

..ОСЦИЛЛЯТОРНАЯ СЕТЬ С САМООРГНИЗОВАННЫМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ СВЯЗЯМИ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

М.Г.Кузьмина, * Э.А.Манькин, ** И.И.Сурина **

** Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН, 125047, Москва, Россия;*

***Российский научный центр "Курчатовский Институт", 123182, Москва, Россия*

Биологически мотивированная осцилляторная модель зрительной коры мозга построена в виде сети нелинейных динамически взаимодействующих осцилляторов, локализованных в узлах трехмерной пространственной решетки. Активный элемент сети --- нейронный осциллятор, образованный парой связанных нейронов зрительной коры. Моделью осциллятора служит релаксационный осциллятор (осциллятор предельного цикла) с внутренней динамикой, параметрически зависящей от двух характеристик изображения --- яркости пикселя и ориентации отвечающего пикселю элементарного направленного сегмента. В построенном правиле сетевого связывания осцилляторов отражены данные об архитектуре зрительной коры, структуре ее связей, а также гипотеза о существовании в коре динамических связей в процессе обработки зрительной информации. Из исходной трехмерной сети выделен ее предельный вариант --- редуцированная сеть, локализованная на двумерной пространственной решетке и находящаяся во взаимно однозначном соответствии с массивом пикселей изображения. Развита метод сегментации (реконструкции) нецветных яркостных и текстурных изображений, основанный на управляемой кластерной синхронизации осцилляторов редуцированной сети. Результаты компьютерных экспериментов по сегментации нецветных синтетических изображений демонстрируют следующие возможности метода: а) качественную сегментацию чисто яркостных изображений; б) сегментацию текстур простейшего типа, включая решение задачи выделения гладких контуров изображения (contour integration).

1. ВВЕДЕНИЕ

Как известно, колебательная нейронная активность, синхронизация и резонанс используются как "рабочий инструмент" многими структурами мозга --- зрительной корой, обонятельной корой, гиппокампом, таламо-кортикальной системой, новой корой. Поэтому гипотезы о функциональной значимости синхронизации в процессах обработки информации мозгом высказывались давно (Freeman, 1978, [1]; Malsburg, 1981, [2]). Экспериментальное открытие синхронизованных колебаний в зрительной коре мозга кошки и обезьяны в 1988-1989 гг.[3,4] вызвало новый всплеск интереса к осцилляторным аспектам обработки информации зрительной системой мозга и стимулировали построение моделей нейронных сетей с колебательной динамикой и нейроморфных алгоритмов обработки изображений, основанных на синхронизации [5-12]. Обсуждение возможной роли "динамического связывания" в функционировании зрительной системы и построение осцилляторно-нейросетевых моделей активно продолжается и в настоящее время [13,14; 15-18; 19-22; 23-27].

Среди всего множества моделей динамических сетей с колебательной динамикой мы далее упоминаем и обсуждаем только модели, в которых в качестве активного элемента сети использованы релаксационные осцилляторы с двумя степенями свободы (осцилляторы предельного цикла). Прежде всего сюда относится цикл исследований Ж.Ли, в которых была построена и развита биологически мотивированная модель зрительной коры мозга [15-18]. Сетевым осциллятором в модели Ж.Ли является нейронный осциллятор, образованный парой связанных кортикальных нейронов --- возбуждающим пирамидальным нейроном и тормозным интернейроном. Модель нейронного осциллятора была впервые предложена В.Фрименом в 1978 г. [1], когда синхронизованные колебания в частотном диапазоне 40-60 Hz были открыты в обонятельной луковице и коре крысы и кролика. Вслед за В.Фрименом модель нейронного осциллятора, близко имитирующая реальный кортикальный осциллятор,

была построена Ж.Ли и Д.Хопфилдом при моделировании обонятельной системы мозга, где колебания и синхронизация играют определяющую роль в задачах распознавания запахов [28]. В модели нейронного осциллятора, развитой далее Ж.Ли в цикле работ [15-18], отражено фундаментальное свойство ориентационной селективности отклика простых клеток зрительной коры. Кроме того, в работе [15] впервые была построена пространственно трехмерная осцилляторная сеть колончатой архитектуры в качестве модели зрительной коры. При этом системы возбуждающих и тормозных связей осцилляторов были построены отдельно на основе экспериментальных нейробиологических данных о горизонтальных внутрисетевых связях в зрительной коре. Модель была испытана в задачах обработки зрительных изображений низшего уровня, включая детектирование текстур и интеграцию гладких контуров изображения. Компьютерные эксперименты продемонстрировали успешное исполнение сетью этих задач.

Другой осцилляторно-сетевой моделью, доставившей динамический метод сегментации изображений, основанный на синхронизации, является сеть LEGION, первая версия которой была создана в 1995 г. Д. Вангом и Д.Терманом [11,12]. Построение сети не было прямо связано с моделированием обработки зрительной информации мозгом. Тем не менее, ее наиболее совершенная версия [21] предоставляет высоко эффективный динамический метод сегментации нецветных полутоновых изображений, основанный на синхронизации в осцилляторной сети. Активным элементом сети является релаксационный осциллятор, внутренняя динамика которого зависит от яркости пикселя изображения. Сетевые осцилляторы локализованы в узлах двумерной решетки, находящейся во взаимно однозначном соответствии с массивом пикселей изображения. В сети имеются стационарные локальные возбуждающие связи и глобальное торможение. Кроме того, построены динамическое сетевое связывание и алгоритм его адаптации. В результате алгоритм, развитый на основе сетевой версии [21], позволяет производить качественную сегментацию реальных изображений, содержащих более 400 000 пикселей. Сравнение развитого динамического метода с несколькими современными эффективными традиционными алгоритмами продемонстрировало явное преимущество динамического метода.

Наша осцилляторная модель зрительной коры была инспирирована моделью Ж.Ли [15]. Фактически наша сеть моделирует коллективное поведение подмножества простых клеток зрительной коры на низшем уровне обработки зрительной информации (т.е. без учета каких-либо обратных связей). Сеть локализована на трехмерной пространственной решетке и имеет колончатую архитектуру, такую, что каждая колонка осцилляторов соответствует определенному пикселю изображения. При этом ряд особенностей нашей модели существенно отличают ее от модели Ж.Ли. Прежде всего это касается уровня моделирования: наша модель сформулирована полностью на языке осцилляторной системы и взаимодействия в ней. Стационарные связи осцилляторов отсутствуют. Кроме того, в действительности две осцилляторных сети фигурируют в нашей модели: исходная трехмерная сеть, служащая осцилляторной моделью зрительной коры и ее предельная версия --- двумерная редуцированная сеть. На основе редуцированной сети развиты методы обработки изображений: метод сегментации текстурных изображений, сходный с методом Ж.Ли, и метод сегментации чисто яркостных изображений, потребовавший включения дополнительного метода управления кластерной синхронизацией в осцилляторной сети.

Следует отметить достаточно очевидную естественную роль, которую могло бы играть динамическое связывание в функционировании структур мозга: в отличие от медленной адаптации нейронных сетей под действием обучения динамическое связывание способно обеспечить "немедленную" реакцию сети, необходимую при выполнении задач обработки информации в текущем времени. Построение примера модели сети с самоорганизованными динамическими связями и основанным на синхронизации "срабатыванием" и являлось основной целью настоящей работы.

2. ЗАДАЧА СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ.

2.1 Постановка задачи. Традиционные методы

Задача сегментации изображения (разложения изображения на множество фрагментов различного уровня яркости и, возможно, текстуры) является одной из центральных задач обработки изображений и состоит в прямом воспроизведении (реконструкции) изображения. При этом безразлично, является ли изображение известным или неизвестным, предъявленным впервые. Наиболее просто задача сегментации формулируется для чисто яркостных изображений (с однородной текстурой). Пусть $I(x,y)$ --- непрерывная функция яркости изображения, определенная в некоторой прямоугольной области V на плоскости: $I(x,y) \in [0, L_x] \times [0, L_y]$. Задача сегментации изображения включает:

1) дискретизацию, состоящую в пиксельном разложении области V (пиксели V_{jm} суть квадраты со стороной h , так что $Mh = L_x$, $Nh = L_y$ и замене непрерывной функции $I(x,y)$ матрицей $[I_{jm}] = [I(x_j, y_m)]$ значений $I(x,y)$ в узлах (x_j, y_m) квадратной решетки, расположенных в центрах пикселей;

2) квантование, осуществляемое с помощью некоторой дискретной шкалы яркостей $\mathfrak{Z} = \{I^{(l)}\}$, $I^{(1)} > I^{(2)} > \dots > I^{(L)}$, и состоящее в аппроксимации значений I_{jm} значениями из шкалы $\mathfrak{Z}$. В результате получаем матрицу $[I_{jm}^l]$, являющуюся дискретизированной кусочно-постоянной аппроксимацией $I(x,y)$, которая позволяет естественным образом определить фрагменты изображения $V^{(l)}$: $V^{(l)} = \{x,y \mid I_{jm}^l = I^{(l)}\}$. Задача сегментации изображения состоит в разложении области определения V функции $I(x,y)$ на фрагменты: $V = \bigcup V^{(l)}$.

Таким образом, сегментация изображения сводится к разложению области определения функции яркости на множество подобластей, в которых дискретизированная функция яркости принимает одно из постоянных значений из заданной дискретной шкалы уровней яркости. Традиционные вычислительные методы обработки изображений, которые теперь принято объединять в широкую область computer vision, успешно развиваются. На настоящем этапе развиты различные типы высоко эффективных методов, позволяющих обрабатывать реальные цветные изображения. К их числу относятся усовершенствованные варианты градиентных спусков [29,30], современные версии методов линейной и нелинейной фильтрации, предлагающие построение управляемых и адаптивных ориентированных фильтров [31], методы, основанные на привлечении теории графов [32, 33]. Эти методы позволяют обрабатывать многопиксельные (256×256) черно-белые и цветные изображения за небольшое число итераций.

2.2 Нейроморфные методы.

Альтернативой для традиционных вычислительных подходов обработки изображений являются нейроморфные методы, основанные на построении моделей нейронных сетей. Они ставят задачей понять и промоделировать эффективный и адаптивный способ обработки зрительной информации, свойственный зрительной системе мозга млекопитающих [34, 35]. В частности, это связано с желанием использовать в технических системах те впечатляющие особенности нейронных структур мозга, которые пока оставляют их вне конкуренции по сравнению с лучшими существующими системами искусственного интеллекта. Это следующие замечательные особенности:

- а) надежность, устойчивость к повреждениям;
- б) гибкость, способность к адаптации;

- с) способность иметь дело с нечеткой, избыточной, зашумленной информацией;
- д) высокая степень распараллеливания при функционировании.

Эти особенности биологических систем обеспечивают им такие стандарты скорости и надежности при решении любых задач обработки информации, которые пока недостижимы для современных технических систем. При этом все процессы обработки выполняются биологическими системами автоматически, без какого-либо специального напряжения сознания или специального управления. Как правило, не требуется также препроцессинга, необходимого при работе систем искусственного интеллекта. Особого внимания заслуживает способность зрительной системы к самоорганизации, позволяющая проявлять селективное внимание и исключать несущественную информацию. Разработки систем зрения автономных роботов привели к пониманию, что зрение робота должно быть активным, то есть обладать способностью динамически перестраиваться в зависимости от непрерывной меняющейся последовательности целей наблюдения. Таким образом, активное зрение относится к системам целенаправленного зрительного восприятия, для которых важно наличие гибкой и быстро перенастраиваемой системы управления. Последние 15 лет особое внимание к динамическим нейроморфным методам связано с экспериментально открытыми колебаниями нейронной активности в зрительной коре мозга млекопитающих. Синхронизованные колебания (40-60 Hz) в зрительной коре мозга обезьяны и кошки были открыты в 1988-1989 независимо двумя группами исследователей из Германии [3, 4]. Моделирование нейронных сетей с динамической преднастройкой и гибкой системой быстро адаптирующихся связей представляется одним из путей выяснения вопроса о том, как именно колебания и синхронизация могли бы использоваться зрительной системой при обработке информации.

3. ОСЦИЛЛЯТОРНАЯ МОДЕЛЬ ЗРИТЕЛЬНОЙ КОРЫ МОЗГА.

В основе предлагаемого нейроморфного динамического метода сегментации изображений лежит колебательная модель зрительной коры мозга. Мы приведем краткие сведения о зрительной системе и зрительной коре, необходимые для понимания того, какие особенности нейронных структур зрительной коры отражены в модели.

3.1 Краткие сведения о зрительной системе мозга.

Первичное событие в зрительном восприятии --- фокусировка зрительного изображения на сетчатке. Внешняя стимуляция, полученная сетчаткой, распространяется далее по так называемому зрительному пути. Зрительный путь --- цепь последовательных нейронных структур, каждая из которых является достаточно сложной как по архитектуре, так и в функциональном отношении. Это сама сетчатка, зрительный нерв, хиазма, наружное коленчатое тело, зрительная радиация, первичная зрительная кора (visual cortex, VC) и высшие корковые зоны. Задача зрительной коры --- извлечение зрительной информации и ее обработка, завершающаяся воспроизведением зрительной сцены --- всех форм, цвета, текстуры, движения. Следует отметить, что несмотря на то, что в целом VC --- наиболее изученная структура мозга, в настоящее время известна лишь небольшая часть ответа на вопрос, каким образом VC осуществляет обработку зрительной информации. Основная обработка происходит в первичной зрительной коре. Важнейшей особенностью нейронов зрительной системы является наличие у каждой нейрона так называемого рецептивного поля (receptive field, RF). Это та совокупность нейронов предшествующей структуры зрительного пути, зрительная стимуляция которой приводит к возбуждению (отклику) данного нейрона. Рецептивные поля и сетчатки, и зрительной коры обладают внутренней пространственной структурой: имеются внутренняя и периферическая зоны RF. При этом существуют так называемые "on"- и "off"- центры. У "on"-центров внутренняя зона рецептивного поля является возбуждающей, а внешняя --- тормозной, в то время как у "off"- центров --- наоборот [34, 35].

Обработка зрительной информации производится зрительной корой в несколько этапов и осуществляется тремя типами нейронов: "простыми", "сложными" и "гиперсложными" клетками. Рецептивные поля сложных клеток, откликающихся только на движение, и гиперсложных клеток, откликающимися только на концы линий и областей, обладают центральной симметрией: внутренняя зона RF, имеющая форму круга, окружена кольцевой внешней зоной. Поскольку в настоящей версии модели мы ограничиваемся обработкой неподвижных изображений, присутствие сложных и гиперсложных клеток в зрительной коре не учитывается. Игнорируется также и стереоскопичность зрения, за которую ответственны так называемые колонки глазодоминантности. Обработка неподвижных изображений осуществляется подмножеством простых клеток VC, которое составляет около одной четверти всего множества клеток VC. Важнейшей особенностью простых клеток является ориентационная селективность их отклика. Она обусловлена пространственной анизотропией их рецептивных полей: у "on"-центров возбуждающая зона имеет форму проходящей через центр узкой полосы, а остальная часть RF является тормозной зоной (у "off"-центров --- наоборот). Простые клетки не дают отклика в случае, когда поступает зрительный стимул в форме равномерно освещенного светового пятна, покрывающего RF. Они откликаются только на стимулы либо в виде узкой освещенной полосы шириной примерно равной ширине возбуждающей зоны RF ("on"-центры), либо в виде "пробела" яркости той же конфигурации ("off"-центры). При этом отклик максимален, если ориентация освещенной или затемненной полосы стимула совпадает с ориентацией внутренней зоны RF и полоса покрывает внутреннюю зону. Отклик отсутствует, если при совпадении ориентаций световая полоса лежит целиком в тормозной зоне RF (для "on"-центра), а также в случае, когда ориентация световой полосы отлична от ориентации возбуждающей зоны RF [34]. Далее мы будем говорить об ориентации рецептивных полей, подразумевая под этим именно ориентацию внутренних зон RF у простых клеток.

Обратимся теперь к архитектуре нейронной сети зрительной коры. Важной особенностью VC является ее "колончатая" архитектура: функциональными модулями коры являются колонки нейронов --- так называемые ориентационные гиперколонки. Упрощенно можно считать, что гиперколонки ориентированы внутри толщи коры нормально к ее поверхности. При этом плоскости рецептивных полей простых клеток, расположенных вдоль гиперколонки, ортогональны направлению гиперколонки, а ориентации RF организованы в виде дискретной винтовой лестницы с постоянным шагом. Хотя "расправленная" зрительная кора имеет поверхность грушевидной формы, вполне приемлемым оказывается плоское приближение, при котором можно считать, что зрительный путь обеспечивает топологически упорядоченное взаимно однозначное соответствие между плоской сетчаткой и плоской поверхностью VC. Наконец, решающим для модели моментом является тот факт, что кора состоит из возбуждающих и тормозных нейронов, связанных короткими внутренними связями. Входные связи из сетчатки получают возбуждающие нейроны. Они же "посылают" выходы в высшие корковые зоны и получают оттуда обратные связи. Кроме того, в VC имеются связи, объединяющие нейроны с близкими ориентациями RF. Считается, что именно эти связи и имеют отношение к экспериментально открытым синхронным колебаниям 40-60 Hz, и что именно синхронизация лежит в основе явления динамического связывания. Так же как в случае обонятельной коры, факт существования пар связанных возбуждающих и тормозных нейронов в VC позволяет говорить о нейронных осцилляторах. Построение моделей сетей, состоящих из осцилляторов как активных элементов, является естественным шагом при моделировании нейронных структур, использующих при функционировании колебания и синхронизацию.

3.2 Осцилляторно-сетевые модели и динамические методы обработки изображений.

Гипотезу о роли самоорганизованных динамических связей в работе структур мозга выдвинул К.фон Мальсбург еще в 1981 году, задолго до экспериментального открытия

синхронизированных колебаний в зрительной коре [2]. Исследования, связанные с темой динамического связывания (binding или feature linking), ведутся и в настоящее время в двух руководимых им лабораториях --- лаборатории биофизики систем и лаборатории компьютерного и биологического зрения. При этом развиваются как традиционные, так и нейроморфные методы обработки и распознавания изображений. Подробное обсуждение возможной роли синхронизации в функционировании зрительной коры дано в [13].

Можно выделить два основных класса моделей нейронных сетей с колебательной динамикой: а) сети из спайковых нейронов и б) сети из нейронных осцилляторов. Для моделей первого типа структурной единицей сети является спайковый нейрон --- модель нейрона, имитирующая импульсный характер отклика реального биологического нейрона. Двуслойная сетевая модель из спайковых нейронов для сегментации изображений предложена и изучена в работе [9]. В модели использована феноменологическая вероятностная модель спайкового нейрона. Показано, что в фазе воспроизведения возникают колебательные режимы работы сети, и одним из режимов является режим "слабого запираения", при котором только часть нейронов вовлечена в коллективные колебания. Именно этот режим и является рабочим режимом сети при сегментации изображений. Сама задача сегментации решается в [9] не путем реорганизации самоуправляемой системы динамических связей, а при помощи ассоциативного воспроизведения.

Был построен целый ряд нейросетевых моделей, в которых активным элементом сети являлся осциллятор [5-8, 10]. Как правило, при этом использовалось простейшее фазовое приближение для внутренней динамики сетевого осциллятора. Далее мы подробнее обсудим лишь те модели нейросетей, в которых использовано точное описание автоколебательной динамики, а не ее фазовое приближение. Первая из моделей --- нейронная осцилляторная сеть, построенная в качестве модели первичной зрительной коры мозга [15]. Активный элемент сети --- биологически мотивированная модель нейронного осциллятора, образованного парой связанных возбуждающего и тормозного нейронов. Она была ранее построена Фриманом [1] и Ли и Хопфилдом [28] при моделировании обонятельной системы мозга, имеющей большое сходство со зрительной, а затем была перенесена Ли в область моделирования зрительной системы. В модели [15] зрительное изображение, поступающее на вход сети, предполагается дискретизированным и определенным на некоторой двумерной гексагональной решетке. В каждом узле решетки задается значение яркости и величина угла, определяющего ориентацию элементарного направленного сегмента изображения. В сети отдельно определены возбуждающие и тормозные связи для всех осцилляторов сети. Они конструируются эмпирически на основе экспериментальных нейробиологических данных. Таким образом, хотя нейронный осциллятор и выделен в качестве структурного модуля сети, фактически модель построена на нейронном микроуровне. В функциональном отношении сеть является рекуррентной: поданный на все осцилляторы сети вход определяет ее начальное состояние, а выходом служит стационарное состояние, в которое сеть релаксирует через определенный промежуток времени. В общем случае это состояние является состоянием частичной синхронизации. В модель включен также некоторый вариант обратной связи, имитирующий скудные данные об обратных связях из высших отделов ВС в первичную зрительную кору. Модель используется исключительно в задачах сегментации контуров и текстур. Наилучшим образом удается сегментировать прямолинейные контуры достаточной длины и замкнутые контуры. При включении обратной связи возможно селективное выделение и усиление определенных контуров, а также заполнение пробелов в контурах [18]. Решение задач сегментации текстур сопровождается усилением границ между текстурными фрагментами [16].

Можно отметить следующие достоинства модели:

- а) нейронная осцилляторная сеть обладает колончатой архитектурой;
- б) модель изолированного осциллятора биологически обоснована;
- с) структура связей построена на основе анализа нейробиологических данных;

- d) в правиле сетевого связывания учтено усиление связей при близости ориентаций рецептивных полей;
- e) срабатывание сети основано на синхронизации;

К недостаткам с нашей точки зрения следует отнести фактическое отсутствие модели динамических связей: постоянные возбуждающие и тормозные связи осцилляторов сконструированы раз и навсегда, и вообще говоря, требуется их перенастройка в зависимости от конкретной решаемой задачи. Это лишает модель гибкости самоуправления.

Вторая модель --- осцилляторная сеть LEGION для сегментации зрительных изображений, которая впервые была предложена в 1995 году [11, 12]. С тех пор модель постоянно совершенствовалась [19-22], и последняя, наиболее совершенная ее версия [21], доставляет эффективный динамический алгоритм сегментации изображений, основанный на синхронизации. Активный элемент сети --- осциллятор предельного цикла с внутренней динамикой, зависящей от локальной яркости изображения. В активной фазе осциллятор демонстрирует устойчивые автоколебания, в пассивной фазе колебания прекращаются. Осцилляторы сети расположены в узлах двумерной квадратной решетки так, что каждый осциллятор соответствует определенному пикселю изображения. Помимо динамических связей в сети имеются стационарные связи с восемью ближайшими соседями и имеется также глобальный ингибитор сети. Использован метод динамической адаптации связей, существенно повышающий эффективность работы сети. Он основан на анализе характера неоднородности поля яркости в окрестности каждой точки изображения и эквивалентен некоторому методу нелинейного сглаживания. Версия алгоритма [21] позволяет обрабатывать реальные черно-белые карты, получаемые со спутников, содержащие свыше 400 000 пикселей. Метод оказывается конкурентоспособным по сравнению с самыми эффективными современными традиционными методами обработки изображений.

Теперь мы переходим к описанию нашей модели осцилляторной сети.

3.3 Архитектура трехмерной осцилляторно-сетевой модели зрительной коры.

В целом модель следует рассматривать как связанную систему сетчатки с заданным на ней пиксельным представлением изображения и осцилляторной сети, локализованной в узлах соответствующей трехмерной пространственной решетки --- модели зрительной коры. Пусть сегментации подлежит $M \cdot N$ -пиксельное изображение, а $G_{M \cdot N}^*$ --- соответствующая двумерная решетка, содержащая $M \cdot N$ узлов, расположенных в центрах пикселей. Осцилляторная сеть имеет колончатую архитектуру, имитирующую архитектуру зрительной коры (колонки модели имитируют ориентационные гиперколонки VC). Она состоит из $M \cdot N$ колонок, каждая из которых содержит K осцилляторов, так что полное число осцилляторов сети составляет $M \cdot N \cdot K$. Основания колонок расположены в узлах решетки G_{MN} , тождественной G_{MN}^* , а осцилляторы каждой колонки --- в узлах одномерной решетки L^K , ориентированной ортогонально плоскости $G_{M \cdot N}$. Таким образом, осцилляторы всей сети расположены в узлах трехмерной решетки $G_{M \cdot N} \times L^K$ так, что имеется взаимно однозначное соответствие между пикселями изображения и колонками: каждому пикселю изображения соответствует одна колонка осцилляторов (см. рис. 1).

Активным элементом сети является нейронный осциллятор --- релаксационный осциллятор с управляемым предельным циклом, который будет описан в разделе 3.4. Ориентация рецептивного поля простых клеток зрительной коры, приписывается каждому осциллятору в качестве внутреннего параметра. Она определяется двумерным единичным вектором $\mathbf{n}_{jm}^k$, $\mathbf{n}_{jm}^k = (\cos \psi_{jm}^k, \sin \psi_{jm}^k)$, лежащим в плоскости, ортогональной направлению колонки. Основываясь на нейробиологических данных о структуре зрительной коры [34], мы считаем, что векторы $\mathbf{n}_{jm}^k$ равномерно распределены вдоль колонки: $\psi_{jm}^k = \psi_{jm}^0 + k \cdot \pi / K$, $k = 1, \dots, K$.

Характеристики изображения, определенные в узлах решетки G_{MN}^* используются в модели как параметры, настраивающие внутреннюю динамику сетевых осцилляторов. Остановимся на них подробнее. Учитывая ориентационную селективность отклика простых клеток, мы, следуя [15], включаем в рассмотрение две характеристики изображения, определенные в каждой точке решетки $G_{M,N}^*$. Это яркость пикселя I и ориентация элементарного направленного сегмента, определяемая единичным вектором $\mathbf{s}$. Ориентацию $\mathbf{s}$ можно считать связанной с неоднородностью яркости внутри пикселя и, следовательно, направленной отроgonально локальному направлению градиента яркости в пикселе. Очевидно, требуется некоторый достаточно простой препроцессинг для определения $\mathbf{s}$. В случае, когда пиксельное представление изображения уже задано, для определения $\mathbf{s}$ требуются дополнительные вычисления в окрестности пикселя. Простые и надежные методы оценки локального градиента яркости развиты в традиционных подходах обработки изображений (см. например, [29, 30]). Ясно, что использование пары характеристик изображения $(I, \mathbf{s})$ вместо одной яркости I связано с более точной аппроксимацией функции яркости внутри пикселя. Следующий простой тип аппроксимации $I(x,y)$ можно представлять как "модель" элементарного направленного сегмента $(I, \mathbf{s})$. Пусть $(I, \mathbf{s}) = (\cos \beta, \sin \beta)$, $\bar{I}$ - среднее значение яркости внутри пикселя, а r, θ --- полярные координаты с центром в центре пикселя. Тогда за "элементарный направленный сегмент $(I, \mathbf{s})$ ", соответствующий рассматриваемому пикселю, принимаем функцию яркости, определяемую выражением

$$I(r, \theta) = I \Gamma(|\theta - \beta|), \quad (1)$$

где $\Gamma(|\phi|)$ - некоторая "остронаправленная" (δ -образная) функция угла, отличная от нуля в малой окрестности точки $\phi = 0$, а значение яркости сегмента I связано со средней яркостью пикселя $\bar{I}$ соотношением $I = \pi h^{-2} (\int \Gamma(|\phi|) d\phi)^{-1} \bar{I}$. Как нетрудно убедиться, в отличие от однородного поля яркости $I(r, \theta) \equiv I$, представляемого фрагментом плоскости, параллельным плоскости пикселя, поле яркости (1) представляет собой линейчатую поверхность. Ее максимальное значение $I(r, \theta) = I$ достигается на линии $\theta = \beta$, а в малой окрестности этой линии поверхность (1) "быстро спадает к нулю".

Итак, характеристики изображения $(I_{jm}, \mathbf{s}_{jm})$, $\mathbf{s}_{jm} = (\cos \beta_{jm}, \sin \beta_{jm})$, определенные в узлах $G_{M,N}^*$, служат настраивающими "входными параметрами" для осцилляторной сети. При этом $(I_{jm}, \mathbf{s}_{jm})$ одни и те же для всех осцилляторов колонки с индексами (jm) (изображение "подается" сразу на все осцилляторы колонки). Таким образом, матрица $M = [(I_{jm}, \beta_{jm})]$, $j, m = 1, \dots, N$ определяет полный набор настраивающих параметров сети. Внутренняя динамика осцилляторов построена таким образом, что "активными" осцилляторами (обладающими достаточно большой амплитудой колебаний) оказываются осцилляторы, для которых а) $I_{jm} \geq h_0$ (h_0 - заданный порог) и б) $|\beta_{jm} - \psi_{jm}^k|$ достаточно мал (подробнее см. раздел 3.4).

Состояние трехмерной осцилляторной сети определяется $(M \cdot N \cdot K)$ -мерным массивом $[u_{jm}^k]$ состояний осцилляторов, где $u_{jm}^k = u_{jm}^k(t)$ --- комплекснозначная функция состояния осциллятора с индексами (j,m,k) . Построенная трехмерная осцилляторная сеть является рекуррентной сетью: задается начальное состояние, и в силу внутренней динамики, определенной структурой связей, сеть релаксирует в некоторое устойчивое состояние (в нашем случае --- в состояние кластерной синхронизации). Сеть предназначена для моделирования одного шага прямой обработки изображений зрительной системой мозга (bottom-up processing): заданное на сетчатке изображение приводит к "срабатыванию"

осцилляторной сети --- ее переходу в стационарное состояние синхронизации, закодированное изображением. Тем самым моделируется прямое пассивное воспроизведение изображения зрительной корой, т.е. не учитываются существование обратных связей, используемых зрительной системой при активном воспроизведении зрительной сцены.

3.4 Модель нейронного осциллятора.

Отправной точкой для построения нейронного осциллятора в нашей модели послужила модель нейронного осциллятора Ли-Хопфилда [28], управляющую динамическую систему которого можно записать в виде

$$\begin{aligned} du/dt &= -u + \alpha h(u) - g(v) + I^+, \\ dv/dt &= -v + \beta h(u) + I^-, \end{aligned} \quad (2)$$

где u и v --- мембранные потенциалы возбуждающего и тормозного нейронов, $h(u)$ --- функция активации возбуждающего нейрона (сигмоидальной формы), $g(v)$ --- функция активации тормозного нейрона (монотонно неубывающая функция), $I^\pm$ --- внешний вход на возбуждающий и тормозной нейроны (внешний стимул). Анализируя динамику нейронного осциллятора Ли-Хопфилда, нетрудно убедиться, что динамическая система (2) обладает устойчивым предельным циклом, существующим при изменении величины внешнего стимула внутри некоторого конечного интервала. При значениях внешнего стимула вне этого интервала предельный цикл превращается в устойчивый фокус. Размер предельного цикла зависит от яркости I^+ внешнего стимула, подаваемого на вход возбуждающего нейрона. Важно, что при $I^+ \geq I^+_{\min}$ размер предельного цикла монотонно возрастает с возрастанием параметра I^+ ($I^+_{\min}$ --- то значение I^+ , при котором происходит бифуркация цикла в фокус). Таким образом, в зависимости от внешнего входа из сетчатки осциллятор может находиться как в "активном" состоянии (устойчивые незатухающие автоколебания), так и в "пассивном" (быстро затухающие колебания). Это свойство нейронного осциллятора и представляется определяющим в интересующем нас колебательном подходе к задаче сегментации изображений.

Зная особенности динамики осциллятора (2), мы построили модель нейронного осциллятора путем подходящей модификации осциллятора Гинзбурга-Ландау с откликом на внешних вход, имитирующим отклик простых клеток зрительной коры. Динамика осциллятора в нашей модели зависит от трех параметров: ориентации $\mathbf{n}$ рецептивного поля в том узле пространственной решетки $G_{M \times N} \times L^K$, где расположен осциллятор ($\mathbf{n}$ фигурирует как внутренний параметр осциллятора), и характеристик $(I, \mathbf{s})$ пикселя изображения, отвечающего колонке, которой принадлежит осциллятор. Определив состояние осциллятора парой действительных переменных (u_1, u_2) , можно записать систему двух обыкновенных дифференциальных уравнений, управляющих динамикой, в виде уравнения для $u = u_1 + i u_2$:

$$du/dt = \rho_0^2 + i\omega - |u - c|^2)(u - c) + g(I, \mathbf{s}; \mathbf{n}). \quad (3)$$

Здесь ρ_0 , c , ω --- константы, определяющие асимптотические параметры предельного цикла динамической системы (9): при $g = 0$ предельный цикл есть окружность радиуса ρ_0 с центром в точке с координатами (c_x, c_y) на плоскости (u_1, u_2) ($c = c_x + i c_y$), ω --- круговая частота колебаний осциллятора. Размер и положение предельного цикла на плоскости управляются параметрами $(I, \mathbf{s})$ посредством подходящим образом выбранной функции g . У нас использованы два варианта функции g , приводящие к практически идентичному управлению динамикой осциллятора. Первый вариант --- выбор g в виде

$$g(I, \mathbf{s}; \mathbf{n}) \equiv g(I, |\beta - \psi|) + H(I \cdot \Gamma(|\beta - \psi|) - h_0),$$

$$H(x) = 1/(1 + e^{-2ix}), \quad \Gamma(|\phi|) = 2e^{-\sigma|\phi|}/(1 + e^{-2\sigma|\phi|}). \quad (4)$$

Здесь $H(x)$ --- непрерывная "ступенька", зависящая от порога h_0 , $\Gamma(|\phi|)$ --- дельтообразная функция. Угол $\phi = \beta - \psi$ есть угол между ориентацией элементарного направленного сегмента изображения $\mathbf{s}$ и ориентацией рецептивного поля $\mathbf{n}$: $\mathbf{s} = (\cos \beta, \sin \beta)$, $\mathbf{n} = (\cos \psi, \sin \psi)$.

Заметим, что функцию g , выбранную согласно (4), можно интерпретировать как результат фильтрации фрагмента функции яркости изображения внутри пикселя, осуществляемой рецептивным полем. Ориентированный фильтр, соответствующий рецептивному полю, реализует фильтрацию таким образом, что откликом фильтра на направленный сегмент $(I, \mathbf{s})$ является направленный сегмент $(I \cdot \Gamma(|\beta - \psi|), \mathbf{n})$, или, согласно (1), $I \cdot \Gamma(|\beta - \psi|) \cdot \Gamma(|\theta - \psi|)$. В некоторых ситуациях можно не учитывать ослабление яркости пикселя, вызванное фильтрацией рецептивным полем. Тогда удобно использовать функцию g другого вида [26]:

$$g(I, \mathbf{s}; \mathbf{n}) = p(I) + q(|\beta - \psi|), \quad (5)$$

$$p(I) = 1 - H(I - h_0), \quad q(|\phi|) = 1 - \Gamma(|\phi|). \quad (6)$$

Параметр $\mu = g(I, \mathbf{s}; \mathbf{n})$ является бифуркационным параметром для уравнения (3): радиус $\rho(\mu)$ предельного цикла, максимальный при $\mu = 0$ ($\rho(0) = \rho_0$), монотонно убывает при возрастании μ , и при $\mu = \mu^*$, $\mu^* \in (0,1)$, происходит бифуркация Хопфа (предельный цикл превращается в устойчивый фокус). Таким образом, построенный осциллятор обладает бифуркационной динамикой, управляемой характеристиками (I, β) зрительного изображения. Размер предельного цикла является достаточно большим (активное состояние), если одновременно выполняются два условия: а) I существенно превышает некоторое пороговое значение h_0 ; б) угол $\phi = \beta - \psi$ между ориентацией $\mathbf{s}$ элементарного направленного сегмента и ориентацией рецептивного поля $\mathbf{n}$ достаточно мал. В противном случае осциллятор демонстрирует пассивное состояние --- быстро затухающие колебания. Зависимость радиуса предельного цикла (половины диаметра) от I при $\phi = \text{const}$ показана на правой нижней картинке рис. 2. На левой части рис. 2 показан "отклик" осциллятора на изменение во времени яркости пикселя. Как видно, осциллятор демонстрирует почти мгновенное (скачкообразное) уменьшение амплитуды колебаний при скачкообразном уменьшении яркости пикселя.

3.5. Динамическое сетевое связывание.

Правило сетевого связывания имеет решающее значение для динамического поведения сети. Мы строим динамическое связывание, нелинейно зависящее а) от осцилляторных активностей и б) от разности ориентаций рецептивных полей. Запишем динамическую систему, управляющую динамикой трехмерной осцилляторной сети, в виде:

$$du_{jm}^k / dt = f(u_{jm}^k, \mu_{jm}^k) + S_{jm}^k, \quad j, m = 1, \dots, N, \quad k = 1, \dots, K. \quad (7)$$

Здесь $f(u, \mu) = (\rho_0^2 + i\omega - |u - c|^2)(u - c) + \mu$; $\mu_{jm}^k = g(I, \mathbf{s}_{jm}; \mathbf{n}_{jm}^k)$, а слагаемое S_{jm}^k определяется взаимодействием осцилляторов сети. Взаимодействие осцилляторов трехмерной сети построено в виде:

$$S_{jm}^k = \sum_{j'm'k'} W_{jj'mm'}^{kk'}(u_{jm}^k, u_{j'm'}^{k'})(u_{j'm'}^{k'} - u_{jm}^k). \quad (8)$$

Элементы матрицы связей W являются произведением трех сомножителей:

$$W_{jj'mm'}^{kk'}(u, u') = P_{jj'mm'}^{kk'}(\rho, \rho') Q_{jj'mm'}^{kk'}(\mathbf{n}, \mathbf{n}') D_{jj'mm'}^{kk'}(|\mathbf{r} - \mathbf{r}'|), \quad (9)$$

Где ρ и ρ' --- радиусы предельных циклов осцилляторов с индексами (j, m, k) и (j', m', k') , $\mathbf{n}$ и $\mathbf{n}'$ --- ориентации рецептивных полей этих осцилляторов, а $\mathbf{r}$ и $\mathbf{r}'$ --- радиус-векторы, определяющие их пространственное положение в сети. Сомножители $P_{jj'mm'}^{kk'}(\rho, \rho')$, определяющие зависимость динамических связей от активностей сетевых осцилляторов, выбраны в виде:

$$P_{jj'mm'}^{kk'} = w_0 \cdot H(\rho_{jm}^k \cdot \rho_{j'm'}^{k'} - h), \quad (10)$$

где $H(x)$ --- непрерывная ступенька типа фигурирующей в (4), зависящая от порога взаимодействия h , а w_0 --- постоянная, определяющая абсолютную силу взаимодействия. Сомножитель $P_{jj'mm'}^{kk'}$ пренебрежимо мал, если хотя бы один из взаимодействующих осцилляторов находится в состоянии низкой активности.

Сомножители $Q_{jj'mm'}^{kk'}$, зависящие от ориентаций рецептивных полей, определены "узконаправленной" функцией Γ вида (4), зависящей от разности $\mathbf{n}$ и $\mathbf{n}'$:

$$Q_{jj'mm'}^{kk'} = \Gamma(|\psi_{jm}^k - \psi_{j'm'}^{k'}|), \quad (11)$$

где $\Gamma(|\phi|) = 2e^{-\sigma|\phi|} / (1 + e^{-2\sigma|\phi|})$. Очевидно, сомножитель Q не является малым только при условии, что RF-ориентации $\mathbf{n}$ и $\mathbf{n}'$ достаточно близки. Наконец, сомножители $D_{jj'mm'}^{kk'}$ позволяют управлять пространственным радиусом осцилляторного взаимодействия. Они могут быть определены любой функцией, обращающейся в нуль на некотором конечном расстоянии $r = r^*$. Например, можно выбрать D в виде

$$D_{jj'mm'}^{kk'} = 1 - H(|\mathbf{r}_{jm}^k - \mathbf{r}_{j'm'}^{k'}| - r^*). \quad (12)$$

Таким образом, два сетевых осциллятора оказываются существенно связанными, если они оба активны, обладают близкими RF-ориентациями и расположены в сети на расстоянии, не превышающем заданный конечный радиус пространственного взаимодействия.

Возможности построенного взаимодействия (9) были предварительно протестированы на примере системы двух связанных осцилляторов. Структурный портрет системы двух связанных осцилляторов, управляемых динамической системой при $\rho_0 = 1$, $c = 0$, $g \equiv 0$, полученный ранее в [36], приведен на рис. 1. Из него следует, что несинхронизованные многочастотные колебания имеют место в основном в области больших разностей частот и слабой силы взаимодействия, синхронизация --- в области сравнительно малых разностей частот и достаточно большой силы взаимодействия, а состояние отсутствия колебаний ---

при больших разностях частот и большой силе взаимодействия. Поэтому можно было ожидать, что построенные сетевые осцилляторы, для которых характерен слабый разброс частот, вызванный разбросом физических параметров образующих осцилляторы нейронов, должны легко синхронизоваться даже при сравнительно слабом взаимодействии. Компьютерные эксперименты подтвердили это предположение.

4. РЕДУЦИРОВАННАЯ ОСЦИЛЛЯТОРНАЯ СЕТЬ.

Построенную трехмерную осцилляторную сеть можно свести к ее предельной версии --- двумерной сети, осцилляторы которой расположены в узлах двумерной решетки $G_{M,N}$ на плоскости и могут быть интерпретированы как идеальные осцилляторы-колонок. Получить эту редуцированную сеть можно следующим образом. Фиксируем характеристики (I, β) некоторого пикселя изображения, где I принимает достаточно большое надпороговое значение, и рассмотрим отклик осцилляторов колонки, отвечающей этому пикселю. При конечном числе осцилляторов в колонке лишь небольшое число осцилляторов придет в состояние активности. Это несколько соседних осцилляторов колонки, у которых RF-ориентации близки к β . Представим теперь, что число осцилляторов в колонке постепенно возрастает, а функция отклика $\Gamma(|\psi - \beta|)$ одновременно сужается. Тогда все меньшее число осцилляторов в колонке будет активным, а RF-ориентация среднего осциллятора из этого множества активных будет все ближе к ориентации β . Очевидно, в пределе бесконечно длинной колонки и бесконечно узкой Γ мы получили бы отклик единственного осциллятора --- того, у которого $\psi \equiv \beta$. Тем самым, в пределе отклик всей колонки можно заменить откликом единственного осциллятора с предельной динамикой. Как нетрудно видеть, динамика такого осциллятора, который можно интерпретировать как осциллятор-колонку, определяется уравнением (3) с функцией $G(I) \equiv g(I, \mathbf{s}; \mathbf{s}) = 1 - H(I - h_0)$. Иными словами, осциллятор-колонка точно "воспроизводит" направление ориентации элементарного сегмента $\mathbf{s}$ и изменяет активность только при изменении яркости сегмента I . Двумерная сеть из осцилляторов-колонок (редуцированная сеть) локализована на решетке $G_{M,N}$, находящейся во взаимно однозначном соответствии с решеткой сетчатки, так что каждому пикселю изображения отвечает один сетевой осциллятор. Состояние редуцированной сети определяется $M \times N$ -матрицей $\hat{u} = [u_{jm}]$, и ее динамические уравнения имеют вид:

$$du_{jm}/dt = (\rho_0^2 + i\omega_{jm} - |u_{jm} - c|^2)(u_{jm} - c) + G(I_{jm}) = \sum_{j'm'=1}^N W_{j mj'm'}(u_{j'm'} - u_{jm}), \quad (13)$$

где

$$W_{jj'mm'} = P_{jj'mm'}(\rho, \rho') Q_{jj'mm'}(\mathbf{s}, \mathbf{s}') D(|\mathbf{r} - \mathbf{r}'|). \quad (14)$$

Сомножители $P_{jj'mm'}$ и $D_{jj'mm'}$ в правиле сетевого связывания (14) определяются теми же формулами, что и в случае исходной трехмерной сети, в то время как сомножитель Q теперь зависит только от ориентаций элементарных сегментов изображения. Оказывается, что присутствие сомножителя $Q_{jj'mm'}(\mathbf{s}, \mathbf{s}')$ в формуле для динамического взаимодействия обеспечивает способность сети осуществлять сегментацию текстурных изображений простейшего типа.

5. СЕГМЕНТАЦИЯ ЯРКОСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПУТЕМ УПРАВЛЕНИЯ СИНХРОНИЗАЦИЕЙ В РЕДУЦИРОВАННОЙ СЕТИ.

Редуцированная осцилляторная сеть оказалась достаточно гибкой нейросетевой моделью, позволяющей построить работоспособные колебательные методы сегментации изображений. Прежде всего, на ее основе удастся развить метод сегментации чисто яркостных изображений, для которых информация об ориентации элементарных сегментов не требуется совсем. Помимо этого удастся построить метод, реализующий сегментацию текстур. Последний, в частности, позволяет сегментировать контуры изображения, которые практически не выделены из фона яркостью, а также решать задачи "интеграции" гладких контуров.

При работе с яркостными изображениями, для которых элементы матрицы $[\beta_{jm}]$ не определены, полагаем в матрице управляющих параметров $\mathcal{M} = [(I_{jm}, \beta_{jm})]$ $\beta_{jm} = const$, в силу чего зависимость взаимодействия в редуцированной сети от β_{jm} исчезает, поскольку в (14) сомножитель Q тождественно равен 1. Тем самым в этом случае как внутренняя динамика сетевых осцилляторов, так и динамическое взаимодействие редуцированной сети настраивается только яркостью изображения. При пиксельном разложении яркостного изображения, как уже говорилось, вместо непрерывной функции яркости $I(x,y)$ мы имеем ее кусочно-постоянную аппроксимацию --- матрицу $[I_{jm}^1]$, элементы которой принимают значения из заданной дискретной шкалы яркости $\mathfrak{I} = \{ I^{(1)} \}$, $(I^{(1)} > I^{(2)} > \dots > I^{(L)})$. Как уже говорилось, задача сегментации состоит в разложении области определения пиксельного изображения на фрагменты --- пиксельные подобласти $V^{(l)}$, в которых $I_{jm}^1 = I^{(l)}$. Осцилляторы редуцированной сети, расположенные в узлах двумерной решетки $G_{M,N}$, находятся во взаимно-однозначном соответствии с пикселями изображения, таком, что каждому пикселю соответствует один осциллятор. В начальном состоянии сети распределение активностей осцилляторов (их амплитуд колебаний при отсутствии взаимодействия) полностью соответствует распределению яркостей пикселей изображения. Объединение пикселей одинаковой яркости в единый фрагмент достигается за счет динамических связей (14), построенных таким образом, чтобы заставить синхронизоваться осцилляторы с близкими активностями. Однако, требуется еще один шаг для того, чтобы добиться качественной сегментации (т.е. четкого разделения границ между фрагментами различной яркости) --- дополнительное управление синхронизацией. Используемый нами простой метод управления синхронизацией заключается в постепенном усилении общей силы взаимодействия осцилляторов сети, начиная с очень слабого первоначального взаимодействия. Благодаря этому синхронизация сети начинается с синхронизации кластера осцилляторов наибольшей активности, соответствующего фрагменту наибольшей яркости. После синхронизации первого кластера производится "отключение" синхронизованного кластера от взаимодействия с остальной сетью. Такое управление процессом синхронизации позволяет осуществить последовательную сегментацию, т.е. выделить все фрагменты изображения один за другим, начиная с наиболее яркого.

Для реализации процесса управления взаимодействием в редуцированной сети вводится матрица $\check{N} = [\gamma_{jm}]$ дополнительных управляющих параметров, и в начальном состоянии полагается $\gamma_{jm} \equiv 0$. Кроме того, вводится дополнительный сомножитель в элементы матрицы взаимодействия (14), так что новая матрица приобретает вид

$$W_{jj'mm'}^* = W_{jj'mm'} \cdot F_{jj'mm'}, \quad F_{jj'mm'} = \Gamma(|\gamma_{jm} - \gamma_{j'm'}|). \quad (15)$$

"Такт" усиления взаимодействия и отделения синхронизованных кластеров начинается с весьма слабого взаимодействия, при котором сеть полностью десинхронизована. Это достигается выбором достаточно высокого порога h в формуле (10). Путем постепенного увеличения сомножителя P (за счет уменьшения h) сила взаимодействия в сети увеличивается до тех пор, пока при некотором значении $h = h_1$ не наступает синхронизация первого кластера --- кластера осцилляторов с наибольшей амплитудой колебаний, отвечающего фрагменту изображения яркости $I = I^{(1)}$. При дальнейшем уменьшении h интервале (h_2, h_1) , $h_2 < h_1$, первый кластер продолжает оставаться единственным синхронизованным кластером (это является следствием монотонной зависимости размера предельного цикла осциллятора от яркости I). "Выключение" первого кластера из взаимодействия с остальными осцилляторами сети осуществляется путем изменения матрицы $\check{N}$: тем элементам $\check{N}$, которые соответствуют пространственным положениям осцилляторов синхронизованного кластера, приписывается новое, отличное от нуля значение γ , например, $\gamma = 1$. Если затем продолжить процесс усиления взаимодействия, первый кластер, очевидно, останется синхронизованным, но, не взаимодействуя больше с остальной частью сети, не будет "присоединять" к себе менее активные осцилляторы. Благодаря этому беспрепятственно синхронизируется второй кластер, соответствующий следующему уровню яркости ($I = I^{(2)}$), после чего его можно так же "отключить" из взаимодействия, придавая значение $\gamma = 2$ элементам матрицы $\check{N}$, соответствующим пространственным положениям осцилляторов этого кластера. При дальнейшем усилении взаимодействия оба синхронизованных кластера останутся внутренне синхронизованными, но взаимно десинхронизованными и десинхронизованными также относительно всех остальных осцилляторов сети. Продолжая этот процесс, мы получим полностью синхронизованную сеть, разложенную на совокупность внутренне синхронизованных, но взаимно десинхронизованных кластеров. Тем самым будет реализован процесс последовательного отделения всех фрагментов изображения, начиная с фрагмента наибольшей яркости.

Описанная процедура усиления взаимодействия и последовательного отключения синхронизованных кластеров вполне может быть автоматизирована. Один из путей состоит в том, что к динамической системе (13)-(14) добавляются новые уравнения, управляющие эволюцией силы взаимодействия w_0 и параметров γ_{jm} . Одну из возможных версий этих уравнений можно схематически записать в виде:

$$\dot{w}_0 = F_1(\lambda t), \quad \dot{\gamma}_{jm} = F_2\left(\left|\dot{u}_{jm}\right| - \langle \dot{u} \rangle\right), \quad (16)$$

где F_1 --- некоторая медленно меняющаяся функция времени ($\lambda \ll 1$), F_2 --- быстро меняющаяся в окрестности нуля функция, $\left|\dot{u}\right| \equiv (\dot{u}_1^2 + \dot{u}_2^2)^{1/2}$, $\langle \dot{u} \rangle$ --- средняя (по сети)

мгновенная частота колебаний, $\langle \dot{u} \rangle = (MN)^{-1} \sum_{jm} \dot{u}_{jm}$. При медленном возрастании w_0

быстрые переменные γ_{jm} скачкообразно изменяются в моменты синхронизации очередного кластера, что и приводит к автоматическому исключению кластера из сетевого взаимодействия. На рис. 4 приведен пример сегментации синтетического изображения из 2460 пикселей. Показаны три стадии сегментации: а) начальное состояние полной десинхронизации сети при очень слабом взаимодействии; б) состояние частичной синхронизации (часть синхронизованных кластеров уже выключена из взаимодействия, а остальная часть сети десинхронизована); в) состояние полной кластерной синхронизации (полностью синхронизованная сеть разложена на совокупность взаимно десинхронизованных кластеров). Слева показано одно из мгновенных текущих состояний

сегментируемого изображения в каждой из стадий, а справа --- временные зависимости осцилляторных переменных для всей сети ($r_{jk} = |u_{jk}|$, $\theta_{jk} = \arg(u_{jk})$).

Следует отметить, что колебательный характер визуализации результатов сегментации, присущий алгоритму, является весьма информативным. Прежде всего это связано с тем, что кластеры, отвечающие фрагментам изображения даже с близкими уровнями яркости, осциллируют с несколько различными частотами поэтому хорошо различимы при наблюдении за динамикой сети. Кроме того, все множество состояний сети, полученное в процессе сегментации, находится в распоряжении исследователя. В этом множестве состояний изображение предстает в достаточно большом числе различных "версий", что и позволяет диагностировать наличие трудно различимых фрагментов изображения (например, слабоконтрастные контуры). Примеры таких версий изображения представлены на рис. 5.

Интересно также отметить, что есть свидетельства о наличии временного запаздывания при обработке зрительной корой фрагментов изображения различной яркости: более яркие фрагменты воспроизводятся раньше менее ярких [84]. Повидимому, это достигается путем дополнительного процессинга в высших корковых зонах.

6. СЕГМЕНТАЦИЯ ТЕКСТУРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Обработка зрительных изображений, обладающих текстурой, принято считать специальным направлением в области численных методов обработки изображений. В частности, существует большое число методов моделирования и представления текстур, а также каталоги искусственных текстур, включающие текстуры периодические, псевдопериодические, непериодические, случайные, многошкальные и других типов. В рамках нашего подхода, разумеется, пока можно включать в рассмотрение только простейшие типы текстур, представимые в виде совокупности направленных сегментов. Такие текстурные изображения удастся сегментировать благодаря тому, что в матрицу связей (14) включена зависимость от ориентаций s "структурных" пикселей. При этом в случае сегментации текстурных изображений приходится иметь дело с яркостно-текстурными фрагментами изображения, в отличие от чисто яркостных фрагментов в случае яркостных изображений. В первой серии экспериментов с текстурными изображениями мы пока ограничились сегментацией простейших монопольных текстур, но при этом выделили наиболее трудную ситуацию --- случай, когда текстурные изображения имеют однородную среднюю яркость. Как и следовало ожидать, динамический метод позволяет сегментировать текстуры таких изображений за счет взаимной десинхронизации кластеров осцилляторной сети, соответствующих фрагментам различной текстуры. В отличие от яркостных изображений, для сегментации текстурных изображений с однородной средней яркостью не требуется даже адаптации взаимодействия.

Результаты сегментации изображения, состоящего из трех простых фрагментов различной текстуры, представлены на рис. 6, а изображения, содержащего "изрезанный" контур, выделенный из фона только текстурой --- на рис. 7. В каждом случае слева показано исходное изображение в виде начального состояния сети, где элементарные направленные сегменты фигурируют как начальные фазы осцилляторов (они изображены направленными линиями внутри пикселей). Справа показаны два мгновенных состояния синхронизированной сети из всего множества состояний в процессе динамики. Они отвечают двум различным мгновенным состояниям сегментируемого изображения. Для четкой сегментации сложного контура требуется задавать больший радиус пространственного взаимодействия. Наконец, на рис. 8 представлен результат решения задачи "интеграции" гладкого замкнутого контура (contour integration), осуществляемый сетью. Считается, что как замкнутые гладкие контуры, так и достаточно протяженные фрагменты гладких контуров изображения особо подчеркиваются зрительной системой мозга при воспроизведении

изображения, и существует гипотеза, что за это ответственна первичная зрительной кора [15-18]. На исходном изображении рис. 8 два параллельных контура в виде окружностей (в пиксельной аппроксимации) имеют яркость фона и отмечены только текстурой, из-за чего едва заметны. Сегменты текстуры в данном случае аппроксимируют направления локальных касательных к контурам. Справа показаны два мгновенных результата сегментации контуров, представляющих ясное свидетельство об их наличии в изображении.

7. СРАВНЕНИЕ МЕТОДА С СУЩЕСТВУЮЩИМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ И ТРАДИЦИОННЫМИ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫМИ МЕТОДАМИ

7.1 Сравнение с аналогичными осцилляторными методами

В классе нейроморфных динамических методов обработки изображений наиболее близкими к изложенному являются метод сегментации контуров и текстур, развитый в цикле работ [15-18], а также осцилляторный метод сегментации яркостных изображений, разработанный в серии работ [19-22]. В разделе 3.2 мы уже говорили о достоинствах модели [15-18]. Теперь подчеркнем существенные отличия от нее нашей модели.

1) Хотя нейронный осциллятор и является структурной единицей сети, возбуждающие и тормозные связи осцилляторов сети конструируются в модели [15-18] отдельно и не являются динамическими;

2) В модели не заложено возможности оперировать с чисто яркостными изображениями; она позволяет осуществлять обработку изображений, связанную только с сегментацией контуров и текстур.

Таким образом, основными продвижениями, сделанными в нашей модели по сравнению с [15-18], являются:

- а) переход на чисто осцилляторный уровень описания ("мезо"-уровень);
- б) построение модели изолированного осциллятора с должным динамическим откликом на характеристики изображения (I, s);
- в) построение самоорганизованных нелинейных динамических связей в осцилляторной сети (не требующих перестройки в зависимости от конкретной задачи сегментации);
- г) выделение двумерной редуцированной сети и использование управления силой взаимодействия в ней, приводящему к качественной сегментации чисто яркостных изображений.

Другим динамическим методом, с которым наш метод имеет сходство, является эффективный осцилляторный метод сегментации яркостных изображений [21]. Наш метод пока еще требует значительной доработки (прежде всего --- ускорения интегрирования больших систем обыкновенных дифференциальных уравнений), что позволило бы обрабатывать реальные изображения. В этом смысле факт доведения осцилляторного метода [21] до высоко эффективного является вдохновляющим. Тем не менее, некоторые преимущества нашего метода по сравнению с [21] можно отметить уже теперь. Это следующие особенности:

- 1) в нашей осцилляторной сети структура вообще нет постоянных связей, в то время как структура динамических связей, образующихся в соответствии с построенным правилом связывания является более простой и экономной;
- 2) правило динамического связывания естественным образом приводит к "автоматическому" формированию множества осцилляторов, взаимодействующих с заданным; при этом совершенно не требуется ни тех сложных вычислений, которые нужны для этого в модели [21], ни выбора "лидеров" для обеспечения синхронизации осцилляторных ансамблей, соответствующих большим фрагментам изображения;

3) наш алгоритм управления взаимодействием в редуцированной сети определенно является более простым по сравнению с алгоритмом адаптации взаимодействия, использованным в [21].

7.2. Сравнение с некоторыми вычислительными методами

Как уже говорилось, значительные успехи достигнуты в развитии традиционных вычислительных методов обработки изображений. В том числе разрабатываются многошкальные эффективные методы сегментации, а также различные методы сглаживания (специальные версии нелинейной фильтрации). В работе [21] проведено подробное сравнение результатов сегментации реальных черно-белых изображений, произведенных осцилляторным методом на основе последней модели сети LEGION, с результатами решения тех же задач, полученных несколькими современными вычислительными методами. Как показало сравнение, осцилляторный алгоритм не только не уступает традиционным в качестве результатов сегментации, но в некоторых отношениях даже превосходит их. В частности, осцилляторный метод продемонстрировал лучшие возможности при сегментации слабо-контрастных спутниковых карт и реальных результатов томографии головного мозга. Будучи интерпретирован как вариант алгоритма нелинейного сглаживания, осцилляторный метод оказывается определенно вычислительно более дешевым, поскольку ему не свойственно "итерационное насыщение", являющееся недостатком многих алгоритмов сглаживания. И наконец, осцилляторный метод заведомо превосходит традиционные методы с точки зрения способа и эффективности подавления шумов. Следует отметить, что естественный и эффективный способ подавления шума вообще является характерной особенностью методов сегментации изображений, основанных на синхронизации.

Для возможности аналогичного сравнения нашего метода требуется усовершенствование реализующей его компьютерной программы (прежде всего, значительное увеличение допустимого числа пикселей изображения). Поэтому пока мы в состоянии ограничиться лишь сравнением принципиальных возможностей нашего метода с возможностями одного из наиболее результативных современных вычислительных подходов --- метода сегментации на основе так называемого нормированного разрезания графов [32, 33]. Метод основан на сопоставлении изображению графа, вершины которого располагаются в пикселях, а при построении весов, приписываемых ребрам, используются сведения о пространственной близости вершин и о близости яркостей отвечающих им пикселей. При рекурсивном разрезании графа на две части решается задача минимизации связности обеих частей друг с другом при условии их максимальной внутренней связности. Метод был испытан в задачах сегментации реальных изображений, включая реальные цветные фотографии, содержащие около 70000 пикселей, и продемонстрировал высокое качество сегментации. При этом сегментация сопровождалась выделением естественных структурных фрагментов изображения, подобному тому, которое производится глазом человека при зрительном восприятии. Интересно отметить, что использованный в [32, 33] принцип связывания графа имеет некоторое сходство с правилом динамического связывания в нашей модели: сомножитель, определяющий пространственное ограничение для связывания вершин графа, аналогичен нашему сомножителю D в весах динамического взаимодействия (использована лишь другая ограничивающая расстояние функция), а сомножитель, определяющий подобие вершин по близости яркостей пикселей, аналогичен нашему сомножителю Q (также использована лишь другая дельтаобразная функция Γ). Преимущество нашего алгоритма заключается в том, что вместо сложных вычислений, приводящих к последовательной серии разрезов графа (многоэтапному выделению структурных фрагментов), в нашей модели происходит динамическое ("автоматическое") разделение всех фрагментов изображения.

8. ЗАКЛЮЧЕНИЕ. ДАЛЬНЕЙШИЕ ПЕРСПЕКТИВЫ.

В работе получены и изложены следующие результаты.

- В качестве осцилляторной модели зрительной коры мозга построена нейросеть из релаксационных осцилляторов, локализованных в узлах трехмерной пространственной решетки. Архитектура сети моделирует колончатую архитектуру зрительной коры. Внутренняя динамика нейронного осциллятора параметрически зависит от ориентации рецептивного поля и настраивается характеристиками отвечающего осциллятору пикселя изображения --- локальной яркостью и ориентацией элементарного направленного сегмента. Построенное правило динамического связывания осцилляторов сети зависит от состояний осцилляторов и ориентаций отвечающих им рецептивных полей.
- Развита нейроморфная динамическая методика сегментации изображений, основанная на кластерной синхронизации двумерной редуцированной осцилляторной сети, предельной версии исходной трехмерной модели. Введенный метод управления синхронизацией в редуцированной сети существенно повышает качество сегментации. В результате метод позволяет сегментировать как чисто яркостные изображения, так и изображения с простейшими типами текстур. В случае сегментации яркостных изображений производится аккуратное воспроизведение границ фрагментов изображения. При сегментации текстурных изображений метод позволяет выделять слабоконтрастные контуры изображения и осуществлять "интеграцию" гладких протяженных и замкнутых контуров. Метод также предоставляет информативную визуализацию результатов сегментации.
- Сравнение предложенного метода сегментации с существующими динамическими и традиционными вычислительными методами выявляет ряд его преимуществ и указывает на возможности дальнейшего развития.

Отметим, что сомножители P и Q , содержащиеся в правиле сетевого связывания (9), ответственны за разные аспекты при решении задачи сегментации. Мысль о том, что "когерентные" объекты в зрительной сцене могли бы быть выделены посредством динамического связывания, была выражена в свое время многими исследователями зрительной системы. Одним из способов выражения этой мысли и является конструкция в виде (10) сомножителя P , ответственного за способность сети сегментировать яркостные изображения. Формула (10) кажется довольно естественной с нейрофизиологической точки зрения, поскольку ее можно интерпретировать как пространственную версию нелинейных хеббовых связей. Конструкция сомножителя Q отражает известный нейробиологический факт о преимущественных связях нейронов зрительной коры с близкими ориентациями рецептивных полей. Присутствие сомножителя Q в правиле сетевого связывания обеспечивает способность сети к детектированию текстур и, в частности, к выделению контуров. Конечно, трудно ожидать, что в рамках одной модели можно было бы ответить на вопрос, отражает ли в действительности модель способ, каким "работает" зрительная система мозга. Для выяснения этого требуется провести разнообразный цикл исследований, включая хорошо продуманные эксперименты. Версия динамического связывания, предложенная и испытанная в настоящей модели, "заставляет" динамическое связывание "работать". Именно этот факт, как кажется, можно было бы расценивать как некоторый малый вклад в понимание того, как зрительная система могла бы в принципе "работать".

В заключение отметим, что помимо чисто технических аспектов усовершенствования алгоритма (увеличения числа пикселей в сегментируемом изображении, ускорения интегрирования управляющей динамической системы, улучшения автоматизации

управления синхронизацией) следующие направления дальнейшего развития модели и метода:

- a) построение и испытание новых принципов динамического связывания;
- b) разработка подходов к построению динамической модели активного зрения;
- c) развитие метода обработки движущихся изображений;
- d) разработка метода сегментации цветных изображений;

Благодарность

Авторы благодарны судьбе за то, что они имели счастье работать с безвременно ушедшей из жизни Ириной Игоревной Суриной. Являясь математиком по образованию, Ирина Игоревна с удовольствием работала в области теории нейронных сетей и была соавтором почти всех наших работ по этой тематике. Ей были свойственны стремление вникнуть в самую суть проблемы и высокие требования к уровню исследований. Помимо многих оригинальных идей Ирине Игоревне принадлежит выбор всех вычислительных алгоритмов, использованных в наших работах, а также их реализация в пакетах удобных интерактивных кодов.

ЛИТЕРАТУРА

1. W.J.Freeman, "Spatial properties of an EEG in the olfactory bulb and olfactory cortex. Electroenceph", Clin. Neurophys., v. 44, p. 586, 1978.
2. C.von der Malsburg, "The correlation theory of brain function", Max-Plank-Institut for Biophys. Chem., Gottingen, Germany, Internal Rep., v. 81-2, 1981.
3. R.Eckhorn, R.Bauer, W.Jordan, M.Brosch, W.Kruse, M.Munk, and H.J.Reitboeck, "Coherent Oscillations: A mechanism of feature linking in the visual cortex?", Biol. Cybern. v. 60, pp. 121-130, 1988.
4. C.M.Gray, and W.Singer, "Stimulus-specific neuronal in orientation columns of cat visual cortex", Proc. Natl. Acad. Sci. USA v. 86, pp. 1698-1702, 1989.
5. H.C.Schuster, and P.Wagner, "A model of neuronal oscillations in the visual cortex. 1 and 2", Biol. Cyb., v. 64, 1990.
6. P.Konig, and T.B.Schillen, "Stimulus-dependent assembly formation of oscillatory responses. I. Synchronization", Neur. Comp. v. 3, pp. 155, 1991; Neur. Comp., v. 3, pp. 167, 1991.
7. T.B.Schillen, and P.Konig, "Binding by temporal structure in multiple feature domains of an oscillatory neuronal network", Biol. Cyb., v. 70, pp. 397, 1994.
8. H.Sompolinsky, D.Golomb, and D.Kleinfeld, "Cooperative dynamics in visual processing", Phys.Rev. A, v. 43, pp. 6990, 1991.
9. W.Gerstner, R.Ritz, and J.L.van Hemmen, "A biologically motivated and analytically soluble model of collective oscillations in the cortex: I. Theory of weak locking", Biol. Cyb., v. 68, pp. 363, 1993.
10. C.von der Malsburg, and J.Buhmann, "Sensory segmentation with coupled neural oscillators", Biol. Cyb., v. 67, pp. 233, 1992.
11. D.Wang, and D.Terman, "Locally excitatory globally inhibitory oscillatory networks", IEEE Trans. on NN, v. 6, pp. 283, 1995.
12. D.Terman, and D.Wang, "Global competition and local cooperation in a network of neural oscillators", Physica D, v. 81, pp. 148, 1995.
13. A.K.Kreiter, and W.Singer, "On the role of neural synchrony in primate visual cortex", Brain Theory, A.Aertsen, V.Braitenberg (eds), pp. 201, 1996.

14. C.M.Gray, "The temporal correlation hypothesis is still alive and well", *Neuron*, v.24, pp.31-47, 1999.
15. Z.Li, "A neural model of contour integration in the primary visual cortex", *Neur. Comp.*, v.10, pp. 903, 1998.
16. Z.Li, "Visual segmentation by contextual influences via intra-cortical interactions in the primary visual cortex", *Network*, v. 10, pp. 187, 1999.
17. Z.Li, "Pre-attentive segmentation in the primary visual cortex", *Spatial Vision*, v. 13, pp. 25, 2000.
18. Z.Li, "Computational design and nonlinear dynamics of a recurrent network model of the primary visual cortex", *Neural Comp.*, v. 13/8, pp. 1749, 2001.
19. D.L.Wang, and D.Terman, "Image segmentation based on oscillatory correlation", *Neur. Comp.*, v. 9, pp. 805, 1997.
20. D.L.Wang, "Relaxation oscillators and networks", *Wiley Encyclopedia of Electrical Electronics Engineering*, Wiley & Sons, v. 18, pp. 396, 1999.
21. K.Chen, D.Wang, and X.Liu, "Weight adaptation and oscillatory correlation for image segmentation", *IEEE Trans. on NN*, v. 11, pp. 1106, 2000.
22. E.Cesmeli, and D.L.Wang, "Texture segmentation using Gaussian-Markov random fields and neural oscillator networks", *IEEE Trans. NN*, v. 12, pp. 394, 2001.
23. M.G.Kuzmina, and I.I.Surina, "Synchronization-based network model for contour integration in visual processing", *Proc. of Int. Conf. on Artific. Intell. and Cognitive Sci. (AICS'99)*, Cork, Ireland, pp. 37, 1999
24. M.G.Kuzmina, E.A.Manykin, and I.I.Surina, "Spatially distributed oscillatory networks related to modeling of the brain visual cortex", *Proc. of Int. Conf. on Nonlinear Theory and Applications (NOLTA'2000)*, Dresden, Germany, v. 1, pp. 335, 2000.
25. M.G.Kuzmina, E.A.Manykin, and I.I.Surina, "Oscillatory network model of the brain visual cortex with controlled synchronization", *Proc. of the Second Int. Conf. on Oscillation and Chaos Control (COC'2000)*, Saint Peterburg, pp. 37, 2000.
26. M.G.Kuzmina, E.A.Manykin, and I.I.Surina, "Tunable oscillatory network for visual image segmentation", *Proc. of ICANN'2001*, Vienna, Austria, *Lecture Notes on Comp. Sci.*, v. 2130, pp. 1013, 2001.
27. M.G.Kuzmina, E.A.Manykin, and I.I.Surina, "Oscillatory network with self-organized dynamical connections for synchronization-based visual image segmentation", *Proc. of IPCAT'2003*, Lausanne, Switzerland, pp.123-137, 2003.
28. Z.Li, J.J.Hopfield, "Modeling the olfactory bulb and its neural oscillatory processing", *Biol. Cybern.*, v. 61(5), pp. 379, 1989.
29. D.Comaniciu, and P.Meer, "Mean shift analysis and applicatioons", *Proc. of Int. Conf. on Computer Vision (ICCV'99)*, v. 2, pp. 1182 , 1999.
30. D.Comaniciu, and P.Meer, "Distribution free decomposition of multivariate data", *Pattern Anal. and Applic.*, v. 8, pp. 1, 1999.
31. E.P.Simoncelli, and T.W.Freeman, "The steerable pyramid: a flexible architecture for multi-scale derivative computation", *Proc. of 2nd IEEE Conf. on Image Proc.*, Washington, 1995.
32. J.Shi, and J.Malik, "Normalized cuts and image segmentation", *Proc. of IEEE Conf. on Comp. Vision and Patt. Rec.*, Puerto Rico, 1997.
33. J.Shi, and J.Malik, "Normalized cuts and image segmentation", *IEEE Trans. on Patt. Anal. and Machine Intell.*, v. 22(8), pp. 888, 2000.
34. D.H.Hubel, " Eye, brain and vision", *Sci. American Lib. Division HPHLP*, N.Y., 1988; русский перевод: Д.Хьюбел, "Глаз, мозг, зрение", МИР, Москва, 1990.
35. D.Marr, " Vision - A computational investigation into the human representation and processing of vision information", W.H.Freeman and Company (eds.), San Francisco, 1982.
36. M.G.Kuzmina, E.A.Manykin, and I.I.Surina, "Exact solutions and modelling of associative memory in oscillatory networks", *Proc. of SPIE*, v. 3402, pp. 298, 1997.

37. F.Worgotter, "Bad design and good performance: strategies of the visual system for enhanced scene analysis", Proc. of ICANN'2001, Vienna, Austria, Lecture Notes on Comp. Sci., v. 2130, pp. 13, 2001.

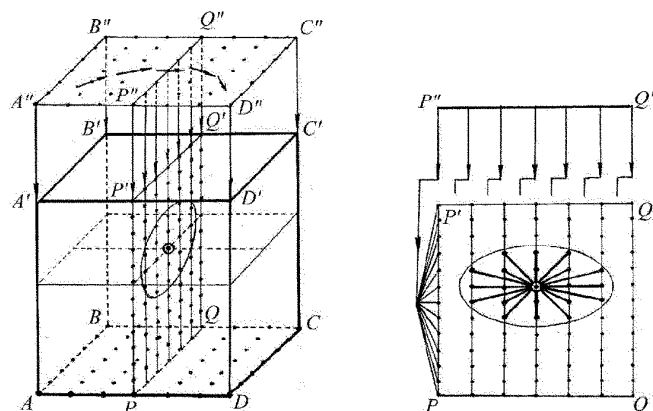


Рис. 1. Схема связи между решеткой изображения и архитектурой 3D осцилляторной сети. Дискретизированное изображение расположено в прямоугольнике $A''B''C''D''$ ("сетчатка"), где определена квадратная решетка. Осцилляторы сети расположены в узлах 3D решетки внутри параллелограмма $ABCD A'B'C'D'$. Осцилляторные колонки, ориентированные вдоль высоты параллелограмма, показаны в сечении $PP'Q'Q'$, которое показано отдельно справа. Параметры пикселей (I, s) , определенные в каждом узле решетки изображения, одни и те же для всех осцилляторов соответствующей колонки. Нелокальные динамические связи показаны для выделенного осциллятора.

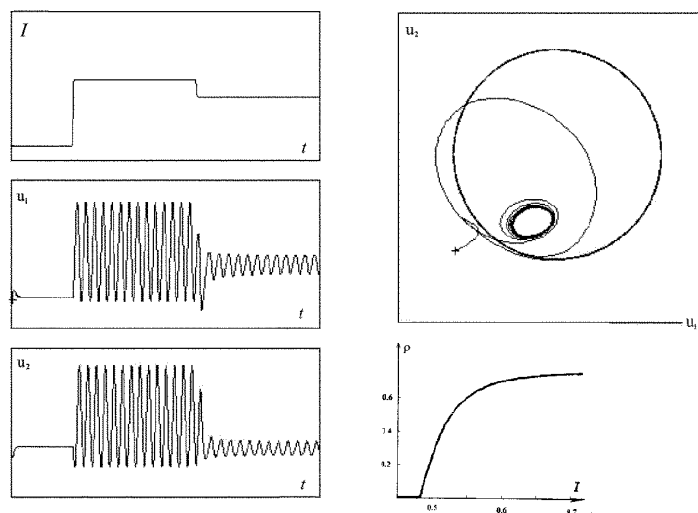


Рис. 2. "Отклик" сетевого осциллятора на изменение во времени яркости отвечающего ему пикселя. Слева показаны временные изменения обеих переменных состояния, справа сверху - траектория динамической системы изолированного осциллятора. На правом нижнем рисунке представлена зависимость радиуса предельного цикла осциллятора от яркости пикселя I .

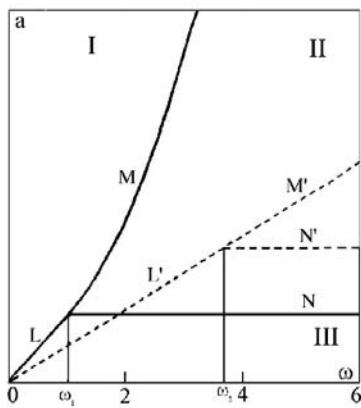
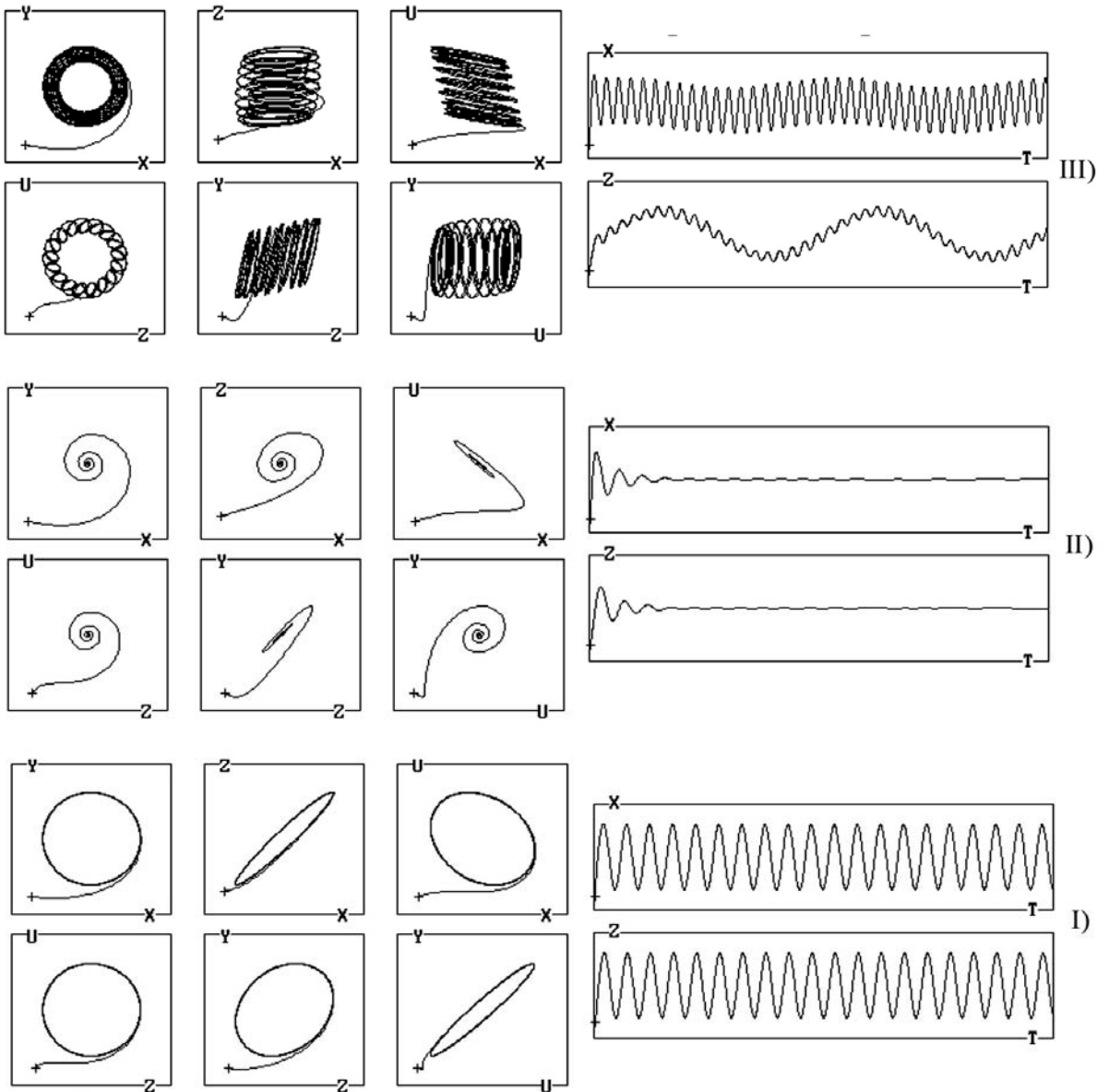


Рис. 3. Структурный портрет динамической системы двух взаимодействующих осцилляторов.

В параметрическом пространстве (ω, a) , $\omega = \omega_1 - \omega_2$, $w = a \exp(i\beta)$ кривые L, M, N, определяемые элементарными функциями, разделяют области, отвечающие качественно различным динамическим режимам (при $\beta=0$): I - синхронизация; II - "amplitude death", III - многочастотные колебания. Кривые L', M', N' - соответствующие разделяющие кривые при $\beta=\pi/6$.

Ниже, на рис. III), II), I) представлены примеры динамики из соответствующих областей параметрического пространства (показаны все проекции фазового портрета динамической системы и временные зависимости двух осцилляторных переменных).



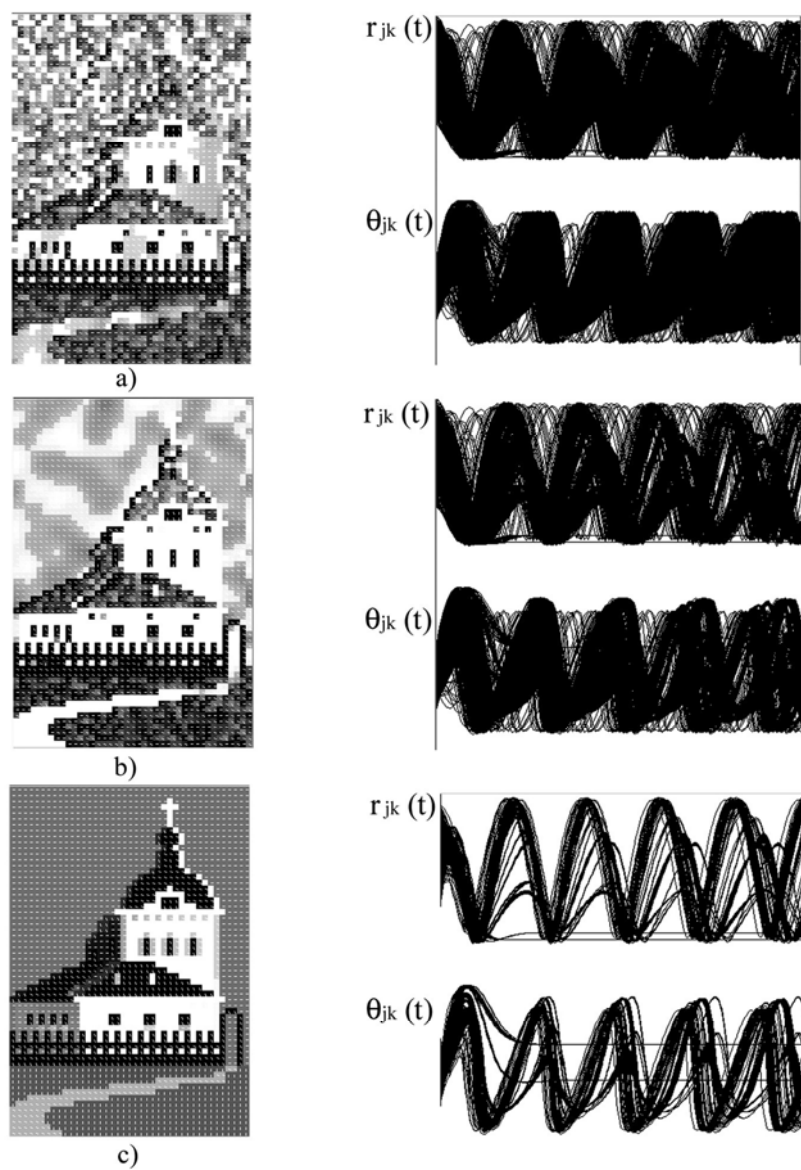


Рис. 4. Три основных типа динамики сети, поочередно возникающих при постепенном усилении взаимодействия: а) полная десинхронизация ($h=1.25$); б) частичная синхронизация ($h=0.5$); в) практически полная кластерная синхронизация ($h=0.01$). Показаны одно из мгновенных состояний изображения (слева) и временные зависимости состояний всех осцилляторов сети (справа).

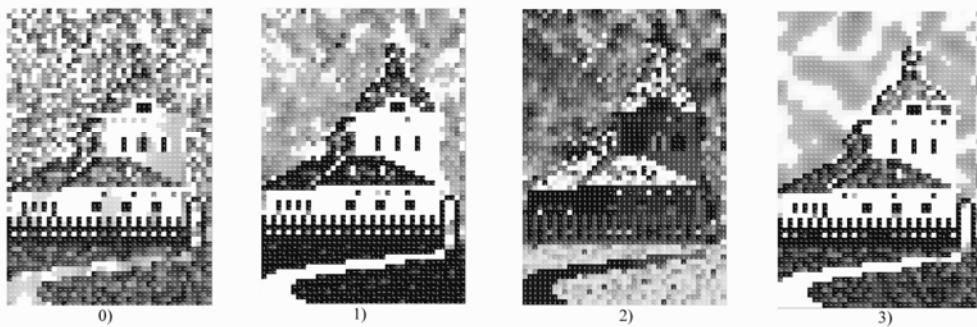


Рис. 5. Три характерных примера мгновенного состояния изображения (1) - 3)), возникающих в общем множестве состояний сети при частичной синхронизации (0) - начальное состояние).

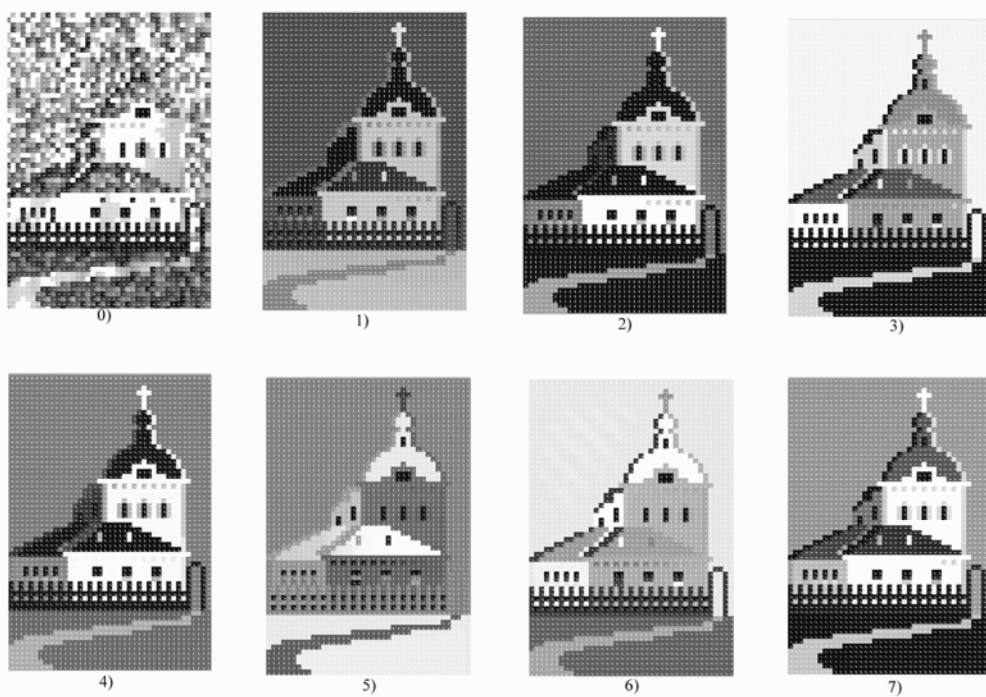


Рис. 6. Семь характерных примеров мгновенного состояния полностью сегментированного изображения, возникающих при динамике сети в состоянии полной синхронизации.

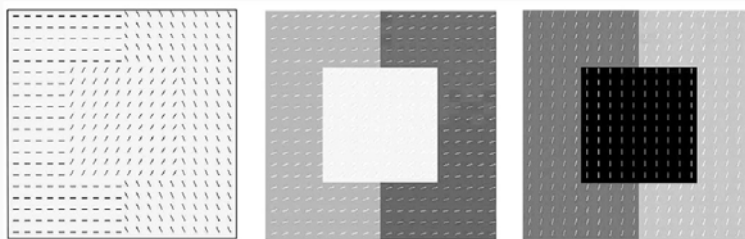


Рис. 7. Сегментация изображения, состоящего из трех фрагментов одинаковой яркости, но различной мононаправленной текстуры.

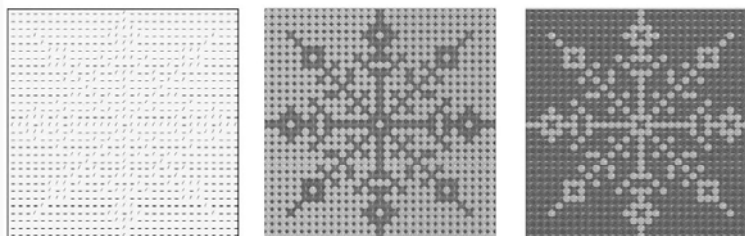


Рис. 8. Сегментация сложного контура, обладающего совпадающей с фоном яркостью, но отличной от фона мононаправленной текстурой.

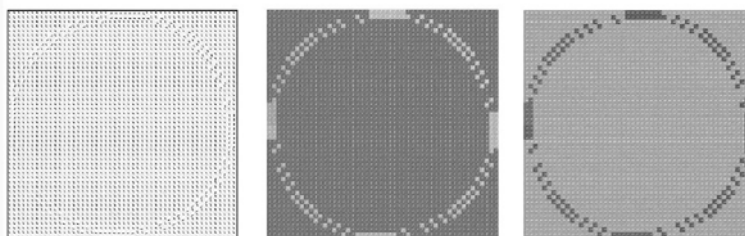


Рис. 9. Сегментация двойного замкнутого контура, выделенного из фона только текстурой медленно меняющегося направления ("contour integration").

Кузьмина Маргарита Георгиевна,

канд. ф.-м. н., ст. н.с. Института прикладной математики им. М.В.Келдыша РАН
(отдел кинетических уравнений),

125047 Москва, Миусская пл. 4;

тел.: 972-34-91 (сл.); 236-70-96 (дом.);

e-mail: kuzmina@spp.keldysh.ru

Манькин Эдуард Анатольевич,

докт. ф.-м. н., зав. лаб. нелинейной оптики Института сверхпроводимости и физики
твёрдого тела Российского научного центра «Курчатовский институт»;

123182 Москва, пл. Курчатова 1;

тел.: 196-91-07 (сл.); 196-49-05 (дом.);

e-mail: edmany@issph.kiae.ru