

# **Математическая модель процессора преобразования образа в символ**

Чернавский Д.С., Карп В.П., Васильев А.Н., Чернавская О.Д.

Аннотация.

Предлагается математическая модель, в рамках которой возможно описание процесса преобразования образа в символ на нейропроцессорах. Показано, что в необученном процессоре код образа выбирается случайно, но в результате обучения этот код запоминается. Таким образом, вырабатывается однозначный алгоритм кодирования.

Рассматривается также обратное преобразование, т.е. инверсия символа, с помощью которой возможна проверка адекватности символа образу. Показано, что предлагаемый механизм позволяет производить интеграцию информации, получаемых из различных источников.

### **The mathematical model for mutual transformation “image $\leftrightarrow$ symbol”**

Abstract

The mathematical model is proposed for description of transforming the image into a symbol at the neural processors. It is shown that in the case of untrained processor, the code is chosen occasionally, whereas after training this code appears to be remembered; thus, the single-meaning coding algorithm is formed.

The inverse process is also considered that provides the possibility to control the compliance between the image and the symbol arising. It is shown that the mechanism suggested enables one to integrate the information received from different sources.

## **Введение.**

Данная работа продолжает многолетние исследования авторов в области функционирования естественных и искусственных нейросетей [1-3]. Здесь мы рассматриваем одну из важных проблем для конструкции нейропроцессоров, способных выполнять функции мышления, именно – проблему преобразования образа в символ. Эта проблема (в ряду других) активно исследовалась в 80-е годы прошлого века; были предложены различные модели нейропроцессоров как с линейным [4], так и нелинейным [5] взаимодействием формальных нейронов. В работе [5] были сформулированы условия, которым должны удовлетворять нейроны и связи процессора, в котором осуществляется локализация натурального образа и запоминание его символа.

Во-первых, каждый нейрон может существовать в двух состояниях: «возбужденном» и «спокойном».

Во-вторых, в каждом нейроне существует механизм самовозбуждения.

В-третьих, каждый возбужденный нейрон стремится подавить другие (если они тоже возбуждены), с которыми он связан.

Наряду с локализацией образа не менее важную роль играет обратная задача – восстановление натурального образа по его символу.

*Примечание: Эта задача имеет несколько аспектов. В частности, она необходима для проверки правильности (оптимальности) выбора символа. Для этого нужно преобразовать символ в натуральный образ и сравнить его с исходным.*

В обычных компьютерах эта задача решается просто: наборы образов запоминаются в блоке памяти, т.е. в банке данных. Создается таблица соответствия между образами и символами и предоставляется программа (алгоритм) поиска образа по его символу. Важно, что таблица соответствия и программа поиска в компьютере *a priori* отсутствуют, они привносятся в него извне – человеком, которому известны результаты локализации и алгоритм поиска.

В конструкции из нейропроцессоров (и в реальных нейросетях) «привнесение программы поиска извне» отсутствуют. Поэтому обратный процесс (делокализация или декомпозиция) должен происходить автономно, в специальном нейропроцессоре (пластине). Возникает необходимость выяснить, какими свойствами должны обладать нейроны и связи в этом нейропроцессоре, и как может выглядеть его математическая модель.

Цель предлагаемой работы – исследование конкретной математической модели процессора локализации образа в символ и обратного процесса – восстановление образа по его символу. Мы будем строить эти модели в виде системы дифференциальных уравнений. Преимущество этого метода в том,

что он позволяет описать не только начальные и конечные состояния нейронов, но и динамику переходов между ними.

## 1. Математическая модель процессора локализации.

### 1.1. Модель «нейрона Гроссберга».

«Нейрон Гроссберга» должен обладать следующими свойствами:

1. это бистабильный элемент, который может существовать в двух стационарных состояниях: возбужденном ( $u_i = 1$ ) и невозбужденном ( $u_i = 0$ )
2. будучи возбужден, нейрон поддерживает свое состояние
3. будучи возбужден, подавляет остальные (подобные же) нейроны.

Представим его модель в виде:

$$\begin{aligned} \frac{du}{dt} &= \alpha u - \beta u^2 - \gamma u^3 - \delta v \\ \frac{dv}{dt} &= \epsilon u - \zeta v \end{aligned} \quad (1)$$

Здесь переменные  $u$  и  $v$  описывают состояния нейрона (т.е. степени их возбуждения) – ( $u$ ) и активатора ( $v$ ), способствующего самовозбуждению; параметр  $\alpha$  – скорость активации. Здесь переменные  $u$  и  $v$  безразмерны, время  $t$  измеряется в единицах динамики нейронов (порядка миллисекунд). Удобно выбрать параметры  $\epsilon$  и  $\zeta$  так, чтобы в активном состоянии  $u = v = 1$ , а в невозбужденном  $u = v = 0$ ; это достигается выбором  $\epsilon = \zeta$ .

Активное состояние ( $u = v = 1$ ) устойчиво при всех значениях параметра  $\alpha$ . Устойчивость пассивного состояния ( $u = v = 0$ ) определяется числами Ляпунова, которые в данном случае равны:

$$\lambda_{1,2} = \frac{\alpha - \zeta}{2} \pm \frac{1}{2} \sqrt{(\alpha - \zeta)^2 - 4\alpha\zeta} \quad (2)$$

Из (2) следует, что оба корня отрицательны при  $\alpha > 1$  (дискриминант положителен) и тогда пассивное состояние устойчиво. В этом случае имеется третье промежуточное состояние типа седла. При  $\alpha < 1$  модель можно свести к простейшему виду, используя теорему Тихонова [6], т.е. положив  $u = v$ . В этом случае нейрон описывается одним уравнением

$$\frac{du}{dt} = (\alpha - 1)u - \beta u^2 - \gamma u^3 \quad (3)$$

### 1.2. Модель двух взаимодействующих нейронов Гроссберга

Примем, что взаимодействующие нейроны одинаковы и описываются уравнением (1). Модель существенно упрощается при  $\rightarrow \downarrow \downarrow 1: u_1 = v_1, u_2 = v_2$

Тогда каждый из нейронов описывается уравнением (3), и модель двух взаимодействующих нейронов имеет вид:

$$\begin{aligned} \frac{du_1}{dt} & \varphi \equiv (\varphi - 1)u_1 - \varphi u_1^2 - u_1^3 - W_{12}u_1u_2 \\ \frac{du_2}{dt} & \varphi \equiv (\varphi - 1)u_2 - \varphi u_2^2 - u_2^3 - W_{21}u_1u_2 \end{aligned} \quad (4)$$

Здесь  $u_1, u_2$  – переменные состояния нейронов; величины  $W_{12}$  и  $W_{21}$  – силы связей между нейронами. Примем, что для необученного процессора они одинаковы:  $W_{12} = W_{21} = W$ . Величины  $W_{1,2}$  и  $W_{2,1}$  описывают взаимное влияние нейронов друг на друга; знак « $\bar{\kappa}$ » означает, что это влияние подавляющее, если оба нейрона активны ( $u_1 = u_2 = 1$ ). Влияние отсутствует, если хотя бы один из нейронов пассивен:  $u_1 = 0$  или  $u_2 = 0$ .

Свойства системы зависят от параметров  $\varphi$  и  $W$ , точнее от их соотношения в системе (4):  $(\varphi - 1) / (\varphi - W)^2 \rightarrow \varphi$ .

При  $\varphi \uparrow 1$  фазовый портрет системы (4) представлен на Рис. 1. Из него следует, что существует 7 стационарных состояний:

- I:  $u_1^* = 0, u_2^* = 0$  – оба нейрона пассивны – устойчивый узел
- II:  $u_1^* = 0, u_2^* = 1$  – один нейрон активен – устойчивый узел
- III:  $u_1^* = 0, u_2^* = u_-^* = \varphi - 1$  – неустойчивое состояние (седло)
- IV:  $u_2^* = 0, u_1^* = u_+^* = 1 - \varphi$  – другой нейрон активен – устойчивый узел
- V:  $u_2^* = 0, u_1^* = u_-^* = \varphi - 1$  – неустойчивое состояние (седло)
- VI:  $u_1^* = u_2^* = u_+^*$  – неустойчивое состояние (седло)
- VII:  $u_1^* = u_2^* = u_-^*$  – неустойчивое состояние (неустойчивый узел), где  $u_-^* = 1/2(\varphi - W) - 1/2((\varphi - W)^2 - 4(\varphi - 1))^{1/2}$ .

Это означает, что в состояниях VI и VII нейроны не возбуждены, но и не пассивны. В силу неустойчивости они не реализуются. То же можно сказать и о состояниях III и V. Устойчивыми остаются состояние I (все пассивны) и состояния II и IV, в которых один нейрон активен, а другой пассивен.

Для сопоставления на Рис. 2 представлен фазовый портрет системы при  $\varphi \downarrow 1$ . Из рисунка видно, что при  $\varphi \downarrow 1$  существует только 5 стационарных состояний (2 промежуточных отсутствуют):

- I:  $u_1^* = 0, u_2^* = 0$  – устойчивый узел
- II:  $u_1^* = 0, u_2^* = u_+^* = 1 - \varphi$  – устойчивый узел
- III:  $u_1^* = 0, u_2^* = u_-^*$  – седло.
- IV:  $u_2^* = 0, u_1^* = u_+^* = 1 - \varphi$  – устойчивый узел.
- V:  $u_2^* = 0, u_1^* = u_-^*$  – седло.

Рассмотрим решение задачи локализации образа в случае  $\Leftrightarrow \uparrow 1$  (см. Рис. 1). В данной простейшей модели может быть локализован только один натуральный образ, причем он может быть представлен только двумя активными нейронами ( $u_1=u_2=1$ ). Это состояние представляет собой начальное условие процесса локализации. Оно расположено на сепаратрисе, не стационарно и неустойчиво. Дальнейшая динамика этого состояния определяется тем, что система *случайно* отклоняется от сепаратрисы и попадает в одно из двух стационарных состояний – II или IV; иными словами, **символом** становится либо нейрон «1», либо нейрон «2».

На Рис. 1 жирной линией обозначена траектория изображающей точки в том случае, когда символом становится нейрон «1». Подчеркнем, что в необученном процессоре Гроссберга положение символа образа выбирается *случайно*. Однако уже первый процесс локализации является актом обучения и запоминания символа так, что при повторной локализации место символа должно быть в том же месте. Именно силы связей должны изменяться не одинаково так, что после первого акта локализации уже  $W_{1,2} \neq W_{2,1}$ . В этом и заключается обучение.

Отметим, что сказанное относится к случаю  $\Leftrightarrow < 1$ ; при  $\Leftrightarrow \downarrow 1$  система в начальном состоянии  $u_1=u_2=1$  оказывается не на сепаратрисе и поэтому однозначно попадает в устойчивое состояние  $u_1=u_2=0$ , т.е. символ не образуется. Отсюда следует, что локализация возможна лишь в ограниченной области параметров  $\Leftrightarrow$  и  $W$ . При выходе из этой области (т.е. в случае  $\Leftrightarrow \downarrow 1$ ) возникает «патология»: система может распознавать натуральные образы, но не способна создавать их символы.

### 1.3. Обучение процессора локализации из двух нейронов Гроссберга.

Примем, что обучение влияет на связи и, тем самым, нарушает симметрию  $W_{ij} \leftarrow W_{ji}$  таким образом, что в результате обучения сила влияния нейрона, ставшего *символом*, на своего конкурента увеличивается, а обратное влияние ослабевает. Из Рис. 1 следует, что в течение всего процесса обучения – случайного выбора символа (например, нейрон «2»), сохраняется соотношение  $u_1 \downarrow u_2$ .

Для достижения цели обучения следует допустить также, что изменения связей зависят от величин  $u_2(t) \downarrow u_1(t)$  в течение всего процесса локализации.

Уравнение динамики связей можно представить в виде:

$$\frac{dW_{ij}}{dt} \propto \blacklozenge u_i u_j (u_i \uparrow u_j) \quad (5)$$

Здесь  $\blacklozenge$  – параметр эффективности обучения; от него зависит, сколь сильно изменятся величины  $W_{ji}$  в акте локализации. Из уравнения (5) следует, что  $W_{ij}$  увеличивается, если  $u_i(t) \downarrow u_j(t)$ ; при этом  $W_{ji}$  уменьшается. Обучение заканчивается при достижении стационарного состояния, например,

$u_1^* = 0, u_2^* = 1$ . Таким образом, в результате обучения симметрия нарушается и оказывается:  $W_{ij} > W_{ji}$ .

На Рис. 3 приведен фазовый портрет системы (4) в случае  $W_{1,2} \neq W_{2,1}$ . Видно, что начальное состояние  $u_1 = u_2 = 1$  находится в области притяжения состояния  $u_1^* = 1, u_2^* = 0$  и движется к нему уже не случайно, но вполне закономерно.

Из (5) следует, что обучение углубляется, т.е. неравенство связей усиливается после каждого акта локализации. Можно допустить, что после многократного повторения параметры фиксируются и обучение прекращается.

## 2. Модель процессора восстановления натурального образа по его символу.

### 2.1. Модель процессора делокализации.

Задача процессора – делокализация образа, т.е. превращение символа, возникшего в процессе локализации, в натуральный образ. Модель такого процессора можно построить следующим образом. Пусть имеется уже обученный процессор локализации. Строим его копию, в которой связи имеют ту же величину, что и в оригинале. Формально для решения задачи достаточно в копии изменить знаки правых частей системы, т.е. изменить знак времени. Тогда изображающая точка пойдет по той же траектории, что и в обученном процессоре локализации, но в обратную сторону. Через некоторое время она достигнет точки  $u_1 = u_2 = 1$ , что и соответствует натуральному образу. В модели (4) эта точка не является стационарной, однако, для решения задачи делокализации она и должна быть таковой. Поэтому введем ограничения, связанные с тем, что возбуждение реальных нейронов (как искусственных, так и естественных) не может быть бесконечным:  $u_1, u_2 \leq 1$ .

Модель процессора делокализации из двух нейронов в простейшем случае может быть представлена в виде:

$$\begin{aligned} \frac{du_1}{dt} &= \sigma(1 - u_1) \sigma(1 - u_2) [ -u_1 + W_{11} u_1^2 + W_{12} u_1 u_2 ] \\ \frac{du_2}{dt} &= \sigma(1 - u_1) \sigma(1 - u_2) [ -u_2 + W_{21} u_1 u_2 + W_{22} u_2^2 ] \end{aligned} \quad (6)$$

Обсудим свойства фазового портрета этой системы с учетом ограничений.

Он идентичен Рис.3, но отличается от него следующим:

i) стрелки, означающие направление движения изображающей точки, повернуты в обратную сторону

ii) линия  $u_2=1$  является изоклиной горизонтальной, а  $u_1=1$  является изоклиной вертикальной. Поэтому точка  $u_1 = u_2 = 1$  является стационарной и устойчивой (узел).

iii) точка VII остается седлом, но сепаратрисой становится траектория, входящая в седло. Ранее (на Рис.2) сепаратрисой была другая траектория, которая на рис. 3 является выходящей.

В целом процессор делокализации представляет собой пластину с нейронами, обладающими следующими свойствами:

1. бистабильный элемент, который может находиться либо в состоянии покоя ( $u = 0$ ) либо в состоянии возбуждения ( $u = 1$ );

2. будучи возбужден, нейрон стремится подавить сам себя и возбудить другие, связанные с ним;

3. в обученном процессоре делокализация – процесс динамический, устойчивый, и его результат однозначен. Подчеркнем, что обучение в процессоре делокализации отсутствует; используются результаты обучения процессора локализации. Для этого необходим механизм копирования обученного процессора Гроссберга с последующим изменением знаков (т.е. изменения перечисленных выше свойств нейронов и связей) на обратные.

## 2.2. Проверка «качества» образования символа.

Можно предположить, что смысловая проверка возникшего символа идет через инверсный процессор, обсуждавшийся выше. Это можно представить следующим образом (см. Рис. 4).

Блок формирования символа (с проверкой) состоит из 4-х пластин, две из них типа Хопфилда ( $H_0$  и  $H_{ref}$ ), одна типа Гроссберга ( $G$ ) и одна типа инверсного Гроссберга ( $invG$ ). Образ, возникающий на первой пластине Хопфилда  $H_0$  «размыт», поскольку при каждом предъявлении он записывается несколько иначе. После многих предъявлений возникает цепочка наиболее сильных связей (задействованных при каждом предъявлении), которую можно назвать «очищенный», или «типичный» образ. Она передается на пластину  $H_{ref}$  и именно она служит «материалом» для возникновения символа данного образа на пластине  $G$ . За пластиной  $G$  расположим пластину инверсии ( $invG$ ), где символ вновь превращается в цепочку нейронов, т.е. образ. Для сравнения его с исходным вводятся **обратные связи (backpropagation)**, которые на Рис. 4 представлены дугами с обратными направленными стрелками), передающие инверсный образ назад на пластину Хопфилда. В случае совпадения проверка заканчивается; в случае несовпадения, т.е. появления *невязки*, образ корректируется и процедура повторяется.

После проверки инверсный блок выключается из схемы



### 3. Блок интеграции информации

Вопросы о соответствии функционирования естественных и искусственных нейросетей были рассмотрены в работах [1-3]. В них была представлена конструкция из нейропроцессоров, способная распознавать образ, кодировать его (т.е. представлять его в виде символа) и интегрировать информацию об объекте, полученную из разных источников, т.е. из разных сенсорных органов и, соответственно, из разных пространств признаков. На Рис.4 представлена схема этой конструкции. Она содержит два блока, которые соответствуют разным рецепторным системам.

Эта умозрительная конструкция была сопоставлена с реальной нейросетью, выполняющей функции аутодиагностической системы. В [1, 2] было показано, что таковой является орган ЦНС (в сером веществе спинного мозга), именуемый пластинами Рекседа. Сопоставление показало, что умозрительная конструкция по архитектуре и свойствам близка к реальной.

Поясним кратко свойства конструкции распознающего нейропроцессора, представленного на Рис. 5.

Информация об объекте может поступать в распознающую систему из разных рецепторных систем. Каждая из них фиксирует определенные, (присущие ей) признаки. Таким образом, каждая рецепторная система воспринимает и передает информацию из своего множества (или *пространства*) признаков. На Рис. 5 представлены два блока, которые соответствуют разным рецепторным системам. В первых четырех пластинах информация, поступающая из разных источников, обрабатывается независимо от других.

Обсудим свойства первого блока.

На первую пластину (типа процессора Хопфилда [4]) поступает информация из сенсорного органа и фиксируется в ней в форме нескольких возбужденных нейронов. Важно, что число таких нейронов должно быть больше единицы. Эти нейроны образуют на пластине некоторую *«фигуру»*, которую будем называть *«натуральным образом объекта»*. Есть основания полагать, что при зрительном восприятии *«натуральный образ»* в зрительной коре чем-то *«похож»* на исходный объект.

При рецепции информации, поступающей с другого блока в первую пластину, например, запаха, тоже возникает определенная фигура. Однако утверждение о том, что она *«похожа»* на запах, в данном случае теряет смысл. Тем не менее, эту фигуру мы тоже будем называть *«натуральным образом»* запаха.

Две следующие пластины (вторая и третья) каждого блока выполняют роль *«back propagation»*. В них *«натуральный образ»*, поступающий из первой

пластины, проверяется и уточняется путем сопоставления образов, возникающих во второй и третьей пластинах.

В четвертой пластине «натуральный образ» кодируется,

Эту функцию призван выполнять процессор Гроссберга [5]. Назначение процессора Гроссберга в том, чтобы преобразовать фигуру натурального образа в *один* возбужденный нейрон, т.е. осуществить *локализацию образа*. Место расположения этого нейрона заранее не определено однозначно и в первом акте локализации выбирается случайно. Однако при повторении процедуры (т.е. при обучении), оно запоминается, и образ локализуется в определенном (том же самом) месте. Координаты этого нейрона на пластине Гроссберга являются **кодом** образа, а сам нейрон – **символом** образа.

Роль локализации образа состоит в следующем.

1. В результате кодирования нейропроцессор Гроссберга может вместить больше информации, чем в случае только фиксации натуральных образов.

2. Преобразование натурального образа в символ необходимо для интеграции информации об объекте, полученных из разных рецепторных систем, то есть, из разных множеств (пространств признаков).

При интеграции информации необходимо сравнивать, т.е. сопоставлять друг с другом разные фигуры натуральных образов, но непосредственное их сопоставление невозможно, поскольку они принадлежат к разным пространствам признаков. А сравнивать локализованные образы, т.е. символы, уже можно, поскольку они принадлежат к одному обобщенному множеству – координатам соответствующих нейронов. В этом случае задача сводится к сравнению их положений (т.е. координат в пластине).

В четвертой пластине одного и другого блока (Рис. 5 ) символы образов одного и того же объекта, вообще говоря, расположены в разных местах. В пятой интегрирующей пластине (тоже типа Гроссберга) происходит (за счет обучения) вторичная автолокализация, т.е. два символа объекта сливаются в один.

*Приведем пример. Цветок розы может быть воспринят визуально; при этом фиксируются признаки: размер лепестков, их число и т.д. Информация о том же цветке может быть воспринята обонянием. Сигналы, идущие от рецепторов запаха, также образуют в первичной пластине «обонятельного» блока (например, блока 2 на рис.4) фигуру из возбужденных нейронов – «образ розы». В первых четырех пластинах двух разных блоков эти фигуры, вообще говоря, совершенно различны. Но в четвертой пластине каждая из фигур превращается в единичный нейрон – соответствующие коды объекта. В общем случае эти коды тоже различны. Однако автолокализация (образование символа) позволяет на следующей пластине (пятой) провести вторичную локализацию (т.е. интеграцию символов); в результате возникает один нейрон – единый образ объекта.*

### **Заключение.**

Обсуждаемая модель из двух нейронов является базовой. Она описывает само явление локализации (и делокализации) образа, т.е. позволяет проследить основные механизмы этих процессов. Вместе с тем, эта модель не достаточна для описания реальности, поскольку в ее рамках возможны операции только с одним образом и его символом. В реальном процессоре могут локализоваться несколько натуральных образов, поэтому число нейронов должно быть существенно больше двух. Модель такого процессора имеет тот же вид, что и (4), но индексы  $i, j$  принимают значения  $i, j = 1, 2, \dots, N \gg 1$ . Это обстоятельство налагает ряд ограничений на процесс обучения. Первичная локализация в необученном процессоре протекает так же, как и выше. Однако при обучении необходимо предусмотреть ряд обстоятельств. Обсудим их.

Пусть первый натуральный образ состоит из  $K_1$  активных нейронов, другой – из  $K_2$  нейронов. Если множества  $K_1$  и  $K_2$  не пересекаются (не имеют общих нейронов), то процесс обучения протекает так же, как было описано. Символы их образуются в разных местах: первый во множестве  $K_1$ , второй – во множестве  $K_2$ . Связи  $W_{ij}$ , индексы которых не принадлежат множествам  $K_1$  и  $K_2$ , остаются необученными и равными  $W_0$ .

Если множества  $K_1$  и  $K_2$  пересекаются (например, нейрон  $u_i$  является общим для обоих образов), то необходимо предусмотреть, чтобы этот элемент не стал символом обоих образов, в противном случае процесс распознавания станет неоднозначным.

Для этого при локализации первого образа достаточно выставить дополнительное условие: связи  $W_{ij}$ , в которых  $i \notin K_1$ , а  $j \in K_1$  должны увеличиваться. В первом акте локализации это дополнение не играет роли, поскольку  $i \notin K_1$ . При этом нейрон  $u_i$  ( $i \in K_1, K_2$ ) может стать лидирующим, т.е. символом первого образа.

При локализации второго образа происходит следующее. Связи, подавляющие нейрон  $u_i$  со стороны нейронов, принадлежащих множеству  $K_2$  (но не принадлежащих  $K_1$ ), должны быть усилены, а обратные – ослаблены. Это должно быть предусмотрено уже при локализации первого образа.

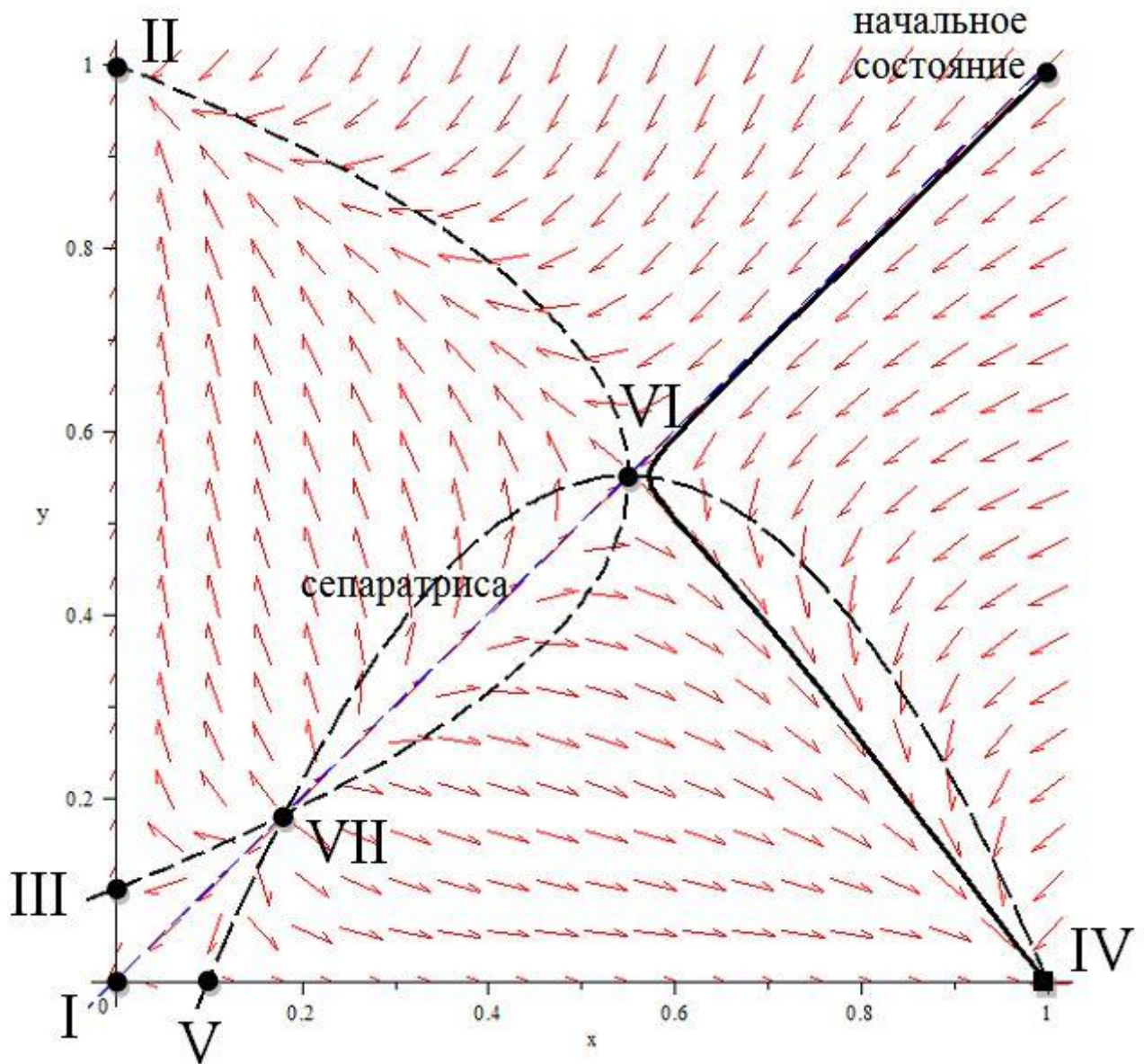
Роль дополнительного условия при обучении может быть исследована на модели, содержащей как минимум три нейрона. Однако исследование этой задачи достаточно сложно и требует специального рассмотрения.

В целом из изложенного следует, что преобразование образа в символ (и обратный процесс) могут быть осуществлены в нейропроцессорах без участия программы, привнесенной извне.

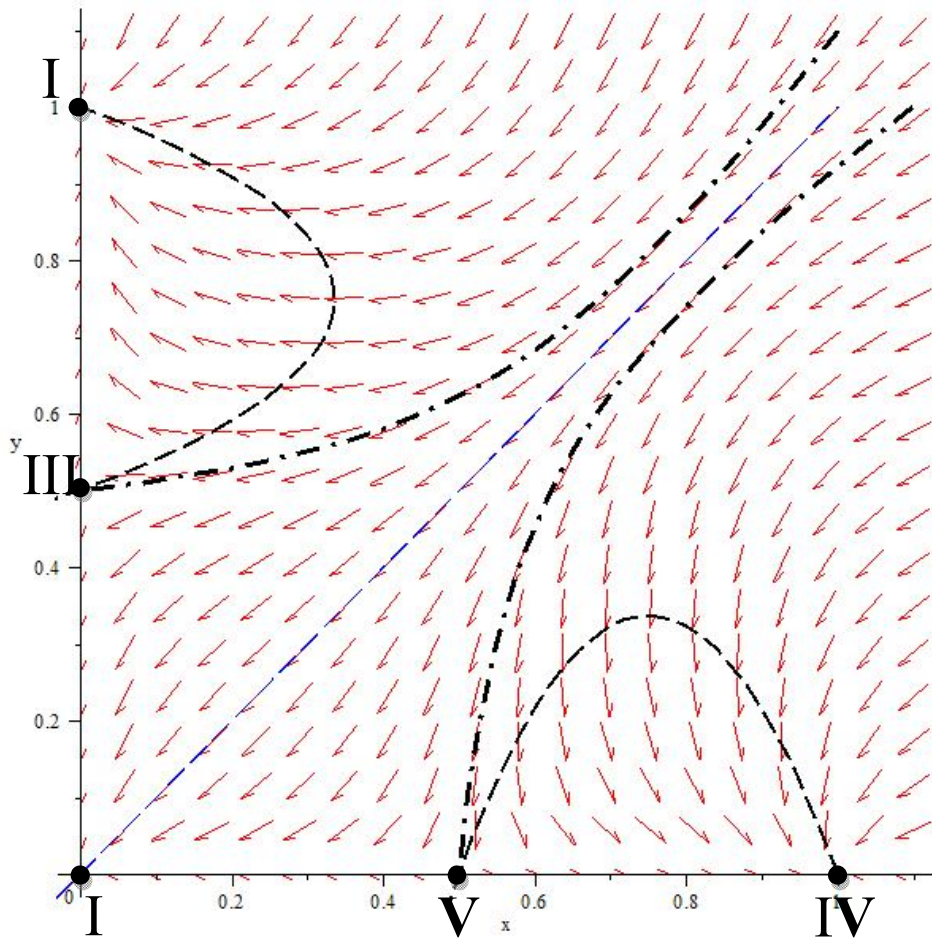
Работа выполнена при поддержке проекта 09-07-12135 ОФИ-М.

### **Литература:**

1. Чернавский Д.С., Карп В.П., Родштат И.В. Пластины Рекседа как диагностический нейропроцессор. Радиофизика, т. 37, № 1, с. 57-77, 1994.
2. Чернавский Д.С., Карп В.П., Родштат И.В. и др. «Распознавание, аутодиагностика, мышление», М. Из-во Радиотехника, 2004.
3. Карп В.П., Чернавский Д.С., Родштат И. В. Искусственные нейросети и концепция аутодиагностической системы человека. – Новости искусственного интеллекта.- 2005. №2, с.63-77.
4. Hohfield J.J., PNAS, 1982, v. 79/
5. Grossberg S., Stadies of Mind and Brain, Boston, Riedel, 1982.
6. Тихонов А.Н. Математический сборник. 1952 г., т. 3.



**Рис.1.** Фазовый портрет системы (4) при  $\varphi \uparrow 1$ ,  
 $\varphi = 0.75$ ,  $\varphi = 1.1$ ,  $W = 0.3675$ ;  
 штриховыми линиями обозначены изоклины, сплошная линия –  
 траектория изображающей точки, начальные условия:  $u_1=1$ ,  $u_2=1-10^{-7}$



**Рис. 2.** Фазовый портрет системы (4) при  $\varphi > 1$ , где  $\varphi = 1,3$ ,  $\varphi = 1,5$ ,  $W = 0,3675$ ; пунктирными линиями обозначены изоклины, штрихпунктирными – сепаратрисы

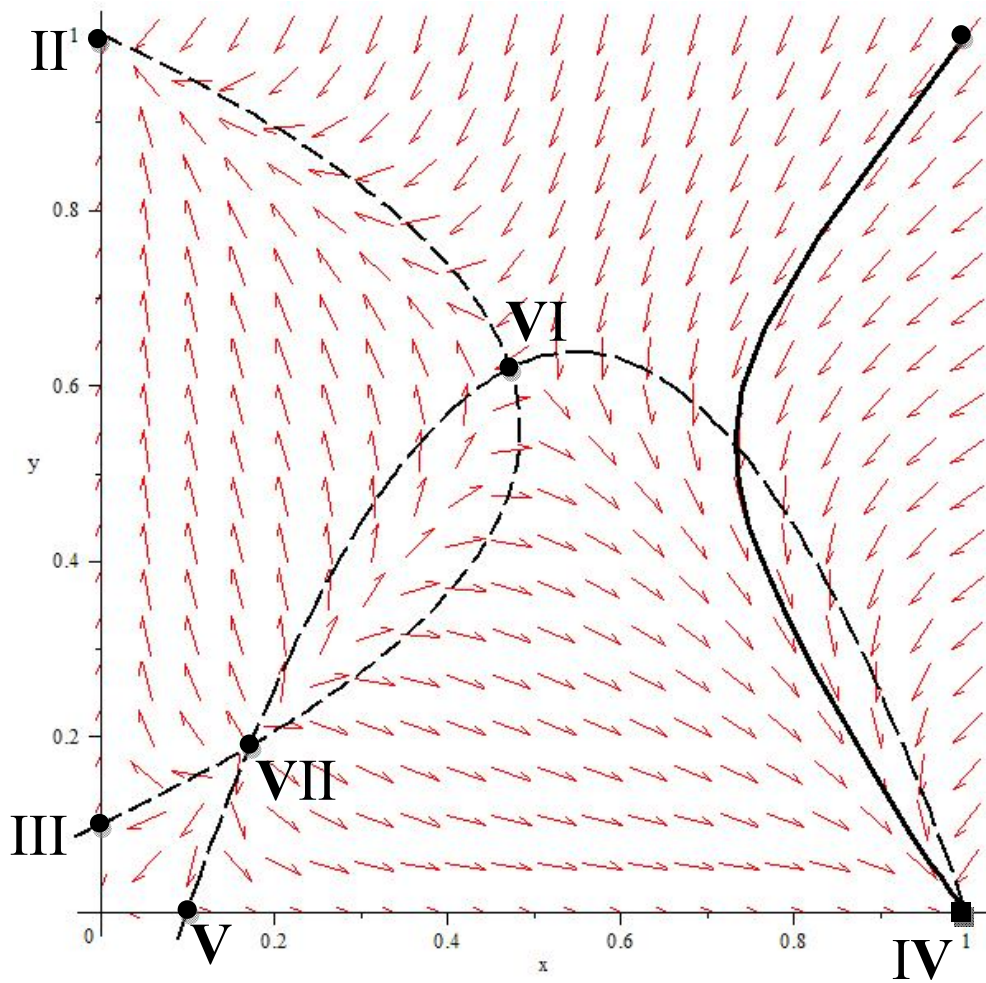
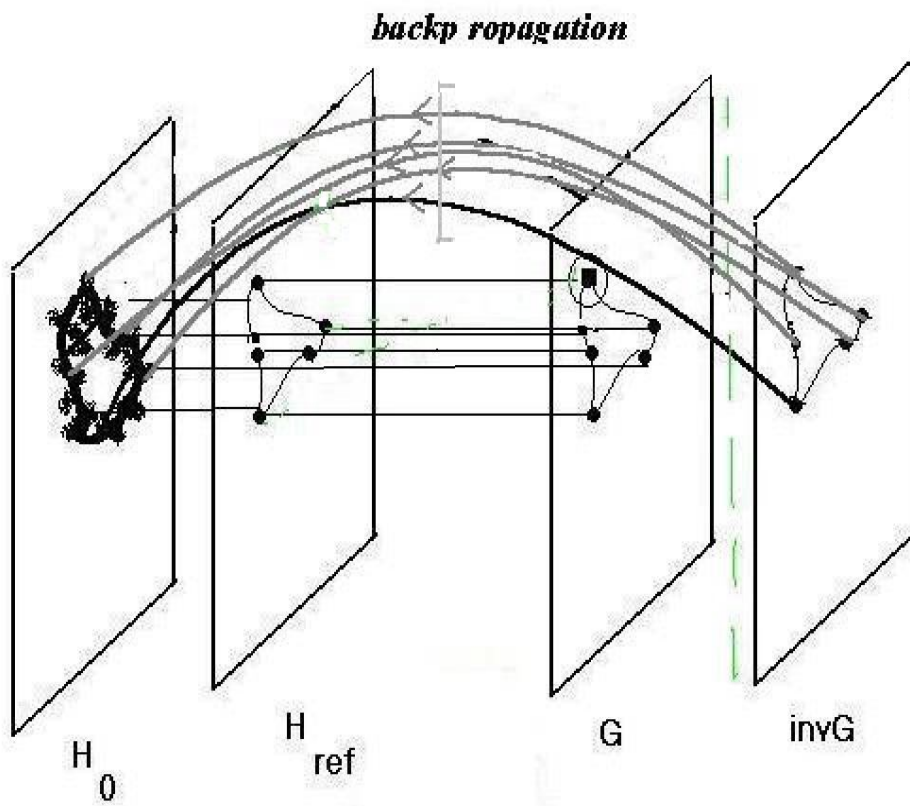
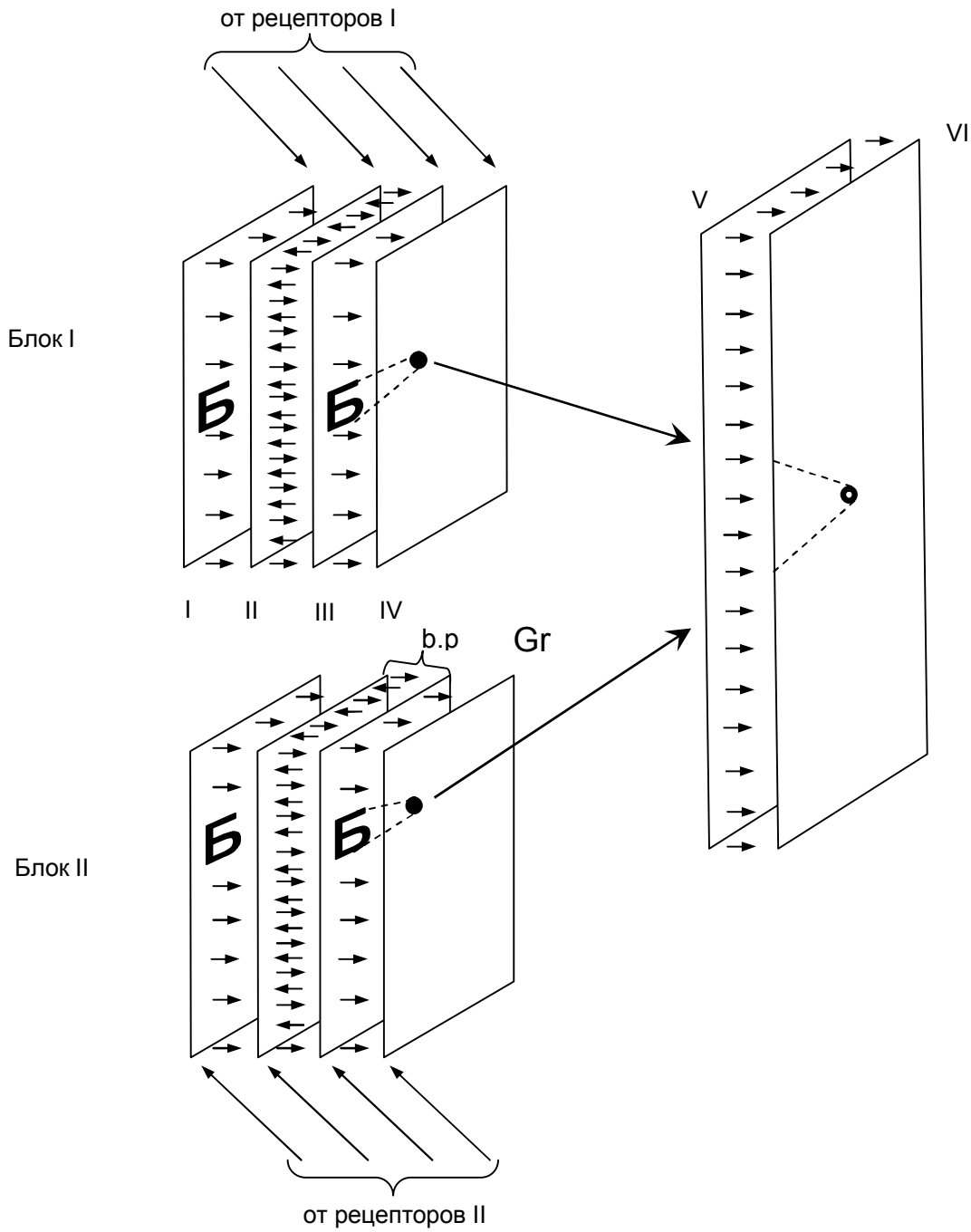


Рис. 3. Фазовый портрет обученного процессора Гроссберга при  $\epsilon \uparrow 1$ ,  
 $\epsilon = 0,75$ ,  $\epsilon = 1,1$ ,  $W_{1,2} = 0,4175$ ,  $W_{2,1} = 0,3175$ ;  
 Штрих – изоклины, сплошная линия - траектория изображающей точки.



**Рис. 4.** Блок формирования символа из образа (с проверкой).





**Рис. 5.** Схема интеграции информации от разных сенсорных источников