

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
МИНИСТЕРСТВО РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ ПО АТОМНОЙ ЭНЕРГИИ
МИНИСТЕРСТВО ПРОМЫШЛЕННОСТИ, НАУКИ И ТЕХНОЛОГИЙ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
РОССИЙСКАЯ АССОЦИАЦИЯ НЕЙРОИНФОРМАТИКИ
МОСКОВСКИЙ ИНЖЕНЕРНО-ФИЗИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ
(ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ)

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2004

НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2004

**VI ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ**

**ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ**

Часть 1

По материалам Школы-семинара
«Современные проблемы нейроинформатики»

Москва 2004

УДК 004.032.26 (06)

ББК 32.818я5

М82

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ-2004. VI ВСЕРОССИЙСКАЯ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «НЕЙРОИНФОРМАТИКА-2004»: ЛЕКЦИИ ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ. Часть 1. – М.: МИФИ, 2004. – 199 с.

В книге публикуются тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 28–30 января 2004 года в МИФИ в рамках VI Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2004».

Материалы лекций связаны с рядом проблем, актуальных для современного этапа развития нейроинформатики, включая ее взаимодействие с другими научно-техническими областями.

Ответственный редактор

Ю. В. Тюменцев, кандидат технических наук

ISBN 5-7262-0526-X

© *Московский инженерно-физический институт
(государственный университет), 2004*

Содержание

Я. Б. Казанович, В. В. Шматченко. Осцилляторные нейросетевые модели сегментации изображений и зрительного внимания	15
Введение. Биологические предпосылки моделирования	16
Сегментация зрительных сцен	19
Модели сегментации: Параллельные процедуры	20
Модели сегментации: Последовательные процедуры	29
Модели зрительного внимания	41
Модель нейронных механизмов селективного внимания, основанная на временной корреляции нейронов	42
Модели формирования фокуса внимания	47
Модель селективного внимания и задачи зрительного поиска	54
Заключение. Перспективы использования осцилляторных нейронных сетей при моделировании когнитивных функций мозга	58
Приложение. Типы нейронных сетей	63
Литература	64

Я. Б. КАЗАНОВИЧ ¹⁾, В. В. ШМАТЧЕНКО ²⁾

¹⁾ Институт математических проблем биологии РАН,
г. Пущино, Московской обл.

E-mail: kazanovich@impb.psn.ru

²⁾ Пущинский государственный университет, г. Пущино

E-mail: vadschmatchenko@mail.ru

ОСЦИЛЛЯТОРНЫЕ НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ И ЗРИТЕЛЬНОГО ВНИМАНИЯ

Аннотация

Описываются принципы построения и функционирования осцилляторных нейронных сетей для решения задач сегментации изображений и зрительного внимания. Рассмотрены параллельные и последовательные процедуры сегментации, а также модели внимания, ориентированные на селекцию объектов в соответствии с заданными приоритетами. Обсуждаются биологические и технические перспективы осцилляторных моделей когнитивных функций мозга.

Y. B. KAZANOVICH ¹⁾, V. V. SHMATCHENKO ²⁾

¹⁾Institute of Mathematical Problems in Biology,
Russian Academy of Sciences, Pushchino

E-mail: kazanovich@impb.psn.ru

²⁾State University of Pushchino, Pushchino

E-mail: vadschmatchenko@mail.ru

OSCILLATORY NEURAL NETWORK MODELS OF BINDING AND ATTENTION

Abstract

The principles of oscillatory neural network design and functioning are described in application to the problems of image segmentation and visual attention. Parallel and sequential procedures of segmentation and models of attention implementing different priorities in object selection are considered. Biological and technical perspective of oscillatory models of brain cognitive functions is discussed.

Введение. Биологические предпосылки моделирования

В теории нейронных сетей сформировалось и активно развивается отдельное направление, ориентирующееся на исследование динамических и осцилляторных аспектов функционирования мозга. Появился ряд гипотез и моделей нейронных сетей, объясняющих возникновение определенных пространственно-временных паттернов нейронной активности и их значение для обработки информации. Особая роль в этих исследованиях отводится синхронизации как основному принципу, с помощью которого можно надеяться решить ряд сложных задач нейробиологии и психологии. В данной работе будут рассмотрены модели, в которых принцип синхронизации используется для решения задач сегментации объектов на изображении и формирования фокуса внимания.

Хорошо известно, что в ЭЭГ мозга присутствует ритмическая активность в различных частотных диапазонах (дельта 1–3 Гц, тета 4–10 Гц, альфа 8–13 Гц, бета 14–30 Гц, гамма 30–70 Гц, высокочастотные колебания свыше 70 Гц). При этом характер колебаний в значительной мере коррелирован с психологическими состояниями исследуемого организма. Устойчивые паттерны ритмической активности были обнаружены в различных структурах мозга на уровне отдельных нейронов и нейронных популяций. Такие экспериментальные данные получены в первичных зонах зрительной и обонятельной коры, сенсомоторной коре, в таламусе, в гиппокампе и в других структурах [1]. Поскольку колебательная активность является типичной для многих нейронных структур, можно предположить, что информация в мозге кодируется как частотой колебаний и их фазовыми соотношениями, так и пространственным распределением осциллирующих нейронов. Признаки, используемые при кодировании информации о стимулах в первичных зонах коры, имеют различную природу. Например, в случае зрительных стимулов это могут быть геометрические, спектральные или динамические характеристики изображения. Кроме того, признаки могут отличаться модальностью в зависимости от сенсорного источника (например, зрительного или слухового), от которого поступает информация. Известно, что первичная обработка различных по своей природе или модальности признаков идет в специализированных нейронных структурах коры мозга. Только в ассоциативных зонах коры возникает представление о целостных объектах, вызвавших стимуляцию сенсорных систем. В связи с этим возникает вопрос: каковы нейронные механизмы, позволяющие сохранить информацию о принадлежности признаков к отдельным объектам,

и как осуществляется объединение нужных признаков в цельный образ объекта?

Традиционный подход к решению этой проблемы связан с локальным или распределенным представлением объектов с помощью специфичных клеток (“grandmother cells” — «клетки бабушки»), которые обеспечивают конвергентную интеграцию реакций первичных нейронных систем на стимулы. Такие клетки действительно обнаружены: например, у обезьян есть клетки, реагирующие на определенные лица. Тем не менее, вряд ли можно ожидать, что такое решение задач запоминания и распознавания является универсальным. Одна из трудностей в реализации гипотезы о grandmother cells состоит в том, что потенциально эти клетки должны быть чувствительны ко всем возможным сочетаниям признаков, что приводит к комбинаторному взрыву числа связей [2].

Другая трудность возникает при одновременном предъявлении на изображении нескольких объектов. Дело в том, что информация о разных типах признаков обрабатывается независимо в специализированных структурах коры мозга, и только на уровне ассоциативной коры эта информация должна быть объединена в представление каждого объекта. Таким образом, весь набор признаков, извлеченных из изображения, должен быть сегментирован с указанием того, какой признак какому объекту принадлежит, и «метка» принадлежности должна сохраняться на всем пути продвижения зрительной информации по коре. Это так называемая проблема интеграции признаков (binding problem) [2, 3].

Решение данной проблемы было предложено в работах [4, 5], где была сформулирована гипотеза, что согласование во времени активностей нейронных ансамблей играет существенную роль в информационных процессах в мозге. Основная идея состоит в том, что признаки объекта кодируются синфазной (когерентной) активностью нейронов в различных областях коры мозга. Когерентность служит в качестве метки, помечающей информацию, относящуюся к одному объекту.

Эта гипотеза получила определенное экспериментальное подтверждение [6, 7]. В экспериментах на первичных зонах зрительной коры была обнаружена как стимулоспецифичная колебательная активность нейронов, так и когерентность этой активности при соблюдении определенных условий. В частности, проводились эксперименты на кошках, которым предъявлялась светлая полоска, движущаяся вверх или вниз по темному экрану. Активность на уровне одиночных нейронов (multiunit activity) и нейронных ансамблей (local field potential) регистрировалась в зоне V1 первичной зри-

тельной коры двумя электродами. Были получены следующие результаты.

1. Нейроны отвечают периодической активностью с частотой в гамма-диапазоне при прохождении полоски через их рецептивное поле.
2. При одновременном пересечении полоской двух рецептивных полей активность соответствующих нейронов синфазна, даже если эти нейроны находятся друг от друга на расстоянии нескольких миллиметров.
3. Если полоску разорвать на две изолированных части, то синхронность ответа падает тем больше, чем больше величина разрыва.
4. Если на экране движутся две полоски в разных направлениях (одна вверх, другая вниз), то синхронизованного ответа не возникает даже в тот момент, когда эти полоски оказываются на одной прямой.

Таким образом, в случае 2 имеет место синхронный ответ на единичный объект, а в случаях 3 и 4 — несинхронный ответ на два разных объекта.

Эти эксперименты были восприняты нейробиологическим сообществом неоднозначно. Одна часть ученых увидела в них радужные перспективы для понимания основных механизмов работы мозга и включилась в работу по проведению аналогичных экспериментов на разных животных, в разных условиях опыта и с регистрацией синхронной активности в других структурах. Другая часть продолжает относиться к этим результатам скептически, объясняя их специфическими условиями экспериментов. Очевидно, важную роль в этом вопросе должно сыграть математическое моделирование, поскольку с его помощью с гораздо большей полнотой могут быть изучены как сами осцилляторные механизмы интеграции признаков, так и их возможная роль в решении когнитивных задач.

Предположение о том, что принципы группировки информации должны быть сходными для различных информационных процессов, происходящих в мозге, привело к попытке использовать принципы синхронизации нейронной активности для объяснения механизма формирования и переключения фокуса внимания. К этому подталкивают как данные об участии внимания в группировке признаков [8–10], так и недавно полученное прямое экспериментальное подтверждение связи внимания с синхронизацией нейронной активности [11–13].

В упрощенном виде обработку информации в мозге можно разделить на два относительно независимых уровня [9]. На *нижнем уровне* (называемом *предвниманием*) происходит выделение признаков и распознавание простых стимулов (представленных однотипными признаками). Осо-

бенностью данного уровня является параллельная обработка информации, а синхронизация может быть следствием непосредственного взаимодействия между нейронными ансамблями первичной коры. На *верхнем уровне* (реализуемом с помощью внимания) формируется общее представление о реальности. Характерной особенностью этого уровня является последовательная обработка информации — в каждый момент времени обрабатывается та информация, которая находится в фокусе внимания. Синхронизация на этом уровне может использоваться для интеграции всей информации от органов чувств, находящейся в фокусе внимания. Есть основание предполагать, что работа верхнего уровня идет под управлением специальных координирующих структур (таких как септо-гиппокампальная система и лобные доли коры).

В данной работе будут рассмотрены осцилляторные модели сегментации и зрительного внимания, разработанные, в основном, в последнее десятилетие. Модели сегментации обычно соответствуют нижнему уровню, а модели внимания — верхнему. Но это правило не является абсолютным. Некоторые модели сегментации используют последовательные процедуры, а модели внимания наоборот строятся на принципах параллельной обработки информации и без использования специальных управляющих элементов или структур. Так что граница между этими моделями не всегда резкая, а используемые идеи бывают весьма сходными, что и обуславливает целесообразность их совместного рассмотрения. Сводка общих принципов построения осцилляторных нейронных сетей дана в приложении.

Сегментация зрительных сцен

Анализ и понимание зрительной сцены является одной из трудных задач как для моделирования в нейробиологии, так и при разработке систем искусственного интеллекта. Во многих случаях первым шагом к такому анализу является сегментация — выделение из всего изображения фона и осмысленных объектов. Как правило, невозможно распознать тот или иной объект без предварительной (или проходящей одновременно) сегментации. Сегментация также необходима как условие эффективного обучения, позволяющего идентифицировать паттерны, возникновения которых можно ожидать в последующих сценах.

Отметим, что в терминах осцилляторных нейронных сетей сегментацию зрительной сцены на принципах синхронизации одновременно можно

рассматривать как решение задачи интеграции признаков объекта в цельный образ. Результатом сегментации должна явиться такая активность нейронной сети, при которой разным объектам входного изображения соответствуют ансамбли элементов сети, имеющие различную динамику: элементы, кодирующие определенный объект, работают синфазно, а активность элементов, кодирующих разные объекты, не коррелирована. Таким образом, синфазная активность оказывается той «меткой», с помощью которой идентифицируются потоки информации, относящиеся к тому или иному объекту.

Предположим, что сенсорный вход нейронной сети активирован набором одновременно предъявленных объектов. Формирование синфазно работающих нейронных ансамблей может происходить параллельно (одновременно для всех объектов) или последовательно (синфазные ансамбли возникают в определенной последовательности). Оба эти подхода представлены в рассматриваемых ниже моделях сегментации.

Модели сегментации: Параллельные процедуры

При разработке модели сегментации на основе синхронизации достаточно очевидной представляется идея, согласно которой элементы нейронной сети синхронизируются с помощью подходящим образом подобранных локальных связей. К сожалению, попытка реализации этой идеи приводит к ряду трудностей. Если связи между элементами малы, то их синхронизирующей силы недостаточно для быстрой и надежной синхронизации всех осцилляторов, кодирующих признаки одного объекта. Если же связи сделать сильными, то это может привести к синхронизации групп осцилляторов, кодирующих разные объекты.

Для преодоления этих трудностей было выдвинуто два предложения. Согласно первому предложению нужно использовать адаптирующиеся связи, а именно: сила связи между осцилляторами, работающими синхронно, должна увеличиваться, а между несинхронно работающими — убывать. Второе предложение состояло в том, чтобы сделать локальные связи между близко расположенными осцилляторами синхронизирующими, а связи между удаленными друг от друга осцилляторами — десинхронизирующими. Обе идеи приводят к сходному результату: если ансамбли когерентно работающих осцилляторов образуют изолированные кластеры, то когерентности между этими ансамблями не будет.

Использование адаптирующихся связей. В ряде работ используется эффект модификации эффективности синаптической связи за короткие интервалы времени, хотя возможный механизм такой модификации остается недостаточно изученным, в частности, неизвестно, является ли она следствием биофизических изменений в синапсах или отражает влияние других популяций нейронов. Модификация эффективности синаптических связей была использована в работах [14, 15].

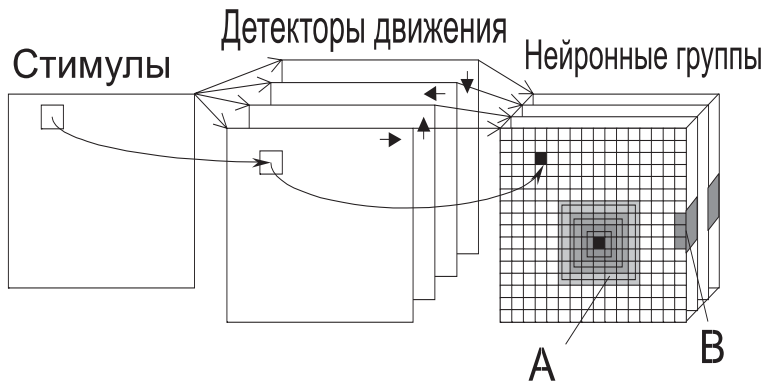


Рис. 1. Архитектура модели для работы с движущимися объектами
 А — область распределения возбуждающих связей в группе, В — возбуждающие связи между нейронами в разных группах с пересекающимися рецептивными полями.

Модель [14] рассчитана на работу с движущимися объектами, аппроксимированными прямолинейными отрезками. Такой подход обусловлен стремлением достаточно точно имитировать экспериментальные данные [6,7]. Архитектура сети представлена на рис. 1. Модель состоит из сенсорного поля (32×32 пикселей), четырех слоев детекторов элементарных признаков (32×32 клеток) и четырех слоев групп нейронов (16×16 групп). Каждая группа нейронов состоит из 40 возбуждающих и 20 тормозных клеток. Детекторы элементарных признаков, чувствительные к направлению движения пикселей на сенсорном поле в четырех направлениях (вверх, вниз, вправо, влево), распределены по разным слоям. Возбуждающие ней-

роны в группах получают топографически соответствующий им вход от 9 детекторов движения, так что активность нейронов в группе оказывается специфичной как по отношению к направлению движения, так и по отношению к ориентации стимулов. Кроме того, каждая возбуждающая клетка в группе получает 10 связей от других возбуждающих и 10 связей от тормозных клеток, а каждая тормозная клетка получает 10 связей от возбуждающих клеток. Что касается адаптирующихся связей, то каждая возбуждающая клетка получает два типа таких связей. Во-первых, это 30 связей от клеток в том же слое, распределенных по концентрическим областям из 7×7 групп (см. позицию *A* на рис. 1). Плотность связей падает экспоненциально с ростом расстояния от данной группы (это изображено в виде градации серого, центральная группа — черная). Во-вторых, существует еще 10 связей от возбуждающих клеток в группах с пересекающимися рецептивными полями и со специфичностью к направлению, отличающемуся на 90 градусов (см. позицию *B* на рис. 1).

В сети использовались импульсные нейроны с активностями, вычисляемыми как

$$s_i(t) = \left[\sum_j (c_{ij} + e_{ij}) s_j(t), \theta \right] + \eta + \alpha s_i(t-1),$$

где s_i, s_j — состояния нейронов i, j ($0 \leq s_{i,j} \leq 1$), t — время (одна итерация равна 1 мс реального времени), c_{ij} — базовая синаптическая эффективность и e_{ij} — быстро изменяющаяся эффективность ($0 \leq c_{ij} + e_{ij} \leq 1$), суммирование по j — суммирование по всем афферентным связям, η — шум, α — коэффициент релаксации. Квадратные скобки означают полулинейную функцию с порогом θ :

$$[x, \theta] = \begin{cases} x - \theta, & x > \theta, \\ 0, & x \leq 0. \end{cases}$$

Перед началом работы сети все синапсы имеют базовые значения c_{ij} , которые не равны нулю и не изменяются во время всего процесса; e_{ij} равны нулю. Для адаптирующихся связей величина e_{ij} изменяется в зависимости от значений пост- и пресинаптической активности в соответствии с правилом

$$e_{ij}(t+1) = (1 - \gamma) e_{ij}(t) + \delta \cdot F(e_{ij}) \cdot h(\bar{s}_i - \theta_i) \cdot h(\bar{s}_j - \theta_j),$$

где $\bar{s}_{i,j} = \lambda s_{i,j}(t) + (1 - \lambda) \bar{s}_{i,j}(t-1)$ — усредненные по времени активности клеток i и j ; δ — коэффициент усиления (параметр, регулирующий скорость

изменения), γ — константа затухания синаптической эффективности, $\theta_{i,j}$ — пороги срабатывания для пост- и пресинаптических нейронов, $F(t)$ — сигмоидальная функция, $h(t)$ — функция Хевисайда.

Стимулы представляли собой совокупности коротких вертикальных и горизонтальных полосок, движущихся в одном или разных направлениях с одинаковой скоростью. Перед началом движения сеть иницировалась случайным набором полосок. Это приводило к возникновению осцилляций со случайным распределением начальных фаз. В процессе экспериментов модель могла решать следующие задачи.

1. Выделять однородно движущийся объект на неоднородном фоне. Использовался протяженный объект, составленный из нескольких вертикальных полосок, движущихся вправо на фоне, составленном из по-разному ориентированных полосок, движущихся в случайных направлениях. При этом синхронизация групп нейронов, отвечающих частям объекта, наступала достаточно быстро — в течение пяти осцилляторных циклов (100 мс).
2. Выделять однородный объект, движущийся на однородном фоне.
3. Разделять два однородных объекта. В этом случае по реакции нейронов разделялись на два когерентных, но не коррелирующих множества.
4. Группировать элементарные признаки различных типов, принадлежащие разным объектам. Объекты представляют собой контуры (допустим, квадратов), составленные из вертикальных и горизонтальных полосок и движущиеся в разных направлениях. В данном случае корреляция реакций нейронов требует связей между слоями групп нейронов с разной специфичностью и пересекающимися рецептивными полями.

Усовершенствованная модель [15] позволяет включить в рассмотрение также цветные изображения. В сети используются группы осцилляторов, чувствительные к наличию в их рецептивных полях соответствующих признаков изображения (цвет, форма, движение). Архитектура этой модели достаточно сложна и воспроизводит во многих известных деталях структуру связей в мозге между различными областями, участвующими в обработке зрительной информации, включая область фронтальной коры, управляющую движением глаз.

Использование синхронизирующих и десинхронизирующих связей.

В работе [16] представлена модель, которая решает проблему сегментации, используя механизмы синхронизации и десинхронизации между нейронами, распределенными по различным признак-селективным модулям. Для реализации этой идеи авторы используют осцилляторы Вилсона-Коуэна. Каждый из осцилляторов состоит из возбуждающих (X_i) и тормозных (Y_i) элементов, имитирующих, соответственно, ансамбли возбуждающих и тормозных нейронов. Динамика осциллятора определяется системой дифференциальных уравнений

$$\begin{aligned}\tau_0 \frac{dX_i}{dt} &= -\alpha_X X_i + w_X F(Y_i(t - \tau_X)) + \eta_X(t) + I_i(t), \\ \tau_0 \frac{dY_i}{dt} &= -\alpha_Y Y_i + w_Y F(X_i(t - \tau_Y)) + \eta_Y(t),\end{aligned}$$

где $w_{X,Y} > 0$ — силы связи, $\eta_{X,Y}(t)$ — белый шум, $\alpha_{X,Y}$ — константа затухания, $I_i(t)$ — внешний сигнал от сенсорного поля, F — сигмообразная функция. Введение в модель задержек $\tau_{X,Y}$ обусловлено, во-первых, их присутствием в нервной системе (ввиду конечной скорости проводимости импульсов по аксонам и дендритам и из-за запаздывания, связанного с синаптической передачей), а также существенным влиянием задержек на фазовые соотношения между осцилляторами в нейронных сетях [17,18].

Связи между осцилляторами также организованы с временным запаздыванием. Связь от возбуждающего нейрона одного осциллятора к тормозному нейрону другого подобрана так, что синхронизует работу этих осцилляторов. Связи между возбуждающими нейронами осцилляторов являются десинхронизирующими. Как показано на рис. 2, дальное действие десинхронизирующих связей больше, чем синхронизирующих (рисунок отражает только общий принцип организации связей).

В признак-селективном модуле, специфичном к определенному признаку, каждый осциллятор чувствителен к стимулу, представляющему соответствующий признак в ассоциированном с данным осциллятором пикселе рецептивного поля. Модуль можно представить как трехмерную структуру: двумерное топографическое отображение зрительного поля и одномерное представление градаций признака (рис. 3). Значения признаков определяется для каждого пикселя изображения. Такое задание признаков отходит от экспериментальных условий [6,7], в которых в качестве признаков фигурировали свойства движущихся отрезков, но предоставляет более удобную возможность оперирования с яркостными и спектральными характери-

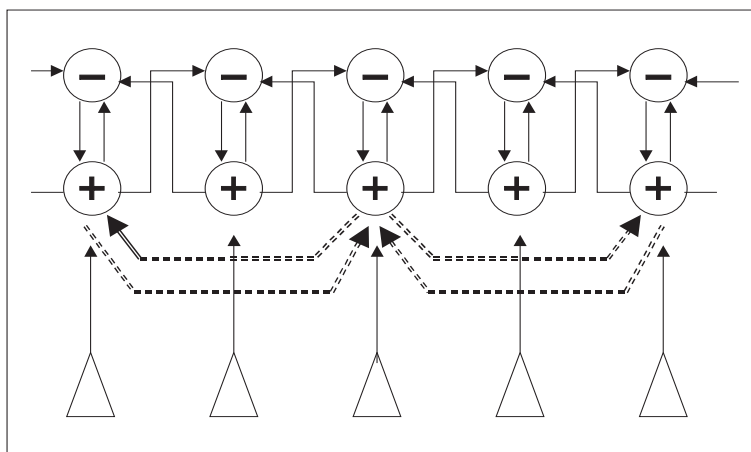


Рис. 2. Элементы осцилляторов (возбуждающие (+) и тормозные (-)), объединенные двумя типами связей — локальными синхронизирующими (сплошные линия) и удаленными десинхронизирующими (штрих-линии). Треугольниками обозначены входы от внешних стимулов.

ками объектов.

Рассмотрим архитектуру одного модуля. Каждый осциллятор имеет синхронизирующие связи с соседними осцилляторами, находящимися на расстоянии ближайшего соседства. Кроме того, осциллятор имеет десинхронизирующие связи с осцилляторами из слоев, лежащих на несколько уровней выше или ниже слоя, в котором находится данный осциллятор. В результате такого распределения синхронизирующих и десинхронизирующих связей осцилляторы, представляющие один топографически связанный объект, будут работать синфазно, так как стимулы, идущие от сенсорного поля и представляющие этот объект, непрерывны по зрительному пространству и по характеристике признака.

Следующим этапом организации архитектуры сети является введение модулей, отвечающих за различные признаки (цвет, яркость, движение и т.д.). Между модулями организованы синхронизирующие связи, которые объединяют каждый осциллятор в данном модуле со всеми осцилляторами



Рис. 3. Сеть с трехмерной структурой: двумерное топографическое отображение зрительного поля и одномерное представление градаций признака (ось, направленная вниз)

в любом другом модуле, имеющими такое же топографическое положение, как и данный осциллятор. Это согласуется с экспериментальными данными: активности нейронов с одинаковыми рецептивными полями имеют тенденцию к синхронизации. Такие соединения позволяют синхронизироваться ансамблям осцилляторов, распределенным по различным модулям.

Представленная архитектура сети позволяет корректно выполнять интеграцию признаков объектов, имеющих пересечение по какому-либо признаку. В случае двух пересекающихся объектов, представленных различными характеристиками какого-то признака (например, объекты имеют разный цвет), в соответствующем модуле (в данном случае модуле детекции цвета) происходит выделение двух непересекающихся синхронно работающих ансамблей осцилляторов. При этом десинхронизирующие связи делают активность в этих ансамблях некоррелированной, тем самым позволяя разделять объекты, изображения которых наложены одно на другое в зрительном поле.

Влияние биофизических свойств нейронов на синхронизирующие и десинхронизирующие связи. Значительно усовершенствованный вариант рассмотренной в предыдущем модели представлен в работе [19]. Ав-

торы использовали тот факт, что микроскопические биофизические свойства нейронов оказывают выраженный эффект на пространственно-временное взаимодействие нейронов, в частности, на синхронизацию нейронной активности. Так, калиевый ток утечки, проводимость и емкость мембраны нейрона не являются постоянными, а изменяются под влиянием множества факторов, таких как воздействие нейромодуляторов (в частности, ацетилхолина), распространение постсинаптического сигнала к соме, динамические свойства дендрита.

Основные отличия новой модели состоят в следующем. Сеть по-прежнему имеет модульный характер, но теперь каждый модуль сформирован не из осцилляторов Вилсона–Коуэна, а из четырех типов импульсных нейронов, различающихся типом нейротрансмиттера и типом рецепторов. Это возбуждающие нейроны, ГАМК-А и ГАМК-В тормозные нейроны и управляющие глутамат-эргические нейроны. Активность нейрона i в момент времени t задается как

$$s_i(t) = h(V_i(t) - \theta),$$

где $h(t)$ — функция Хевисайда, $V_i(t)$ — мембранный потенциал нейрона i в момент t , θ — порог, s_i — бинарная переменная, демонстрирующая наличие либо отсутствие потенциала действия в момент t .

Когда потенциал действия сгенерирован, мембранный потенциал уменьшается на фиксированное значение β — величину гиперполяризации, определенной для каждого типа нейронов.

Мембранный потенциал нейрона определяется как

$$V_i(t+1) = -\varepsilon V_i(t) + \sum_{j=1}^{N_i} S_j(t - \tau_{ij}) \cdot W_{ij} \cdot \exp(-A_i(t) D_{ij}),$$

где ε — скорость пассивного затухания мембранного потенциала; N_i — общее число возбуждающих и тормозных входов нейрона i . Поляризация сомы определяется интегрированием по соответствующим запаздывающим на время τ_{ij} активностям S_j нейронов j , взвешенным с соответствующими синаптическими эффективностями W_{ij} , ослабленными в соответствии с расстоянием до сомы D_{ij} и значением коэффициента затухания $A_i(t)$.

Основной особенностью модели является наличие управляющих нейронов, которые не оказывают прямого воздействия на мембранные потенциалы других популяций, но влияют на дендриты других нейронов. Так,

коэффициент затухания постсинаптического сигнала, распространяющегося в соме нейрона i , определяется модулирующим воздействием управляющих нейронов

$$A_i(t) = A^C - \sum_{j=1}^{M_i} S_j(t - \tau_{ij}) \cdot W_{ij},$$

где A^C — базовое значение коэффициента для данной популяции C , M_i — число модуляторных входов i -го нейрона.

Организация связей между популяциями выглядит следующим образом. Входные сигналы приходят на слой управляющих нейронов. Управляющие нейроны оказывают воздействие на другие популяции нейронов, отвечающих различным градациям признака и разному топографическому положению. В свою очередь, нейроны из других популяций воздействуют на мембранные потенциалы управляющих нейронов. Такое взаимодействие отличается размерами рецептивных полей и силами синаптической связи. Основную роль в организации связей играет размещение синапсов на дендритном дереве. Расстояния от синапсов до сомы в популяциях управляющих (У) и ГАМК-А тормозных нейронов зависят от расположения пре- и постсинаптических нейронов. Синапсы нейронов с близкими рецептивными полями и чувствительностью к одному и тому же признаку расположены близко к соме. Синапсы нейронов с удаленными рецептивными полями и/или чувствительностью к разным признакам расположены по периферии дендритного дерева. Такое размещение позволяет преобразование эффективности синаптических связей в зависимости от состояния модуляторной системы. Выделяются четыре режима взаимодействия нейронов:

- **«разобщенный»:** если A^Y и $A^{\text{ГАМК-А}}$ остаются при своих начальных значениях, большинство постсинаптических потенциалов оказываются подавлены;
- **«локальное взаимодействие»:** низкие значения модулирующих параметров A^Y и $A^{\text{ГАМК-А}}$ позволяют эффективно взаимодействовать ближайшим соседям;
- **«взаимодействие в колонке»:** при средних значениях, когда $A^Y \approx 1$ и $A^{\text{ГАМК-А}}$ достигает 0, поведение управляющих клеток будет определяться возбуждающим внешним сигналом и тормозным постсинаптическим сигналом клеток ГАМК-А. При этом латеральное взаимодействие управляющих клеток ограничено;

- **«глобальное взаимодействие»:** при дальнейшем уменьшении модулирующих параметров все возбуждающие сигналы клеток, взаимодействующих с управляющими нейронами, будут вносить вклад в деполяризацию этих нейронов.

Кроме обычной для модели сегментации способности к синхронизации активностей нейронов, кодирующих различные объекты, в работе продемонстрированы две новые возможности обработки изображений. Во-первых, данная модель позволяет работать с движущимися объектами без специальных детекторов движения. При этом синхронизация активности наступает сразу при попадании объекта в рецептивные поля соответствующих нейронов. Во-вторых, модель чувствительна к контексту, в котором показаны объекты. Для иллюстрации этой способности приведем два примера.

В первом примере на изображении имеется два разнесенных в пространстве объекта, каждый из которых состоит из четырех полосок. При этом цвета полосок, составляющих один объект, различаются незначительно, в то время как разброс значений цвета по объектам значителен (рис. 4А). Для данной зрительной сцены, включающей широкий спектр цветов, выбирается режим «взаимодействия в колонке». Это приводит к правильной дискриминации двух объектов, составленных из одинаковых или близких (рис. 4А, пунктирная и сплошная кривые) цветов. Части, представляющие различные объекты, демонстрируют фазовое несоответствие (точечная кривая). Во втором примере имеется одно изображение, составленное из чередующихся полосок с близкими значениями цветов (рис. 4В). Сеть функционирует в условиях режима «локального взаимодействия». В этом случае сеть воспринимает сцену, как два несвязанных объекта, независимо от пространственного распределения частей этих объектов (рис. 4В, пунктирная и точечная кривые). Нейроны, представляющие разные цвета, не синхронизованы (рис. 4В, сплошная линия).

Модели сегментации: Последовательные процедуры

Рассмотрим теперь другой класс моделей, в которых сегментация одновременно предъявленных объектов осуществляется последовательно, один объект за другим. При этом последовательность объектов может быть случайной или детерминированной.

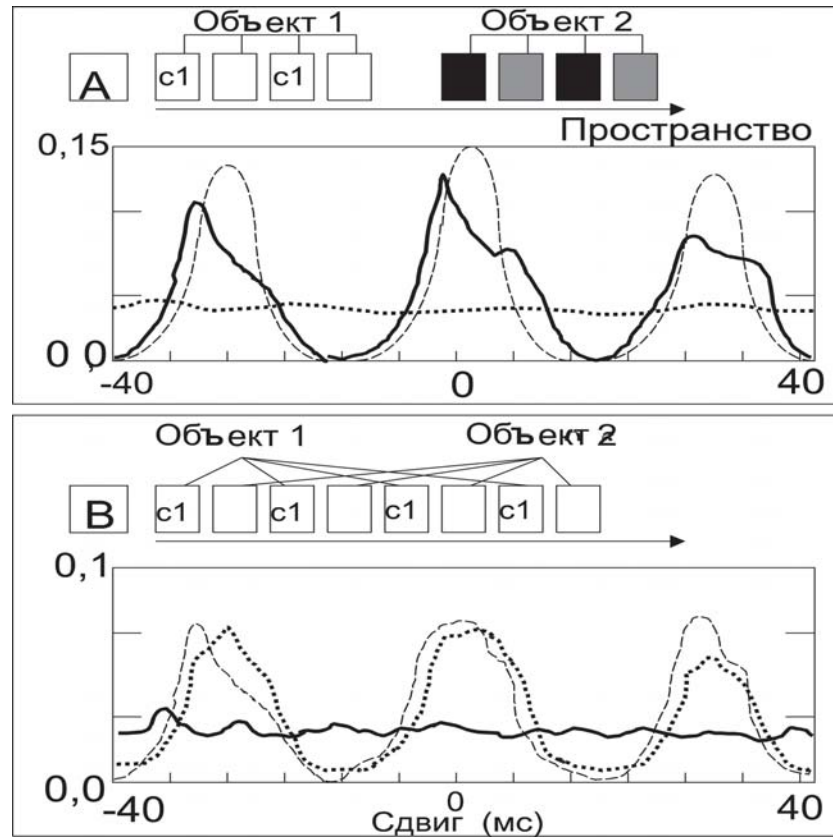


Рис. 4. Сегментация, чувствительная к контексту

А. Два разнесенных в пространстве объекта (вверху). Разброс значений цвета по объектам значителен, цвета в самих объектах изменяются незначительно. Кросс-корреляционные нормированные функции (внизу) для пар нейронов, представляющих идентичные цвета (штрихи), похожие цвета (сплошная линия) и сильно отличающиеся цвета (точки). **В.** Объекты, имеющие небольшие вариации в цветовом диапазоне. Корреляционные паттерны для пар нейронов, представляющих близкие (штрихи), удаленные (точки) и похожие цвета (сплошная линия).

Модель ассоциативной интеграции признаков. Пример модели с последовательным выбором объектов содержится в работах [20,21]. Эту модель можно рассматривать как адаптацию идей модели Хопфилда ассоциативной памяти применительно к осцилляторным нейронным сетям. Сеть составлена из импульсных нейронов: пирамидальных клеток и (тормозных) интернейронов. Осцилляторы сети сформированы из пары пирамидальная клетка – интернейрон. Архитектура связей в сети отражает тот факт, что пирамидальные клетки имеют как дальние, так и локальные связи, в то время как интернейроны имеют преимущественно локальные связи.

Генерация спайка i -м нейроном моделируется формальной переменной $S(t) = \{0, 1\}$ и имеет типичную для нейронного импульса ширину 1 мс. Временной шаг модели $dt = 1$ мс. Динамика нейрона определяется вероятностью генерации спайка в течение временного интервала dt и задается величиной мембранного потенциала h_i

$$P[S_i(t+dt) = 1 | h_i(t)] = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh[\beta(h_i(t) - \theta)] \right\},$$

где θ – порог и β – параметр, отвечающий за внешний шум. Мембранный потенциал включает три компонента

$$h_i(t) = h_i^{syn}(t) + h_i^{ext}(t) + h_i^{ref}(t),$$

где h_i^{syn} – сумма синаптических входов от всех других нейронов (см. ниже), h_i^{ext} – внешний сигнал, h_i^{ref} – формальное описание рефрактерности нейрона

$$h_i^{ref}(t) = \begin{cases} -R, & t_F \leq t \leq t_F + \tau_{ref}, \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases}$$

где $R \gg 1$: генерация спайка не допускается в течение интервала τ_{ref} после последнего спайка, имевшего место в момент t_F .

Схема связей в сети из N осцилляторов выглядит следующим образом. Каждая пирамидальная клетка связана со своим тормозным партнером прямой и обратной связью со значением J^{inh} . Пирамидальные клетки, связанные между собой по принципу «все на все», формируют сеть, способную запомнить q объектов с помощью настройки весов J_{ij} связей по правилу Хебба

$$J_{ij} = \frac{2}{(1-a^2)N} \sum_{\mu}^q \xi_i^{\mu} (\xi_j^{\mu} - a), \quad (1)$$

где каждый объект состоит из независимо распределенных величин ξ_i^μ , принимающих значения $\xi_i^\mu = \pm 1$ с вероятностью $(1 \pm a)/2$, где $a = \langle \xi_i^\mu \rangle$ — средняя активность по всем объектам. Согласно (1), осцилляторы, принадлежащие одному объекту, связываются синхронизирующими связями, а осцилляторы, принадлежащие разным объектам — десинхронизирующими.

Каждая клетка i получает сигнал от клетки j с некоторым запаздыванием Δ_i^{ax} . Величины таких задержек случайно распределены в интервале от $\Delta_{\min}^{ax}$ до $\Delta_{\max}^{ax}$. После этого формируется постсинаптический потенциал с амплитудой, зависящей от J_{ij} , и откликом $\varepsilon(\tau)$. Суммарный вклад в формирование потенциала пирамидальной клетки i определяется следующим образом:

$$h_i^{syn}(t) = \sum_{j=1}^N J_{ij} \sum_{\tau=0}^{\infty} \varepsilon(\tau) S_j(t - \tau - \Delta_i^{ax}) + h_i^{inh}(t),$$

где $\varepsilon(t) = (t/\tau_{ex}^2) \exp(t/\tau_{ex})$ — функция отклика возбуждающего синапса с параметром $\tau_{ex} = 2$ мс, $h_i^{inh}(t)$ — вклад тормозного партнера нейрона i .

Динамика тормозного нейрона не моделируется детально, а лишь учитывается его вклад в формирование постсинаптического потенциала пирамидальной клетки. Этот вклад представляет собой ответ тормозного нейрона на его возбуждение пирамидальным нейроном, приходящее с задержкой Δ_i^{inh} ($\Delta_{\min}^{inh} \leq \Delta_i^{inh} \leq \Delta_{\max}^{inh}$),

$$h_i^{inh}(t) = \sum_{\tau=0}^{\tau_{\max}} \eta(t) S_i(t - \tau - \Delta_i^{inh}),$$

где $\eta(t) = J^{inh} \exp(t/\tau_{inh})$ — функция отклика с $\tau_{inh} = 6$ мс. Граница суммирования $\tau_{\max}$ подвижна и выбирается так, чтобы оборвать суммирование с момента, когда компоненты суммы становятся слишком малы.

Кроме обычной способности сети — восстанавливать из памяти образы сохраненных объектов при подаче на вход зашумленных образов, сеть демонстрирует также возможность сегментации зрительной сцены и ассоциативной интеграции признаков. Если на вход такой сети подать одновременно несколько паттернов, принадлежащих разным объектам, которые были использованы при формировании связей, то в сети установится следующая динамика. Синфазная активность осцилляторов, представляющих один объект, через некоторое время сменится синфазной активностью осцилляторов, представляющих другой объект. Это происходит из-за того,

что активный в данный момент времени паттерн подавляет активность осцилляторов в других паттернах, но активность самого этого паттерна через некоторое время подавляется возрастающей активностью входящих в него тормозных нейронов. Порядок активизации разных паттернов случаен и определяется шумом.

Продemonстрировать ассоциативную интеграцию признаков позволяет сеть с иерархической (двухурвневой) архитектурой. Рассмотрим K групп сетей с архитектурой, описанной выше. Будем называть их «колонками» (использовались колонки с 4000 осцилляторов в каждой). Колонки на нижнем уровне иерархии имеют прямые и обратные связи с колонкой высшего уровня, но при этом отсутствуют какие-либо связи между самими колонками нижнего уровня (рис. 5А). Каждая колонка запоминает паттерны объектов в соответствии с правилом (1). Вместе с этим, прямые и обратные связи, объединяющие два уровня, запоминают комбинации паттернов на нижнем уровне, ассоциируя их со специфичным паттерном на высшем уровне. Это приводит к прямым

$$J_{0i,kj} = g_0 \frac{2}{(1-a^2)N} \sum_{\langle \mu, \mu' \rangle} \xi_{0i}^{\mu} (\xi_{kj}^{\mu'} - a)$$

и обратным связям

$$J_{ki,0j} = g_k \frac{2}{(1-a^2)N} \sum_{\langle \mu, \mu' \rangle} \xi_{ki}^{\mu'} (\xi_{0j}^{\mu} - a).$$

Здесь k — номер колонки (номер 0 имеет колонка верхнего уровня), $\langle \mu, \mu' \rangle$ означает комбинацию паттернов μ' в различных колонках нижнего уровня, которые ассоциируются с паттерном μ на высшем уровне. Нормировка g_k выбрана так: $g_0 = (1+K)^{-1}$; $g_k = 1$ для прямой и $g_k = 0.5$ — для обратной связи.

Рассмотрим следующий пример. В качестве объектов, запоминаемых сетью, будут выступать два «слова» — «САТ» и «ТНЕ», состоящих из трех букв (признаков) каждое. Теперь колонке с номером 2 предъявляется зашумленная суперпозиция паттернов «А» и «Н» (рис. 5В). В зависимости от стимулов в других колонках в этой колонке может быть восстановлен образ «Н», синхронизированный с «Т» и «Е», в то время как образ «А» восстанавливается с задержкой, обусловленной сдвигом фаз. Если буквы в колонках 1 и 3 поменять на «С» и «Т», то сеть синхронизирует с ними «А» и восстанавливает слово «САТ».

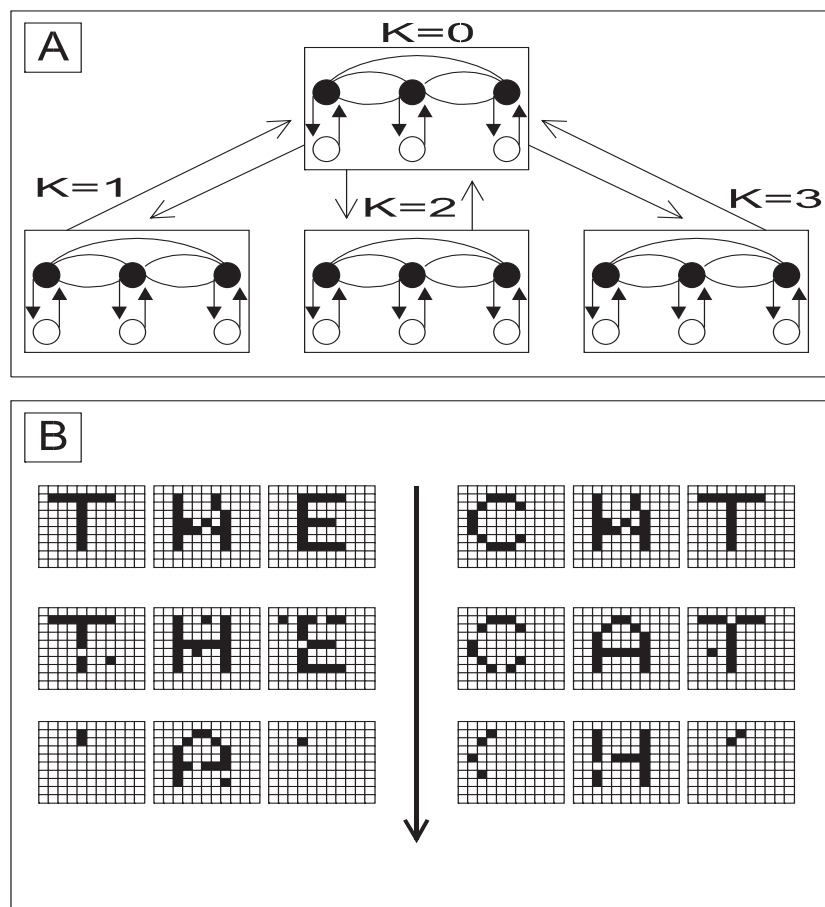


Рис. 5. Ассоциативное связывание признаков
А. Иерархическая структура сети. **В.** Демонстрация интеграции признаков, чувствительной к контексту.

Нейронная сеть с общим ингибитором. Десинхронизирующие связи в той или иной форме используются во многих моделях сегментации. Рассмотренная в предыдущем подразделе сеть содержит многочисленные дальние десинхронизирующие связи, которые могут связать любую пару осцилляторов. Такой сложной и биологически мало правдоподобной архитектуры связей можно избежать, если использовать в качестве источника десинхронизации небольшое число тормозных нейронов, каждый из которых соединен со своей группой возбуждающих нейронов.

В работе [22] был предложен механизм, позволяющий различать на зрительном поле несколько объектов и фон, на котором они представлены. В рассматриваемой сети осцилляторы чувствительны к локализованным входам от зрительного поля и кодируют локальный тип признака объекта. Все нейроны, представляющие один объект, работают с нулевым сдвигом фаз. Нейроны, принадлежащие разным объектам, работают либо с некоррелированным уровнем активности, либо не в фазе, что зависит от уровня шума в сети.

Взаимное ингибирование между двумя блоками сети, которые чувствительны к различным типам признаков в одном местоположении, и торможение между блоками сети, которые чувствительны к одному свойству, но имеют разное местоположение, а также глобальное ингибирование используются для поддержания необходимого уровня конкуренции между осцилляторами и для предотвращения глобальной синхронизации всей сети.

Эта модель была усовершенствована в работе [23], в которой разработана двумерная сеть LEGION (Locally Excitable, Globally Inhibitory Oscillator Network), работающая с использованием одного тормозного нейрона (рис. 6). Рассмотрим организацию и работу этой сети подробнее.

Сеть состоит из релаксационных осцилляторов Термана-Ванга, которые являются модифицированной версией осциллятора Ван-дер-Поля. Каждый осциллятор

$$\begin{aligned}\frac{dx_i}{dt} &= 3x - x^3 + 2 - y_i + I_i + S_i + \eta(t), \\ \frac{dy_i}{dt} &= \varepsilon \left[\alpha \left(1 + \tanh\left(\frac{x_i}{\beta}\right) \right) - y_i \right].\end{aligned}$$

представляет собой петлю прямой и обратной связи между возбуждающим x_i и тормозным y_i элементами. Здесь I_i — внешняя стимуляция, η — шум, $\varepsilon, \alpha, \beta$ — параметры ($\varepsilon \ll 0$ — малый параметр), S_i — сигнал, приходящий от других осцилляторов сети.

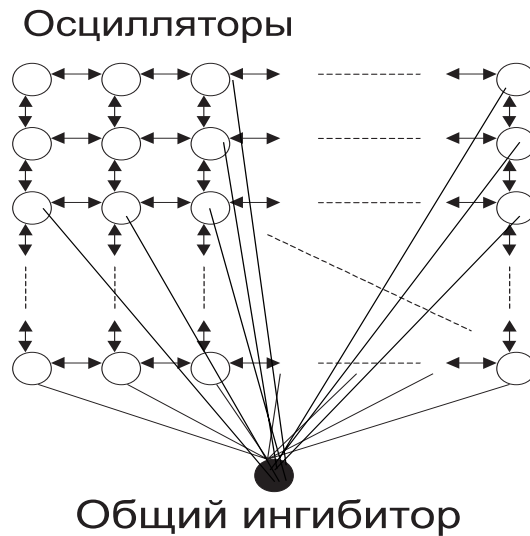


Рис. 6. Двумерная осцилляторная сеть LEGION

Рассмотрим изолированный осциллятор без шума и с постоянным внешним сигналом I . В фазовом пространстве (x, y) изоклина $dx/dt = 0$ представляет собой кубическую функцию, а изоклина $dy/dt = 0$ — сигмоидальную функцию. Если $I_i > 0$, изоклины пересекаются в единственной неустойчивой стационарной точке. В результате система порождает предельный цикл, который представляет собой смену периодов с относительно высокими и относительно низкими значениями x . Эти периоды называются фазой покоя и активной фазой, соответственно. В случае $I_i < 0$ изоклины имеют пересечение в устойчивой стационарной точке. В этом случае периодическое решение отсутствует.

При включении осцилляторов в сеть сигналы, приходящие на осцилляторы, имеют вид

$$S_i = \sum_{k \in N(i)} W_{ik} h(x_k - \theta_x) - W_z h(z - \theta_z),$$

где h — функция Хевисайда, $N(i)$ — осцилляторы, соседние с осциллятором i (в простейшем случае $N(i)$ включает четырех ближайших соседей, как это

показано на рис. 6), W_{ik} — параметры связи с соседними осцилляторами, θ_x, θ_z — пороги, W_z — вес тормозной связи от общего ингибитора z , чья активность определяется как

$$\frac{dz}{dt} = \mu(\sigma_\infty - z),$$

где параметр μ задает скорость реакции тормозного нейрона; $\sigma_\infty = 1$, если $x_i > \theta_z$ хотя бы для одного осциллятора, и $\sigma_\infty = 0$ в любом другом случае.

Особенностью сети является зависимость величины возбуждающих связей W_{ik} от внешнего сигнала. Динамические веса W_{ik} формируются на основе перманентных весов T_{ik} согласно следующей динамике:

$$\begin{aligned} \frac{du_i}{dt} &= \lambda(1 - u_i)I_i - \nu u_i, \\ \frac{dW_{ik}}{dt} &= T_{ik}u_iu_k \sum_{k \in N(i)} W_{ik} - W_{ik} \sum_{j \in N(i)} T_{ij}u_iu_j. \end{aligned}$$

Параметры этой системы подобраны так, что когда $I_i > 0$, то $u_i \rightarrow 1$. В случае, если осциллятор не стимулирован ($I_i < 0$), то $u_i \rightarrow 0$. Таким образом, если активность осциллятора достаточно велика, то его воздействие на окружающие осцилляторы возрастает. Благодаря этому достигается надежная синхронизация в группе осцилляторов, представляющих один объект.

В результате конкуренции, вызванной тормозным нейроном, «побеждает» тот ансамбль осцилляторов, активность которого растет быстрее, в то время как активность других осцилляторов будет подавлена. Через какое-то время активность ансамбля подавляется тормозным нейроном, после чего сеть активирует другой ансамбль осцилляторов. Какой именно ансамбль осцилляторов активируется в тот или иной интервал времени, зависит от уровня шума, вследствие чего последовательность, в которой активируются различные ансамбли, имеет случайный характер.

В работе [24] сеть LEGION применялась для решения задач сегментации объектов на реальных медицинских изображениях и показала достаточно хорошие результаты. В качестве объектов выступали медицинские снимки, полученные с помощью ЯМР. Каждый осциллятор сети соответствовал одному пикселю изображения, представленному в градациях серого цвета. В результате сегментации изображение разделялось на несколько основных фрагментов и фон. Серьезной проблемой, связанной с работой сети, является ее ограниченная сегментирующая способность. При фиксированных параметрах сеть может различить только от 5 до 11 объектов.

Это число зависит от отношения времени, в течение которого отдельный осциллятор находится в фазе покоя, и времени, в течение которого он находится в активной фазе. Если это отношение становится слишком большим, правильный ход сегментации нарушается.

Сегментация с помощью коррелирующих шумов. Этот подход к сегментации с использованием небольшого числа тормозных нейронов был реализован в работе [25]. Идея модели состоит в том, что признаки одного объекта помечаются одним и тем же шумом, в то время как шумы, помечающие признаки разных объектов, не коррелированы. Теоретическая основа для такого использования шума состоит в предположении, что отдельный объект кодируется в локально ограниченной области первичной зоны зрительной коры, которая подвергается воздействию сильно коррелированного шума. В то же время, шум в удаленных друг от друга областях должен быть некоррелированным.

Как и в рассмотренных выше моделях, признаки объектов (форма, цвет и т. п.) воспринимаются различными кортикальными модулями (рис. 7А). Каждый модуль состоит из нескольких популяций возбуждающих нейронов и популяции тормозных нейронов. Паттерны воспринимаемых признаков (например, для модуля, отвечающего за форму, это могут быть квадрат, треугольник и т. д.) хранятся в популяциях возбуждающих нейронов. Взаимодействие между различными модулями (которое обуславливает правильную интеграцию формы объекта с его цветом) происходит только через тормозные нейроны. Сеть построена из модифицированных элементов типа Вилсона–Коуэна (напомним, что каждый элемент Вилсона–Коуэна заменяет собой популяцию нейронов, тормозных или возбуждающих). Модель состоит из модулей, каждый из которых содержит набор возбуждающих элементов и один тормозный элемент. Внутри модуля возбуждающие элементы связаны только с тормозным элементом. Модули взаимодействуют между собой через тормозные элементы.

Рассмотрим для определенности два модуля, каждый из которых содержит три возбуждающих элемента. Пусть первый модуль отвечает за форму объекта, а составляющие его элементы кодируют, соответственно, такие признаки формы, как «круг», «треугольник», «квадрат» (можно представлять себе, что возбуждающий элемент — это колонка неокортекса). Пусть второй модуль отвечает за спектральные характеристики, а содержащиеся в нем возбуждающие элементы кодируют такие признаки, как «красный»,

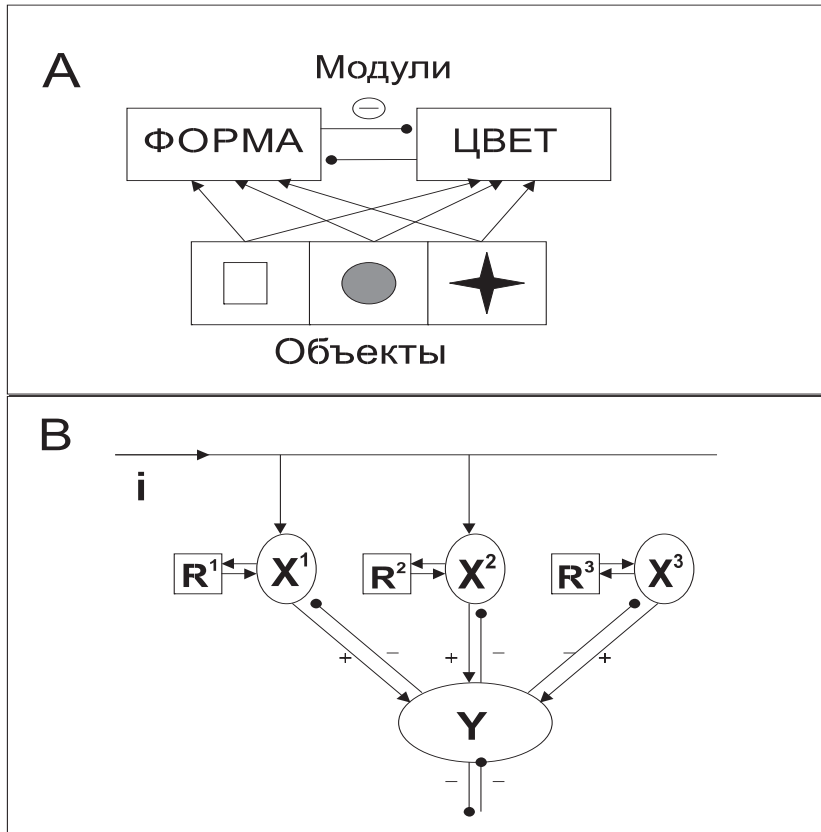


Рис. 7. Сегментация с помощью коррелирующих шумов

А. Схематическое изображение задачи объединения сегментов. Примеры объектов. Знаком (—) обозначены тормозные связи между двумя модулями.
В. Блок-схема модели.

«зеленый», «синий». Внешние сигналы приходят на возбуждающие элементы. Например, одновременное предъявление зеленого круга и красного квадрата приведет к подаче внешних сигналов на первый и третий элементы первого модуля и первый и второй элементы второго модуля.

Формально динамика модели описывается следующим образом. Пусть x_i^m — активность возбуждающих элементов в i -ом модуле; y_i — активность тормозного элемента в i -ом модуле. Особенность элементов состоит в том, что пороги возбуждающих элементов являются динамическими переменными r^m . Система уравнений для случая двух модулей имеет вид

$$\begin{aligned}\frac{dx_{1,2}^m}{dt} &= -x_{1,2}^m + F(Ax_{1,2}^m - By_{1,2} - \theta^E - br_{1,2}^m + i_{1,2}^m), \\ \frac{dy_{1,2}}{dt} &= -y_{1,2} + F(C \cdot X_{1,2} - Dy_{1,2} - \theta^I - \lambda y_{2,1}), \\ \frac{dr_{1,2}^m}{dt} &= (c - 1)r_{1,2}^m + x_{1,2}^m, \\ X_{1,2} &= \sum_m x_{1,2}^m.\end{aligned}$$

Здесь $c < 1$, θ^E и θ^I — фиксированные значения порогов для возбуждающих и тормозных нейронов, $i_{1,2}^m$ — внешний сигнал. Нижние индексы указывают на два различных модуля, которые объединяются через член $\lambda y_{2,1}$. На рис. 7В схематически представлены популяции и связи, отвечающие переменным, входящим в указанные дифференциальные уравнения. На рисунке представлен один из модулей с тремя кортикальными колонками. При $\lambda = 0$ каждый модуль демонстрирует феномен сегментации: чередование активностей популяций, кодирующих разные признаки, обеспечивается тормозными элементами.

Для интеграции сегментов информации от двух объединенных модулей ($\lambda \neq 0$) на них вместе с постоянной составляющей внешнего входного сигнала подается шум. Используемый входной сигнал приобретает вид

$$i^m(t) = 0.1 + 0.1[\rho^m(t) - 0.5],$$

где ρ^m — случайная величина, распределенная между 0 и 1.

Динамика активности элементов сети имеет колебательный характер и организована следующим образом. Допустим, что на вход сети подаются изображения красного квадрата и синего треугольник. Тогда, как показывают результаты имитационного моделирования, активности популяций

$x_1^{\text{КРАСНЫЙ}}$ и $x_2^{\text{КВАДРАТ}}$ синхронизированы с нулевым сдвигом фаз, активности $x_1^{\text{СИНИЙ}}$ и $x_2^{\text{ТРЕУГОЛЬНИК}}$ также синхронизированы с нулевым сдвигом фаз. В то же время пары $(x_1^{\text{КРАСНЫЙ}}, x_1^{\text{СИНИЙ}})$ и $(x_1^{\text{КВАДРАТ}}, x_1^{\text{ТРЕУГОЛЬНИК}})$ работают в противофазе.

Если модули кодируют по три признака, а сети предъявляются, соответственно, три объекта, то правильная сегментация также возможна, хотя это и занимает несколько больше времени. В случае же, если количество кодируемых признаков превышает три, возникает вероятность ложной интеграции признаков, что интерпретируется в терминах иллюзий, известных из психологических экспериментов. Типичным примером являются эксперименты, когда испытуемому предъявляется экран, на который проецируются (с коротким временем экспозиции) образы объектов с различными цветом и формой. За счет этого достигается рассеивание внимания по всему экрану. Тогда возможен случай, когда испытуемый сообщает о появлении на экране зеленого квадрата, в то время как представлены красный квадрат и зеленый круг. Таким образом, правильная интеграция признаков требует фокусировки внимания.

Модели зрительного внимания

Ограниченная работоспособность зрительной системы не позволяет ей одновременно анализировать несколько различных объектов, представленных в сложной зрительной сцене. Под селективным вниманием подразумевается процесс, с помощью которого из зрительного поля отбираются сегменты информации для более детальной дальнейшей переработки. Зрительное внимание иногда ассоциируют с ограниченной областью, которая может варьировать в размере и сканирует объекты в зрительном поле со скоростью 30–50 мс. Предполагается, что внимание фильтрует информацию, отдавая предпочтение объектам в фокусе внимания и подавляя информацию об объектах за пределами фокуса внимания. На самом деле, столь высокая скорость, с которой внимание как будто бы переходит с одного объекта на другой, вызывает сомнения, поэтому вопрос о том, в каких случаях внимание работает путем последовательного перебора объектов, а в каких путем параллельного селектирования входной информации, является предметом исследования и незавершенных дискуссий [26].

Поведение, соответствующее зрительному вниманию, можно наблюдать и количественно оценивать на нейронном уровне. В работе [27] пред-

ставлены результаты экспериментов, проводившихся на обученных макаках. Было обнаружено, что средняя скорость генерации спайков нейронами зависит от того, на чем животное сосредотачивает внимание: на стимуле, расположенном в рецептивном поле нейрона, или на стимулах, лежащих вне рецептивного поля нейрона. В первичных зонах зрительной коры V1 и V2 спайковая активность под действием внимания модифицируется — либо возрастает, либо подавляется. Данный эффект проявлялся только для стимулов, близких к ориентации, на которую реагирует клетка, и только в присутствии конкурирующего стимула с другой ориентацией. С другой стороны, в области V4 реакция клеток не зависела от ориентации стимулов. Более того, модулирующий эффект внимания наблюдался для изолированных стимулов.

Другие исследования строились на экспериментах, в которых более чем один стимул размещался в рецептивном поле нейрона из области V4 [28, 29]. Когда два различных объекта (скажем, красный и зеленый), размещались в рецептивном поле нейрона, селективного к красному цвету, нейрон реагировал интенсивно, если внимание животного сосредотачивалось на красном объекте. Если же внимание фокусировалось на зеленом объекте, то нейрон реагировал слабее.

Модель нейронных механизмов селективного внимания, основанная на временной корреляции нейронов

В работе [30] представлена модель зрительного внимания, предназначенная для объяснения результатов экспериментов [28, 29] и основанная на временной корреляции групп нейронов. Модель базируется на гипотезе о том, что под воздействием фокуса внимания в первичной зоне зрительной коры (V2) происходит временная модуляция серий спайков, генерируемых нейронами, являющимися пресинаптическими к нейронам из области V4 (внутри фокуса внимания). При этом, в согласии с экспериментом, не происходит изменения средней скорости генерации спайков нейронами V2. Внимание проявляется лишь в том, что нейроны V2, лежащие в фокусе внимания, начинают одновременно генерировать спайки чаще, чем нейроны вне фокуса внимания. Синхронизация спайков на уровне V2 и является меткой, позволяющей распознать признаки объекта в фокусе внимания на уровне V4. На высших уровнях (V4 и далее) сигналы от выделенных вниманием нейронов начинают конкурировать с сигналами от других групп

нейронов, что приводит к подавлению активности нейронов в V4 за пределами фокуса внимания.

Общая структура модели показана на рис. 8А. Сигналы от сетчатки (10×10 пикселей) подаются через латеральные геникулярные ядра в область V1 (не показаны на рис. 8А), откуда они поступают в область V2, где происходит их модуляция. Предполагается, что клетки в V2 чувствительны к одному из двух разных признаков, красному или зеленому цветам. Далее сигналы проецируются на нейронные колонки (рис. 8В) в области V4, состоящие из возбуждающих пирамидальных и тормозных интернейронов. Рецептивные поля нейронов V4 больше, чем у нейронов V2 (это отражает тот экспериментальный факт, что рецептивные поля нейронов увеличиваются по мере продвижения к более высоким уровням зрительной коры).

Конкуренция в V4 возникает за счет того, что тормозные нейроны ингибируют активности пирамидальных клеток с селективностью к противоположному свойству. Поступление на вход «зеленого» тормозного нейрона в V4 синхронизованных сигналов от «красных» нейронов слоя V2 повышает его активность, что в свою очередь влечет подавление активности «зеленых» возбуждающих нейронов в V4. Важно отметить, что эта схема торможения применяется только к возбуждающим нейронам в V4, имеющим сильно пересекающиеся рецептивные поля в V2.

Импульсы от нейронов из V2 генерируются с помощью пуассоновского процесса со средней скоростью λ , которая является суммой скоростей спонтанной активности λ_{SPONT} и стимул-зависимой активности λ_0 . Если представлен стимул, предпочитаемый клеткой (красный или зеленый), то λ_0 выбирается пропорционально степени пространственного перекрытия рецептивного поля клетки со стимулом

$$\lambda_0 = \lambda_{\text{max}} \cdot \text{overlap},$$

где $\lambda_{\text{max}} = 200$ Гц и overlap варьируется между 0 (стимула нет) и 1 (стимул полностью покрывает рецептивное поле). Для выполнения модуляции используется неоднородный пуассоновский процесс, скорость которого зависит от времени. События этого процесса не соответствуют потенциалам действия нейронов V2, но соответствуют последовательности синхронного нарастания и подавления скоростей спайков всех нейронов, включенных во внимание. Таким образом, средняя скорость генерации спайков нейроном

$$\lambda(t) = \lambda_0 P(t) + \lambda_{\text{SPONT}},$$

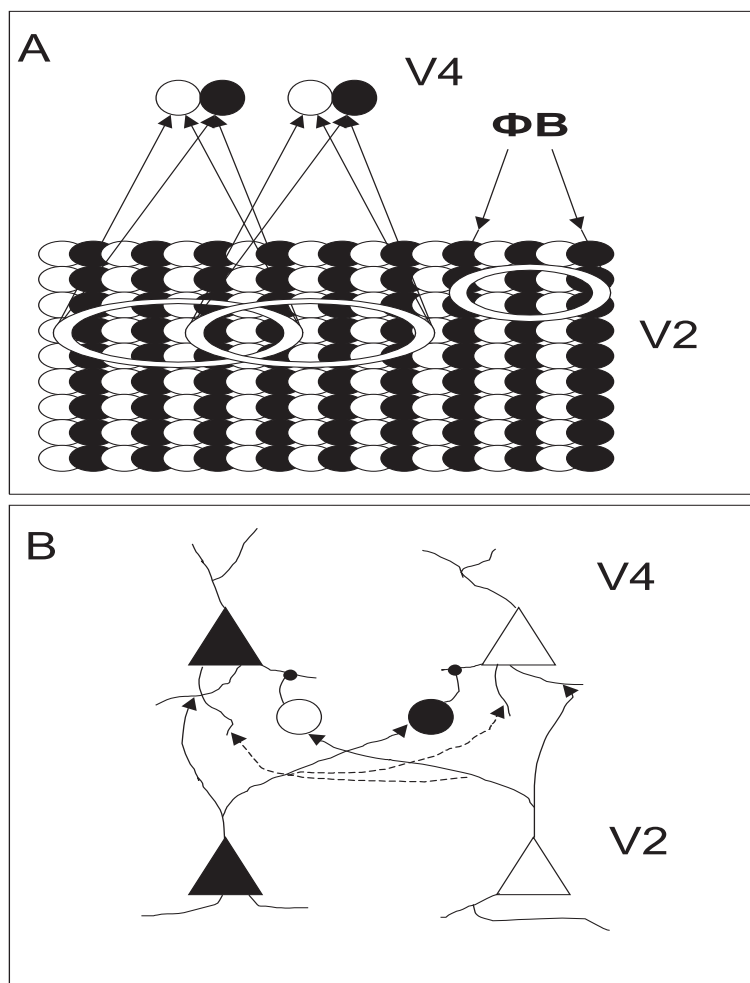


Рис. 8. Модель селективного внимания

А. Рецептивные поля клеток области V4, ФВ — фокус внимания. **В.** Синаптические связи между нейронами областей V2 и V4.

где $P(t) = 1$, исключая период модуляции. Если период модуляции начинается в момент t_0 , тогда

$$P(t) = \begin{cases} 8, & t_0 \leq t < t_0 + 2.5 \text{ мс}, \\ 0, & t_0 + 2.5 \leq t \leq t_0 + 17.5 \text{ мс}. \end{cases}$$

Такой вид функции $P(t)$ гарантирует, что средняя скорость спайков всегда постоянна (не зависит от наличия или отсутствия модуляции). Нейронные колонки области V4 состоят из двух типов нейронов. Тормозные нейроны работают как детекторы совпадений и определяют корреляции на входе. Возбуждающие нейроны являются выходными, они передают сигнал высшим кортикальным областям. Нейроны обоих типов получают входные сигналы от всех 100 нейронов V2. Основное отличие между типами нейронов — поведение порога срабатывания. Возбуждающие нейроны имеют не зависящий от времени порог $\theta = 15$ мВ, в то время как порог тормозных нейронов представляет собой гладкое усреднение мембранного потенциала клетки с временной константой τ_θ . Предполагается, что порог в среднем превышает мембранный потенциал на величину $\theta_0 = 7$ мВ. Поэтому для тормозных нейронов порог задается дифференциальным уравнением

$$\tau_\theta \frac{d\theta}{dt} = -\theta + \theta_0 + V + D(V_{Na} - V)s(t),$$

где D — константа и $V_{Na} = 100$ мВ — натриевый обратный потенциал, $s(t)$ — потенциал действия (равен 1 или 0). Уравнение для мембранного потенциала

$$\tau \frac{dV}{dt} = -V + I + g_K(V_K - V),$$

где τ — временная константа, I — нормированный синаптический ток. Последний член в уравнении представляет деполяризацию мембраны, g_K — проводимость калиевых каналов.

Синаптический ток является результатом синаптической проводимости и разности между величинами $V(t)$ и соответствующего обратного потенциала. Натриевые каналы активируются возбуждающими синапсами, а хлорные — ингибирующими синапсами. Поэтому общий синаптический ток

$$I = g_{exc}(V - V_{Na}) + g_{inh}(V - V_{Cl}).$$

Изменения синаптических проводимостей постсинаптических нейронов V4 (g_{exc} и g_{inh}) вызываются потенциалами действия нейронов V2.

Пусть t_{ij}^S — момент j -го спайка от i -го пресинаптического нейрона V2 с той же избирательностью к признаку, что и нейрон в V4, и пусть W_{exc}^S — вес связи между этими нейронами. Аналогично t_{ij}^P и W_{exc}^P — соответствующие момент спайка и вес связи для нейронов из V2 с другой избирательностью (предполагается $W_{exc}^S > W_{exc}^P$). Кроме этого вводятся две стохастические серии спайков от других областей, соответствующие возбуждающим (спайки в моменты t_i^E) и тормозным (спайки в моменты t_i^I) входам. Изменения в проводимости возбуждающих синапсов

$$\tau_{exc} \frac{dg_{exc}}{dt} = -W_{exc}^S \sum_{i,j} \delta(t - t_{ij}^S) + W_{exc}^P \sum_{i,j} \delta(t - t_{ij}^P) + W_{exc}^E \sum_j \delta(t - t_j^E).$$

Для тормозных синапсов выражение такое же, только отсутствуют входы от V4 и нейронов со сходной избирательностью к признаку

$$\tau_{inh} \frac{dg_{inh}}{dt} = -W_{inh}^P \sum_{i,j} \delta(t - t_{ij}^P) + W_{exc}^I \sum_j \delta(t - t_j^I).$$

Когда $V > \theta$ и последний спайк пришел до периода рефрактерности (период рефрактерности выбирается случайно из интервала (2 мс, 5 мс)), тогда генерируется потенциал действия $s(t) = 1$. Клетка реполяризуется, открывая кальций-зависимые калиевые каналы, проводимость которых задана как

$$\tau_K \frac{dg_K}{dt} = -g_K + B \cdot s(t).$$

Поведение сети изучалось путем регистрации уровня синхронизации спайковой активности нейронов в V2 и V4 и построения постстимульных гистограмм импульсной активности для возбуждающих (выходных) нейронов в V4. Результаты имитационного моделирования показали качественное совпадение динамики активности в полях V2 и V4 с экспериментальными данными. При одновременной подаче двух стимулов разного цвета в рецептивное поле, общее для двух нейронов в V4, результирующая активность этих нейронов определялась тем, какой из них был в фокусе внимания. Активность нейрона вне фокуса внимания в значительной мере подавлялась. В то же время, если конкурирующий стимул подавался в другое рецептивное поле, то уровень активности соответствующего ему нейрона в V4 оставался высоким.

Модели формирования фокуса внимания

Одной из плодотворных идей в теории внимания является идея центрального исполнителя (central executive). Она была предложена Бэддели [31, 32] и оформилась в виде экспериментально обоснованной функциональной схемы в работе Коуэна [33]. Согласно этой концепции, в мозге имеется распределенная нейронная структура, которая организует процесс обмена между долговременной и кратковременной памятью и фокусом внимания.

В неявном виде центральный исполнитель уже появлялся в работах [23, 24], где его роль фактически играл общий тормозный элемент. Работа [34] модифицирует сеть из [23, 24], превращая ее в модель внимания, способную выделить из изображения наиболее проявленный (по размеру или контрастности) объект. При выборе этого объекта используется механизм «победитель получает все» (winner takes all), реализованный на осцилляторных принципах. Главным отличием данной модели является использование в ней в качестве центрального исполнителя двух тормозных элементов, быстрого и медленного. Быстрый элемент организует попеременную активность разных ансамблей осцилляторов, соответствующих объектам на изображении, как это имело место в [23, 24]. Медленный элемент позволяет идентифицировать ансамбль осцилляторов, соответствующий наиболее проявленному объекту, и подавить активность других ансамблей.

Последовательность просмотра объектов такова: сначала в фокус внимания выбираются несколько объектов (этот набор может включать, а может и не включать искомый объект), потом постепенно ненужные (менее проявленные) объекты исключаются из фокуса внимания, а более проявленные включаются в фокус внимания. Эта процедура заканчивается, когда в фокусе внимания останется один наиболее проявленный объект.

Другой подход к моделированию внимания с помощью центрального исполнителя (на наш взгляд биологически более оправданный) предложен в работах Крюкова. Опираясь на результаты Виноградовой с сотрудниками [35, 36], Крюков предположил, что роль центрального исполнителя играет септо-гиппокампальная система, и предложил использовать фазовую синхронизацию в качестве механизма взаимодействия между центральным исполнителем и структурами новой коры [37, 38].

В модели Крюкова центральный исполнитель — это такой же осциллятор, как и другие компоненты сети. Модель описывается следующей системой уравнений для так называемых фазовых осцилляторов с непрерывной

динамикой.

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A_i f(\theta_i - \theta_0), \quad (2)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega_i + B_i g(\theta_0 - \theta_i), \quad i = 1, \dots, n, \quad (3)$$

где θ_k ($k = 0, 1, \dots, n$) — фазы осцилляторов, ω_k — собственные частоты осцилляторов, A и B — параметры, задающие силу взаимодействия между осцилляторами, f и g — функции взаимодействия (периодические), производная $d\theta_k/dt$ описывает текущую частоту осциллятора. Уравнение (2) задает динамику центрального осциллятора (ЦО), который играет в модели роль центрального исполнителя. Уравнение (3) описывает динамику кортикальных осцилляторов (колонок неокортекса — популяций взаимодействующих возбуждающих и тормозных нейронов), которые мы будем называть периферическими осцилляторами (ПО). Каждый ПО кодирует определенный признак и является активным, если этот признак присутствует на входном изображении.

С технической точки зрения достоинством архитектуры системы (2)–(3) является то, что в ней глобальное взаимодействие между осцилляторами осуществляется через центральный элемент. Это позволяет избежать связей типа «все на все», ограничившись числом связей, имеющим тот же порядок, что и число элементов в сети. Отметим, что в отличие от модели внимания с центральным элементом, рассматриваемой в следующем подразделе, связи между ЦО и ПО имеются как в прямом, так и в обратном направлении. Это значительно увеличивает возможности выбора нужного режима синхронизации между ЦО и ансамблями ПО.

При подходящих значениях параметров системы возникает синхронизация между ЦО и всеми или частью ПО. Под синхронизацией здесь понимается работа осцилляторов с одной и той же текущей частотой (при этом между синхронизованными осцилляторами может быть некоторая фиксированная разность фаз). Считается, что те ПО, которые работают синхронно с ЦО, формируют фокус внимания, а остальные осцилляторы представляют собой признаки отвлекающих стимулов (дистракторов). Какие именно ПО войдут в фокус внимания, зависит от параметров системы и может регулироваться путем подходящей модификации этих параметров, в частности, в процессе обучения.

Математическое исследование, проведенное в [18, 39] для случая синусоидальной функции взаимодействия между осцилляторами, позволило описать различные режимы синхронизации (полной или частичной) в системе (2)–(3). В терминах параметров системы были получены условия, при которых может формироваться тот или иной фокус внимания, и описаны возможные промежуточные стадии, возникающие при смене одного фокуса внимания другим.

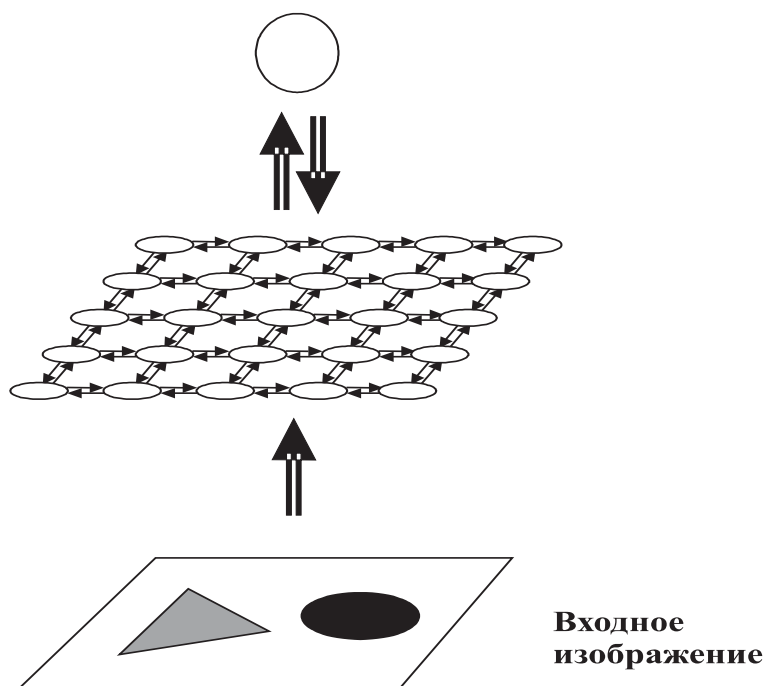


Рис. 9. Архитектура связей в модели формирования фокуса внимания

Хотя модель (2)–(3) позволяет при подходящем выборе параметров включить в фокус внимания любой набор ПО, вопрос об автоматическом формировании требуемых параметров в рамках этой модели остается открытым. При неудачном выборе параметров возможна ситуация,

когда в фокус внимания попадут ПО, кодирующие признаки разных объектов (появление «химеры»). Эта проблема становится особенно острой, если собственные частоты ПО, кодирующих разные объекты, оказываются близки друг другу. В силу сравнительной узости используемого диапазона собственных частот (например, в случае тета-ритма это 4–10 Гц), вероятность совпадения этих частот достаточно велика. В рассматриваемой ниже модели внимания [40] эти недостатки преодолены за счет использования (дополнительно к фазовой синхронизации) принципа резонанса — резкого возрастания амплитуды ПО, работающего синфазно с ЦО. Эта модель позволяет выбирать из имеющихся на изображении объектов один связный объект и включать его в фокус внимания. При этом предпочтение отдается объектам с большей площадью и большей контрастностью по отношению к фону.

Архитектура связей модели представлена на рис. 9. Как и в модели (2)–(3), сеть состоит из центрального осциллятора, имеющего прямые и обратные связи с периферическими осцилляторами. ПО расположены в узлах плоской решетки и имеют локальные связи с ближайшими соседями.

Входное изображение задано на плоской решетке того же размера, что и решетка ПО; таким образом, каждый ПО получает входной сигнал от своего пикселя на изображении. Этот сигнал задает собственную частоту ПО, которая тем выше, чем выше контрастность пикселя по отношению к фону. ПО, получающие сигнал от пикселей фона, не активны и не участвуют в функционировании сети.

Каждый осциллятор описывается тремя переменными: фазой колебаний, амплитудой колебаний и собственной частотой осциллятора. Динамика сети определяется уравнениями

$$\frac{d\theta_0}{dt} = \omega_0 + \frac{w}{n} \sum_{i=1}^n a_i v(\omega_i) g(\theta_i - \theta_0), \quad (4)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \omega_i - a_0 w_0 h(\theta_0 - \theta_i) + w_1 \sum_{j \in N_i} a_j p(\theta_j - \theta_i) + \rho, \quad i = 1, \dots, n, \quad (5)$$

$$\frac{da_i}{dt} = \beta_1 [-a_i + \gamma f(\theta_0 - \theta_i)]^+ + \beta_2 [-a_i + \gamma f(\theta_0 - \theta_i)]^-, \quad (6)$$

$$\frac{d\omega_0}{dt} = \alpha \frac{w}{n} \sum_{i=1}^n a_i v(\omega_i) g(\theta_i - \theta_0) = -\alpha \left[\omega_0 - \frac{d\theta_0}{dt} \right]. \quad (7)$$

В этих уравнениях θ_0 — фаза ЦО, θ_i — фазы ПО, ω_0 — собственная частота ЦО, ω_i — собственные частоты ПО, a_0 — амплитуда ЦО (можно считать, что $a_0 = 1$), a_i — амплитуды ПО, w, w_0, w_1 — параметры (положительные константы), задающие силу взаимодействия между осцилляторами, n — число активных ПО (только активные ПО включены в уравнения (4)–(6)), N_i — набор активных осцилляторов в ближайшей окрестности осциллятора i , ρ — гауссовский шум со средним 0 и дисперсией σ^2 , функции g, h, p задают взаимодействие между осцилляторами (эти функции 2π -периодические, нечетные, одномодальные в интервале периода), функция v положительная и монотонно возрастающая, она обеспечивает усиление влияния на ЦО тех ПО, которые получают больший внешний входной сигнал, функция f управляет динамикой амплитуды ПО и переходом в резонансное состояние (f — периодическая, четная, положительная, одномодальная в интервале периодичности, с максимумами в точках $2\pi k$), $\alpha, \beta_1, \beta_2, \gamma$ — параметры (положительные константы). Значения ω_i определяются внешним входным сигналом, а переменные $\theta_0, \theta_i, \omega_0, a_i$ характеризуют текущее состояние системы. По определению,

$$(x)^+ = \begin{cases} x, & \text{для } x \geq 0, \\ 0, & \text{для } x < 0, \end{cases} \quad (x)^- = \begin{cases} x, & \text{для } x \leq 0, \\ 0, & \text{для } x > 0. \end{cases}$$

Уравнения (4)–(5) являются уравнениями фазовой синхронизации. Связи от ПО к ЦО и локальные связи между ПО синхронизирующие. С помощью локальных связей между ПО формируются синфазные ансамбли осцилляторов, соответствующие связным объектам на изображении. С помощью связей от ПО к ЦО происходит синхронизация ЦО с одним из ансамблей синхронно работающих ПО. Связи от ЦО к ПО десинхронизирующие. С помощью этих связей десинхронизируется активность разных ансамблей ПО. Это препятствует вовлечению в синхронизацию с ЦО сразу нескольких ансамблей осцилляторов, что соответствовало бы включению в фокус внимания нескольких объектов. В соответствии с (4)–(5) различные ансамбли осцилляторов конкурируют за синхронизацию с ЦО. Чем больше ансамбль и чем больше контрастность объекта, соответствующего этому ансамблю, тем сильнее синхронизирующее влияние ансамбля на ЦО, и тем скорее данный ансамбль будет включен в фокус внимания.

Шум ρ в (5) используется как дополнительный источник десинхронизации между различными ансамблями ПО. Благодаря шуму происходит рандомизация положения в фазово-частотном пространстве различных ансамблей осцилляторов, что делает их «различимыми» для ЦО.

В качестве функций взаимодействия в (4)–(5) используются

$$h(\phi) = p(\phi) = \sin \phi,$$

$$g(\phi) = \begin{cases} 10\phi, & \text{для } 0 \leq \phi < 0.1, \\ -4\phi + 1, & \text{для } 0.1 \leq \phi < 0.2, \\ -0,1\phi + 0,62, & \text{для } 0.2 \leq \phi \leq \pi, \\ -g(-\phi), & \text{для } -\pi < \phi < 0. \end{cases}$$

Вне интервала $(-\pi, \pi)$ функция $g(\phi)$ продолжается как периодическая.

Уравнение (6) описывает динамику амплитуд ПО и обеспечивает резонансное возрастание амплитуды при долговременном совпадении фаз ЦО и ПО. Функция $f(x)$ имеет вид

$$f(x) = F((\cos x)^+),$$

где $F(y)$ — сигмообразная функция вида

$$F(y) = \zeta + \frac{\exp((y - \xi)/\eta)}{1 + \exp((y - \xi)/\eta)}.$$

Параметры ξ и η выбраны так, чтобы $F(y)$ приближалась к максимальному значению $1 + \zeta$ при $y \rightarrow 1$; при убывании y функция $F(y)$ быстро убывает до уровня ζ . В результате оказывается, что амплитуда ПО возрастает до максимального значения $a_{\max} = \gamma(1 + \zeta)$ при синфазной работе ПО и ЦО; амплитуда принимает минимальное значение $a_{\min} = \gamma\zeta$, если фазы ПО и ЦО существенно различаются (ζ на порядок меньше 1).

Считается, что ПО перешел в резонансное состояние, если его амплитуда превысила порог $R = 0,8a_{\max}$. Параметры β_1 и β_2 задают скорость возрастания и убывания амплитуды. Те ПО, которые находятся в резонансном состоянии, считаются включенными в фокус внимания. Это согласуется с экспериментальными данными, согласно которым активность нейронов в фокусе внимания повышена по сравнению с активностью нейронов за пределами фокуса внимания [28, 29, 41, 42].

Уравнение (7) описывает механизм адаптации собственной частоты ЦО. В соответствии с этим уравнением ω_0 стремится к текущему значению частоты ЦО. Такая адаптация позволяет ЦО «настраиваться» на тот ансамбль ПО, с которым ЦО собирается синхронизоваться. Параметр α задает скорость адаптации.

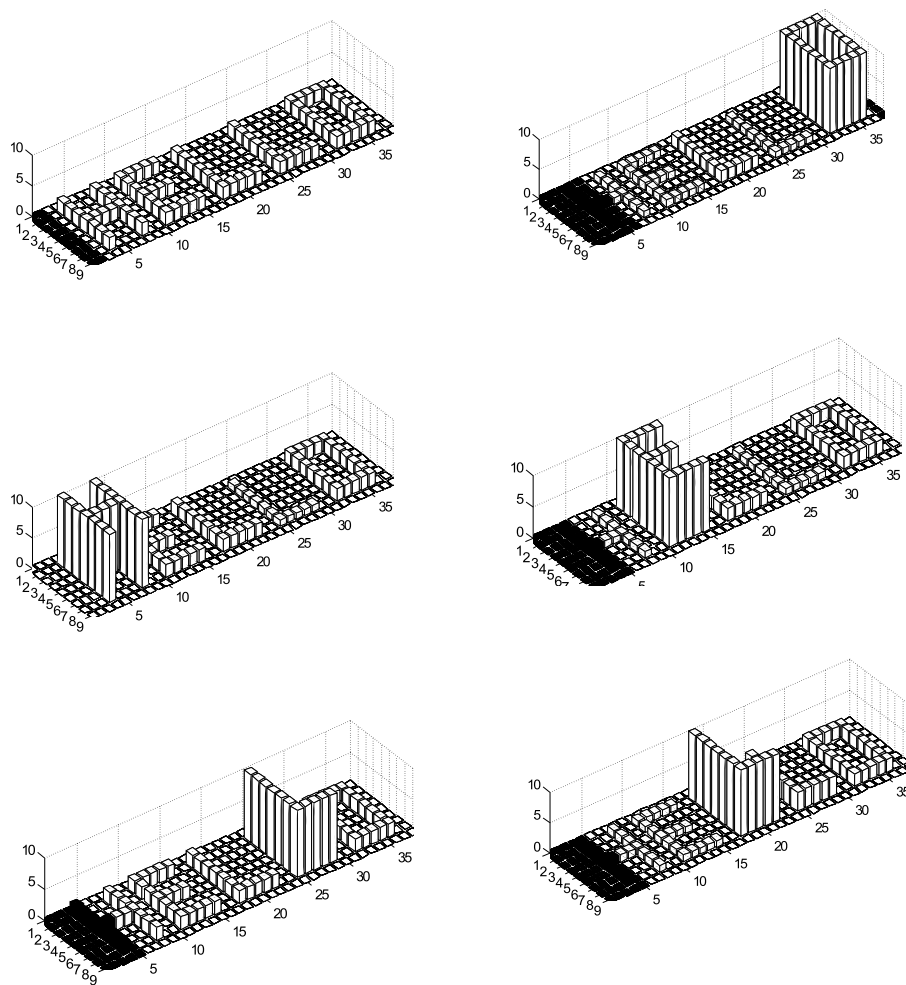


Рис. 10. Амплитуды периферических осцилляторов в различные моменты времени при последовательном выборе объектов

Помимо выбора наиболее заметного объекта в фокус внимания, модель (4)–(7) может работать и в режиме последовательного выбора в фокус внимания всех имеющихся на изображении объектов. Для этого ее достаточно пополнить условием, что объект после определенного времени нахождения в фокусе внимания блокируется, так что соответствующие ему ПО не могут взаимодействовать с ЦО. В этом случае фокус внимания освобождается от уже просмотренных объектов, и в него включаются другие объекты, расположенные на изображении, в порядке, соответствующем их яркости и размеру. На рис. 10 показан пример работы модели с изображением, представляющим собой напечатанное слово “HELLO”, буквы которого рассматриваются как отдельные объекты. Система последовательно выбирает буквы и переводит осцилляторы, соответствующие этим буквам, в резонансное состояние. Поскольку яркость всех черных пикселей предполагается одинаковой, порядок выбора букв определяется их размером.

Модель селективного внимания и задачи зрительного поиска

Одной из классических задач, связываемых с использованием системы внимания, является задача зрительного поиска. При зрительном поиске испытуемый осматривает дисплей, по которому случайным образом распределены объекты, с целью найти заранее заданный объект. Заданный объект является целью поиска, все другие объекты в данном случае играют роль отвлекающих стимулов (дистракторов). Обычно решение (правильное или ошибочное) должно быть принято за короткое время и при неподвижных зрачках, фиксированных на центр изображения.

Эксперименты по зрительному поиску можно разделить на два типа: поиск по одному признаку и поиск по нескольким признакам. В первом случае объект поиска отличается от дистракторов только одним признаком. Например, это может быть поиск зеленой буквы Т среди красных Т. Во втором случае цель отличается от дистракторов более чем одним признаком. Например, поиск зеленой буквы Т среди красных букв Т и зеленых букв Х. Важной измеряемой величиной является время поиска как функция от числа объектов. Как показывают эксперименты [8–10], в случае поиска по одному признаку цель определяется быстро за время, не зависящее от числа дистракторов на экране. В случае поиска по нескольким признакам время поиска линейно возрастает с ростом числа дистракторов. В связи с этими результатами принято считать (несколько упрощенно, в действительности ситуация более сложна [43]), что поиск по одному признаку выполняется

без использования внимания, а поиск по нескольким признакам требует привлечения внимания, с чем и связаны дополнительные затраты времени.

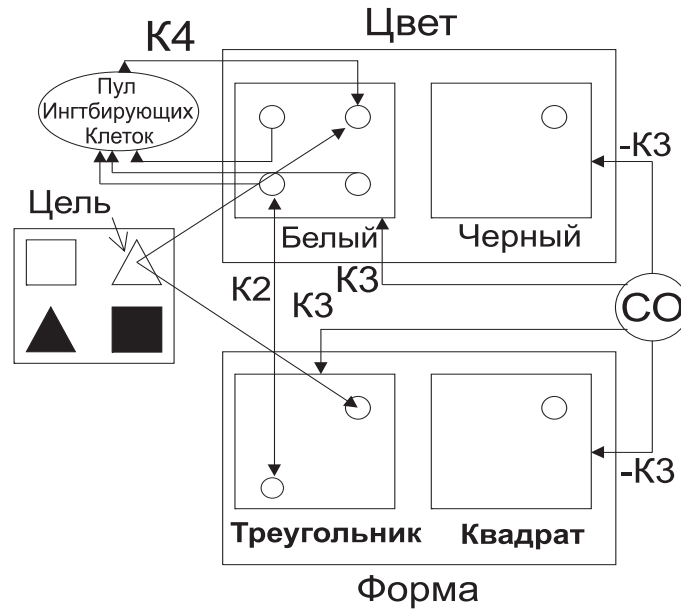


Рис. 11. Схема функционирования модели, решающей задачу зрительного поиска

На рис. 11 представлена иерархическая структура модели [44], решающая задачу поиска по одному и нескольким признакам. Основными структурными элементами модели являются колонки нейронов. Каждая колонка представляет собой сеть, построенную из импульсных фазовых осцилляторов. Динамика каждого осциллятора задается его фазой φ , которая подчиняется уравнению

$$\tau \frac{d\varphi}{dt} = -\varphi + A(t). \quad (8)$$

После того как φ достигает значения 2π (это событие соответствует моменту генерации спайка), фаза сбрасывается до нуля и вновь начинает расти

согласно (8). Переменная $A(t)$ представляет внешний стимул. В дальнейшем будет предполагаться, что $A(t) = A$. Для того чтобы сделать понятным принцип взаимодействия между осцилляторами, приведем в качестве примера описание динамики в сети из N осцилляторов, связанных по принципу «все на все»:

$$\tau \frac{d\varphi_i}{dt} = -\varphi_i + A + \eta_i(t) + \frac{1}{n} K J_i(t), \quad i = 1, \dots, N, \quad (9)$$

где K — константа связи и η — шум. Последний член в уравнении (9) представляет плотность спайков, получаемых осциллятором,

$$J_i(t) = \sum_{j \neq i}^N \sum_k \delta(t - t_j^k), \quad (10)$$

где t_j^k представляет k -й момент генерации спайка нейроном j .

Вход модели — это матрица из $S \times S$ зрительных образов (на рис. 11 $S = 2$). Положение каждого объекта определяется парой индексов (i, j) . Каждый объект имеет M признаков, а каждый признак m может принимать $L(m)$ значений (например, $L(\text{цвет}) = 2$, а именно $l = 1$ для белого и $l = 2$ — для черного). Таким образом, для каждого признака m существует $L(m)$ слоев нейронных колонок, характеризующих представленные свойства признаков. Каждая колонка идентифицируется индексами $ijml$. Для простоты будем считать, что $L(m) = L$.

Нейроны в колонке взаимодействуют с константой связи K_1 . Связи между колонками, имеющими одинаковое топографическое положение, но кодирующими свойства разных признаков, взаимодействуют с константой K_2 . Предполагается, что селективное внимание приводит к конкуренции между колонками, отвечающими за разные объекты. Поэтому в каждом нейронном слое нейроны каждой колонки взаимодействуют через пул тормозных нейронов с отрицательной силой связи $-K_4$.

Для осуществления задачи поиска используется заранее известная информация о цели. Функцию запоминающего механизма выполняет изолированная колонка — центральный осциллятор (ЦО). Цель поиска кодируется с помощью связей между ЦО и колонками, кодирующими признаки: если колонки принадлежат уровням, кодирующим признаки, соответствующие объекту поиска, то их связи с ЦО равны K_3 , для колонок, кодирующих другие признаки, связи равны $-K_3$. Если, например, нужно найти белый

треугольник, то положительные связи будут между ЦО и уровнями с индексами $l = \text{«белый»}$ для $m = \text{«цвет»}$ и $l = \text{«треугольник»}$ для $m = \text{«форма»}$.

Эволюция всей системы задана уравнениями

$$\begin{aligned} \tau \frac{d\varphi_{nijml}}{dt} &= -\varphi_{nijml} + A_{nijml} + \eta_{ij}(t) + \\ &+ \frac{1}{N} \left[K_1 \cdot J_{ijml}^1(t) + K_2 \cdot J_{ijm}^2(t) + \right. \\ &\left. + K_3^{ml} \cdot J^{CO}(t) - K_4 \cdot J_{ijm}^4(t) \right], \\ n &= 1, \dots, N; \quad m = 1, \dots, M; \quad l = 1, \dots, L, \\ \tau \frac{d\varphi_n^{CO}}{dt} &= -\varphi_n^{CO} + A^{CO} + \eta(t) + \frac{1}{N} K_1 \cdot J^{CO}(t), \end{aligned}$$

где A_{nijml} — внешний сигнал (в вычислениях $A_{nijml} = 2.2\pi$), показывающий присутствие свойства l признака m в позиции ij ; J^1 и J^{CO} — плотности спайков, соответствующие признаковым колонкам и ЦО, и определяемые уравнением (10). Другие плотности спайков вычисляются как

$$J_{ijm}^2(t) = \sum_{m' \neq m}^M \sum_{l'}^L J_{ijm'l'}^1(t), \quad J_{ijm}^4(t) = \sum_{i' \neq i}^S \sum_{j' \neq j}^S \sum_{l'}^L J_{i'j'ml'}^1(t).$$

Коллективные осцилляции нейронов в колонке появляются при достаточно большом K_1 . Благодаря связям между колонками с силой K_2 , осуществляется поддержание высокого уровня активности в колонках, кодирующих один объект. Нейронные уровни, отвечающие свойствам цели поиска, получают возбуждающие сигналы от ЦО через связи с силой K_3 . При этом некоторые дистракторы также получают возбуждающие сигналы, но не на всех уровнях. Только один объект из представленных на экране получает такую «помощь» на всех уровнях и выигрывает в конкуренции. Другой механизм конкуренции, включенный через пул тормозных нейронов, имеет место на каждом уровне и приводит к подавлению активностей дистракторов. Те колонки, которые осциллируют синхронно с центральным элементом, определяют фокус внимания. То есть, как и в предыдущем подразделе, внимание реализуется в виде синхронизации колонок, характеризующих свойства объекта, с центральным элементом. Но в отличие от этой модели, данная модель внимания не перебирает последовательно имеющиеся на изображении объекты, а путем параллельной обработки

находит нужный объект (заданный определенным набором признаков) и включает его в фокус внимания.

Модель тестировалась на различных изображениях, содержащих 4, 9 и 16 объектов при числе признаков $M = 2$ и числе градаций признаков $L = 2$. Результаты вычислений показали, что модель правильно отражает экспериментальные данные. Время поиска объекта по одному признаку не меняется при изменении числа дистракторов, а время поиска объекта по двум признакам линейно возрастает в зависимости от числа дистракторов. Увеличение времени в последнем случае обусловлено тем, что некоторые дистракторы получают синхронизирующие связи от центрального элемента, приходящие на один из двух имеющихся уровней. Это в свою очередь приводит к тому, что остальные дистракторы увеличивают свою активность, благодаря связям с коэффициентом K_2 . Из-за этого целевому объекту становится труднее выиграть конкуренцию за синхронизацию с ЦО, причем тем труднее, чем больше число дистракторов. Конечно, надо иметь в виду, что входная информация в модели задается довольно условно, поэтому требуются дополнительные усилия, чтобы довести эту модель до уровня обработки реальных изображений. Но идея использования признаков как источников синхронизации при поиске нужного объекта представляется нам плодотворной.

Заключение. Перспективы использования осцилляторных нейронных сетей при моделировании когнитивных функций мозга

Теория нейронных сетей выросла из попыток описать в формально-математических и вычислительных терминах способность мозга к решению сложных интеллектуальных задач. Нейронные структуры и алгоритмы, разработанные к концу 80-х годов, оказались весьма успешными в решении различных прикладных задач (формирования ассоциативной памяти, распознавания, прогноза, синтеза временных рядов и т. д.), но их функционирование лишь очень отдаленно напоминает реальные процессы, происходящие в мозге. Как правило, они не отражают структурную организацию мозга, не учитывают многие существенные детали функционирования физиологических нейронов и зачастую оперируют лишь усредненными характеристиками динамики активности нейронных ансамблей и структур. В этих рамках невозможно ни моделирование метастабильных состояний

и фазовых переходов, ни изучение пространственно-временных соотношений нейронной активности, что значительно сужает возможности кодирования и обработки информации.

Преодоление этих недостатков традиционных нейронных сетей идет по пути использования биологически более адекватных моделей элементов (импульсных нейронов, нейронов типа Ходжкина–Хаксли, многосегментных моделей нейронов), а также попыток воспроизведения динамических режимов (в частности, различных режимов колебательной активности), возникающих в реальных нейронных сетях. Наиболее биологически обоснованные нейронные сети были разработаны для моделирования движений, где сложная динамика возникает естественным путем и ее биологическая роль достаточно очевидна [45]. По-другому обстоит дело с моделированием когнитивных функций мозга. Несмотря на значительные усилия, приложенные в этом направлении за последние 15 лет, динамический подход не смог реализоваться в моделях, которые бы превосходили по своим способностям традиционные коннекционистские сети. Главная причина этого состоит в том, что роль сложной динамики нейронной активности в когнитивных процессах остается недостаточно понятой. Выдвинутые в связи с этим гипотезы еще не дошли до стадии, когда их экспериментальное подтверждение не вызывало бы сомнений. Кроме того, эти гипотезы, несмотря на свою исключительную важность (например, проблема интеграции признаков считается одной из центральных в современной нейрофизиологии), дают лишь фрагментарную картину обработки информации в мозге. Соединение этих фрагментов в цельную теорию — важнейшая задача, в решении которой нейросетевое моделирование может сыграть существенную роль.

До настоящего времени большинство динамических нейросетевых моделей было направлено на воспроизведение отдельных аспектов работы мозга. С нашей точки зрения, успех может быть достигнут тогда, когда будет разработана полномасштабная модель, в которой такие когнитивные функции как сегментация информации, внимание, детекция новизны, распознавание, кратковременная и долговременная память будут реализованы в виде системы взаимодействующих модулей. Имеющиеся в настоящее время разработки позволяют уже сейчас начать реализацию такой системы на осцилляторных принципах.

Упрощенная блок-схема системы приведена на рис. 12. Предполагается, что исходная зрительная информация должна пройти фильтрацию с помощью системы внимания, что позволило бы выделить ту часть информации, которая относится к одному объекту. Эта задача может быть решена

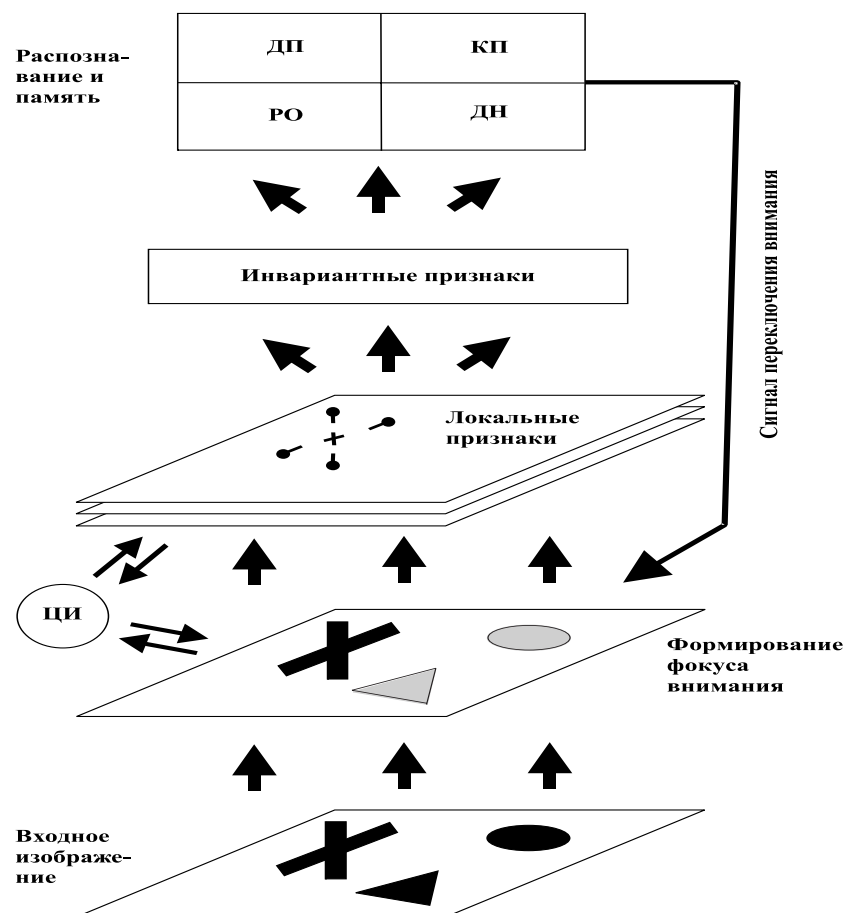


Рис. 12. Блок-схема модели когнитивных функций мозга
 ЦИ — центральный исполнитель системы внимания, ДП — долговременная память, КП — кратковременная память, РО — распознавание образов, ДН — детекция новизны. В модуле формирования фокуса внимания объект в фокусе внимания обозначен черным цветом. В модуле локальных признаков показаны геометрические признаки свободных концов (разной ориентации) и перекрещивающихся линий.

в результате взаимодействия центрального исполнителя с модулями, где формируются локальные признаки. К таким признакам относятся характеристики отдельных пикселей (яркость, контрастность, цвет), характеристики линий и их пересечений (с учетом ориентации), локальные комбинации геометрических и спектральных признаков. Эти модули соответствуют первичной и вторичной зонам зрительной коры. Синхронно работающий ансамбль осцилляторов в этих модулях может играть роль источника синхронизации для всего восходящего потока информации, относящейся к объекту в фокусе внимания. На наш взгляд, основные принципы функционирования этого модуля достаточно хорошо разработаны в существующих моделях, но практические примеры их применения к реальным изображениям весьма немногочисленны [24] и ограничиваются черно-белыми статичными изображениями. Очевидно, существующие подходы должны быть усовершенствованы и применены к анализу реальных цветных динамически меняющихся трехмерных сцен.

В следующем модуле происходит преобразование признаков в форму инвариантную к расположению объекта и масштабу. Это соответствует работе височных зон коры. Проблема инвариантности представления информации — одна из наиболее обсуждаемых в теории нейронных сетей. С нашей точки зрения, перспективным является подход, предложенный в работе [46] и основанный на иерархической «сборке» сложного объекта из более простых компонент. К сожалению, осцилляторная реализация этого подхода в настоящее время отсутствует.

Последний модуль высших когнитивных функций представляет собой наибольшую трудность. В мозге его роль играют несколько структур, такие как лимбическая кора, лобные доли коры, ассоциативные зоны. Существенным компонентом этого модуля является детекция новизны. Эта операция более простая и быстрая, чем распознавание, в то же время она позволяет избежать бесполезных затрат времени на анализ известных или несущественных для данной ситуации объектов. Осцилляторная реализация детекции новизны в гиппокампе предложена в [47, 48]. Она построена на тех же принципах, что и описанная выше модель внимания [40] и может быть легко с ней объединена. Однако это достаточно грубая модель, в которой не использованы ни управляющая активностью в гиппокампе обратная связь от гиппокампа к ретикулярной формации ствола мозга [49], ни долговременная память. Необходимо построить более совершенную модель, в которой эти пробелы были бы ликвидированы.

Наиболее серьезные проблемы в данной схеме связаны с распознаванием образов. Ничего сравнимого по эффективности с сетями обратного распространения ошибок и сетями Кохонена в осцилляторных сетях пока нет. Определенные надежды здесь могут быть связаны с разработкой осцилляторного аналога сетей типа ART (Artificial Resonance Theory) [50], поскольку принципы функционирования этих сетей наиболее близки биологическим, а используемый в них «искусственный» резонанс естественным образом может быть преобразован в реальный резонанс колебательной активности.

Существующие осцилляторные модели памяти пока что идут в основном по пути перевода на осцилляторный язык идей ассоциативной памяти Хопфилда. Один из примеров этого подхода приводился выше [20, 21]. Другой пример с использованием фазовых осцилляторов можно найти в работе [51]. К сожалению, сеть Хопфилда обладает известными недостатками (низкая емкость и большое число связей), которые переносятся и на ее осцилляторные аналоги. Поэтому перед исследователями стоит важная задача найти более эффективные и биологически более оправданные варианты ассоциативной памяти на осцилляторах.

Важную роль в реализации когнитивных функций играет обратный поток информации от верхних модулей вниз. На схеме показан простейший пример такого сигнала: после окончания процесса распознавания и запоминания объекта или в случае его детекции как известного на систему внимания должен быть послан сигнал, который позволит переместить фокус внимания на другой объект. На самом деле таких управляющих сигналов, идущих сверху вниз, достаточно много. Пример использования таких сигналов для выбора объекта с заданными признаками рассматривался выше [44].

Подводя итоги, можно утверждать, что использование осцилляторных нейронных сетей для моделирования когнитивных функций мозга имеет хорошие перспективы и может принести не только лучшее понимание принципов работы мозга, но приведет к построению более эффективных систем искусственного интеллекта. Однако, для того чтобы эти перспективы стали реальностью, специалистам по моделированию и нейробиологам нужно проделать еще достаточно сложную и интересную работу.

Участие в данной публикации *Я. Б. Казановича* было поддержано Российским фондом фундаментальных исследований (грант 03-04-48482 и грант для научных школ НШ 1872.2003.4).

Приложение. Типы нейронных сетей

Обычно осцилляторная динамика в нейронных ансамблях возникает в результате взаимодействия популяций возбуждающих и тормозных нейронов или за счет использования пейсмекерных нейронов, задающих эндогенный ритм. Различают четыре типа нейронных сетей, соответствующих типам используемых элементов [45, 52, 53].

1. *Динамика нейрона описывается системой дифференциальных уравнений.* Это могут быть уравнения ионного транспорта через мембрану, как в модели Ходжкина–Хаксли, или сегментные (multicompartment) модели нейрона, описывающие динамику токов в сегментах нейрона (дендритах, соме и аксоне). Сети из таких нейронов позволяют наиболее полно учитывать динамику реальных нейронов, но анализ динамики самой сети обычно сопряжен с трудностями.

2. *Импульсные (integrate-and-fire) нейроны.* Модель импульсного нейрона является сравнительно простым устройством, накапливающим поступающие сигналы и генерирующим импульс (спайк) при достижении порога. В этой модели могут учитываться такие аспекты функционирования реального нейрона, как абсолютная и относительная рефрактерность, синаптическая задержка при передаче сигнала, динамика постсинаптических потенциалов, шумовая компонента (имитирующая, например, далекие дендриты или синаптический шум) и т.д. До настоящего времени сети, построенные из таких нейронов, являются наиболее распространенным объектом в имитационном моделировании.

3. *Нейронные осцилляторы.* Динамика нейрона, входящего в осциллятор, описывается средним уровнем активности популяции, к которой он принадлежит. Типичным примером нейронного осциллятора является осциллятор Вилсона–Коуэна. Сети из таких осцилляторов исследуются методами теории бифуркаций, что позволяет численно и аналитически определять области параметров, при которых имеют место те или иные виды динамики сети.

4. *Фазовые осцилляторы.* В случае, когда активность нейронных ансамблей имеет осцилляторный характер, удобно описывать эту активность посредством фазового осциллятора, динамика которого характеризуется только одной переменной — фазой. Сети из фазовых осцилляторов полезны для аналитических и численных исследований условий синхронизации в сети.

С точки зрения архитектуры связей нейронные сети можно разделить на следующие типы:

1. *Сети с локальными связями, связями "все на все", а также случайными и разреженными связями.* Однородность архитектуры связей и идентичность элементов позволяют аналитически исследовать такие сети с помощью методов статистической механики.

2. *Многослойные сети с прямыми, обратными и рекуррентными связями между слоями.* Такая архитектура наиболее популярна в приложениях нейронных сетей к распознаванию образов, прогнозу, кодированию и фильтрации сигналов, запоминанию временных последовательностей.

3. *Сети с центральным элементом.* Эти сети позволяют избежать большого числа связей, характерного для полносвязных сетей, так как элементы сети взаимодействуют через центральный элемент, имеющий связи с остальными элементами.

4. *Сети со сложной архитектурой.* К этой категории относятся сети с иерархической структурой, состоящей из более простых сетей разных типов. Потребности в таких сетях возникают при решении задач многоэтапной обработки информации и при моделировании сложного поведения.

Литература

1. *Basar E.* Brain function and oscillations. – Springer-Verlag, New York, 1998.
2. *Singer W.* Neuronal synchrony: A versatile code for the definition of relations // *Neuron*, **24**, 49–65, 1999.
3. *Singer W., Gray C.M.* Visual feature integration and the temporal correlation hypothesis // *Ann. Rev. Neurosci.*, **18**, 555–586, 1995.
4. *Milner P.M.* A model for visual shape recognition // *Phys. Rev.*, **81**, 521–535, 1974.
5. *Malsburg C. von der.* The correlation theory of brain function. Internal report 81-2, Max-Planck Institute for Biophysical Chemistry, 1981 (reprinted in *Models of Neural Networks*, Eds. *E. Domany, J. L. van Hemmen, K. Schulten*. – Springer, New York, 1994, p. 95).
6. *Gray C.M., Konig P., Engel A.K., Singer W.* Oscillatory responses in cat visual cortex exhibit intercolumnar synchronization which reflects global stimulus properties // *Nature*, **388**, 334–337, 1989.
7. *Eckhorn R., Bauer R., Jordon W., Brosch M., Kruse W., Munk M., Reitboeck H.J.* Coherent oscillations: a mechanism of feature linking in the visual cortex // *Biol. Cybern.*, **60**, 121–130, 1988.

8. Treisman A., Gelade G. A feature-integration theory of attention // *Cognitive Psychol.*, **12**, 97–136, 1980.
9. Treisman A., Sato S. Conjunction search revisited // *J. Exp. Psychol.*, **16**, 459–478, 1990.
10. Treisman A. Feature binding, attention and object perception // *Philosophical Transactions. Biological Sciences*, **353**, 1295–1306, 1998.
11. Fries P., Schroder J.-H., Roefsma P.R., Singer W., Engel A.K. Oscillatory neural synchronization in primary visual cortex as a correlate of stimulus selection // *J. Neurosci.*, **22**, 3739–3754, 2002.
12. Niebur E. Electrophysiological correlates of synchronous neural activity and attention: A short review // *BioSystems*, **67**, 157–166, 2002.
13. Niebur E., Hsiao S.S., Johnson K.O. Synchrony: a neuronal mechanism for attentional selection? // *Curr. Opinion Neurobiol.*, **12**, 190–194, 2002.
14. Sporns O., Tononi G., Edelman G. Modeling perceptual grouping and figure-ground segregation by means of active reentrant connections // *Proc. Nat. Acad. Sci. (USA)*, **88**, 129–133, 1991.
15. Tononi G., Sporns O., Edelman G. Reentry and the problem of integrating multiple cortical areas. Simulation of dynamic integration in the visual system // *Cerebral Cortex*, **2**, 310–335, 1992.
16. Schillen T.B., Konig P. Binding by temporal structure in multiple feature domains of an oscillatory neural network // *Biol. Cybern.*, **70**, 397–405, 1994.
17. Neibur E., Schuster H., Kammen D. Collective frequencies and metastability in networks of limit cycles oscillators with time delay // *Phys. Rev. Lett.*, **67**, 2753–2756, 1991.
18. Borisyuk R.M., Kazanovich Y.B. Oscillatory neural network model of attention focus formation and control // *BioSystems*, **71**, 29–38, 2003.
19. Verschure P., Konig P. On the role of biophysical properties of cortical neurons in binding and segmentation of visual scenes // *Neural Comput.*, **11**, 1113–1138, 1999.
20. Ritz R., Gerstner W., van Hemmen J. Associative binding and segregation in neural network of spiking neurons // *In Models of Neural Networks*, Eds. E. Domany, J.L. van Hemmen, K. Schulten. – Springer, New York, 1994, pp.175–219.
21. Ritz R., Gerstner W., Fuentes U., van Hemmen J. A biologically motivated and analytically soluble model of collective oscillations in the cortex. II. Application to binding and pattern segmentation // *Biol. Cybern.*, **71**, 349–358, 1994.
22. Malsburg C. von der, Buhmann J. Sensory segmentation with coupled neural oscillators // *Biol. Cybern.*, **67**, 233–242, 1992.

23. Wang D. L., Terman D. Locally excitatory globally inhibitory oscillator network // *IEEE Trans. Neural Networks*, **6**, 283–286, 1995.
24. Wang D. L., Terman D. Image segmentation based on oscillatory correlation // *Neural Comput.*, **9**, 805–836, 1997.
25. Horn D., Sagi D., Usher M. Segmentation, binding, and illusory conjunctions // *Neural Comput.*, **3**, 510–525, 1991.
26. Moore C., Wolfe J. Getting beyond the serial/parallel debate in visual search: A hybrid approach // In *The Limits of Attention*, Ed. K. Shapiro. Oxford Univ. Press, Oxford, 2001, pp. 178–198.
27. Motter B. C. Focal attention produces spatially selective processing in visual cortical areas V1, V2 and V4 in the presence of competing stimuli // *J. Neurophysiology*, **70**, 909–919, 1993.
28. Moran J., Desimone R. Selective attention gates visual processing in the extrastriate cortex // *Science*, **229**, 782–784, 1985.
29. Desimone R. Neural circuits for visual attention in the primate brain // In *Neural Networks for Vision and Image Processing*, Eds. G. A. Carpenter, S. Grossberg. Bradford Book, MIT Press, Cambridge, MA, 1992, pp. 343–364.
30. Niebur E., Koch C. A model for the neural implementation of selective visual attention based on temporal correlation among neurons // *J. Comput. Neurosci.*, **1**, 141–158, 1994.
31. Baddeley A. Working memory. – Oxford Univ. Press, London, 1986.
32. Baddeley A. Exploring the central executive // *Quarterly J. Experimental Psychol.*, **40A**, 5–28, 1996.
33. Cowan N. Evolving conceptions of memory storage, selective attention and their mutual constraints within the human information-processing system // *Psychol. Bull.*, **104**, 163–191, 1988.
34. Wang D. L. Object selection based on oscillatory correlation // *Neural Netw.*, **12**, 579–592, 1999.
35. Виноградова О. С. Гиппокамп и память. – М: Наука, 1975.
36. Vinogradova O. S., Brazhnik E. S., Stafekhina V. S., Belousov A. B. Septo-hippocampal system: rhythmic oscillations, and information selection // In *Neurocomputers and Attention I: Neurobiology, Synchronization and Chaos*, Eds. A. V. Holden, V. I. Kryukov. Manchester University Press, Manchester, 1991, pp. 129–148.
37. Kryukov V. I. An attention model based on the principle of dominantia // In *Neurocomputers and Attention I: Neurobiology, Synchronization and Chaos*, Eds. A. V. Holden, V. I. Kryukov. Manchester University Press, Manchester, 1991, pp. 319–352.

38. Крюков В. И. Модель внимания и памяти, основанная на принципе доминанты и компараторной функции гиппокампа // *Журнал высшей нервной деятельности*, №1, 2004 (в печати).
39. Kazanovich Y. B., Borisyuk R. M. Dynamics of neural networks with a central element // *Neural Netw.*, **12**, pp. 441–454, 1999.
40. Kazanovich Y., Borisyuk R. Object selection by an oscillatory neural network // *BioSystems*, **67**, 103–111, 2002.
41. Treue S., Maunsell J. H. R. Attentional modulation of visual motion processing in cortical areas MT and MST // *Nature*, **382**, 539–541, 1996.
42. Kastner S., De Weerd P., Desimone R., Ungerleider L. G. Mechanisms of directed attention in the human extrastriate cortex as revealed by functional MRI // *Science*, **282**, 108–111, 1998.
43. Chun M. M., Wolfe J. M. Visual attention // In: *Blackwell Handbook of Perception*, Ch.9, Ed. E. B. Goldstein. Blackwell, Oxford, UK, 2001, pp. 272–310.
44. Corch S., Deco G. A neorodynamical model for selective visual attention using oscillators // *Neural Netw.*, **14**, 981–990, 2001
45. Борисюк Г. Н., Борисюк Р. М., Казанович Я. Б., Иваницкий Г. Р. Модели динамики нейронной активности при обработке информации мозгом — итоги «десятилетия» // *УФН*, **172**(10), 1189–1214, 2002.
46. Hummel J. E. Complementary solutions to the binding problem in vision: Implications for shape perception and object recognition // *Visual cognition*, **8**, 489–517, 2001.
47. Борисюк Р. М., Виноградова О. С., Денэм М., Казанович Я. Б., Хоппенштедт Ф. Модель детекции новизны на основе осцилляторной нейронной сети с разреженной памятью // *III Всероссийская конференция «Нейроинформатика-2001»*, Москва, МИФИ, 2001, т. 1, с. 183–190.
48. Borisyuk R., Denham M., Kazanovich Y., Hoppensteadt F. Vinogradova O. Oscillatory model of novelty detection // *Network*, **12**, pp. 1–20, 2001.
49. Vinogradova O. S. Hippocampus as comparator: the role of two input and two output systems of the hippocampus in selection and registration of information // *Hippocampus*, **11**, pp. 578–598, 2001.
50. Grossberg S. How does the cerebral cortex work? Learning, attention and grouping by laminar circuits of visual cortex // *Spatial Vision*, **12**, 163–186, 1999.
51. Kazanovich Y. B., Kryukov V. I., Luzyanina T. B. Synchronization via phase-locking in oscillatory models of neural networks // In *Neurocomputers and Attention I: Neurobiology, Synchronization and Chaos*, Eds. A. V. Holden, V. I. Kryukov. Manchester University Press, Manchester, 1991, pp. 269–284.

52. Абарбанель Г.Д.И., Рабинович М.И., Селверстон А., Рубчинский Л.Л. и др. Синхронизация в нейронных ансамблях // *УФН*, **166**(4), 363–390, 1996.
53. Sturm A. K., Konig P. Mechanisms to synchronize neural activity // *Biol. Cybern.*, **84**, 153–182, 2001.

Яков Борисович КАЗАНОВИЧ, старший научный сотрудник, кандидат физико–математических наук, сотрудник Лаборатории нейронных сетей Института математических проблем биологии РАН (Пущино, Московская область). Область научных интересов: нейросетевые модели в нейрофизиологии и психологии, теория динамических систем. Автор (соавтор) более 70 публикаций.

Вадим Вадимович ШМАТЧЕНКО, аспирант Пущинского государственного университета; Лаборатории нейронных сетей Института математических проблем биологии РАН (Пущино, Московская область); сотрудник отдела электронной микроскопии ООО «Карл Цейсс». Область научных интересов: математическое моделирование в нейрофизиологии, психологии и микробиологии, теория динамических систем.

НАУЧНАЯ СЕССИЯ МИФИ–2004

НЕЙРОИНФОРМАТИКА–2004

VI ВСЕРОССИЙСКАЯ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ

ЛЕКЦИИ
ПО НЕЙРОИНФОРМАТИКЕ
Часть 1

Оригинал-макет подготовлен Ю. В. Тюменцевым
с использованием издательского пакета $\text{\LaTeX} 2_{\epsilon}$
и набора PostScript–шрифтов *PSCyr*

Подписано в печать 25.11.2003 г. Формат 60 × 84 1/16
Печ. л. 12, 5. Тираж 200 экз. Заказ №

*Московский инженерно-физический институт
(государственный университет)
Типография МИФИ
115409, Москва, Каширское шоссе, 31*