $\tau_{обсл}$ используется в дальнейшем в качестве значения времени обслуживания данного требования.

Блок 6 формирует исходные данные для вероятностей совершения

ошибки операторами. Эти вероятности вычисляются блоками 8 и 10 для каждой реализации в соответствии с полученными исходными данными, учитывающими влияние дефицита времени, коэффициента загрузки, переполнения оперативной памяти и т. д. Методы получения исходных данных и влияние их на вероятности $P_{\text{оп}}$ рассмотрены в [1, 3, 4].

Блоки 9 и 11 проверяют факт совершения ошибки при обслуживании данного требования каждым из операторов. Если это имеет место у обоих операторов (условия, проверяемые блоками, не выполнены), счетчик 14 подсчитывает число ошибочно обслуженных требований при совместной работе. Это число ошибок складывается затем с числом ошибок, выявленных блоком 7 при моделировании работы одним оператором. Если же ошибка имеет место только у одного оператора, то блок 12 формирует время исправления ошибки, блок 13 производит суммирование времен исправления ошибок, имевших место при обслуживании данного требования.

Цепочка блоков 8—13 работает циклически до тех пор, пока при обслуживании требования не будут устранены все ошибки. Блок 7 моделирует оставшуюся часть процесса обслуживания, подробно описанную в [1, 4].

Рассмотренная схема моделирования соответствует расчету надежности групповой деятельности с учетом соотношений (3) и (14). При этом величина $\frac{1}{m}$ показывает, за сколькими операторами одновременно ведется контроль со стороны контролера. Возможен и другой вариант взаимодействия, например, соответствующий скользящему резервированию. В основу его должны быть положены соотношения (10) и (18).

Практическое применение методики моделирования покажем на следующем примере, подробно рассмотренном в [1]. Проектируемая СЧМ должна обеспечить искажение оператором не более одного сообщения из 1000 поступивших ($P_{\text{оп}} = 0,999$; $P_{\text{ош}} = 0,001$) при плотности потока сообщений $\lambda = 8 \frac{1}{\text{мин}}$.

В [1] было показано, что даже применение специального отбора и обучения операторов не позволяет гарантированно выполнить это требование. Для повышения надежности предлагается ввести резервирование работы оператора. Исследование такой системы проведено методом моделирования по изложенной методике.

Основные результаты моделирования — число ошибок первого вида N_1 (своевременно исправленные ошибки), второго вида N_2 (несвоевременно исправленные ошибки) и третьего вида N_3 (неисправленные ошибки) для различных m и λ при $N = 3000$ реализаций приведены в таблице. Случай $m = 0$ соответствует отсутствию резервирования, а полученные для него результаты аналогичны приведенным в [1].

m		0,5				0,33				0,25				0			
N	λ	10	8	5	2	10	8	5	2	10	8	5	2	10	8	5	2
N_1		75	71	68	62	71	67	64	60	63	58	55	51	52	49	47	42
N_2		4	2	2	1	3	1	1	0	3	7	1	0	3	1	0	0
N_3		1	0	0	0	2	1	1	0	3	2	1	0	4	2	1	0

Как следует из таблицы, при отсутствии резервирования требование надежности выполняется на пределе (при $m = 0$; $\lambda = 8$; $N_2 + N_3 =$

= 3). В случае введения резервирования требование выполняется при $m = 0,33$ ($N_2 + N_3 = 2$). Следовательно, для обеспечения заданной надежности управления, помимо специального отбора и обучения операторов, необходимо контролировать примерно третью часть выполняемых ими действий. В целом, как видно из таблицы, эффективность контроля таким способом не очень высока.

ЛИТЕРАТУРА

1. Б. А. Смирнов. Применение метода статистического моделирования для исследования деятельности человека-оператора. Сб. «Проблемы бионики», вып. 4. Изд-во Харьковск. ун-та, 1970.
2. Н. А. Шишопок, В. Ф. Репкин, Л. А. Барвинская. Основы теории надежности и эксплуатации радиоэлектронной аппаратуры. Изд-во «Сов. радио», 1964.
3. Б. А. Смирнов. Прогнозирование ошибок операторов в системе человек — машина. Сб. «Надежность комплексных систем человек — техника», ч. I, ЛДНТП, 1969.
4. Б. А. Смирнов. Некоторые вопросы моделирования деятельности человека-оператора. Сб. «Использование инженерной психологии в художественном конструировании», ВНИИТЭ, Харьков, 1970.
5. Н. П. Бусленко. Моделирование сложных систем. Изд-во «Наука», 1968.

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ВИДА ВХОДНОЙ НЕЛИНЕЙНОЙ ФУНКЦИИ МОДЕЛИ АДАПТАЦИИ ЗРЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ МЕЛЬКАНИЙ

М. Ф. Бондаренко, Е. П. Путятин

В работе [1] предложена модель адаптации ахроматического зрения человека в виде суперпозиции операторов (рис. 1)

$$P = f\{B(\tau), t\}; \quad (1)$$

$$Q(t) = P(t) - a \int_{-\infty}^t P(\tau) K(t - \tau) d\tau; \quad (2)$$

$$S = \varphi\{Q(\tau), t\}. \quad (3)$$

где $B(\tau)$ — яркость зрительной картины; $S[Q(\tau), t]$ — светлота зрительного ощущения; $P[B(\tau), t]$ и $Q[P(\tau), t]$ — промежуточные сигналы преобразования.

В настоящем сообщении методом «черного ящика» с нуль-органом определяется вид функции f первого блока модели.

Подадим на вход модели (1) — (3) сигнал $B(\tau)$ в виде прямоугольных мельканий:

$$B(\tau) = \begin{cases} B_1, & \text{при } nT \leq t < (n + \lambda)T, \\ B_2, & \text{при } (n + \lambda)T \leq t < (n + 1)T, \end{cases} \quad (4)$$

а период мельканий T устремляем к нулю ($T \rightarrow 0$).

Пусть имеются две идентичные модели адаптации зрения. На одну модель без ограничения времени подаем быстрые мелькания со скважностью λ , на другую — некоторый постоянный во времени сигнал B такой, что $B_1 < B < B_2$. В некоторый момент времени $t = 0$ на первой модели производим замену периодического сигнала на постоянный, имеющий уровень B . Скважность λ периодического сигнала должна быть такой, чтобы выходные сигналы для обеих моделей при $t > 0$ составляли $S' = S''$, т. е. были равны между собой.

Теорема. Если выходные сигналы первой и второй моделей S' и S'' равны между собой, равно как и входные сигналы B_1 и B_2 , то $\lambda = f(B)$.

Сущность теоремы заключается в следующем: можно задавать различные значения B и получать для них различную скважность λ . Зависимость $\lambda = f(B)$ представляет собой искомый вид функции первого блока модели адаптации. Следует также отметить, что вид этой функции определяется с точностью до масштаба и нуля отсчета.

Таким образом, теорема указывает способ определения функции f по пульс-методу.

Доказательство. Подаем сигнал (4) на вход модели адаптации зрения. На выходе первого блока модели имеем

$$P_t = \begin{cases} P_1 & \text{при } nT < t < (n + \lambda) T, \\ P_2 & \text{при } (n + \lambda) T < t < (n + 1) T. \end{cases} \quad (5)$$

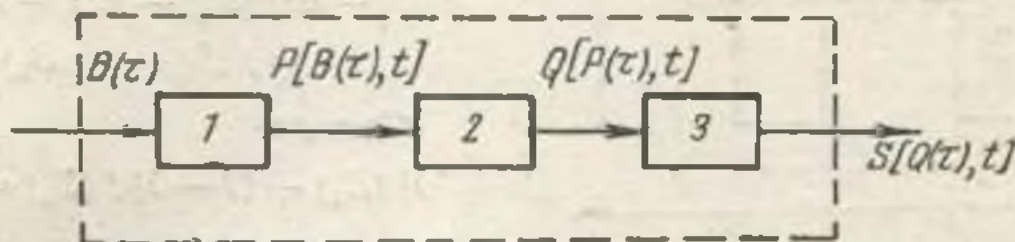


Рис. 1.

Выходной сигнал второго блока $Q(t)$ выразится следующей зависимостью:

$$Q(t) = P(t) - a \int_{-\infty}^t P(\tau) K(t - \tau) d\tau. \quad (6)$$

Функция $K(t - \tau)$ ограничена, т. е. $|K(t - \tau)| \leq C$, непрерывна, абсолютно интегрируема, т. е. $\int_{-\infty}^{\infty} |K(t - \tau)| d\tau$ сходится.

С учетом условий (5) интеграл в выражении (6) можно представить в следующем виде [2]:

$$I = a \int_{-\infty}^t P(\tau) K(t - \tau) d\tau = a\lambda P_1 + a(1 - \lambda) P_2. \quad (7)$$

Начиная с момента $t = +0$ на вход первого блока модели подаем сигнал

$$P(t) = P' \text{ при } t > 0. \quad (8)$$

На выходе этого блока в момент времени $t = +0$ возникнет сигнал

$$Q' = Q(+0) = P' - I = P' - a\lambda P_1 - a(1 - \lambda) P_2. \quad (9)$$

Сигналу P соответствует входной сигнал модели B :

$$P' = f(B'). \quad (10)$$

На вторую модель подаем сигнал $B(t) = B''$, постоянный во времени. На выходе первого блока появится сигнал

$$P'' = f(B''). \quad (11)$$

а на выходе второго —

$$Q'' = P'' - a \int_{-\infty}^t P'' K(t - \tau) d\tau = P'' - aP'' \int_{-\infty}^{\infty} K(t - \tau) d\tau = P'' - aP''. \quad (12)$$

Полагаем теперь, что выходные сигналы обеих моделей при $t = +0$ одинаковы, т. е.

$$S' = S'' \quad (13)$$

или

$$\varphi(Q') = \varphi(Q''). \quad (14)$$

В силу взаимной однозначности функции φ имеем равенство выходных сигналов вторых блоков моделей:

$$Q' = Q''. \quad (15)$$

Используя формулы (9) и (12), запишем равенство (15) в виде

$$P' - a\lambda P_1 - a(1-\lambda)P_2 = P'' - aP''. \quad (16)$$

В формуле (16) переходим к входным сигналам модели:

$$f(B') - a\lambda f(B_1) - a(1-\lambda)f(B_2) = f(B'') - af(B''); \quad (17)$$

но, по условию, $B' = B$, следовательно,

$$f(B) - a\lambda f(B_1) - a(1-\lambda)f(B_2) = f(B) - af(B_2). \quad (18)$$

Отсюда

$$\lambda f(B_1) + (1-\lambda)f(B_2) = f(B) \quad (19)$$

или

$$\lambda P_1 + (1-\lambda)P_2 = f(B). \quad (20)$$

причем величины P_1 и P_2 можно назначить по собственному усмотрению. Дело в том, что для сигналов P , т. е. выходных сигналов первого блока модели, можно выбрать начало отсчета и единицы измерений. Если, допустим, принять $P_1 = 1$,

$P_2 = 0$, то равенство (20) можно записать в следующем виде:

$$f(B) = \lambda. \quad (21)$$

Таким образом, мы получили зависимость $\lambda = f(B)$, представляющую собой вид функции первого блока модели адаптации зрения.

Экспериментальное определение вида функции f осложняется тем обстоятельством, что, согласно нашим предположениям, перед моделью адаптации стоит еще блок инерции. Это не дает возможности подавать на вход органа зрения очень быстрые мелькания света, поскольку они искажутся блоком инерции и попадут на первый блок адаптации (нелинейный блок) не прямоугольными, как того требуют условия сформулированной выше теоремы. В то же время мы заинтересованы в подаче на вход органа зрения возможно более быстрых мельканий. До каких частот можно доводить мелькания без опасений, что они искажутся механизмом инерции зрения?

Авторами работ [3—4] изучены реакции модели инерции зрения на прямоугольные мелькания с произвольным соотношением длительности светлой и темной фаз. Мелькания такого рода представлены на рис. 2. а.

Яркость зрительной картины принимает два попеременно сменяющихся друг друга уровня B_1 и B_2 .

Математически зависимость яркости B от времени t запишется в виде

$$B(t) = \begin{cases} B_1 & \text{при } nT < t \leq (n+\lambda)T, \\ B_2 & \text{при } (n+\lambda)T < t \leq (n+1)T. \end{cases} \quad (22)$$

Для определенности будем полагать, что $B_1 > B_2$. Параметр λ (назовем его параметром скважности мельканий) определяет длительность первой фазы колебания яркости, равную λT ; длительность второй фазы

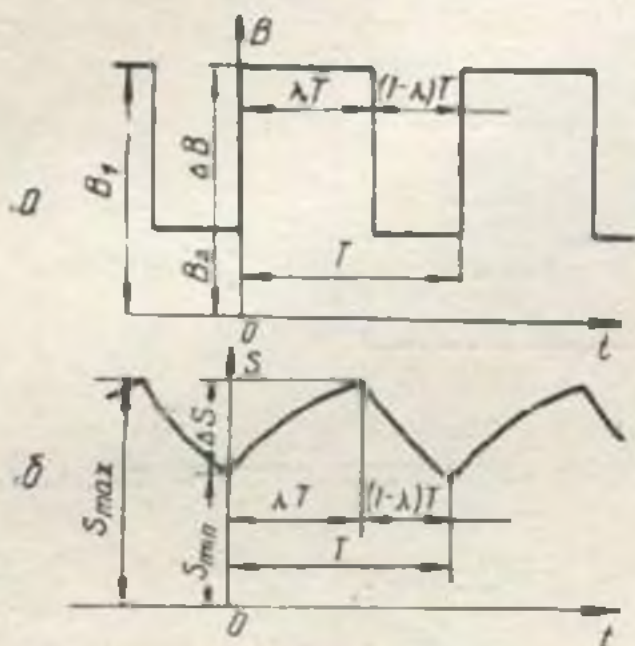


Рис. 2.

составляет $(1 - \lambda) T$. Величина λ может изменяться в пределах от нуля до единицы.

Для условий (22) получаем следующее выражение для определения светлоты зрительного ощущения:

$$S(t) = \begin{cases} KB_1 - K\Delta B e^{-\frac{t-nt}{a}} \frac{1 - e^{-\frac{1-\lambda}{a}T}}{1 - e^{-\frac{T}{a}}} & \text{при } nT < t < (n+1)T. \\ KB_2 - K\Delta B e^{-\frac{t-nt}{a}} \frac{e^{\frac{\lambda}{a}T} - 1}{1 - e^{-\frac{T}{a}}} & \text{при } (n+\lambda)T < t \leq (n+1)T. \end{cases} \quad (23)$$

В выражении (23) величина ΔB обозначает колебания яркости при мельканиях:

$$\Delta B = B_1 - B_2. \quad (24)$$

Параметр a — постоянная величина инерции зрения, согласно модели Луизова, — имеет величину 0,0595 сек.

На рис. 2, б представлена диаграмма изменения видимой яркости во времени, построенная по формуле (23).

Попытаемся предварительно оценить ожидаемые искажения в зависимости от периода мельканий T и скважности λ . Как следует из анализа зависимости (23), особенно большие искажения возникают при малой скважности. Расчет ведем при $T = 1$ сек; $\lambda = 0,1$; $a = 0,0595$:

$$e^{-\frac{T}{a}} = e^{-\frac{0,1}{0,0595}} \approx 12\%. \quad (25)$$

Ожидаемая ошибка составляет примерно 12%.

Если же $T = 2$ сек, то ожидаемая ошибка — около 2%.

Итак, при увеличении периода колебаний погрешность уменьшается. Но, с другой стороны, чем больше период, тем более ощутимыми будут колебания интеграла I (7) по величине во времени.

На основании данных эвристической модели [5] принимаем постоянную времени для данного блока $m = 70$ сек. Ошибка для этого случая при $T = 2$ сек составит

$$\frac{T}{e^{70}} - 1 \approx 3\%. \quad (26)$$

Если взять $T = 1$ сек, то ошибка будет равна 1,5%.

Итак, предварительная оценка погрешностей указывает на возможность нахождения вида кривой с точностью до 2%.

Какой оптимальный период колебаний можно выбрать с точки зрения предварительных эвристических результатов? Как итог совместного решения уравнений (25) — (26) относительно T получается величина $T = 1,6$ сек. Данные расчеты — ориентировочные, необходимые для предварительного планирования эксперимента. Только последний покажет, насколько верны все эти предсказания.

Для проведения экспериментов берем $T = 2$ сек. Скважность λ будем менять в пределах $(0,1 \div 0,9)$.

Эксперименты осуществлялись с помощью двух дисков-вертушек Максвелла, на каждом из которых устанавливалась пара кружков с прорезями. В обеих парах один из кружков имел белую поверхность с коэффициентом отражения 83% (белый ватман), другой — черную поверхность с коэффициентом отражения 0,25% (черный бархат).

Вертушка 1 (рис. 3) вращается медленно (0,5 об/сек), т. е. $T = 2$ сек. Вторая вертушка — аналогичная, но вращается со скоростью

60 об/сек. В этом случае мелькания яркости сливаются при любом угле раствора кружков, а наблюдатель видит поле неизменной во времени яркости. Вертушки располагаем так, как это изображено на рис. 3.

Устанавливаем скважность через каждую десятую: 0,1; 0,2; 0,9. Таким образом, всего будет девять точек на кривой плюс две точки при $\lambda = 0$ и $\lambda = 1$.

Во время проведения опытов наблюдение велось с расстояния 20 см.

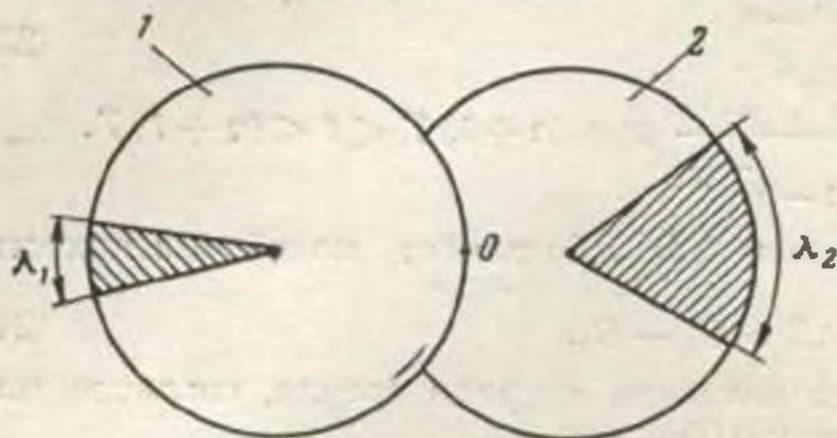


Рис. 3.

Диаметр кружков составлял 200 мм. Эксперименты при освещенности 130 лк выполнялись следующим образом.

На медленно вращающейся вертушке 1 устанавливаем нужную скважность, на вертушке 2 — вначале ту же скважность или несколько меньшую (считая по белому). Для большей точности замеров на быстро

вращающейся вертушке 2 скважность будем измерять в делениях, причем 0,1 $\lambda = 10$ делений.

Каждую из вертушек раскручиваем со своей скоростью. Наблюдатель фиксирует точку O на границе раздела полей вертушек. Для определения времени адаптации задаемся ошибкой 1% и постоянной времени адаптации, равной 70 сек. Таким образом, время адаптации определяем из выражения

$$\text{откуда } t = 300 \text{ сек.} \quad e^{-\frac{t}{70}} = 0,01, \quad (27)$$

Итак, адаптация осуществляется в течение 300 сек. После этого медленно вращающуюся вертушку убираем и продолжаем смотреть в ту же точку O.

Если скважность вертушки 2 выбрана правильно, то в поле зрения не должно остаться никакого отпечатка от медленно вращающейся вертушки. Если же отпечаток имеется, то необходимо изменить скважность быстро вращающейся вертушки.

Опыты проводились с пятью наблюдателями и повторялись многократно (не менее 10 раз). Повторяемость исхода опытов хорошая, разброс результатов (если исключить явные промахи), как правило, не превышает двух — трех делений.

Средние для пяти наблюдателей результаты измерений λ_2 приведены в таблице и на графике, изображенном на рис. 4.

Как эта кривая связана с искомой функцией P ? Ордината здесь та же, что и в кривой (21), но абсцисса другая. Как связана скважность λ_2 с яркостью B ?

По закону Тальбота, яркость B можно выразить следующей зависимостью:

$$B = \lambda_2 B_0 - (1 - \lambda_2) B_0, \quad (28)$$

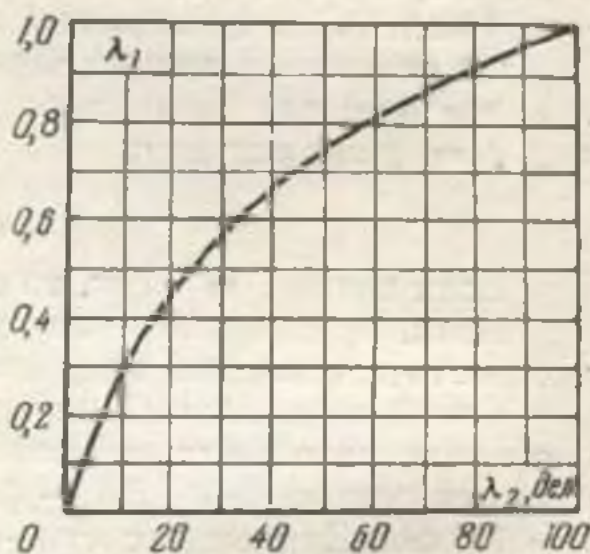


Рис. 4.

где B_6 и $B_ч$ — яркости белого и черного кружков;

Согласно формуле (20), получаем

$$\lambda P_1 + (1 - \lambda) P_2 = f(B). \quad (29)$$

Полагая $P_1 = f(B_6)$, $P_2 = f(B_ч)$ и $\lambda = \lambda_1$, имеем

$$\lambda_1 f(B_6) + (1 - \lambda) f(B_ч) = f[\lambda_2 f(B_6) + (1 - \lambda_2) f(B_ч)]. \quad (30)$$

Если принять $f(B_ч) = 0$ и $f(B_6) = 1$, то

$$\lambda_1 = f(\lambda_2). \quad (31)$$

т. е. из опыта находим вид функции f первого блока модели адаптации. Определенная таким образом функция f первого блока в пределах ошибки опыта совпадает с логарифмической зависимостью. Для установления точности, с которой можно определить f , производились опыты при различном периоде мельканий $T = 0,05; 0,1; 0,3; 0,5$ сек; 1; 25; 10; 20 сек. Было выяснено, что при выборе T в пределах 1—2 сек вид кривой практически не меняется. Погрешность экспериментов составляет 2—3%. Отсюда следует, что инерция зрения при таком периоде мельканий T не сказывается.

λ_1	Наблюдатель					Среднее
	1	2	3	4	5	
0,1	3	4	2	3,3	3	3,06
0,2	5	9	7	7,1	6	6,82
0,3	10	15	15	12,3	14	13,26
0,4	16,1	18,6	20	21	17	18,5
0,5	23	28	27	26	26	26
0,6	33	36	37	35	34	35
0,7	44	43	46	45	44	44,4
0,8	60	57	59	61	61	59,6
0,9	74	76,8	77	78	76	76,36

ЛИТЕРАТУРА

1. Ю. П. Шабанов-Кушнарченко, М. Ф. Бондаренко. Вопросы теории адаптации зрения. Материалы Всесоюзн. конф. по проблемам теоретической кибернетики, Новосибирск, 1969.
2. М. Ф. Бондаренко. Математические модели адаптации зрения и их технические приложения. Автореф. канд. дисс., Харьков, 1969.
3. А. В. Луинов. Инерция зрения. Оборонгиз, 1961.
4. Ю. П. Шабанов-Кушнарченко. Математическое моделирование некоторых функций человеческого зрения. Автореф. докт. дисс., Харьков, 1968.
5. Ю. П. Шабанов-Кушнарченко, Г. Ф. Дюбко, Е. П. Путятин, М. Ф. Бондаренко. Моделирование динамики адаптации зрения и слуха. Сб. «Проблемы бионики», вып. 1. Изд-во Харьковск. ун-та, 1968.

ТЕЛЕВИЗИОННАЯ МОДЕЛЬ ДЕТЕКТОРА ДВИЖЕНИЯ

Ю. И. Нефедов, В. Г. Червов, В. Г. Абдула

Внимание инженеров уже давно привлекают различные функциональные образования зрительного анализатора, чувствительные преимущественно к движущимся стимулам [1—3]. Такие детекторы движения обнаружены в сетчатке глаза, в подкорковых образованиях и зрительной коре мозга различных животных [5, 6]. В данной работе рассмотрена простейшая бионическая модель детектора движения, которая может найти

применение в технике телевидения для коррекции четкости при передаче динамических сюжетов [4], а также в радиолокационных индикаторах для улучшения условий наблюдения движущихся объектов [2].

За последние годы в результате многочисленных нейрофизиологических и морфологических исследований появилось много данных о функциональных и структурных особенностях детекторов движения различных животных [5, 6]. Среди этих данных можно выделить некоторые общие,

наиболее интересные в техническом приложении свойства, связанные с фильтрацией пространственно-временных сигналов. К ним относятся:

- 1) отсутствие реакции детекторов на неподвижные стимулы;
- 2) кратковременность реакции на включение — выключение света;
- 3) наличие устойчивости реакции лишь на движущиеся границы стимула.

Математическую модель детектора движения, обладающую данными свойствами, можно представить в виде непрерывной среды, в каждой точке которой возбуждение суммируется с более инерционным торможением [7]. Реакции такой модели в каждой точке среды по существу отражают реакции быстрых биполяров на включение и выключение света [8]. Рассматриваемая телевизионная модель является технической реализацией математической модели детектора движения [7] на уровне слоя биполярных клеток.

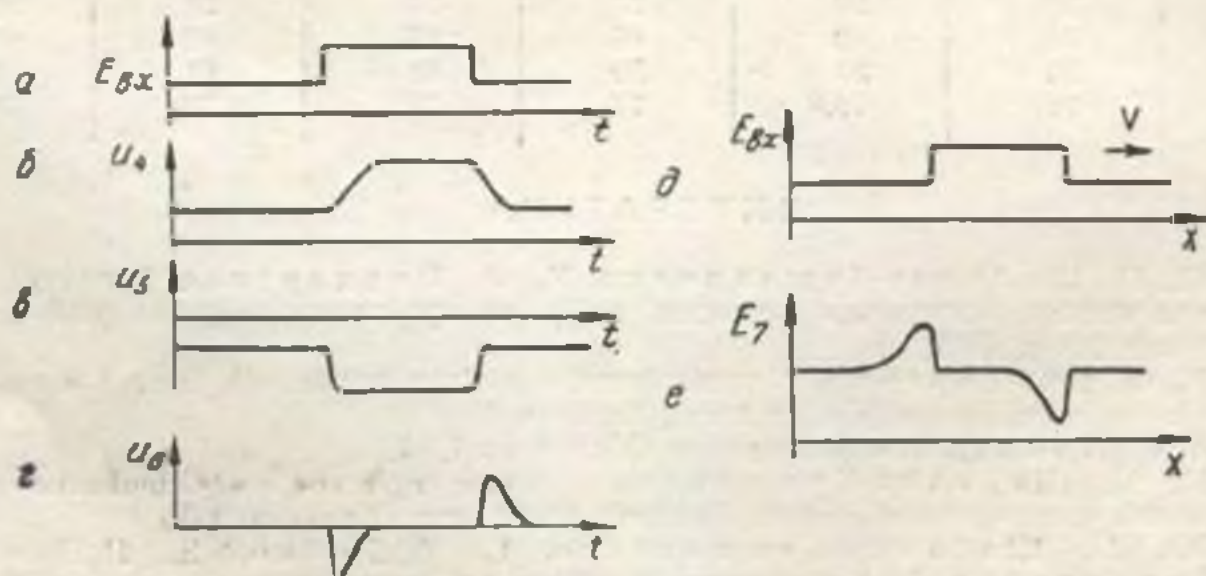


Рис. 2.

Телевизионная модель выполнена на базе двух промышленных телевизионных установок ИТУ-22М. Упрощенная блок-схема модели показана на рис. 1. На блок-схеме цифрами обозначены: 1 — полупрозрачное зеркало; 2 — зеркало; 3 — объективы; 4, 5 — передающие трубки; 6 — суммирующее устройство; 7 — видеоконтрольное устройство; 8 — блок разверток, включающий синхрогенератор, генераторы строчной и кадровой разверток передающих трубок [4, 5] и видеоконтрольного устройства [7].

Принцип работы данной системы иллюстрируется диаграммами на рис. 2. Одно и то же изображение с помощью полупрозрачного зеркала 1,

зеркала 2 и объективов 3 проектируется на светочувствительные поверхности передающих трубок 4, 5. Поворотом зеркал 1 и 2 изображения совмещаются. Режим работы видиконов выбран таким, что инерционность

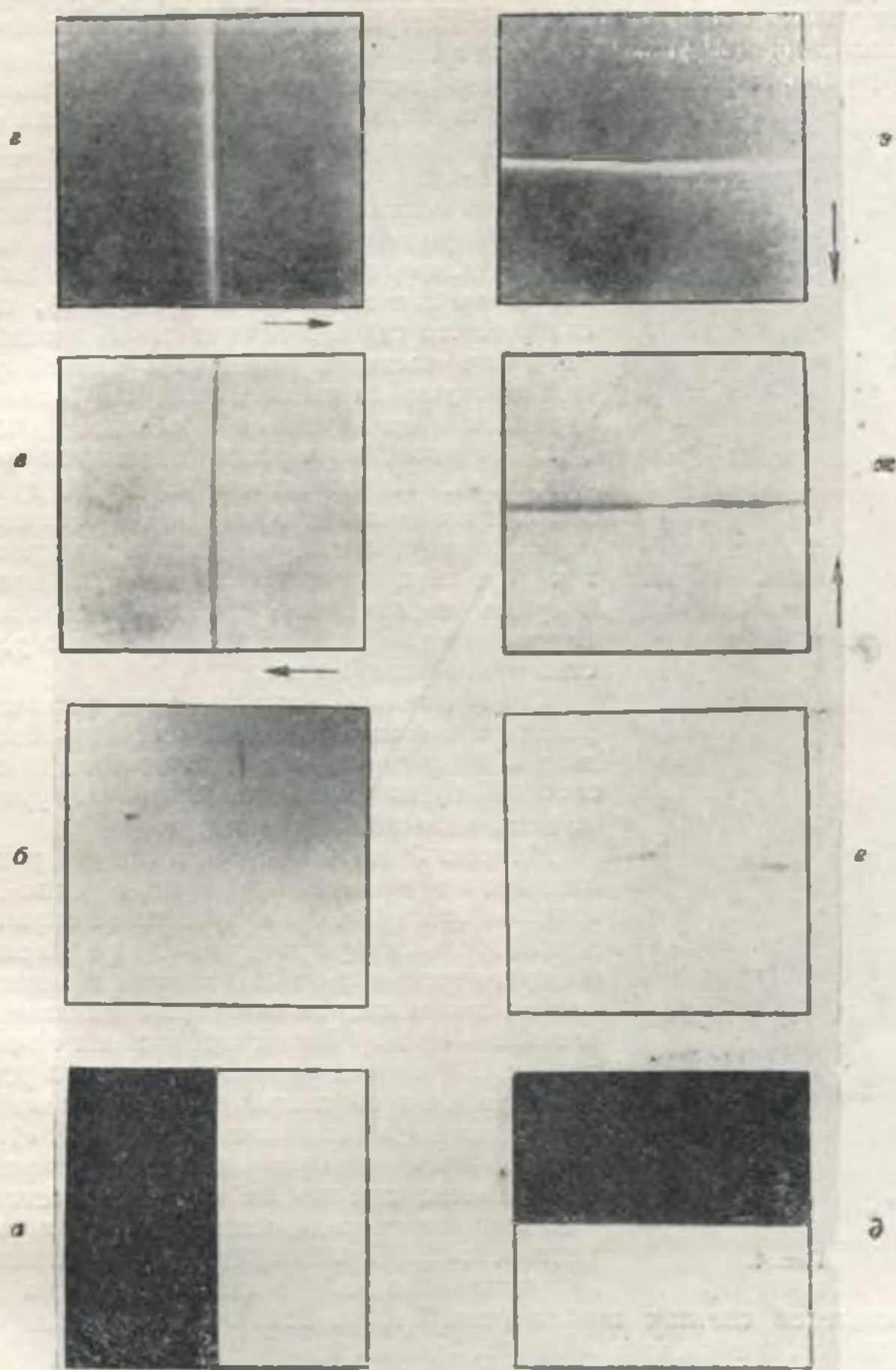


Рис. 3.

трубки 4 значительно больше, чем инерционность трубки 5. Построчная развертка изображений в передающих трубках 4, 5 и в видеоконтрольном устройстве 7 осуществляется синхронно от блока разверток 8. Изменение амплитуды видеосигналов трубок 4 и 5 во времени показано со-

ответственно на рис. 2, б и в. Если значения данных видеосигналов в установленном режиме равны по величине и противоположны по знаку, то вследствие различной инерционности передающих трубок на выходе суммирующего устройства б сигналы, отличные от нуля, будут формироваться только в кратковременные интервалы времени после включения и выключения возмущения (рис. 2, г).

При движении на входе системы светлой полосы в направлении, ука-

занным стрелкой на рис. 2, д, передняя световая граница производит поочередное включение, а задняя — поочередное выключение света на элементах светочувствительных поверхностей передающих трубок. Учитывая характер переходного процесса системы на включение и выключение света (рис. 2, г), можно сказать, что такой же переходный процесс будет иметь место на передней и задней границах движущейся светлой полосы. Поэтому на границах движущейся светлой полосы (рис. 2, д) возникнут резкие изменения яркости (рис. 2, е). Неподвижные световые границы вызовут лишь кратковременную реакцию после включения света, так как через промежуток времени, равный постоянной времени инерции передающей трубки 4, разностный видеосигнал на выходе суммирующего устройства будет равен нулю.

Следовательно, если на входе системы нет резких и частых изменений освещенности, вызванных включением и выключением света, система будет выделять лишь контуры движущихся световых границ.

На рис. 3 показаны фотоснимки реакций системы на возмущение в виде черно-белой границы (рис. 3, а, б), полученные с экрана видеоконтрольного устройства 7. Предварительно при неподвижном положении возмущения производится полная компенсация постоянных составляющих видеосигналов передающих трубок. На экране видеоконтрольного устройства при этом наблюдается равномерный (серый) уровень освещенности (рис. 3, б, в). При перемещении возмущения светлым краем в направлении стрелки на месте, соответствующем границе света, появляется черная полоса (рис. 3, в, ж). При движении в противоположных направлениях (темным вперед) на экра-

не появляется светлая полоса (рис. 3, г, з). Если же возмущение останавливается, полоса исчезает (рис. 3, б, е).

Когда на входе системы предъявляется изображение какой-либо светлой фигуры на темном фоне (рис. 4, а), при ее движении передние границы света подчеркиваются темной линией, а задние — светлой (рис. 4, в). На неподвижные границы система не реагирует (рис. 4, б).

Таким образом, рассмотренная телевизионная система подчеркивает контуры только движущихся световых границ. Поэтому система может быть использована как фильтр движущихся изображений на фоне



Рис. 4.

неподвижных. При увеличении скорости движения возмущения контурный сигнал на выходе системы размывается, т. е. увеличивается толщина контурных линий на экране индикатора. Это объясняется тем, что величина постоянных времени инерции передающих трубок не меняется.

Данное свойство системы может быть использовано в телевидении для автоматического изменения уровня коррекции четкости при передаче движущихся с разными скоростями объектов [4].

ЛИТЕРАТУРА

1. Б. Миллер. Использование модели глаза голубя в радиолокационных системах. ЭИ «Техническая кибернетика», 1965, № 4, реф. 18.
2. А. Коут. Машинная интерпретация изображений на экране радиолокатора. Сб. «Проблемы бионики». Изд-во «Мир», 1965.
3. Н. Линдгрен. Моделирование зрительных процессов, происходящих в глазе лягушки. ЭИ «Вычислительная техника», 1963, № 30, реф. 137.
4. Ю. И. Нефедов, В. Г. Абдула. Использование телевизионной модели детектора движения для коррекции четкости изображений при передаче динамических сюжетов (статья в настоящем сборнике).
5. O.-J. Grüsser, D. Finkelstein, U. Grüsser-Cornehlis. The effect of stimulus velocity on the response of movement sensitive neurons of the frog's retina. «Pflügers Archiv ges. Physiol.», 300, 2 (1968).
6. B. Harutjunian-Kozak, W. Kozak, K. Dec, E. Balcer. Responses of single cells in the superior colliculus of the cat to diffuse light and moving stimuli. «Acta biol. exp.», 28, 4 (1968).
7. Ю. И. Зогуля, Ю. И. Нефедов, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай. Детектирование движения в сетчатке глаза лягушки. Сб. «Проблемы бионики», вып. 5. Изд-во Харьковск. ун-та, 1970.
8. А. Л. Бызов. Электрофизиологические исследования сетчатки. Изд-во «Наука», 1966.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕЛЕВИЗИОННОЙ МОДЕЛИ ДЕТЕКТОРА ДВИЖЕНИЯ ДЛЯ КОРРЕКЦИИ ЧЕТКОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ ПЕРЕДАЧЕ ДИНАМИЧНЫХ СЮЖЕТОВ

Ю. И. Нефедов, В. Г. Абдула

Основное назначение телевизионной системы — передавать на расстояние информацию о движущихся объектах. При передаче движущихся объектов часто наблюдается ухудшение четкости («размытие») световых границ по сравнению с передачей неподвижных изображений. Такое ухудшение четкости возникает вследствие ограниченной разрешающей способности телевизионной системы во времени. Разрешающая способность во времени зависит от инерционности системы и выбранного времени длительности кадра [1]. Инерционность телевизионной системы характеризуется в основном наличием остаточного потенциального рельефа на мишени передающей трубки после прекращения освещения при каждом последующем сканировании мишени [1].

Выбор времени кадра (частоты кадров и строк) зависит от длительности цикла накопления энергии на мишени передающей трубки, а также от полосы частот, необходимой для передачи изображений [1, 2]. При увеличении времени кадра может оказаться, что скорость перемещения электронного луча передающей трубки в вертикальном или горизонтальном направлениях соизмерима со скоростью движения изображения относительно передающей камеры. В случае совпадения направлений движения изображения и развертывающего луча границы изображения будут «размыты».

Кроме перечисленных факторов, к ухудшению четкости при передаче подвижных световых границ приводит использование устройств перезаписи изображения, предназначенных для преобразования низкочастотных разверток в стандартные [2]. В этом случае дополнительное «размытие» подвижных световых границ возникает либо за счет большого остаточного сигнала при использовании для перезаписи накопительных трубок (потенциалоскопов, графеконов), либо за счет длительного послесвечения люминофора кинескопа и инерционности считывающей трубки, используемых для перезаписи.

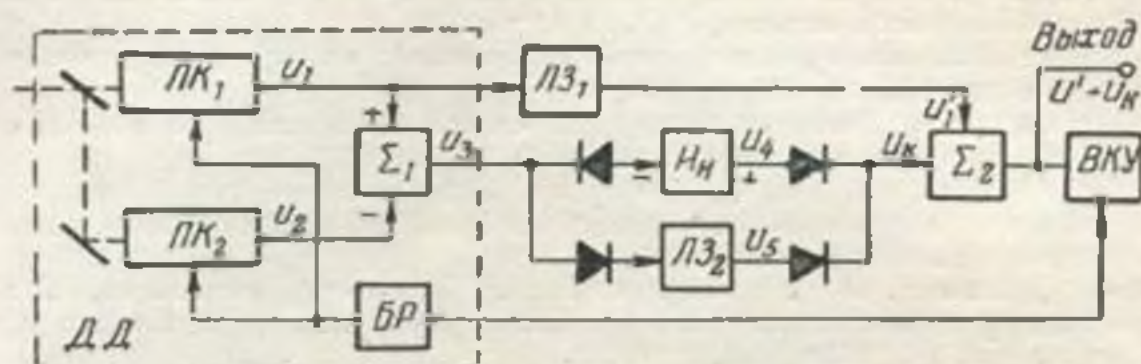


Рис. 1.

Вследствие суммирования всех факторов, снижающих разрешающую способность телевизионной системы во времени, «размытие» световых границ может быть очень сильным. К этому важно добавить, что увеличение скорости движения изображения относительно передающей камеры приводит к резкому возрастанию длины зоны «размытости». Особенно заметно проявляется ухудшение четкости световых границ при передаче подвижных изображений в системах космовидения, где имеют место все факторы, снижающие разрешающую способность во времени. В наземных устройствах регенерации изображений предусмотрены корректоры, улучшающие качество видеосигнала [2]. Однако параметры корректирующих сигналов обычно не связаны с изменениями четкости при движении изображений с разными скоростями. Поэтому такая коррекция малоэффективна при передачах динамичных сюжетов. Автоматическую подстройку параметров корректирующего сигнала в зависимости от относительной скорости движения наблюдаемого объекта и передающей камеры можно осуществить, используя телевизионную модель детектора движения [3].

Детектор движения (ДД) выделяет контуры движущихся световых границ. В зависимости от скорости движения на выходе ДД формируются контурные сигналы разной длительности и одинаковой амплитуды [3]. Чем больше скорость движения, тем сильнее «размываются» границы изображения на выходе передающей камеры и тем больше длина контурного сигнала. Так как длина контурного сигнала изменяется обычно в такой же мере, как и длина области «размытия» световых границ, выходные сигналы ДД можно использовать для автоматической коррекции четкости изображений в зависимости от изменений скорости движения. Упрощенная блок-схема корректора четкости приведена на рис. 1. Корректор позволяет увеличивать крутизну нарастания переходной характеристики передающей трубки 1 (ПК₁) при значительных изменениях скорости движения возмущений, а также усиливать контраст на границах переходных характеристик (подчеркивать контуры изображений). Как

известно, подчеркивание контуров способствует усилению восприятия четкости световых границ.

Пунктирными линиями на блок-схеме корректора выделен детектор движения (ДД). Работа корректора при разных скоростях изображений поясняется эюрами переходных характеристик отдельных блоков на рис. 2 и 3. Условимся, что постоянная времени инерции передающей трубки камеры 2 ($ПК_2$) вдвое превышает постоянную времени инерции трубки

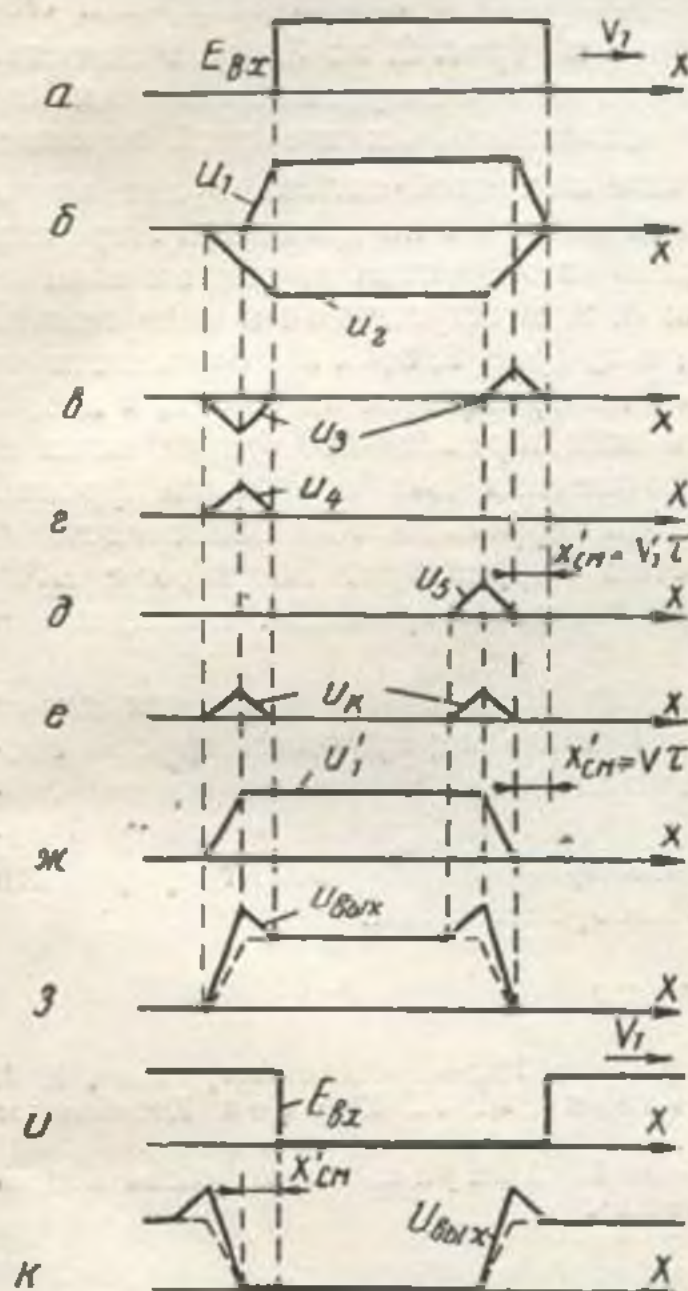


Рис. 2.

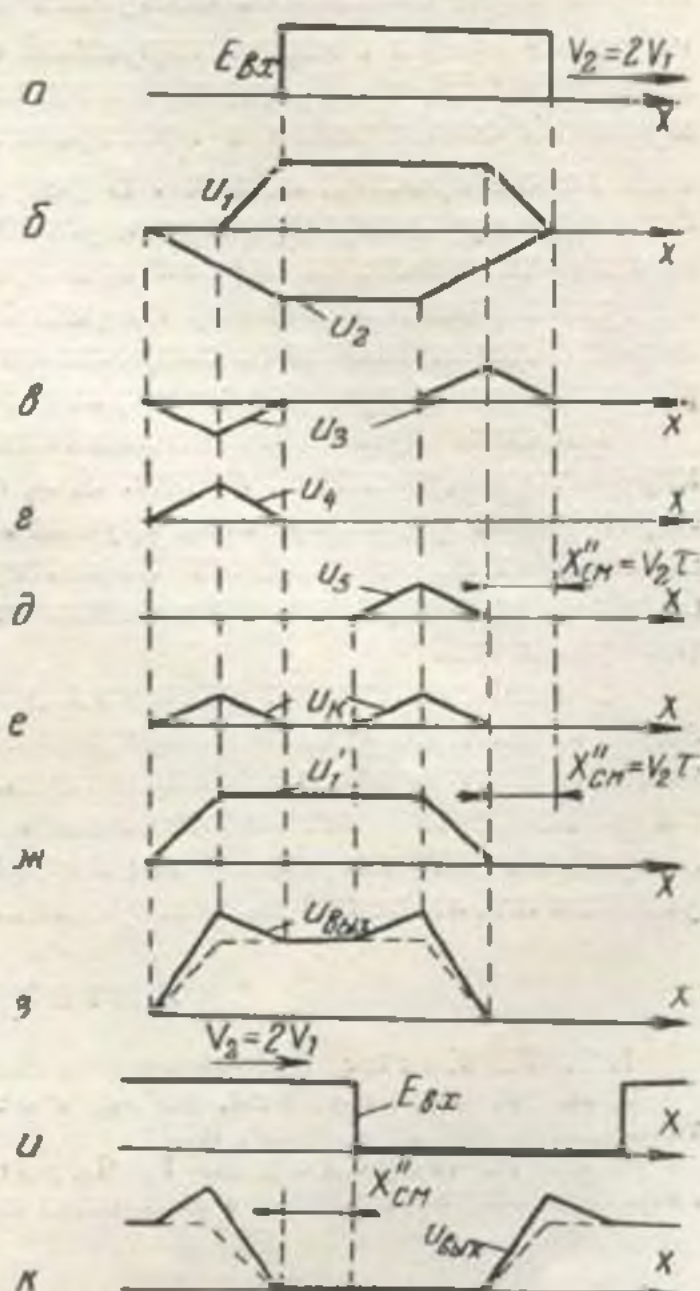


Рис. 3.

ки камеры 1 ($ПК_1$). В передающих камерах $ПК_1$ и $ПК_2$ и в видеоконтрольном устройстве ВКУ развертка изображений осуществляется хронно от блока разверток БР.

Пусть на входе ДД в направлении, указанном стрелкой, движется светлая полоса на темном фоне (рис. 2, а; 3, а). В зависимости от скорости движения (v_1 или v_2) видеосигналы на входе передающих трубок будут «размыты» на границах возмущения в разной мере (рис. 2, б; 3, б).

Вследствие разных инерционностей и полярностей видеосигналов передающих камер на выходе суммирующего устройства (Σ_1) детектора движения формируются положительные и отрицательные контурные сигналы (u_3), соответственно на передней и задней границах полосы (рис. 2, в; 3, в). Отрицательные контурные сигналы меняют полярность в инверторе (рис. 2, г; 3, г) и поступают на вход второго смесителя видео-

сигналов (Σ_2). Выходные сигналы ДД, имеющие положительную полярность, задерживаются в линии задержки ($ЛЗ_2$) на время τ , обеспечивающее их смещение в пространстве на длину фронта переходной характеристики корректируемого сигнала (рис. 2, δ ; 3, δ). Разной скорости движения будет соответствовать разное смещение положительной компоненты переходной характеристики ДД. Таким образом, на одном входе смесителя формируется корректирующий сигнал u_k (рис. 2, e ; 3, e). На второй вход смесителя поступает задержанный в линии задержки $ЛЗ_1$ на то же время τ корректируемый сигнал u_1 (рис. 2, $ж$; 3, $ж$). Равенство задержек $ЛЗ_1$ и $ЛЗ_2$ (τ) обеспечивает при любой скорости движения возмущений совмещение в пространстве максимальных значений переходных характеристик u_k и u_1 . В результате выходной сигнал будет иметь большую крутизну фронтов и усиленный контраст на границах. Переходная характеристика корректора при разных скоростях движения показана (сплошными линиями) на рис. 2, $з$; 3, $з$. Возмущениям в виде темной полосы, движущейся со скоростями v_1 и v_2 (рис. 2, $и$; 3, $и$), соответствует распределение яркости на экране ВКУ, изображенное на рис. 2, $к$ и 3, $к$.

Тонкими пунктирными линиями на всех переходных характеристиках корректора (рис. 2, $з$, $к$; рис. 3, $з$, $к$) отмечены для сравнения фронты переходных характеристик трубки $ЛК_1$ до коррекции. Как непосредственно следует из переходных характеристик корректора, на экране ВКУ будет заметно увеличение четкости на световых границах движущихся изображений.

В зависимости от скорости движения возмущения меняется длина зоны «размытия» световых границ на выходе передающих трубок системы, в результате чего изменяется длительность корректирующего сигнала. Такое автоматическое изменение уровня коррекции четкости в зависимости от скорости движения возмущения позволит улучшить условия наблюдения за движущимися изображениями.

ЛИТЕРАТУРА

1. Т. П. Катис. Автоматическое сканирование. Изд-во «Машиностроение», 1969.
2. П. Ф. Браславец, И. А. Росселевич, Л. И. Хромов. Космическое телевидение. Изд-во «Связь», 1967.
3. Ю. И. Нефедов, В. Г. Червов, В. Г. Абдула. Телевизионная модель детектора движения (статья в настоящем сборнике).

К ВОПРОСУ О ВЫРАВНИВАНИИ ЗВУКОВЫХ СИГНАЛОВ ПО ВЫСОТЕ ОСНОВНОГО ТОНА

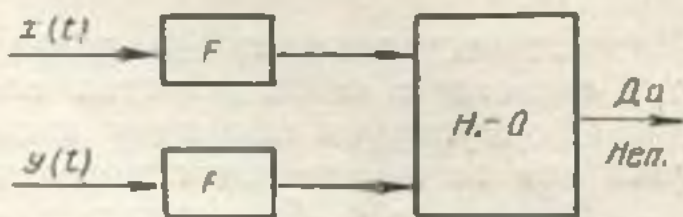
Г. С. Еремин

Высота звуковых сигналов ощущается человеком подобно цвету, вкусу, запаху. Установить высоту какого-либо звука — значит данный сигнал подравнять по тону с синусоидальным звуком определенной частоты. В настоящей работе исследуются вопросы подравнивания периодических звуковых сигналов по высоте основного тона. Человеческое ухо способно с большой точностью подравнять по частоте два синусоидальных звука. Большинство людей замечает разницу в звучании двух чистых тонов, отличающихся по частоте на 0,3% [1].

На рисунке схематично изображены механизмы, участвующие в процесс выравнивания двух звуковых сигналов по высоте. Входной сиг-

нал $x(t)$ можно представить как звуковое давление, изменяющееся во времени. Два периодических звука $x(t)$ и $y(t)$ с периодами соответственно T_x и T_y поступают на некоторый преобразователь F . На выходе последнего возникают сигналы $F(x(t))$ и $F(y(t))$, характеризующие высоту основного тона. Наблюдатель, сознание которого работает в режиме нуль-органа ($H.-O$), подбирает входные величины так, чтобы выходные совпали. При этом форма кривых $x(t)$ и $y(t)$ выдерживается постоянной, изменяется только период колебаний одного из сигналов при неизменном периоде второго.

Возможны следующие два случая: 1) подравнивание двух конкретных сигналов по высоте осуществляется единственным образом; 2) наблюдатель ощущает оба сигнала одинаковыми по высоте при нескольких значениях периода повторения одного из сигналов, если период колебаний второго зафиксирован. Приведем пример, когда возможен второй случай. Звук, состоящий из трех гармонических составляющих 99 гц, 100 гц, 101 гц с нулевыми начальными фазовыми углами, имеет высоту чистого тона 100 гц. Если, не изменяя формы сигнала, уменьшить период в 100 раз, получится звуковой сигнал, спектр которого представлен частотами 9,9 кгц, 10 кгц и 10,1 кгц. Такой сигнал также имеет высоту, соответствующую тону 100 гц [2].



Очевидно, первый случай будет иметь место, если ограничить класс входных сигналов однородными стимулами, т. е. период колебаний звуковых сигналов не должен выходить за пределы диапазона слышимых частот. В дальнейшем рассматриваются только однородные звуки.

Будем интерпретировать звуковые сигналы как элементы некоторого множества M . Элемент $x = x(t)$ принадлежит M , если $x(t) = x(t + nT)$, где $n = 1, 2, \dots$ и $\frac{1}{T} \in [f_n, f_v]$. Здесь f_n и f_v — соответственно нижняя и верхняя границы диапазона звуковых частот.

Операцию сравнения можно рассматривать как бинарное отношение $\Theta(x, y)$, определенное на множестве M и принимающее значение 0 и 1. Прослушав любые два звуковых сигнала x и y , наблюдатель всегда дает определенный ответ на вопрос, равны ли оба звука по высоте или нет. Положительный ответ будем принимать за 1, отрицательный — за 0. Условимся писать $x\Theta y$ вместо $\Theta(x, y) = 1$ и $x\neg\Theta y$, если $\Theta(x, y) = 0$.

Рассмотрим свойства отношения Θ . Очевидно, что наблюдатель, прослушав дважды один и тот же звуковой сигнал, даст положительный ответ. Если установлено равенство по высоте для пары звуков x, y , наблюдатель отметит то же для пары y, x ; и, наконец, если получен положительный ответ для пар x, y и y, z , то отмечается равенство по высоте для пары x, z .

Указанные свойства проверяются по нуль-методу согласно схеме, приведенной на рисунке, и могут быть записаны в виде следующей системы аксиом (экспериментальных постулатов).

Аксиома 1. Для всех $x \in M$

$$x \Theta x. \quad (1)$$

Аксиома 2.

$$x \Theta y \Rightarrow y \Theta x \quad (x, y \in M). \quad (2)$$

Аксиома 3.

$$x \Theta y, y \Theta z \Rightarrow x \Theta z \quad (x, y, z \in M). \quad (3)$$

На основании аксиом 1—3 отношение Θ рефлексивно (1), симметрично (2), транзитивно (3) и, следовательно, осуществляет разбиение M на попарно не пересекающиеся классы эквивалентности (смежные классы) [3]. Существует однозначное отображение F_0 множества M на множества N смежных классов. Если X — класс смежности, определяемый элементом x , то этому классу принадлежат все элементы $y \in M$, для которых имеет место соотношение $x\Theta y$. Очевидно, классы X и Y совпадают, если $x\Theta y$, и $X \cap Y = \emptyset$, если $x \not\Theta y$.

Из вышеизложенного следует, что существует такое взаимно-однозначное преобразование φ , что имеет место равенство

$$F = \varphi \circ F_0. \quad (4)$$

Математическая модель (4) полна по отношению к аксиомам 1—3. Все три аксиомы с необходимостью следуют из полученной модели.

Сформулируем еще одну аксиому, характеризующую процесс подравнивая по высоте для однородных звуковых сигналов.

Аксиома 4. Существует $x_0 = x_0(t) \in M$, для которого при любом $x = x(t) \in M$ соотношение $x(t) \Theta x_0(\alpha t)$ имеет место при единственном вещественном α .

В качестве x_0 можно взять, очевидно, произвольный чистый синусоидальный тон. Зафиксировав элемент x_0 , получим $\alpha = \alpha(x)$ — функционал, не равный тождественно нулю на множестве M ($\alpha(x_0) = 1$).

Согласно аксиоме 4, преобразование F_0 можно заменить функционалом α (строго говоря, оператор F_0 и функционал α связаны взаимно-однозначным преобразованием). Тогда модель (4) примет вид

$$F = \varphi \circ \alpha. \quad (5)$$

Математическая модель (5) дает определенную информацию о преобразовании, имеющем место в слуховой системе человека, акустических колебаний в высоту основного тона.

ЛИТЕРАТУРА

1. Р. Фельдкеллер, Э. Цвикер. Ухо как приемник информации. Изд-во «Связь», 1965.
2. R. Plomp. Pitch of Complex Tones. JASA, 41, 1526 (1967).
3. А. И. Плеснер. Спектральная теория линейных операторов. Изд-во «Наука», 1965.

ГРАФИЧЕСКОЕ ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОДНОЙ ЛОГИЧЕСКОЙ СХЕМЫ

Н. А. Проценко

Понятия симметрии и асимметрии, возникшие в искусстве и математике [1], в последние годы стали широко применяться в философии [2, 3], теперь же начинают проникать в пограничную область между психологией и техникой — тот раздел науки, который изучает соотношения явлений реального мира и мыслительной деятельности, а затем пытается формализовать эти соотношения для реализации в технических схемах.

Существующие в объективной действительности картины симметрии и асимметрии фиксируются органами чувств и воссоздаются как модели в нервной системе на уровне ощущений, восприятий, представлений и других форм психической жизни субъекта. На уровне ощущений и восприятий в субъективных образах асимметрия преобладает в той же степени, как и в мире явлений. Однако поскольку порядок и закономерность

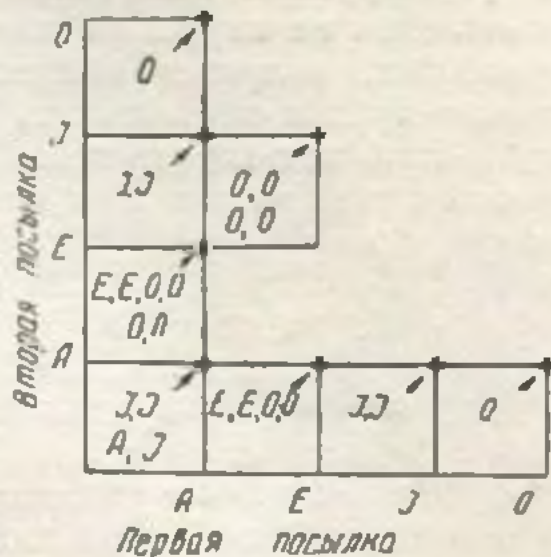
неразрывно связаны с симметрией, существуют и психические функции, являющиеся носителями соответствующей стороны познания. В наибольшей степени к этому полюсу противоположности симметрия — асимметрия тяготет мышление, которое оперирует абстракциями, во многом очищенными от «беспорядка» случайности.

Больше того, в самих формах мышления явственно наблюдается примат симметрии. В классической аристотелевской логике [4, 5], содержащей 24 модуса категорических силлогизмов [6], симметричной части логики в рассматриваемом ниже смысле принадлежат 18 модусов, асимметричной же части — лишь 6 модусов.

Этот факт становится очевидным из рассмотрения рисунка. Построим прямоугольную систему координат и точкам 1, 2, 3, 4 на обеих осях поставим в соответствие общеутвердительное *A*, общеотрицательное *E*, частноутвердительное *I* и частноотрицательное *O* суждения, изображенные на рисунке в виде отрезков, концы которых совпадают с указанными точками (последние и не обозначены на рисунке). Примем ось абсцисс за ось *Первой посылки*, а ось ординат — за ось *Второй посылки*. Выводам силлогизмов будут соответствовать 8 точек в первом квадранте. Точка 1, 1 соответствует четырем умозаключениям: одному — с общеутвердительным выводом (модус *AAA* первой фигуры силлогизмов) и трем — с частноутвердительными выводами (модусы *AAI* первой, третьей и четвертой фигур). В точке 1, 3 и симметричной ей относительно биссектрисы первого координатного угла точке 3, 1 размещено по два частноутвердительных силлогизма (*IAI* третьей и четвертой фигур и *A* первой и третьей фигур), в точках 1, 4, и 4, 1 — по одному частноотрицательному модусу (*AOO* второй фигуры и *OAO* третьей). Всем четырем, содержащимся в точке 1, 2 модусам (*AEE* второй и четвертой фигур и *AEO* тех же фигур), соответствуют модусы силлогизма, размещенные в симметричной точке 2, 1.

Но симметрия в паре точек 1, 2 и 2, 1 неполная. Здесь уже наблюдается вторжение асимметрии в структуру силлогистики. Точке 2, 1 соответствуют еще два «избыточных» силлогизма вида *EAO*, поскольку всего в ней содержится 6 модусов (2 модуса вида *EAE* первой и второй фигур, а также 4 модуса вида *EAO* первой, второй, третьей и четвертой фигур). И, наконец, ни одному из четырех силлогизмов точки 2, 3 (все они имеют вид *EIO*) вовсе не соответствуют силлогизмы точки 3, 2, поскольку из всех фигур силлогизмов, входящих в сочетания посылок *I* (первая посылка) и *E* (вторая посылка), вывод не следует. Таким образом, в паре точек 2, 3 и 3, 2 полная асимметрия.

Следовательно, из десяти (при учете пустой точки с координатами 3, 2) точек в построенной системе только две несут печать полной и одна — частичной асимметрии. Остальные шесть выражают симметрию логики и ее функционального проявления — мышления. При расчете соотношения числа силлогизмов, принадлежащих симметричной и асимметричной частям рассматриваемой логической системы, обнаруживается, что это соотношение равно 3:1, т. е. опять устанавливается преобладание симметрии в формальном мышлении. Даже если все четыре модуса точки 1, 1, лежащей на оси симметрии, отнести к области асимметричных силлогизмов, преобладание симметрии сохранится (с соотношением



7:5). Последнее столь же закономерно, как и закономерна неполнота симметрии формального мышления — и то и другое вытекает из свойства материального мира: полностью однородный и, следовательно, абсолютно симметричный мир был бы тождествен абсолютному ничто. Различия же частей мира низводят симметрию до уровня крайних частных случаев асимметрии.

В реальном мире симметрия выступает в качестве вкраплений на почти сплошном фоне своей противоположности, а в той области сознания, где господствует мышление, наоборот, преобладает симметрия, лишь деформируемая асимметрией. Такое соотношение действительности и мышления не нарушает адекватности отражения материи сознанием, а, наоборот, является следствием проникновения мысли сквозь пелену асимметрии и случайности, лежащих на поверхности явлений, в ядро сущности, тот корень вещей, который несет в себе порядок, закономерность и симметрию. Как полная асимметрия была бы синонимом хаоса, так и полная симметрия, безраздельное господство которой стало бы равносильно прекращению движения, смерти мира, не могут существовать в чистом виде ни в объективной реальности, ни в отражающем ее сознании. Степень же преобладания симметрии в адекватном отражении мира человеческой психикой может служить мерой проникновения сознания в сущность явлений.

Количественное решение вопроса о степени преобладания симметрии в практике пользования классической силлогистикой можно найти экспериментально-психологическим путем или посредством анализа текстового материала, определив относительные частоты применения человеком каждой из 24 форм умозаключений. Такие исследования до сих пор не проведены. Имеются лишь указания на то, что силлогизмы, выводы в которых, отрицательные или частные, используются реже силлогизмов с утвердительными либо общими заключениями [7]. Изучение развития мышления у детей [8, 9] показало, что человек овладевает вначале первой фигурой силлогизма, а затем остальными, причем четвертая фигура оказывается весьма трудной и для взрослых. Аналогичный процесс освоения силлогистики предполагается для всего человечества в процессе эволюции [10]. Вышеуказанные сведения позволяют допустить, что распространение учета частоты встречаемости форм силлогизма количественно подтвердит преобладание симметрии в психологии использования силлогистических умозаключений большинством людей. Последнее обстоятельство может быть использовано при выборе логической структуры курсов программированного обучения.

Вероятно также, что оригинальное мышление, присущее отдельным людям, в какой-то степени связано с преобладанием асимметрии в их умозаключениях и, в частности, с использованием редко применяемых силлогизмов, которые относятся к асимметричной части классической логики. Аналогичные явления следует ожидать также при использовании человеческим мозгом других формально-логических схем. Присущую остроумию неожиданность можно объяснить, руководствуясь сказанным выше, как проявление нестандартного распределения вероятностей использования логических форм со сдвигом данных вероятностей в пользу асимметричных компонентов той или иной представленной в мозгу логической системы.

В процессе эвристического моделирования психических функций человека, и, в частности, при модельном представлении индивидуальных черт личности необходимо учитывать степень готовности к использованию различных форм умозаключений, принимая во внимание, что

симметричная часть этих форм даст точность, асимметричная же — оригинальность сопоставлений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Г. Вейль. Симметрия. Пер. с англ. Изд-во «Наука», 1968.
2. М. П. Депенчук, В. С. Готт. Симетрія і асиметрія як одна з форм прояву закону єдності і боротьби протилежностей в природі. Вид-во АН УРСР, Київ, 1960.
3. И. П. Депенчук. Симметрия и асимметрия в живой природе. Изд-во АН УССР, Киев, 1963.
4. Аристотель. Аналитики первая и вторая. Пер. с греч. Госполитиздат, 1952.
5. Я. Лукасевич. Аристотелевская силлогистика с точки зрения современной формальной логики. Пер. с англ. Изд-во иностр. лит., 1959.
6. Д. Т. Калбертсон. Математика и логика цифровых устройств. Пер. с англ. Изд-во «Просвещение», 1965.
7. К. Тойм. Психология силлогистических умозаключений. Автореф. канд. дисс., Тарту, 1964.
8. П. П. Блонский. Развитие мышления у школьника. М., 1935.
9. М. М. Вакрушев. Понимание и усвоение школьниками II, IV и VI классов некоторых форм дедуктивных умозаключений. Уч. зап. Ленинградск. пед. ин-та им. А. И. Герцена, т. 159, 1958.
10. Д. А. Жданов. Возникновение абстрактного мышления. Изд-во Харьковск. ун-та, 1969.

ОБЩИЙ ПОДХОД К ПОСТРОЕНИЮ ТЕОРИИ РЕШАЮЩИХ СИСТЕМ

С. Я. Заславский, Е. И. Славутский

Целью настоящего сообщения являлось построение автоматической системы, способной выдавать в ответ на вопросы врача сведения о дальнейшем течении заболевания и необходимых методах лечения пациента.

1. Первая задача, которая возникает при комбинированном прогнозировании заболеваний — это описание исходной информации, т. е. сведений, содержащихся в историях болезней. Основным элементом при этом будет считаться состояние больного организма. Тогда течение заболевания можно описать последовательностью состояний. Абстрагируясь от природы элементов информации, совокупность сведений такого рода из истории болезней можно представить в виде ориентированного связанного графа G , вершины которого соответствуют элементам информации, а дуги — связям между ними. Вопросы врача можно представить вектором $\bar{v} = (\bar{v}_1, \dots, \bar{v}_k)$, где $\bar{v}_i = \begin{Bmatrix} 0 \\ 1 \end{Bmatrix}$; k — число вершин графа G . Ответы системы также удобно представить в виде такого же вектора. Компоненты вектора $\bar{v}$ -вопроса, равные единице, соответствуют исходным состояниям больного, наблюдавшимся у него или существенным для его жизнедеятельности. Компоненты ответа, равные единице, отвечают состояниям, определяющим течение болезни. Здесь закономерно возникает необходимость определения критерия правильности ответа. Так как врач, получив ответ, в лучшем случае может лишь оценить его правдоподобность, а верификация прогноза связана с затратой большого количества времени, то в качестве весьма приближенного критерия позволительно принять следующее положение. Поскольку сущность прогноза заключается в продолжении заданной последовательности состояний (входящих в вопрос) либо в построении некоторой последовательности состояний, связывающей эти заданные состояния, к ответам можно предъявить следующее требование: все вершины графа, принадлежащие вопросу, должны содержаться в ответе.

2. Обозначим множество всевозможных векторов вида $\bar{v}$ через V . Тогда при условии введения в V отношения « $\leq$ », соответствующего приведенному критерию, это отношение станет определять частичный порядок в V .

Введем в множество V отношение « $\leq$ ». Это означает следующее: $\bar{v} \leq \bar{w}$ тогда и только тогда, если $\bar{v}_i \leq \bar{w}_i$ ($i = 1, \dots, k$), где $0 \leq 0$, $0 \leq 1$, $1 \leq 1$.

Покажем, что это отношение определяет частичный порядок. Действительно, $\bar{v} \leq \bar{v}$ в силу $0 \leq 0$ и $1 \leq 1$. Аналогично имеем: если $\bar{v} \leq \bar{w}$ и $\bar{w} \leq \bar{u}$, то $\bar{v} \leq \bar{u}$.

3. Множество V , рассматриваемое с порядком « $\leq$ », является алгеброй Буля.

Проверим аксиомы алгебры Буля.

1) Для любых двух векторов $\bar{v}, \bar{w} \in V$ существуют элементы множества V $\bar{v} \wedge \bar{w}$ и $\bar{v} \vee \bar{w}$, определенные следующим образом:

$$\bar{v} \wedge \bar{w} = (v_1 \wedge w_1, v_2 \wedge w_2, \dots, v_k \wedge w_k);$$

$$\bar{v} \vee \bar{w} = (v_1 \vee w_1, v_2 \vee w_2, \dots, v_k \vee w_k),$$

где $v_i \wedge w_i$ и $v_i \vee w_i$ — соответственно нижняя и верхняя точные грани множества $\{v_i, w_i\}$.

2) В V существует точная нижняя грань $\bigwedge V$ — вектор $\bar{0} = (0, \dots, 0)$ и точная верхняя грань $\bigvee V$ — вектор $\bar{1} = (1, \dots, 1)$.

3) Справедливость соотношения $\bar{v} \vee (\bar{w} \wedge \bar{u}) = (\bar{v} \vee \bar{w}) \wedge (\bar{v} \vee \bar{u})$ для любых векторов $\bar{u}, \bar{v}, \bar{w} \in V$ вытекает из соответствующего соотношения логики.

4) Для любого вектора $\bar{v} \in V$ существует вектор $\bar{Cv} \in V$ такой, что $\bar{v} \wedge \bar{Cv} = \bar{0}$ и $\bar{v} \vee \bar{Cv} = \bar{1}$, определяемый равенством $\bar{Cv} = (Cv_1, Cv_2, \dots, Cv_k)$, где $C0 = 1$; $C1 = 0$.

5) Векторы $\bar{v}$ и $\bar{w}$ из множества V будем называть дизъюнктивными, если $\bar{v} \wedge \bar{w} = \bar{0}$. Другими словами, векторы $\bar{v}$ и $\bar{w}$ дизъюнктивны, если ни один из них не является ответом другого.

Конечную неупорядоченную совокупность отличных от нуля векторов $\{\bar{v}^{(1)}, \dots, \bar{v}^{(n)}\}$ будем называть разложением памяти, если все эти векторы попарно дизъюнктивны и удовлетворяют соотношению

$$\bar{v}^{(1)} \vee \bar{v}^{(2)} \vee \dots \vee \bar{v}^{(n)} = \bar{1}. \quad (1)$$

Пусть $\zeta = (\bar{v}^{(1)}, \dots, \bar{v}^{(t)})$ и $\zeta' = (\bar{w}^{(1)}, \dots, \bar{w}^{(s)})$ — два разложения памяти. Положим, что $\zeta > \zeta'$, если для любого i ($1 \leq i \leq s$) найдется такое j ($1 \leq j \leq t$), что $\bar{v}^{(j)} \leq \bar{w}^{(i)}$. В результате при таком введении порядка множество Ξ всех разложений становится направленным множеством.

Для двух произвольных фиксированных разложений ζ_1 и ζ_2 требуется найти такое разложение ζ_3 , что справедливы неравенства $\zeta_1 \leq \zeta_3$ и $\zeta_2 \leq \zeta_3$. Рассмотрим отличные от нуля векторы $\bar{v}^{(i)} \wedge \bar{w}^{(j)}$ (где $\bar{v}^{(i)} \in \zeta_1$, а $\bar{w}^{(j)} \in \zeta_2$). Покажем, что эти векторы образуют искомое разложение ζ_3 . Для этого нужно показать, что все они попарно дизъюнктивны и удовлетворяют соотношению (1).

Если векторы $\bar{v}^{(i)} \wedge \bar{w}^{(j)}$ и $\bar{v}^{(\alpha)} \wedge \bar{w}^{(\beta)}$ различны, то хотя бы одна пара индексов различна. Пусть $j \neq \beta$. Тогда

$$(\bar{v}^{(i)} \wedge \bar{w}^{(j)}) \wedge (\bar{v}^{(\alpha)} \wedge \bar{w}^{(\beta)}) = \bar{v}^{(i)} \wedge \bar{w}^{(j)} \wedge \bar{v}^{(\alpha)} \wedge \bar{w}^{(\beta)} \leq \bar{v}^{(i)} \wedge \bar{v}^{(\alpha)} = \bar{0}.$$

В силу аксиомы 2) ($\bigwedge V = \bar{0}$)

$$(\bar{v}^{(n)} \wedge \bar{w}^{(n)}) \wedge (\bar{v}^{(\alpha)} \wedge \bar{w}^{(\beta)}) = \bar{0}.$$

Покажем теперь, что

$$\bigvee_{\alpha, \beta} (\bar{v}^{(\alpha)} \wedge \bar{w}^{(\beta)}) = \bar{1}.$$

Запишем

$$\begin{aligned} \bigvee_{\alpha, \beta} (\bar{v}^{(\alpha)} \wedge \bar{w}^{(\beta)}) &= \bigvee_{\alpha} \left(\bigvee_{\beta} (\bar{v}^{(\alpha)} \wedge \bar{w}^{(\beta)}) \right) = \\ &= \bigvee_{\alpha} \{ \bar{v}^{(\alpha)} \wedge (\bigvee_{\beta} \bar{w}^{(\beta)}) \} = \bigvee_{\alpha} (\bar{v}^{(\alpha)} \wedge \bar{1}) = \bigvee_{\alpha} \bar{v}^{(\alpha)} = \bar{1}. \end{aligned}$$

Нам осталось показать, что разложение ζ_3 , составленное из векторов $\bar{v}^{(n)} \wedge \bar{w}^{(n)}$, удовлетворяет неравенствам $\zeta_3 \geq \zeta_2$ и $\zeta_3 \geq \zeta_1$. Действительно, эти неравенства следуют из соотношений

$$\bar{v}^{(1)} \wedge \bar{w}^{(2)} \leq \bar{v}^{(2)} \text{ и } \bar{v}^{(2)} \wedge \bar{w}^{(3)} \leq \bar{w}^{(3)}.$$

Таким образом, множество Ξ направлено.

5. На множестве Ξ определим отображение $\pi_{\zeta'}^{\zeta}$ для разложений ζ и ζ' ($\zeta \geq \zeta'$) следующим образом. $\pi_{\zeta'}^{\zeta}: \zeta \rightarrow \zeta'$, где $\pi_{\zeta'}^{\zeta}(\bar{v}^{(n)}) = \bar{v}^{(n)} \in \zeta'$, $\bar{v}^{(n)} \leq \bar{v}^{(n)}$. Очевидно, этим условием отображение $\pi_{\zeta'}^{\zeta}$ определяется однозначно.

Для отображения $\pi_{\zeta'}^{\zeta}$ справедливо соотношение

$$\pi_{\zeta''}^{\zeta'}(\pi_{\zeta'}^{\zeta}(\bar{v})) = \pi_{\zeta''}^{\zeta}(\bar{v}) \quad (\zeta \geq \zeta' \geq \zeta''). \quad (2)$$

Действительно, если $\zeta \geq \zeta' \geq \zeta''$ и $\bar{v} \rightarrow \bar{v}' \rightarrow \bar{v}''$ ($\bar{v} \leq \bar{v}' \leq \bar{v}''$), то для $\zeta \geq \zeta''$ получим $\bar{v} \leq \bar{v}''$, т. е. $\bar{v} \rightarrow \bar{v}''$.

Возвращаясь к исходной интерпретации, видим, что задача прогнозирования течения заболсваний сводится к построению отображения $\pi_{\zeta'}^{\zeta}$, которое ставит в соответствие вектору $\bar{v} \in \zeta$ правильный ответ $\bar{v}' \in \zeta'$, согласно критерию $\bar{v} \leq \bar{v}'$. Одна из возможных реализаций искомого отображения — решающие системы (Р-системы).

6. Решающая система (Р-система) — это устройство, отвечающее на вопросы, которые поступают из внешней среды, причем ответы изменяются с течением времени.

Взаимодействие Р-системы с внешней средой можно рассматривать по схеме, предложенной В. М. Глушковым [2]. Согласно этой схеме, задаются два режима работы: режим экзамена, определяемый последовательностью вопрос — ответ и режим обучения, который определяется последовательностью вопрос — ответ — оценка.

Основной частью Р-системы является ее память. Мы будем рассматривать Р-системы, память которых строится на основе информационной модели ассоциативной памяти человека [3]. Множеству A 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 ($a_i \in A$) соответствует вершина i графа G , а любые две вершины i и j ($i, j \in G$) соединены дугой тогда и только тогда, когда соответствующие элементы a_i и a_j ($a_i, a_j \in A$) находятся в отношении, определенном в A . Предполагает-

* Рассуждения пунктов 4 и 5 подобны рассуждениям при построении абстрактного спектра множества симплицальных комплексов [1].

ся, что множество A , а следовательно, и граф G — конечны. Кроме того, положим, что G — граф без контуров. Последнее предположение, введенное для простоты, тем не менее вполне естественно для многих практических задач, где вершина графа может быть интерпретирована как состояние исследуемого процесса.

Это же касается задачи прогнозирования течения патологического процесса с планированием оптимального лечения, где вершина графа G интерпретируется как состояние организма (элемент $a_i \in A$) [4]. Здесь переход из некоторой вершины в нее же противоречил бы представлению о природе процессов, протекающих в живом организме, согласно которому состояния организма в различные моменты времени отличаются друг от друга [5].

Проблема выбора лечения сводится к общей задаче целочисленного линейного программирования [6]. Требуется найти максимум (или минимум) линейной функции от k целочисленных переменных $y_1, y_2, \dots, y_k$:

$$L = L(y_1, y_2, \dots, y_k) = c_1 y_1 + c_2 y_2 + \dots + c_k y_k$$

при ограничениях, наложенных на переменные $y_1, y_2, \dots, y_k$:

$$a_{11}y_1 + a_{12}y_2 + \dots + a_{1k}y_k \leq b_1$$

$$a_{21}y_1 + a_{22}y_2 + \dots + a_{2k}y_k \leq b_2$$

$$\dots \dots \dots$$

$$a_{m1}y_1 + a_{m2}y_2 + \dots + a_{mk}y_k \leq b_m$$

$$(y_1 > 0, y_2 > 0, \dots, y_k > 0)$$

$$(i = 1, 2, \dots, k), (j = 1, 2, \dots, m)$$

Здесь m — количество характеристик, по которым ограничивается выбор мероприятия.

Каждая вершина x графа G сопоставляется с конечной упорядоченной последовательностью лечебных мероприятий (лекарственные средства, хирургическое вмешательство и др.) $y_1, y_2, \dots, y_k$, характеризующихся эффективностью каждого мероприятия C_i . На основании этого составляется линейная функция L , которая должна быть максимальной при имеющихся ограничениях, так как каждое C_i может характеризоваться показаниями, степенью риска применения, предыдущим лечением, индивидуальными особенностями больного (величина a_{ij}). Коэффициенты a_{ij} , b_i находятся по данным историй болезни или же они эвристического характера.

Применяя метод целочисленного линейного программирования, находим наиболее приемлемое лечебное мероприятие, позволяющее прогнозировать на один шаг дальнейшее течение заболевания.

Функционирование P -системы состоит в возбуждении некоторого множества вершин графа G с помощью внешнего раздражителя (вопроса), в передаче возбуждения попарно инцидентным его вершинам, выборе из множества возбужденных вершин последовательностей, принадлежащих множеству A и удовлетворяющих определенным условиям (построение ответа).

Для любой вершины x графа G задается пара действительных неотрицательных чисел s_x и π_x — ее вес и порог.

Рассмотрим подробнее вопросы и ответы P -системы.

Вопросы — это 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 .

Ответы, выдаваемые P -системой, также представляют k -мерные векторы $\bar{w} = (w_1, \dots, w_k)$, компоненты которых принимают два значения

(0 или 1). Кроме того, для каждого $w_i = 1$ Р-система выдает соответствующее значение a_i .

Определенные таким способом вопросы можно интерпретировать следующим образом. Так как размерность вектора $\bar{v}$ равна числу вершин графа G , то любая вершина i графа однозначно (при фиксированной нумерации вершин) сопоставима с компонентой v_i вектора $\bar{v}$. Если событие, состоящее в том, что $v_i = 1$, интерпретируется как возбуждение вершины i , то здесь допускается наличие нескольких одновременно возбужденных вершин, причем возбуждение сохраняется до тех пор, пока не будет построен ответ.

Каждой дуге ij графа G соотнесем действительные неотрицательные числа P_{ij} ($0 \leq P_{ij} \leq 1$), представляющие цену ассоциации $a_i - a_j$ в множестве A . *

Величины P_{ij} после соответствующего нормирования можно интерпретировать как вероятность соединения вершины i с вершиной j .

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

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

Систему, состоящую из F , Q и G , обозначим через S . При неизменных F , Q и G система S , взаимодействуя с внешней средой, на фиксированные вопросы всегда будет выдавать одни и те же ответы. Для того, чтобы получить Р-систему, необходимо дополнить S указанием тех ее параметров, которые изменяются при обучении.

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

8. Для каждой вершины x графа G определяется числовая функция $\bar{\psi}_x$, зависящая от веса вершин, являющихся началом дуг, концы которых — x , и от заданного вопроса.

Оператор F может быть реализован с помощью последовательности функций $E = \{e_i(x)\}_{1 \leq i \leq k}$, определяемых индуктивно.

Пусть Р-системе задан вопрос $\bar{v}$. Тогда для $x \in G$

$$e_i(x) = \begin{cases} y_i & \text{при } v_x = 1; \\ \Phi & \text{в противном случае,} \end{cases}$$

* Цена ассоциации $a_i - a_j$ зависит от числа предшествующих совместных возбуждений a_i и a_j , от длины промежутка времени, истекшего с момента последнего возбуждения a_i и a_j а также от частоты возбуждения элементов, ассоциативно связанных с a_i и a_j .

где

$$y_i = \{y | x \rightarrow y, y \in G, \psi_y^{\bar{v}} > \pi_y\}^*.$$

Пусть определены функции $e_m(x)$ для всех $m \leq i$. Тогда для $x \in y_i$

$$e_{i+1}(x) = y_{i+1},$$

где

$$y_{i+1} = \{y | x \rightarrow y, y \in G, \psi_y > \pi_y\}.$$

Значение оператора F — граф $T_{\bar{v}}$, вершины которого принадлежат множеству $\bigcup_{1 \leq j \leq k} y_j$, а дуги, соединяющие эти вершины, те же, что и в G .

Если $T_{\bar{v}}$ не содержит ни одного пути, которому принадлежат все вершины x такие, что $v_x = 1$, то будем говорить, что P -система на вопрос $\bar{v}$ не дает ответа.

Оператор Q может быть реализован арифметической функцией либо зависеть от эмпирических функций распределения.

В определении P -системы указывалось, что изменение ответов связано с переменной некоторых фиксированных параметров. Для случайного графа G выберем величины s_x и π_x .

9. Как видно из описания P -системы, получение правильного ответа $\bar{w}$ на заданный вопрос $\bar{v}$, т. е. именно вектора $\bar{w}$, который является образом вектора $\bar{v}$ при отображении $\pi_{\bar{v}}^?$, не всегда гарантируется. Поэтому рассматривается работа P -системы в режиме обучения, при котором изменяются параметры s_x и π_x , определяющие выбор вершин, принадлежащих ответу. Но даже этого недостаточно: можно указать вопросы, на которые не могут быть получены правильные ответы. Таким образом, при практическом использовании отображение $\pi_{\bar{v}}^?$ для некоторых $\bar{v}$ может быть не определено. Однако в теоретическом плане обучение должно быть организовано так, чтобы при неограниченном увеличении длины обучающей последовательности отображение $\pi_{\bar{v}}^?$ было бы определено для всего множества V . Здесь естественно возникает задача вычисления вероятности получения правильного ответа на заданный вопрос при фиксированной длине обучающей последовательности, а также определения длины обучающей последовательности, при которой вероятность получения неправильного ответа была бы меньше заданной величины. Все эти вопросы рассматриваются в работе [7].

ЛИТЕРАТУРА

1. П. С. Александров. Топологические теоремы двойственности. Труды матем. ин-та им. В. А. Стеклова АН СССР, т. IV, М., 1959.
2. В. М. Глушков. Введение в кибернетику. Изд-во АН УССР. Киев, 1964.
3. Э. Т. Головань, С. Я. Заславский. Информационная модель памяти человека. «Кибернетика», 1967, № 3.
4. С. Я. Заславский, Ю. Р. Вареник, Л. И. Голубева. Предсказание течения заболевания. Сб. «Моделирование в биологии и медицине», вып. 3. Изд-во «Наукова думка», Киев, 1968.
5. Н. М. Амосов. Регуляция жизненных функций и кибернетика. Изд-во «Наукова думка», Киев, 1964.
6. Д. Б. Юдин, Е. Г. Гольштейн. Линейное программирование. Изд-во «Наука», 1969.
7. С. Я. Заславский. Случайные решающие системы и их приложение к прогнозированию течения заболеваний. Автореф. канд. дисс., Киев, 1969.

* $x \rightarrow y$ означает, что вершины x и y являются соответственно началом и концом дуги.

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ОПРЕДЕЛЕНИЯ КЛАССОВ ОДИНАКОВЫХ СЛОВ

Ю. П. Шабанов-Кушнарченко, Л. И. Якименко

В современной практике при решении ряда задач, связанных с автоматической обработкой большого объема словесной информации (автоматическое реферирование и корректура научно-технической литературы; накопление, поиск и выдача библиографической информации; машинный перевод и др.), часто бывает удобно отождествить в тексте одинаковые слова, повторяющиеся в разных грамматических формах. Такое отождествление может быть использовано для сокращения объема исходного материала, ускорения процесса кодирования и статистической обработки словесной информации.

В настоящей статье описывается построение и реализация на ЭВМ «Урал-4» программной математической модели поиска классов одинаковых слов на примере множества имен существительных русского языка.

Рассмотрим конечное множество $S = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, каждый элемент x_i которого есть имя существительное в произвольно заданном падеже и числе. Будем считать, что два слова x_1 и x_2 эквивалентны, если их основы совпадают (основа слова здесь понимается в обычном смысле классической грамматики).

Человек, как известно, без особого труда распознает одинаковые слова даже в том случае, когда значение слова ему мало известно или вовсе неизвестно. Это обстоятельство позволяет предположить, что при решении задач классификации слов, например, имен существительных, по признаку идентичности человек, отвлекаясь от смысла слова и системы парадигм (падежных окончаний), ориентируется на формальную структуру основы слова. Детальный анализ фактического материала — элементов множества S — подтверждает справедливость высказанного предположения.

Это, конечно, не означает, что нам известно конкретное устройство естественного алгоритма распознавания одинаковых слов. Тем не менее использование метода кибернетического «черного ящика» в сочетании с «нуль-органом», примененного ранее для решения задачи морфологической классификации имен существительных по типам склонения [1], позволяет построить модель рассматриваемой задачи.

Общая схема функционирования модели выглядит следующим образом. На вход кибернетического устройства подаются входные сигналы x_1 и x_2 — два имени существительных в произвольно заданных падеже и числе. Оператор преобразования F вырабатывает сигналы y_1 и y_2 — соответственно две основы исходных слов. Сигналы y_1 и y_2 поступают на «нуль-орган», сравниваются, и на выходе устройства образуется окончательный результат в виде выходного сигнала «да» или «нет», характеризующего совпадение или несовпадение двух слов.

Предлагаемая модель включает ряд процедур: дифференциации слов; членения слов на основу и окончание; сравнения основ и процедуру печати. Одну из основных задач при построении этой модели составляет расшифровка вида оператора преобразования F . Ведущая роль в этом операторе отводится процедуре членения слов на основу и окончание. Данная процедура представляет интерес и в чисто структурном плане, так как при формировании основ слов необходимо учитывать чередование гласных и согласных (например, *гайка* — *гаек*, *друг* — *друзья*), беглые *о*, *е* в словах типа *ров* — *рвы*, *ковер* — *ковры*,

а также наличие мягкого знака между основой и окончанием (например, *соловей* — *соловьѣ*) и т. д. Остальные процедуры принципиально не отличаются от описанных в работе [1].

Конкретное устройство рассматриваемой в настоящем сообщении модели определения классов одинаковых слов удобно представить с помощью подходящего алгоритмического языка. Такое представление можно реализовать на основе существующих алгоритмических языков, предназначенных для описания вычислительных процессов, например, типа Алгол-60 [2—3], путем некоторого расширения этих языков с целью описания ряда логических операций над словами. Расширение такого рода применительно к языку Алгол-60 описано в работе [4]. Ниже при записи схемы функционирования модели использованы следующие заимствованные из [4] дополнительные понятия к общепринятому языку Алгол-60.

1. Тип *word* для переменных, принимающих «буквенное» значение описания для переменных, массивов и возможность указания в них количества символов в словах, например, *word A1(n1), A2(n2), c1(3), c2(3); word array c(5:3), d(11:2), f(8:1)*, где *A1, A2* — соответственно два исходных слова; *n1, n2* — число элементов в словах; *c1(3), c2(3)* — часть слова, полученная на выходе процедуры дифференциации слов; *c(5:3), d(11:2), f(8:1)* — массив исходных одно-, двух- и трехбуквенных окончаний русского языка.

2. Стандартная функция *pt(m1, n1, A1)* (от слова *part* — часть) для выделения части — значения выражения *A1*, начиная с элемента *m1* и кончая элементом *n1*. Параметры *m1* и *n1* имеют спецификацию *integer*, *A1* — спецификацию *word*. Значение функции — выделенная часть слова. Число элементов в значении функции определяется по формуле $n1 - m1 + 1$ (аналогично и для *A2*).

Введение этих понятий, как отмечалось в работе [4], не изменяет синтаксиса и семантики языка Алгол-60. В представленной записи рассматриваемой программной модели на расширенном указанном образом языке Алгол-60 идентификаторы *OS* и *OZ* обозначают соответственно основы исходных двух слов.

```
begin word A 1(n1), A2(n2), OS(n1), OZ(n2), c1(3), c2(3);
```

```
word array c(5:3), d(11:2), f(8:1);
```

```
label P1, P2, P3, F1, F2, F3, L1, L2, L3, R1, R2, R3, E1, E2, E3,
      M1, M2, M3, S1, S2, V, W;
```

```
integer m1, m2, n1, n2;
```

```
m1 := n1 - 2; m2 := n2 - 2;
```

```
c1 := pt(m1, n1, A1);
```

```
c2 := pt(m2, n2, A2);
```

```
begin integer i; i := 1;
```

```
P1: if c1 = c[i] then go to L1 else i := i + 1;
```

```
if i = 6 then go to F1 else go to P1;
```

```
F1: c1 := pt(2, 3, c1); i := 1;
```

```
P2: if c1 = d[i] then go to L2 else i := i + 1;
```

```
if i = 12 then go to F2 else go to P2;
```

```
F2: c1 := pt(2, 2, c1); i := 1;
```

```

P3 : if  $c1 = f[i]$  then go to L3 else  $i := i + 1$ ;
      if  $i = 9$  then go to F3 else go to P3;
      F3 : OS := A1; go to S1;
L1 :  $m1 := m1 - 1$ ; OS := pt (1, m1, A1); go to S1;
      L2 : OS := pt (1, m1, A1); go to S1;
L3 :  $m1 := m1 + 1$ ; OS := pt (1, m1, A1); go to S1;
      S1 : end
begin integer i; i := 1;
R1 : if  $c2 = c[i]$  then go to M1 else  $i := i + 1$ ;
      if  $i = 6$  then go to E1 else go to R1;
      E1 :  $c2 := pt (2, 3, c2)$ ;  $i := 1$ ;
R2 : if  $c2 = d[i]$  then go to M2 else  $i := i + 1$ ;
      if  $i = 12$  then go to E2 else go to R2;
      E2 :  $c2 := pt (2, 2, c2)$ ;  $i := 1$ ;
R3 : if  $c2 = f[i]$  then go to M3 else  $i := i + 1$ ;
      if  $i = 9$  then go to E3 else go to R3;
      E3 : OZ := A1; go to S2;
M1 :  $m2 := m2 - 1$ ; OZ := pt (1, m2, A2); go to S2;
      M2 : OZ := pt (1, m2, A2); go to S2;
M3 :  $m2 := m2 + 1$ ; OZ := pt (1, m2, A2); go to S2;
      S2 : end
      if OS = OZ then go to V else go to W;
V : вывод A1, A2; основы одинаковые;
      end
W : вывод A1, A2; основы разные;
      end

```

Описанный алгоритм распознавания классов одинаковых слов реализован нами практически на ЭВМ «Урал-4». Его отличительной особенностью является универсальность по отношению к элементам множества S : алгоритм правильно функционирует независимо от длины исходных слов, в том числе и в тех случаях, когда встречаются чередования гласных или согласных в основах слов, беглые гласные *о*, *е* и мягкий знак между основой и окончанием.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ю. П. Шабанов-Кушваренко, Л. И. Якименко. Об одной математической модели морфологической классификации множества имен существительных русского языка. Сб. «Проблемы бионки», вып. 6. Изд-во Харьковск. ун-та, 1970.
2. Дж. В. Бэкус и др. Сообщение об алгоритмическом языке Алгол-60. Ж. выч. матем. и мат. физ., 1, 2 (1961).
3. Дополнение к «Сообщению об Алголе-60». Ж. выч. матем. и мат. физ., 4, 1 (1964).
4. В. И. Шаронов. Алгоритмический язык для операций над словами, опирающийся на Алгол-60. ОИЯИ, Дубна, 1964.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ УЗНАВАНИЮ ОБРАЗОВ МЕТОДОМ R -ФУНКЦИЙ С ПОМОЩЬЮ ЦВМ

*И. Б. Сироджа, В. И. Салыга, Е. И. Мышко,
Ю. А. Василенко, Л. Н. Карташов, А. М. Пряницкий,
О. И. Кузьмина*

Известно замечательное объективное свойство человека: умение обучить другого выполнению той или иной работы, т. е. передать ему свое умение без объяснений того, как он сам производит все операции. Человек достигает этого именно не объяснениями, а показами. Например, учитель, показав неумеющему читать первокласснику начертания букв алфавита, способен выработать у него умение читать впоследствии любой текст, т. е. различать не известные прежде начертания букв в силу разнообразия шрифтов или почерков; наблюдая работу оператора или технолога, неопытный практикант вскоре приобретает навык принимать правильные решения в ранее не встречавшихся ситуациях и т. п. Такой процесс передачи умения не описанием алгоритма, а показами называют также обучением, хотя здесь несколько сужается общее понятие обучения.

Создание автоматов (алгоритмов или программ), моделирующих указанный процесс обучения, существенно раздвигает возможности машин с точки зрения выполняемых ими функций в практике человеческой деятельности. Широко известны, например, исследования и разработки в одной из наиболее интересных областей этого направления — проблеме обучения распознаванию образов.

Ниже рассматривается математическая модель, в основе которой лежит разработанный обучающийся алгоритм распознавания образов детерминированного типа, который отличается от существующих алгоритмов простотой и быстродействием благодаря использованию принципиально новой процедуры предикатного описания произвольных геометрических форм в многомерных пространствах с помощью R -функций [1].

В основу предикатного описания геометрических образов положена следующая введенная формализация понятия геометрического образа.

Пусть задана система H функций $f_i(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ($i = \overline{1, m}$), k -раз дифференцируемых и определенных всюду в пространстве $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. С помощью системы H построим множество $F[H]$ функций, которое назовем множеством H -реализуемых функций. Это построение осуществим индуктивно:

а) к множеству $F[H]$ отнесем функции системы H , все действительные числа и переменные;

б) если $\varphi(y_1, y_2, \dots, y_m) \in F[H]$ и $f_i \in F[H]$ ($i = \overline{1, m}$), то $\varphi(f_1, f_2, \dots, f_m) \in F[H]$.

Введем двузначный предикат

$$S_2(x) = \begin{cases} 0, & \text{если } -\infty < x \leq -0, \\ 1, & \text{если } +0 < x < +\infty. \end{cases} \quad (1)$$

Тогда каждой H -реализуемой функции $f(x_1, \dots, x_n)$ соответствует H -реализуемый предикат

$$P(x) = P(x_1, x_2, \dots, x_n) = S_2[f(x_1, \dots, x_n)], \quad (2)$$

который разбивает пространство переменных $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ на две области (P^j) , где $P(x) = j$ ($j = 0, 1$).

Если $F = F(X_1, X_2, \dots, X_n)$ — булева функция, а P_i ($i = \overline{1, m}$) — H -реализуемые предикаты, то составленному предикату $P = F(P_1, \dots, P_m)$ также соответствует разбиение пространства переменных на области (P^j) , где $P = j$ ($j = 0, 1$).

Множества (P^j) ($j = 0, 1$), соответствующие H -реализуемым предикатам, будем называть H -реализуемыми геометрическими образами.

Таким образом, множеству функций f_i ($i = \overline{1, m}$) предикат (1) ставит в соответствие частичные области (P_i^1) , (P_i^0) , а каждому набору переменных $X_1, X_2, \dots, X_m$ двужначных функций алгебры логики ставится в соответствие частичная область, которая является пересечением областей:

$$(P_1^{\alpha_1}), (P_2^{\alpha_2}), \dots, (P_m^{\alpha_m}),$$

где

$$\alpha_i = \begin{cases} +, & \text{если } X_i = 1, \\ -, & \text{если } X_i = 0. \end{cases}$$

На основании вышесказанного введем

Определение. R_2 -функцией называется функция действительных переменных $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$, определенная всюду в пространстве $\{x_1, \dots, x_n\}$, если выполняется условие

$$S_1[f(x_1, \dots, x_n)] = F[S_2(x_1), \dots, S_2(x_n)],$$

где $F(X_1, X_2, \dots, X_n)$ — булева функция.

Метод R -функций позволяет весьма эффективно осуществить идею аппроксимации заданными поверхностями границ областей, представляющих исследуемые образы в пространстве признаков [2]. Здесь под образами понимаются множества объектов, объединенных некоторыми общими свойствами. Предполагается, что упомянутые свойства объектов, или, что то же самое, принципы разделения объектов на образы (классы) неизвестны, а задана лишь конечная последовательность примеров из каждого образа, называемая учебной выборкой. Информация об объектах представляется набором признаков $x_1, x_2, \dots, x_n$ — количественно измеримых величин, в какой-то степени отражающих свойства объектов. Этот набор признаков назовем реализацией образа. Признаки будем рассматривать как координаты метрического пространства $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, называемого пространством признаков, в котором каждая реализация образа представляется точкой $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$.

Для распознавания любого, не входящего в учебную выборку, объекта необходимо, во-первых, установить величины, выбираемые в качестве признаков, т. е. определить способ кодирования объектов, и, во-вторых, найти правило принятия решения, т. е. алгоритм распознавания. Поскольку выбор той или иной системы предикатов зависит от природы опознаваемых объектов, этот вопрос нами рассматриваться не будет. Предположим лишь, что способ кодирования выбран заранее. Указанные предпосылки позволяют считать очевидной идею интерпретации образов в пространстве признаков $\{x_1, \dots, x_n\}$ посредством H -реализуемых геометрических образов. Именно при этом в отличие от других подходов появляется возможность предикатного описания с помощью R -функций многомерных областей, соответствующих исследуемым образам в пространстве признаков. Следовательно, предлагаемая

математическая модель процесса обучения распознаванию образов состоит в формировании некоторых предикатов по информации учебной выборки, каждый из которых с достаточной вероятностью истинен в точках «своего» образа. Иными словами, процесс обучения характеризуется тем, что в пространстве признаков производится разделение множеств (образов) на L' классов в соответствии с априорной классификацией и данными учебной выборки, завершающееся предикатным описанием границ множеств.

Следует заметить, что хотя сами объекты, принадлежащие различным классам, образуют непересекающиеся множества, для соответствующих им образов в пространстве признаков условие непересекаемости в общем случае не выполняется в силу потери некоторой части полезной информации. Это вызывает определенные трудности в построении алгоритмов разделения указанных образов в пространстве признаков. Для преодоления этих трудностей используется рекуррентная процедура [3] предикатного описания сложных геометрических форм, позволяющая успешно осуществлять идею аппроксимации заданными поверхностями границ областей, отвечающих исследуемым образам в пространстве признаков.

В качестве заданных поверхностей используется гиперпараллелепипед с гранями, параллельными координатным плоскостям, в сочетании с гиперсферой.

Приведем основополагающие теоремы, используемые при синтезе рассматриваемой математической модели обучения распознаванию.

Теорема 1. Если некоторый геометрический образ (D) состоит из областей (D_i) ($i = \overline{1, m}$), заданных предикатами $\{f_i(x_1, x_2, \dots, x_n) > 0\}$ ($i = \overline{1, m}$), а логика построения образа (D) определена булевой функцией $D = F(D_1, \dots, D_m)$, то

$$P(x) \equiv \{\varphi[f_i(x_1, \dots, x_n)] > 0\}, \quad (3)$$

где $\varphi(u_i)$ ($i = \overline{1, m}$) есть R_2 -функция, соответствующая булевой функции $F = F(D_1, \dots, D_m)$, определяет геометрический образ (D) .

Теорема 2. Если функции $f_i(x_1, \dots, x_n)$ ($i = \overline{1, m}$) являются H -реализуемыми, то какова бы ни была логика построения образа (D) с помощью областей (D_i) ($i = \overline{1, m}$), определяемых предикатами

$$\{f_i(x_1, \dots, x_n) > 0\} \quad (i = \overline{1, m}),$$

левая часть предиката (3) может быть построена с помощью следующей системы R_2 -функций:

$$\begin{aligned} z_1 \wedge_2 z_2 &= \frac{1}{2} (z_1 + z_2 - \sqrt{z_1^2 + z_2^2 - 2z_1 z_2}) - (R_2\text{-конъюнкция}); \\ z_1 \vee_2 z_2 &= \frac{1}{2} (z_1 + z_2 + \sqrt{z_1^2 + z_2^2 - 2z_1 z_2}) - (R_2\text{-дизъюнкция}); \\ \bar{z} &= -z - (R_2\text{-отрицание}). \end{aligned} \quad (4)$$

Для синтеза предлагаемого алгоритма достаточно использовать R_2 -функции (4) при $z = 1$, которые имеют вид

$$\begin{aligned} z_1 \wedge_1 z_2 &= \frac{1}{2} (z_1 + z_2 - |z_1 - z_2|) = \min(z_1, z_2); \\ z_1 \vee_1 z_2 &= \frac{1}{2} (z_1 + z_2 + |z_1 - z_2|) = \max(z_1, z_2); \\ \bar{z} &= -z. \end{aligned} \quad (5)$$

Модель обучения распознаванию образов реализуется алгоритмически. Сущность алгоритма состоит в следующем: в начале обучения алгоритм запоминает информацию о каждой из N учебных выборок (N — количество образов) в виде n -мерных векторов $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ с указанием принадлежности определенному образу. Затем производится построение N гиперпараллелепипедов с гранями, параллельными координатным плоскостям, и охватывающих каждую учебную выборку. Охват производится в соответствии с максимальным отклонением той или иной координаты точки, соответствующей учебной выборке, т. е. каждая грань гиперпараллелепипеда проводится через точку, ближайшую к соответствующей координатной плоскости. Построенным таким образом n -мерным гиперпараллелепипедам для j -й учебной выборки соответствуют предикаты

$$B_j = P^+(x) \equiv \left\{ \bigwedge_{i=1}^n \frac{1}{2} [b_{ij} - a_{ij} - |2x_{ij} - (b_{ij} + a_{ij})|] \geq 0 \right\}, \quad (6)$$

где

$$a_{ij} = \min_k \{x_{ijk}\} - \delta;$$

$$b_{ij} = \max_k \{x_{ijk}\} + \delta;$$

$\bigwedge_1$ — знак R -конъюнкции при $\alpha = 1$;

x_{ijk} — значение i -й координаты k -й реализации образа j

($i = \overline{1, n}$), ($j = \overline{1, N}$), ($k = \overline{1, m}$);

δ — числовая поправка, позволяющая включить все точки q -й выборки в область, охваченную гиперпараллелепипедом (устанавливается опытным путем).

Построение гиперпараллелепипедов завершается формированием так называемого начального предикатного описания всех N образов в соответствии со следующей логикой:

$$A_j = \left\{ \begin{array}{l} B_1 \wedge \bar{B}_2 \wedge \dots \wedge \bar{B}_N \\ B_2 \wedge \bar{B}_3 \wedge \dots \wedge \bar{B}_N \\ \underline{B_j \wedge B_{j+1} \wedge \dots \wedge B_N} \\ \underline{\bar{B}_N} \end{array} \right. \quad (7)$$

Заметим, что в общем случае каждый из предикатов (6) описывает область соответствующей учебной выборки так, что может быть истинным и в точках «чужого» образа (рис. 1) в силу указанной ранее возможности пересечения гиперпараллелепипедов различных образов.

В связи с этим производится этап «доучивания», состоящий в следующем.

В соответствии с логикой (7) и априорной классификацией «учителя» во всех точках учебных выборок проверяется истинность каждого из предикатов (6). Если при этом не найдется ни одной точки, не удовлетворяющей соответствующим предикатам, то логика (7) остается без изменения и определяет состояние «обученности» алгоритма относительно данного объема учебной выборки. Если же какой-либо предикат

$P_j^+(x)$ оказался ложным в исследуемой точке, то производится построение гиперсферы с центром в данной точке и радиусом, равным половине расстояния от этой точки до ближайшей «чужого» образа. Указанная гиперсфера определяется предикатом

$$C_j = P_j^+(x) \left\{ \left[\frac{r_j^2}{4} - \sum_{q=1}^n (x_{pq} - x_{iq})^2 \right] \geq 0 \right\}, \quad (8)$$

где p и s — p -я и s -я координаты соответствующих точек, а

$$r_j^2 = \min_i \left[\sum_{q=1}^n (v_{pq} - v_{sq})^2 \right] (j = 1, \overline{N}). \quad (9)$$

Затем следует доопределение начального предикатного описания в соответствии с изменением логики (7) по следующей рекуррентной логической процедуре. Если после r -го показа (такта) при обучении распознаванию N образов построены предикаты $A_{j(r)}$, а очередная точка

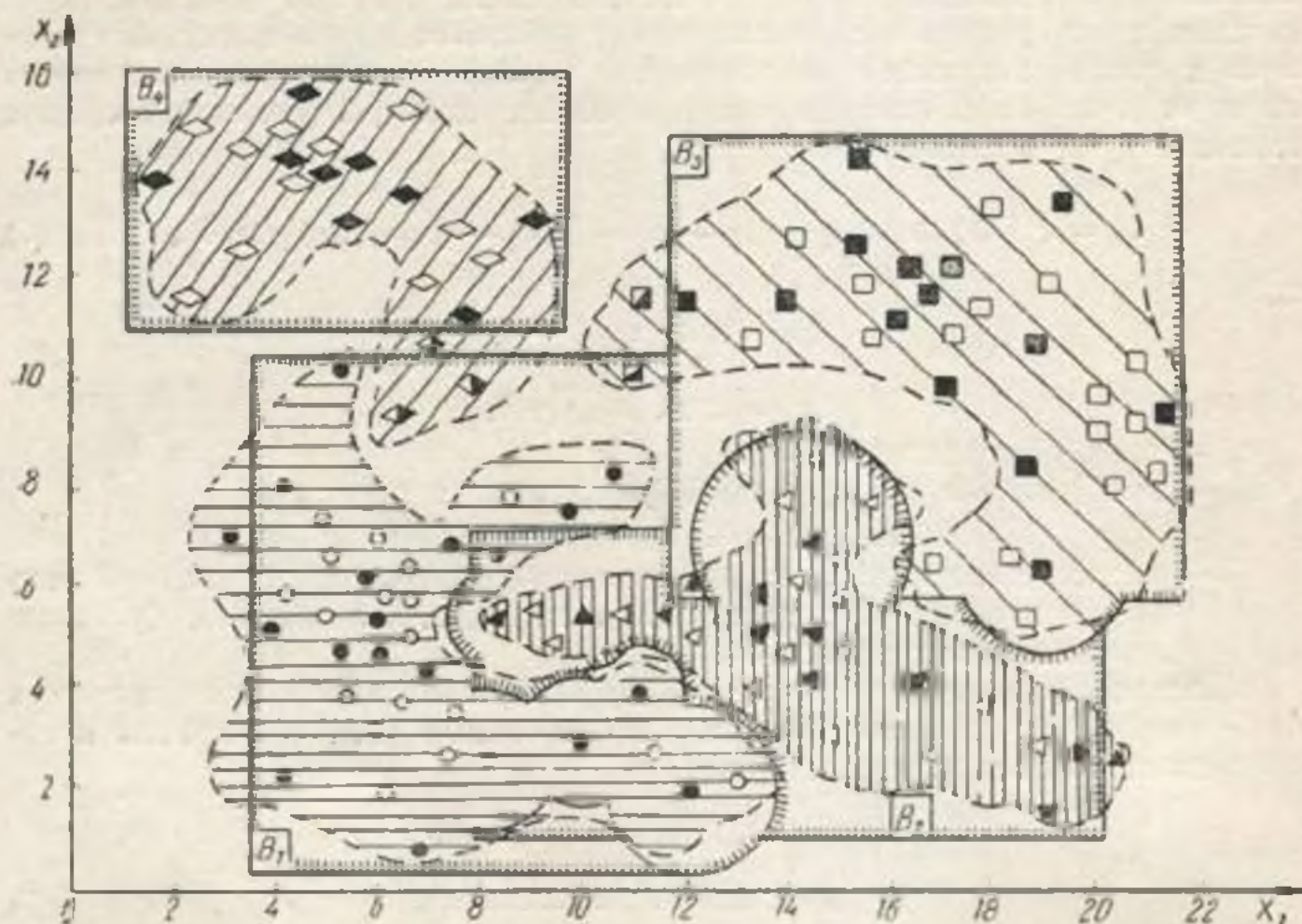


Рис. 1.

принадлежит j -му образу, то после $(r + 1)$ -го такта доопределение предикатов соответствует логике

$$A_{j(r+1)} = \begin{cases} A_{1(r)} \wedge \bar{C}_{j(r+1)} \\ A_{2(r)} \wedge \bar{C}_{j(r+1)} \\ \frac{A_{j(r)} \vee \bar{C}_{j(r+1)}}{A_{N(r)} \wedge \bar{C}_{j(r+1)}} \end{cases} \quad (10)$$

Обучение считается законченным после перебора всех точек учебных выборок. При этом границы образов в пространстве признаков оказываются аппроксимированными комбинированными поверхностями гиперсферы с гиперпараллелепипедом и выражены в форме предикатов. Информацию о предикатах составляет лишь набор вычисленных ранее a_{ij} и b_{ij} ($i = 1, n$; $j = 1, N$) и координат центров гиперсфер со своими радиусами. Вся остальная информация учебных выборок может быть стерта из памяти алгоритма.

Рассмотренная модель обучения распознаванию предполагает так называемый режим «экзамена», в процессе которого алгоритм производит распознавание предъявленных ему точек, ранее не показываемых.

В каждой новой точке оценивается истинность всех предикатов $P_j(x)$, а результат распознавания определяется номером j предиката $P_j(x)$, истинного в испытуемой точке x . Итак, алгоритм дает три ответа в режиме «экзамена»: 1) если в исследуемой точке x j -го образа предикат

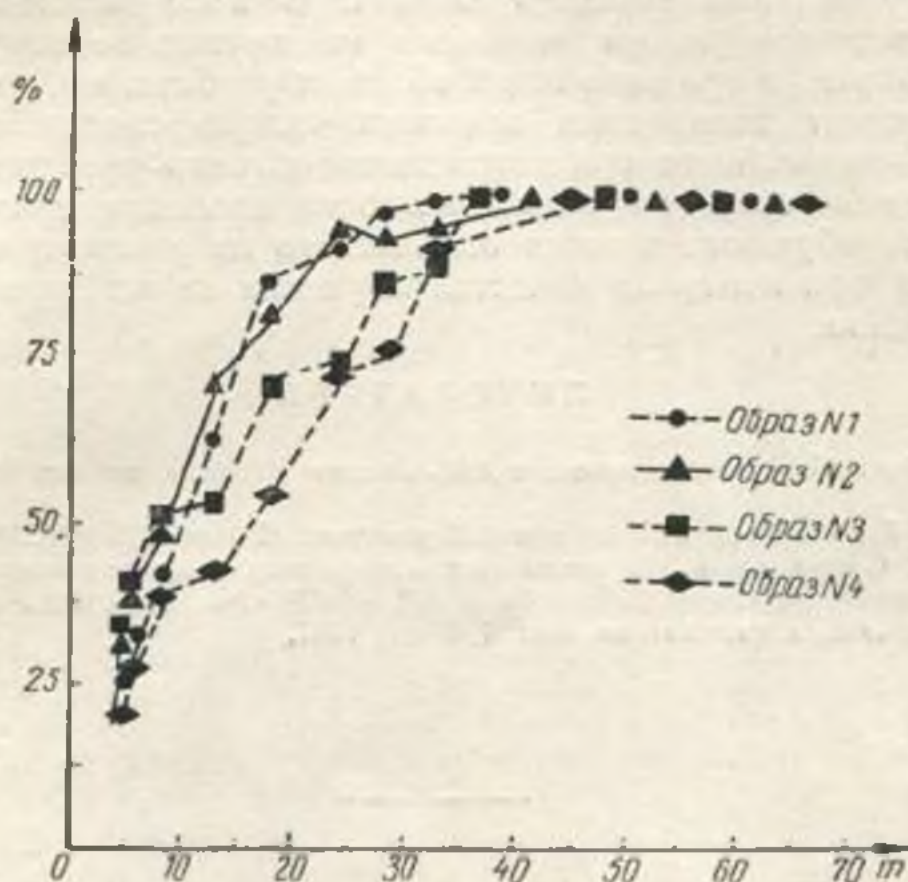


Рис. 2.

$P_j(x)$ истинен, то ответ правильный; 2) в противном случае — ответ ошибочный; 3) если же в испытуемой точке ни один из предикатов не истинен — ответ «не знаю».

Алгоритм способен также «доучиваться» на новых показах точек, асимптотически совершенствуя способность распознавания. При этом в каждой предъявленной точке, которой соответствует ошибочный ответ либо ответ «не знаю», строится гиперсфера (8) и в соответствии с рекуррентной логикой (10) производится доопределение предикатов аналогично указанному выше.

Работоспособность изложенной математической модели обучения узнаванию была подтверждена экспериментально путем реализации алгоритма с помощью программы на ЭЦВМ «БЭСМ-4». Чтобы получить наглядную картину машинной аппроксимации в пространстве образов, обучение машины производилось для случая двумерного пространства признаков $\{x_1, x_2\}$. Эксперимент состоял в обучении машины распознаванию четырех абстрактных образов, заданных конечным числом двумерных реализаций в объеме четырех учебных выборок. Эти

реализации в виде точек $x = (x_1, x_2)$ генерировались датчиком случайных чисел по закону равномерного распределения внутри произвольно выбранных областей, отмеченных на рис. 1 штриховкой и оконтуренных штриховой линией. Точки, вошедшие в учебные выборки на рис. 1, обозначены зачерненными значками. Незачерненные точки соответствуют контрольным реализациям в режиме «экзамена»; полужачерненные — реализациям ошибочных ответов либо ответов «не знаю». По-

сколько в двумерном пространстве гиперпараллелепипеды вырождаются в прямоугольники, а гиперсферы — в окружности, то аппроксимация границ, разделяющих заданные образы, осуществляется конечным числом дуг окружностей и отрезков прямых. На рис. 1 начальному предикатному описанию соответствуют прямоугольники B_j ($j = \overline{1,4}$), а предикатному описанию в конце обучения — граница, отмеченная полуштриховкой, для каждого образа. В ходе эксперимента многократно повторялся режим экзамена на точках, не входящих в обучающие выборки, и при различных объемах учебных выборок.

Эксперимент подтвердил асимптотическую сходимость алгоритма обучения распознавания при возрастании объема учебных выборок. Об этом свидетельствует график зависимости процента правильных ответов от числа обучающих точек m , каждого из рассматриваемых образов (рис. 2) при контроле качества обучения на массиве из 300 точек каждого образа.

ЛИТЕРАТУРА

1. В. Л. Р а з ч е в. Геометрические приложения алгебры логики. Изд-во «Техника», Киев, 1967.
 2. В. М. Г л у ш к о в. Введение в кибернетику. Изд-во АН УССР, Киев, 1964.
 3. И. Б. С и р о д ж а. О некоторых алгоритмах распознавания геометрических образов. Тр. семинара Ин-та кибернетики АН УССР «Распознавание образов и конструирование читающих автоматов», вып. 1, Киев, 1967.
-

РЕФЕРАТЫ

УДК 62.506.2

Синтез формальных нейронов с минимальным количеством волокон методом выбора пороговой диаграммы. Мкртчян С. О., Газнян В. Н., Потапов В. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 3—8.

Для синтеза формальных нейронов (ФН) с взаимодействующими волокнами типа «запрет», «разрешение» и «объединение» приведены алгоритмы построения минимизирующей пороговой диаграммы (МПД).

Таблиц 2. Рисунков 6. Библиографических ссылок 7.

УДК 62.506.2

Экспериментальное исследование модели краевого контраста зрения. Путятин Е. П., Сердюченко В. Я. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 8—16.

Экспериментально проверена система аксиом краевого контраста зрения человека с помощью воль-метода. Определены границы изменения входных сигналов, для которых справедлива математическая модель краевого контраста зрения. Экспериментально определено ядро интегрального преобразования модели.

Таблиц 3. Рисунков 4. Библиографических ссылок 3.

УДК 62.506.2

Исследование свойств адаптивных логических сетей из нейроподобных элементов методом математического моделирования. Потапов В. И., Доценко М. Ф. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 16—24.

Исследуются свойства неадаптивных и адаптивных сетей из нейроподобных элементов при наличии отказов типа «обрыв» ($1 \rightarrow 0$) и «короткое замыкание» ($0 \rightarrow 1$) у деталей формальных нейронов (ФН). Дается оценка эффективности различных методов адаптации с целью компенсации подобных отказов в нейронных сетях, рассматриваемых как избыточные логические модули систем автоматики и вычислительной техники. Свойства сетей промоделированы на ЭЦВМ «Минск-22».

Рисунков 7. Библиографических ссылок 4.

УДК 62.506.2

К вопросу об общей структуре оператора временного сглаживания периодических мельканий яркости. Качко Е. Г., Бондаренко М. Ф. Сб. «Проблемы бионики», вып. 1971, стр. 24—31.

Рассматривается одна из математических моделей, предлагаемая для описания сглаживающих свойств зрения человека.

Рисунков 4. Библиографических ссылок 6.

УДК 62.506.2

Логический модуль на формальных нейронах с переменной структурой. Воронкова Л. В., Миренков П. В. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 32—36.

Рассматривается функционально полный логический модуль от двух переменных ($\delta = 2$), построенный на формальных нейронах. Путем программного управления его структурой может быть получена полная система функций алгебры логики для $\delta \geq 2$.

Таблиц 1. Рисунков 4. Библиографических ссылок 3.

УДК 62.506.2

Логико-множественная модель информационного поиска. Козлов К. С. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 36—39.

Рассмотрены некоторые вопросы создания математической модели информационного поиска. В качестве математической модели, отражающей внутреннюю структуру мышления в процессе информационного поиска, предложена логико-множественная. Показано преимущество эвристической стратегии поиска, описываемой логико-множественной моделью, перед стратегией слепого поиска, описываемой теоретико-вероятностной моделью.

Библиографических ссылок 4.

УДК 62.506.2

Стабилизация выходных последовательностей л-тактного линейного фильтра. Березная И. Я., Гурари В. Э. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 39—47.

В связи с моделированием механизмов динамической памяти рассматривается множество выходных последовательностей линейного двоичного автомата в виде л-тактного фильтра.

Таблиц 1. Рисунков 3. Библиографических ссылок 3.

УДК 62.506.2

Математические модели простых рецептивных полей зрительной коры. Зозуля Ю. И., Червов В. Г., Бугай Ю. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 48—53.

С помощью математических моделей исследуются пространственные соотношения в простых рецептивных полях зрительной коры головного мозга высших млекопитающих. При описании модели используется аппарат обобщенных функций.

Рисунков 3. Библиографических ссылок 9.

УДК 62.506.2

Сети выделения кривизны. Грайовская Р. М., Волков Ю. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 53—64.

Синтезирована модель сетчатки, являющейся входным устройством опознающей системы и способной обрабатывать криволинейные изображения.

Построенная сетчатка (коды изображений на ее выходе) инвариантна относительно всех ортогональных преобразований — поворота, параллельного переноса изображения и зеркального отражения.

Таблиц 3. Рисунков 5. Библиографических ссылок 10.

УДК 62.506.2

О рациональном выборе типа формального нейрона по пороговой диаграмме частного вида. Воронкова Л. В. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 64—68.

На основании совокупности признаков минимизации в пороговой диаграмме частного вида предлагается выбор типа формального нейрона, наиболее рационального с точки зрения минимизации числа волокон и методики получения минимального набора переменных для его синтеза.

Таблиц 2. Рисунков 2. Библиографических ссылок 4.

УДК 62.506.2

Линейная математическая модель преобразования сложных звуковых сигналов в громкость. Шабанов-Кушнаренок Ю. П., Еремия Г. С., Усенко С. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 68—74.

Рассматриваются вопросы моделирования громкостных преобразований в слуховом анализаторе человека. Предлагается линейная математическая модель для множества звуковых сигналов, амплитудно-частотный спектр которых состоит из конечного числа гармонических составляющих. Экспериментально определен диапазон в области слышимых человеком звуков, где выполняется аксиоматика.

Таблиц 2. Библиографических ссылок 6.

УДК 62.506.2

Некоторые особенности моделирования групповой деятельности операторов. Смирнов Б. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 75—80.

Рассмотрены основные принципы моделирования групповой деятельности операторов, приведены основные соотношения, характеризующие надежность и быстродействие реакции человека-оператора при групповой деятельности. На основании этих соотношений разработана блок-схема моделирующего алгоритма и проведено моделирование деятельности оператора. Дан пример практического использования результатов моделирования при проектировании системы человек-машина.

Таблиц 1. Рисунков 2. Библиографических ссылок 5.

УДК 62.506.2

Определение вида входной нелинейной функции модели адаптации зрения с помощью мельканий. Бондаренко М. Ф., Путятин Е. П. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 80—85.

Рассматривается обобщенная математическая модель адаптации ахроматического зрения человека. Определяется вид входной нелинейной функции первого блока модели адаптации зрения.

Таблиц 1. Рисунков 4. Библиографических ссылок 5.

УДК 62.506.2

Телевизионная модель детектора движения. Нефедов Ю. И., Червов В. Г., Абдула В. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 85—89.

Рассмотрена телевизионная модель простейших нейронных структур, чувствительных к движущимся стимулам. Представлена блок-схема телевизионной модели детектора движения. Показана возможность выделения контуров движущихся световых грани. Работа модели иллюстрируется фотоснимками, полученными с экрана выходного индикатора.

Рисунков 4. Библиографических ссылок 9.

УДК 62.506.2

Использование телевизионной модели детектора движения для коррекции четкости изображений при передаче динамичных сюжетов. Нефедов Ю. И., Абдула В. Г. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 89—92.

Увеличение скорости движущихся на входе изображений приводит в телевизионной системе к ухудшению четкости. Показана возможность использования телевизионной модели детектора движения для улучшения резкости изображений, движущихся с различной скоростью. Приведены блок-схема корректора резкости и временные диаграммы, иллюстрирующие работу системы при разных скоростях движения возмущений на входе. Автоматическое изменение уровня коррекции в зависимости от скорости движения изображений на входе системы дает возможность повысить крутизну «размытых» грани света и увеличить уровень сигнала на последних.

Рисунков 3. Библиографических ссылок 3.

УДК 62.506.2

К вопросу о выравнивании звуковых сигналов по высоте основного тона. Еремин Г. С. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 92—93.

Исследуются вопросы подравнивания периодических звуковых сигналов по высоте основного тона. Предлагается математическая модель преобразования акустической информации в высоту.

Рисунков 1. Библиографических ссылок 3.

УДК 621 — 52.118 + 155.5 + 162.2 + 62 — 501.72

Графическое определение одной логической схемы. Проценко Н. А. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 94—97.

Описывается представление аристотелевской системы категорических силлогизмов в декартовой системе координат. Рассматриваются соотношения симметрии и асимметрии силлогистики как фрагмента логических функций, реализуемых мозгом. Об-

суждается вопрос о количественных отношениях симметрии и асимметрии в сяллогистической модели мышления и природе в целом.

Рисунков 1. Библиографических ссылок 10.

УДК 62.506.2

Общий подход к построению теории решающих систем. Заславский С. Я., Славутский Е. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 97—102.

Рассматривается автоматическая система, способная в ответ на вопросы врача сообщать сведения о развитии заболевания и необходимых методах лечения пациента.

Библиографических ссылок 7.

УДК 62.506.2

Математическая модель определения классов одинаковых слов. Шабанов-Кушнаренко Ю. П., Якименко Л. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 103—105.

На ЭВМ «Урал-4» построена и реализована программная математическая модель поиска классов одинаковых слов на примере множества имен существительных русского языка. Схема функционирования модели представлена на алгоритмическом языке Алгол-60 с дополнением для описания некоторых логических операций над словами.

Библиографических ссылок 5.

УДК 62.506.2

Моделирование процесса обучения узнаванию образов методом R -функций с помощью ЦВМ. Сироджа И. Б., Салыга В. И., Мышко Е. И., Василенко Ю. А., Карташов Л. И., Пряничкин А. М., Кузьмина О. И. Сб. «Проблемы бионики», вып. 7, 1971, стр. 106—112.

Рассматривается математическая модель обучения, основой которой является разработанный обучающийся алгоритм распознавания образов, отличающийся использованием принципиально новой процедуры предикатного описания произвольных геометрических форм в многомерных пространствах с помощью R -функций.

Рисунков 2. Библиографических ссылок 3.

П 376375

ЦЕНТРАЛЬНАЯ НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКАЯ
БИБЛИОТЕКА
ИЗДАТЕЛЬСКАЯ АКАДЕМИИ
НАУК
19

СОДЕРЖАНИЕ

	Стр.
С. О. Мкртчян, В. Н. Газиян, В. И. Потапов. Синтез формальных нейронов с минимальным количеством волокон методом выбора пороговой диаграммы	3
Е. П. Путятин, В. Я. Сердюченко. Экспериментальное исследование модели красного контраста зрения	8
В. И. Потапов, М. Ф. Доценко. Исследование свойств адаптивных логических сетей из нейроподобных элементов методом математического моделирования	16
Е. Г. Качко, М. Ф. Бондаренко. К вопросу об общей структуре оператора временного сглаживания логических мельканий яркости	24
Л. В. Воронкова, П. В. Миренков. Логический модуль на формальных нейронах с переменной структурой	32
К. С. Козлов. Логико-множественная модель информационного поиска	36
И. Я. Березная, В. Э. Гурари. Стабилизация выходных последовательностей л-тактового линейного фильтра	39
Ю. И. Зозуля, В. Г. Червов, Ю. П. Бугай. Математические модели простых рецептивных полей зрительной коры	48
Р. М. Грановская, Ю. И. Волков. Сети выделения кривизны	53
Л. В. Воронкова. О рациональном выборе типа формального нейрона по пороговой диаграмме частного вида	64
Ю. П. Шабанов-Кушнарченко, Г. С. Еремин, С. А. Усенко. Линейная математическая модель преобразования сложных звуковых сигналов в громкость	68
Б. А. Смирнов. Некоторые особенности моделирования групповой деятельности операторов	75
М. Ф. Бондаренко, Е. П. Путятин. Определение вида входной нелинейной функции модели адаптации зрения с помощью мельканий	80
Ю. И. Нефедов, В. Г. Червов, В. Г. Абдула. Телевизионная модель детектора движения	85
Ю. И. Нефедов, В. Г. Абдула. Использование телевизионной модели детектора движения для коррекции четкости изображений при передаче динамичных сюжетов	89
Г. С. Еремин. К вопросу о выравнивании звуковых сигналов по высоте основного тона	92
Н. А. Прощенко. Графическое определение одной логической схемы	94
С. Я. Заславский, Е. И. Славутский. Общий подход к построению теории решающих систем	97
Ю. И. Шабанов-Кушнарченко, Л. И. Якименко. Математическая модель определения классов одинаковых слов	103
И. Б. Сиротжа, В. И. Салыга, Е. И. Мышко, Ю. А. Василенко, Л. Н. Карташов, А. М. Пряницкий, О. И. Кузьмина. Моделирование процесса обучения узнаванию образов методом R-функций с помощью ЦВМ	106
Рефераты	113