

www.2045.ru

НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ОТЧЕТ

о выполнении I этапа работ по проекту:

«Разработка бионавигационной технологии построения электронных нейромиметических систем управления автономным антропоморфным роботом».

Руководитель направления: Цукерман В.Д.

г. Ростов-на-Дону 2012 год

ОГЛАВЛЕНИЕ

1 Введение	3
1.1 Фундаментальная научная проблема, на решение которой направлен проект	3
1.2 Современное состояние проблемы	6
2 Теоретические основы и результаты математического моделирования	10
2.1 Первичные (необходимые) требования, которым должна удовлетворять	
нейронная сеть робота-навигатора	12
2.2. Микросхемная нейронная организация на основе сетей с чётным	13
циклическим торможением (ECI-сетей)	
2.3 Частотно-фазовое кодирование в ЕСІ-сетях	19
2.3.1 Периодические ансамбли дирекционального кодирования	23
2.3.2 Периодические ансамбли топологического кодирования	27
2.3.3 Универсальные единицы кодирования внутренних слоев сети	29
2.4 Заключение. Функциональные аспекты моделирования	
нейросетевой пространственной обработки сигналов	33
3. Разработка исследовательского программного комплекса ИПК «Exper-2012»	36
3.1 Пользовательский интерфейс ИПК «Exper-2012»	36
3.2 Расчетный модуль ИПК «Exper-2012»	37
3.3 Перспективные направления развития ИПК «Exper-2012»	37
4 Разработка макета нейровычислительного устройства	38
4.1 Заключение	50
5. Список цитированной литературы	51
5.1 Список публикаций авторов проекта	52

Введение

1.1 Фундаментальная научная проблема, на решение которой направлен проект

Повседневная жизнь человека наполнена многочисленными событиями и эпизодами. Нам удается сохранять в памяти огромное количество сведений о них. Наш мозг способен мгновенно оценить окружающую обстановку, планировать свое поведение, последовательность действий в пространстве и времени, используя при этом эпизодическую память, т.е. память событий во контексте. Важнейшей, если главной временном не адаптивной особенностью мозга, является его удивительная способность к обработке пространства и времени в очень широких диапазонах. Именно в таком контексте предлагаемым проектом предусматривается исследование, моделирование и макетное (нейросетевое) исполнение нейродинамических процессов организации пространственного обучения, памяти и поведения. Почему мы считаем этот аспект деятельности мозга важнейшим и обращаем на него особое внимание?

Динамический характер сенсорного окружения и необходимость организации двигательного поведения выдвигают сложную проблему пространственно-временных преобразований в мозге. Мозг планирует и управляет поведением в диапазоне от нескольких миллиметров до многих метров и временных масштабов от долей секунды до многих минут, в то нейродинамическая время как активность мозга характеризуется значительно меньшими пространственными и временными шкалами. Какие особенности организации нейронных сетей мозга позволяют ИМ осуществлять двойное преобразование «поведенческая шкала – нейронная шкала» и обратно «нейронная шкала – поведение»? Раздельна ли обработка пространства и времени в нейронных сетях? Как возникает различная разрешающая способность нейронных структур мозга? Наконец, что за язык (код) нейронных сообщений используется в пространственно-временных преобразованиях в мозге?

Особо подчеркнем, пространственное восприятие, пространственная ориентация, самоидентификация и пространственная навигация живых организмов в последние годы стали весьма притягательным субъектом исследований в нейронауке потому, что эти функции заключают в себе много фундаментальных аспектов деятельности мозга, без которых немыслимо выживание организмов, они глубоко значимы для человека. При этом необходимо учитывать, что пространство и время накладывают свой «отпечаток» не на пассивное устройство, но на активную среду, обладающую нелинейным поведением в многочисленных временных шкалах, собственной осцилляторной активностью в широком диапазоне частот.

Проблему, имеющую отношение к вышесказанному, можно обозначить как проблему «пространство и мозг». Возникает вопрос: как представлено пространственное окружение В активности нервных клеток? Многочисленные исследования последних лет свидетельствуют о целом ряде специализированных клеточных образований, играющих ключевую роль в пространственном поведении и особенно широко представленных В гиппокампальной формации мозга, энторинальной и париетальной коре, других структурах мозга [Hafting et al, 2005; Sargolini et al, 2006; Barry et al, 2007; Diba, Buzsaki, 2007; Moser et al, 2008; Nitz, 2009; Jacobs et al, 2010; Doeller et al, 2010; Igloi et al, 2010; Brandon et al, 2011].

Исследования, выполненные на животных, включая приматов, в условиях свободного поведения, а также с использованием виртуальной реальности на людях, обнаружили необычайно сложную и интересную функциональную специализацию клеток, получивших название клеток места (*place cells*) в гиппокампе грызунов и клеток пространственного обзора (*spatial view cells*) в гиппокампе приматов, клеток направления головы (*head direction cells*) в постсубикулуме и ретросплинальной коре, решетчатых клеток (*grid cells*) в медиальной энторинальной коре. Эти данные в совокупности со сведениями о большом числе рекуррентных связей в поле САЗ гиппокампа и медиальной энторинальной коре, а также эндогенной тета-ритмической и гамма-осцилляторной активностью названных структур мозга, делают весьма актуальной проблему построения концептуальной и математической модели системы пространственной ориентации и навигации организма.

Современная когнитивная нейронаука навигации, как И другие нейронаучные направления исследований мозга, обращается к параллельной обработке информации, производимой многочисленными нейронными субстратами в условиях реального пространственного поведения. Различные сенсорные входы обеспечивают навигатора многочисленным описанием текущего пространственного контекста. Ядром пространственного познания является интеграция мультимодальных сигналов В когерентное Идиотетические сигналы, связанные с собственным представление. вестибулярную движением, включают В себя (инерциальную), кинестетическую информацию (от мышечных и суставных рецепторов), эфферентные копии моторных команд, и сенсорные потоки информации, в зрительные потоки сигналов, обусловленные собственным частности, движением. Аллотетические сигналы, в свою очередь, обеспечивают навигатора информацией о внешнем окружении и включают зрительные, обонятельные и соматосенсорные (тактильные) источники звуковые, сигналов. Другими словами, если идиотетические стимулы обеспечивают навигатора информацией, генерируемой собственным движением, т.е. динамической пространственной информацией, то аллотетические сигналы статические пространственные отношения (связи) описывают между ориентирами и источниками сенсорных сигналов (хотя в наземными некоторых случаях возможны их изменения). В процессе исследования незнакомого окружения мозг навигатора обучается выделять когерентную информацию из такого избыточного и многомерного входного пространства сигналов.

Основываясь на этих общих положениях, проектом предполагается разработка концептуальной и крупномасштабной математической модели,

используя современные нейробиологические данные о функционировании энторинально-гиппокампальной системы мозга, а также нейрональные корреляты навигационного поведения и пространственного обучения у высших организмов и человека. Одновременно, обобщение и формализация знаний ставят перед авторами проекта задачу разработки бионавигационных технологий построения электронных нейромиметических систем управления пространственным поведением антропоморфных роботов или, иначе говоря, создание «электронного мозга». Разработки таких технологий естественно предыдущий должны опираться на весь опыт исследований И математическое моделирование, выполненное авторами проекта В предыдущие годы.

1.2 Современное состояние проблемы

Пространственное познание заключает в себе способность мозга навигатора, накапливать пространственное знание, т.е. пространственно-временные отношения между окружающими объектами или событиями, кодировать их с целью запоминания и использовать для адаптации моторного ответа к специфическому контексту целенаправленного поведения для решения навигационной задачи. Подобно другим высокоуровневым функциям мозга пространственное познание обращается К параллельной обработке информации, производимой многочисленными нейронными сетями, которые взаимодействуют либо кооперативно, либо конкурентно выполняя пространственное поведение. Ha сенсорном уровне различные перцептуальные модальности обеспечивают навигатора многочисленным описанием текущего пространственного контекста. Ядром пространственного познания является интеграция разномодальных сигналов, которые обрабатываются взаимосвязанными мозговыми регионами В когерентное представление.

Теоретические и модельные экспериментальные исследования в обозначенной области широко представлены в современной научной

литературе [Samsonovich, McNaughton, 1997; Battaglia, Treves, 1998; Stringer et al, 2002; Trullier et al, 2007; Arleo, Rondi-Reig, 2007; Rolls, 2010], что ставит в качестве первостепенной, задачу интеграции знаний и построение концептуальной модели решения мозгом задач пространственной навигации и обучения. Более того, имеющиеся современные электронные средства и программное обеспечение позволяют не только выдвинуть задачу построения широкомасштабных моделей целенаправленного поведения, но и создание роботов с нейромиметическим управлением, что представляет основу предлагаемого проекта.

В последние годы энторинально-гиппокампальный комплекс мозга оказался в центре внимания нейронаучных когнитивных исследований. Особый импульс этому придало открытие в 2005 году в энторинальной коре мозга, так называемых «решетчатых клеток», участвующих в навигационном поведении млекопитающих (крыс) [Hafting et al, 2005]. В противоположность унимодальному пространственно локализованному распределению активности «клеток места», обнаруженных ранее в субполях САЗ и СА1 гиппокампа крысы, активность отдельных решетчатых клеток показывает регулярную мультипиковую активность, которая образует треугольные (гексагональные) пространственные решетки условиях свободного В поведения животного. В различных слоях энторинальной коры, компактную клеточной сохраняющих такую регулярную структуру активности, эта активность модулируется скоростью и направлением движения животного. Несмотря на множество моделей, пытающихся объяснить этот необычный феномен, в целом, их можно отнести к двум основным классам: осцилляторные интерференционные и аттракторные Однако, оба класса представленных в литературе моделей модели. описывают частное нейродинамическое поведение клеток гиппокампа и энторинальной коры и не дают ответов на следующие вопросы: 1) какова функциональная связь между решетчатыми клетками энторинальной коры, клетками места гиппокампа, а также широко представленными в различных

регионах мозга «клетками направления головы»; 2) как и при каких условиях формируются пространственно-временные динамические образования нейронов – нейронные группировки, ансамбли многочисленных специализированных структур, участвующих в реализации навигационного поведения; 3) в настоящее время неизвестны также сетевая архитектура и микросхемная нейронная организация гиппокампальной формации И энторинальной коры, необходимые ДЛЯ понимания динамического взаимодействия этих клеток. Основная проблема с ответами на поставленные выше вопросы, по нашему мнению, заключается в том, что обнаруженные в нейрофизиологических экспериментах динамические клеточные феномены, не раскрывают их системной роли, остаются «за кадром» их истинное участие в многочисленных динамических структурах и процессах в условиях реального поведения. Следовательно, в настоящее время крайне необходимы соответствующие концептуальные идеи и их системная проверка В модельных исследованиях.

Мозг организует пространственное поведение, в значительной степени основываясь на постоянном пошаговом «тестировании» внешней среды, т.е. информации о собственном движении, трансляции сигналов поступательного и поворотного движений тела, поэтому динамическое моделирование гиппокампально-энторинальной системы должно объяснить важнейшие феномены трансформации временной информации в комбинаториальные или комбинаториально-временные коды при решении задач пространственного восприятия, навигации и обучения. Многие динамические модели обучения и памяти, основанные на современных данных синаптической физиологии и динамических систем, сталкиваются с серьезными теории нелинейных трудностями при их сравнении с биологическим прототипом. Даже простейшие нейронные системы, состоящие из небольшого числа нейронов и синаптических связей, обладают огромным количеством переменных и управляющих параметров. Это делает нейронные системы адаптивными и полифункциональными, что является решающим для реализации ИХ

биологической функции и пока недостижимым для технических систем. Кроме того, перед создателями искусственных нейронных сетей стоит проблема создания нейровычислительных устройств, функционирующих в реальном масштабе времени, способных выполнять центральную задачу нейровычислений – интегрирование сигналов пространственного окружения – в темпе выполнения поведенческих задач.

Нами впервые предложена математическая свободномодель масштабируемой рекуррентной нейросетевой организации С четным циклическим торможением, обладающая огромным потенциалом популяционного частотно-фазового кодирования, сжатия, предвосхищением событий, полифункциональностью представлений основных пространственных переменных, большой комбинаториальной емкостью.

В наших публикациях последних лет [Цукерман с соавт., 2006; Цукерман с соавт., 2009; Цукерман с соавт., 2010; Цукерман, 2011] представлены результаты вычислительного моделирования организованной пространственно-временной нейронной активности при решении Разработанный нами оригинальный навигационных задач. подход К математическому моделированию свободно масштабируемых нейронных сетей обладает большим теоретическим потенциалом и значительно практической ценностью В силу его универсальности, полифункциональности и высокой надежности, чем частные модели специфических функций той или иной структуры мозга. Особо подчеркнем, что помимо прикладного аспекта, возможности имитационного поведения навигатора в моделирования тестовых средах различной сложности, построение когнитивных карт и исследования эффективных предлагаемый алгоритмов обучения. делают нами проект важным инструментом в познании фундаментальных основ деятельности мозга.

2 Теоретические основы и результаты математического моделирования

В конце девяностых годов авторами проекта были разработаны теоретические основы построения свободномасштабируемых осцилляторных нейронных сетей с четным циклическим торможением (ECI-networks), математический аппарат моделирования нелинейных взаимодействий медленных тета- и быстрых гамма-ритмов возникающих в этих сетях. Авторами был показан генезис этих ритмов на клеточном уровне, многочисленные параметры нейросетевых определены И диапазоны впервые показана возможность переменных, построения непрерывных аттракторных сетей на основе слабых взаимодействий нелинейных нейронных осцилляторов пространственно-временных И кодирования переменных с участием этих ритмов.

Разработан оригинальный способ частотно-фазового популяционного кодирования паттернов входных сигналов, основанный на динамическом взаимодействии нейросетевых референтной двух подсистем — (некодирующей) информационной (кодирующей), И использующих нелинейное взаимодействие быстрых (гамма-) и медленных тета-осцилляций. Данный способ нейросетевого кодирования не имеет аналогов и является оригинальным.

С помощью вычислительного моделирования впервые показано, что нейронная сеть может осуществлять временное и пространственное растяжение-сжатие паттернов входных сигналов в зависимости от контекста (состояния сети, определяемого местом в окружении, которое, в свою очередь, определяется скоростью пространственного движения). Подобный результат соответствует последним данным нейрофизиологических исследований.

Мультимасштабные преобразования паттернов входных сигналов позволяют представить как пространственное окружение с разной степенью детальности, т.е. различными степенями разрешения, осуществляется в

специализированных сетях гиппокампа, энторинальной коры и других структур мозга; этот результат получен впервые. Далее представлены основные концептуальные подходы и теоретические положения, апробированные нами в вычислительных модельных исследованиях:

- Основой фазового (временного) кодирования событий в мозге служат нелинейные взаимодействия быстрых гамма- и медленных тета-ритмов. Структурно-функциональной единицей кодирования является гиппокампальный фазовый кластер (группировка нейронов, специфически связанная с тем или иным событием);
- Обработка динамических последовательностей событий (эпизодов) в мозге сопровождается временным и пространственным сжатием, а управление поведением – обратным переходом в макровременные шкалы; такие преобразования осуществляются в одних и тех же сетях в зависимости от их состояния;
- Нелинейная динамика энторинально-гиппокампальных специализированных структур мозга характеризуется «врожденными» аттракторными картами, определяемыми архитектурой нейронных сетей, в нашем случае показанными на сетях с четным циклическим торможением;
- Системные процессы обучения в мозге связаны с присвоением сетевым аттракторам избирательности к внешним входам и определяют специфичность ответов сети на события внешнего окружения;
- Существует глубокая связь между гиппокампальной функцией пространственной памяти и функцией эпизодической памяти вплоть до общих нейрофизиологических механизмов, лежащих в основе навигационного поведения и вызова эпизодической памяти;

В исследовательских целях авторами разработана оригинальная математическая модель и исследовательский пакет программ «EXPER-2011» для моделирования и исследования динамики многослойных нейронных сетей. Свидетельство гос. рег. программы для ЭВМ № 2011615822.

Разработан высокопроизводительный дистанционный метод вычислений и реализован программный комплекс «НТТР-сервер удаленных нейросетевых расчетов». Свидетельство гос. рег. программы для ЭВМ № 201161366.

2.1 Первичные (необходимые) требования, которым должна удовлетворять нейронная сеть робота-навигатора.

Здесь мы изложим исходные требования к разработке 1-го этапа. Дальнейшие требования к разрабатываемой системе будут представлены на последующих этапах исследований и разработок. Нейронная сеть, решающая задачи пространственной навигации, должна удовлетворять следующим требованиям:

1) поддерживать стабильное представление направления движения и позиции робота-навигатора, биологическое демонстрируя, В то же время, правдоподобие, т.е. экспериментально наблюдаемые свойства клеток гиппокампально-энторинальной системы мозга. В частности, нейроны в обладать разнообразными модели должны характеристиками пространственной активности (решетчатые клетки, дирекциональные клетки, топологические клетки, комплексные (конъюнктивные) клетки и др;

 удовлетворять топологическим свойствам активности, т.е. относительная пространственная связь между полями места клеток, вовлеченных в интегрирование траектории, должна быть практически сходной в различных окружениях;

 нейроны сети должны обладать преимущественной настройкой (дирекциональной активностью), распределенной в пространственном окружении, с многообразием чувствительностей к изменению в позиции;

4) демонстрировать популяционное частотно-фазовое кодирование паттернов входных сигналов, используемых электронным мозгом, и их декодирование в виде пространственных координат движения;

5) демонстрировать базовый нейродинамический феномен – фазовую прецессию;

6) нейронная сеть должна интегрировать траекторию движения в любом направлении своего пространственного окружения;

7) все нейровычислительные процедуры должны решаться в реальном масштабе времени, т.е. в темпе решения поведенческих задач, в то же время одним из базовых свойств разрабатываемой системы, должна быть ее способность к предвосхищению, предвидению событий (*look ahead*).

2.2. Микросхемная нейронная организация на основе сетей с чётным циклическим торможением

Архитектура нейронной сети с четным циклическим торможением (ECI-сети) собой слабосвязанных нелинейных представляет активную среду осцилляторов (рис.1), генерирующих при определенных параметрах и постоянном притоке энергии широкополосный извне, диапазон тета-ритмов, низкочастотных низкоамплитудные высокочастотные пульсации и гамма-пачки осцилляций мембранного потенциала нейронов. Это полностью соответствует нейрофизиологическим данным о том, что гамма-осцилляции часто встраиваются внутрь более медленных осцилляций (4–12Hz) диапазона тета-частот [Bragin et al., 1995; Senior et al., 2008].

В схеме пространственной организации многослойных сетей с четным торможением, принципиальной особенностью циклическим является наличие в ней двух подсистем референтной (большие черные кружки) и информационной (цветные кружки), чередующиеся между собой В Референтные определенном порядке. И информационные модули, отличаются тем. что последние имеют внешние переменные информационные входы, а референтные – только постоянные смещения мембранного потенциала. Рекуррентные связи между осцилляторами, входящими в эти подсистемы, обеспечиваются тормозными синапсами (малые черные кружки на рис.1). Математическая модель свободно масштабируемой ECI-сети выглядит следующим образом:

$$\begin{cases} \tau_i \frac{dx_i}{dt} = -x_i - b_i z_i - \sum_{j \in N_i} a_{ij} y_i + S_{0i} + S_i(t), \\ T_i \frac{dz_i}{dt} = -z_i + y_i, \\ y_i = \begin{cases} k(x_i - p_i), & x_i > p_i, \\ 0, & x_i \le p_i, \end{cases} \quad i = 1, \dots N, \end{cases}$$

$$(1)$$

здесь x_i – мембранный потенциал *i*-го нейрона; z_i – глубина или степень адаптации *i*-го нейрона к постоянному уровню входного воздействия; τ_i – постоянная времени входа нейрона; T_i , b_i , – параметры, определяющие постоянные времени и уровень адаптации нейронов; p_i – порог нейронов; a_{ij} – веса тормозных связей; S_{0i} и $S_i(t)$ – постоянный и переменный входы нейронов, соответственно; y_i – выходная активность *i*-го нейрона; κ – коэффициент усиления; n – число осцилляторных узлов сети.

В частности, ее отдельный модуль – осцилляторный узел ECI-сети можно записать в виде следующей системы уравнений (2):

$$\begin{cases} \tau_1 \frac{dx_1}{dt} = -x_1 - b_1 z_1 - a_{21} y_2 + S_{01}, \\ T_1 \frac{dz_1}{dt} = -z_1 + y_1, \\ \tau_2 \frac{dx_2}{dt} = -x_2 - b_2 z_2 - a_{12} y_1 + S_{02}, \\ T_2 \frac{dz_2}{dt} = -z_2 + y_2, \\ y_{1,2} = \begin{cases} k(x_{1,2} - p_{1,2}) & \text{ДЛЯ } x_{1,2} > p_{1,2}, \\ 0 & \text{ДЛЯ } x_{1,2} \le p_{1,2}. \end{cases} \end{cases}$$



Рис. 1. Пространственная организация многослойных сетей нелинейных осцилляторов с четным циклическим торможением (эквивалентые схемы слева). В любом слое (контуре) сети содержится четное число тормозных связей, отсюда название *even cyclic inhibitory networks* (ECI-сети). Черными кружками обозначены осцилляторные модули, образующие референтные системы в каждом контуре, цветными – информационные, на которые поступают внешние возбуждающие входы. В каждом слое сверху-вниз количество нейронов прогрессивно уменьшается. Справа на рисунке показан базовый элемент, расположенный в узлах решетки ЕСІ-сети – осцилляторный модуль, состоящий из двух нейронов. Вверху: аналоговый адаптивный нейрон с реакцией, показанной внутри нейрона на ступенчатый вход; Внизу: условный осцилляторный нейрон с затухающими осцилляциями. Горизонтальные связи с соседними узлами осцилляторной решетки осуществляются между аналоговыми адаптивными нейронами.

При определенных параметрах и соотношениях амплитуд внешних входов нейронов такой модуль способен к автономной генерации двух ритмов – высокочастотного (гамма-подобного) и медленноволнового (тетаподобного). Генерация этих ритмов запускается постоянным уровнем возбуждения обоих нейронов. Короткий возбуждающий импульс, поданный на нейрон с малой постоянной времени входа, приводит к смещению всего тета-ритма. Все параметры и входные сигналы подробно указаны в подписях под рисунками.

Особенностью ритмогенеза в таком модуле является наличие различных режимов генерации колебаний и существование фазовых переходов между ними. В частности, можно наблюдать режим высокочастотных непрерывных осцилляций с переходом к двухчастотному режиму, т. е. медленноволновому, перемежающемуся высокочастотными пачками осцилляций. В такой сети энергия паттернов входных импульсных сигналов приводит к фазовым смещениям высокочастотных гамма-пачек. Вычислительные эксперименты показывают, ЧТО фазовая динамика нейронов сети имеет сложную зависимость от целого ряда факторов: состояния сети, энергии входных сигналов, матрицы весов тормозных связей, постоянных времени синаптических входов и адаптации нейронов.

Ритмогенез отдельного модуля определяется несколькими различными факторами: а) разностью потенциалов покоя обоих нейронов модуля – S_{0i} ; б) величиной адаптационного параметра нейрона – b_a , смысл которого заключается в депрессивном характере синаптического входа этого нейрона и в) соотношением постоянных времени входов обоих нейронов. Кроме того, осцилляторные модули обладают динамической памятью, т. е. подобны «клеткам с сохраняющейся активностью», обнаруженным экспериментально в энторинальной коре [*Egorov et al., 2002; Fransen et al, 2006*]. Более полное описание математической модели и динамики этих сетей можно найти в наших работах (см. авторский список публикаций).

Состояние ЕСІ-сети определяется общим уровнем мембранного осцилляторных модулей (референтных потенциала покоя всех И информационных). При активации возбуждающих входов информационных единиц происходит их деполяризация, т.е. возрастание мембранного потенциала, что, в свою очередь, ведет к увеличению тета-частоты соответствующих модулей до определенных пределов. Отсюда следует, что частота осцилляций информационных единиц сети в условиях свободного поведения должна превысить частоту осцилляций референтных осцилляторных единиц, и, следовательно, привести к относительным фазовым сдвигам первых относительно референтов. Отметим также, что в уровней торможения И внешнего возбуждения связи С различием осцилляторов внешних и внутренних слоев сети, частота генерации тетаритма прогрессивно убывает от поверхностного к внутренним слоям.

Благодаря динамической памяти (способности сохранять уровень накопленного мембранного потенциала нейронов и, соответственно, их тетачастоты), фазовый сдвиг каждого информационного модуля относительно фиксированной частоты референтных модулей может быть измерен. Эти частные фазовые сдвиги образуют популяционный фазовый код входного паттерна сигналов. Результатом таких измерений является семейство фазовых кривых. Примеры фазовых представлений информационных единиц различных слоев сети на входной градиентный сигнал с постоянным шагом приращения амплитуды показаны далее.

Получив энергию сенсорного события в виде одновременного импульсного воздействия на входы информационных модулей, сеть производит временную развертку этого события, в результате которой каждый информационный модуль занимает соответствующее «фазовое место» в следующем за воздействием тета-цикле. Подобные преобразования амплитуд в популяционный фазовый код являются многозначными и зависят контекстного или неспецифического воздействия, определяющего ОТ состояние сети в момент прихода внешнего информационного сигнала.

Будем разделять все входные воздействия на категории: две неспецифические, т. е. общие для всех информационных единиц сети (одновременно поступающие на все входы), и специфические, поступающие исключительно на тот или иной информационный модуль. И пусть неспецифический вход отражает линейную (трансляционную) скорость перемещения объекта в пространстве, а специфический вход соответствует частным локальным угловым скоростям поворотов головы в том или ином направлении при его движении вдоль траектории. И линейная, и угловая скорости поворотов головы модулируют уровень мембранного потенциала информационных ЧТО соответствует современным единиц, нейрофизиологическим данным [Geisler et al, 2007].



Рис. 2. Фрагмент осцилляторной активности информационных единиц поверхностного слоя 6-тислойной ECI-сети, демонстрирующий фазовые смещения этих единиц под действием паттерна градиентного входного сигнала с постоянным шагом приращения амплитуды. Верхний тренд – генерация тета-гамма осцилляторной активности Фазовые референтного модуля. смещения опосредованы высокочастотной низкоамплитудной рябью (ripples) в центре рисунка. Хорошо видно, что, несмотря на постоянный шаг приращения градиентного входного паттерна, распределенного среди осцилляторов поверхностного слоя, наблюдается перекрытие (относительное фазовое смещение) двух осцилляторных квартетов (показаны через один снизу- вверх). По оси абсцисс: временной интервал, соответствующий примерно двум тета-циклам; по оси ординат: осцилляции мембранного потенциала осцилляторных нейронов. Самый верхний тренд: генерация ритмической активности выделенного референтного осциллятора, относительно которого определяются смещения фаз информационных осцилляторов.

В ЕСІ-сетях относительные фазы информационных единиц устанавливаются и стабилизируются аттракторной динамикой, которая приводит к формированию паттерна. Пространственные фазовые отношения между парами клеток остаются стабильными в пределах длительных временных шкал. Каждый слой сети имеет уникальную область фазовых представлений высокочастотных гамма-пачек в тета-цикле, т. е. смещен относительно соседних слоев в связи с тем, что существует, как отмечено ранее, градиент тета-частот: внешнее кольцо имеет наиболее высокую частоту, внутреннее – наинизшую частоту. Формирование многообразия установившихся ответов, благодаря рекуррентным взаимодействиям, и смещающий механизм, ведомый скоростными входами для переходов между установившимися состояниями, образуют основу механизма интегрирования траектории В сети. Важно подчеркнуть, групповой (ансамблевый) способ кодирования траекторий условного пространственного движения.

Одной из заметных особенностей нейродинамики информационных единиц сети является локальная фазовая когерентность (ступеньки фазовых кривых). Учитывая, как уже упоминалось выше, что фаза активности нейронов гиппокампальной формации лучше коррелирует С пространственным местоположением животного, чем их частота, в нашей нейросетевой модели принято следующее допущение: ступеньки фазовых соответствуют периодическим пространственным кривых полям активности решетчатых клеток (подробности далее). Это тем более представляется разумным, что, несмотря на непрерывный характер движения виртуального навигатора, его внутренние нейросетевые представления окружения основываются на дискретной последовательности малого числа областей. Наконец, подчеркнем топологический (в математическом смысле) характер, полученных В сети пространственных отношений между условиях масштабных преобразований, отдельными позициями В осуществляемых в сети в различных диапазонах амплитуд неспецифического входа (трансляционной скорости).

2.3 Частотно-фазовое кодирование в ЕСІ-сетях

Специфическое место (позиция) информационных единиц в контурах ECIсети определяет их принадлежность к той или иной группировке (фазовому квартету) и имеет характерный для каждого контура пространственный период, зависящий от размерности сети. Фазовые квартеты, принадлежащие одному и тому же ансаблю сети, как мы убедимся далее, имеют одинаковый период генерации тета-ритма. Относительные фазы информационных единиц устанавливаются и стабилизируются аттракторной динамикой, которая приводит к формированию паттерна, вследствие чего пространственные фазовые отношения между клетками остаются стабильными в больших временных пределах.

Каждая из двух диагоналей ECI-сети определяет ее билатеральную симметрию. В качестве основного референтного направления, можно выбрать одну из них и связать её со схемой тела робота-навигатора. Эта диагональ проходит через референтные модули всех колец сети. Импульсные воздействия равной амплитуды (в нормированном диапазоне значений), тем не менее, приводят к неоднородности фазовых представлений, а именно, к появлению различных групп информационных единиц в каждом слое, имеющих одинаковую фазу высокочастотных гамма-осцилляций в тетацикле. Это говорит о наличии многочисленных ансамблей информационных осцилляторов, занимающих разные фазовые позиции в тета-цикле.

кодирования в ЕСІ-сетях Один из важных элементов фазового заключается в использовании принципа пропорционального кодирования. Смысл такого кодирования заключается в том, что паттерны входных сигналов отображаются в виде пропорциональных относительных фазовых смещений определенных групп информационных единиц сети. В качестве конкретного примера ECI-сети здесь и далее рассмотрим 9-слойную сеть. Сравним два случая, когда в одном случае, в качестве входных воздействий применялись импульсные входные сигналы одинаковой амплитуды и длительности, а во втором – градиентный пространственный сигнал с одинаковым шагом приращения при обходе «по» или «против» часовой стрелке», начиная с одной из главных осей симметрии. В результате, в первом случае имеем семейство фазовых кривых, имеющее вид, показанный на рис. 3, а во втором – на рис. 4. Даже при первом взгляде на этот рисунок заметно отклонение от пропорциональности фазового кодирования между слоями и внутри отдельного слоя. Это связано с двумя причинами.



Рис. 3. Семейство фазовых кривых 9-тислойной ЕСІ-сети при одновременной активации всех ее входов возбуждающими сигналами одинаковой амплитуды и длительности в двух последовательных тета-циклах. Каждому цвету на рисунке соответствуют фазовые кривые информационных осцилляторов отдельных слоев сети. Одновременная активация всех входов сети приводит к тому, что смещение полноразмерных гамма-пачек вправо вдоль временной оси подавляет слабые пульсации мембранного потенциала, вызванные вторым воздействием. Это, в свою очередь, вызывает смещение информационных тета-циклов вначале влево (снижение фазовых кривых слева на рисунке), и появление гамма-пачек раньше в референтном тета-цикле. После полного подавления слабых осцилляций и некоторого равновесного состояния происходит постепенное смещение гамма-пачек вправо (ход фазовых кривых вверх). Кроме того, хорошо заметен временной порядок последовательности информационных единиц (слева): первыми в тета-цикле появляются осцилляции внешнего поверхностного слоя (зеленые фазовые кривые), затем последовательно второго (синий цвет), третьего и т. д. слоев. Последние в тета-цикле – информационные единицы внутреннего девятого кольца. Амплитуды и длительности, информационных входных сигналов соответственно равны 0.00386 безр. ед. и 3 усл. ед. времени. Длительность импульсных неспецифических входных воздействий составляет 5 усл. ед., шаг приращения амплитуды – 1x10–5. Границы референтного тета-цикла выделены зелеными горизонтальными линиями в верхней и нижней частях графика.



Рис. 4. Интегральное фазовое представление паттерна распределенного градиентного сигнала на входе той же сети, что и на предыдущем рисунке 3. Слева в увеличенном масштабе видно неоднородное фазовое кодирование в сети. Общая размерность сети составляет 19х19 нейронных модулей. Каждая вертикальная линия обозначает шаг изменения амплитуды мембранного потенциала в результате контекстного входа, в отдельном тета-цикле. Параметры сети: $\tau_A = 0.01$; $T_A=30$; $b_A=10$; $S_{0(A)}=0.083$; $a_v = 2.27$; $\tau_o=0.5$; $T_o=0.8$; $b_o=27$; $S_{0(O)}=1$; $a_{ij}=0.001$. Время действия контекстного входа [558–563], диапазон изменения амплитуды контекстного входа [0.0008–0.00142]. Время действия паттерна входных сигналов [641–644], постоянный шаг изменения амплитуды градиентного входного сигнала 1.5х10⁻⁴. Максимальное значение амплитуды входного сигнала составляет, как и прежде 0.00386 у.е. Увеличенный масштаб фазовых кривых (слева) соответствует участку, обозначенному синим пунктиром на основном графике. Каждый осцилляторный слой имеет собственную цветовую маркировку. Различными цветом показаны ансамбли внешнего слоя, черным цветов - внутреннего слоя сети.

Во-первых, в осцилляторном контуре из-за его квадратной формы происходит нарушение симметрии тормозных весов связей. В частности, суммарное торможение угловых осцилляторов меньше, чем центральных боковых единиц. По этой причине латентность высокочастотных пачек угловых осцилляторов меньше, поэтому они лидируют во временной последовательности информационных единиц кольца в тета-цикле. Именно по этой причине, даже в случае равных импульсных входных воздействий (рис.3) наблюдаются фазовые различия осцилляторных единиц внутри отдельного поверхностного слоя. Во-вторых, когда амплитуды входных импульсных воздействий, поступающих на входы информационных осцилляторов, различны, их вклад в мембранный потенциал единиц также различен. Это, в свою очередь, приводит к *слабым частотным различиям*, т. е. формированию целой полосы тета-частот, и соответственно к временным фазовым смещениям осцилляторных единиц, приведенным к референтному тета-циклу. Строго говоря, все диагональные референтные осцилляторы ECIсети, относящиеся к различным слоям, также имеют разные тета-периоды генерации. Таким образом, мембранный потенциал клеток, изначально имеющий одинаковый уровень покоя, в динамике в результате сетевых тормозных взаимодействий, демонстрирует градиент частот, в соответствии с позицией клетки внутри сети. Эта парадигма надежно продемонстрирована нами в модельных исследованиях ECI-сетей.

2.3.1 Периодические ансамбли дирекционального кодирования

Далее мы проанализируем подробнее нейродинамические характеристики модулей, различных группировок осцилляторных занимающих периодические позиции в структуре нейронного слоя (квадратного контура) ECI-сети. Фазовые различия группировок в референтном тета-цикле можно сразу заметить при их выборочном отображении. На каждом из рисунков 6а – 6з отдельно представлены кривые фазовых ответов и соответствующие им восемь информационных единиц (крупные цветные кружки), выбранные из полного семейства фазовых кривых на рис. 4. Здесь и далее фазовые смещения были вызваны входным градиентным пространственным сигналом с одинаковым шагом приращения по или против часовой стрелки, в зависимости от направления обхода контура, начиная с одной из главных осей симметрии. Всюду на рисунках эта ось обозначена стрелками в правом верхнем углу рисунка, вставленного в фазовые графики.

Каждый, из рассмотренных ниже дирекциональных ансамблей, состоит из двух квартетов информационных единиц, каждый из которых, в свою очередь, занимает специфическое временное окно в тета-цикле. В частности, при заданном градиенте входного сигнала «против часовой стрелки», квартет с тем же направлением обхода занимает более ранние позиции (временное окно) в тета-цикле, чем конкурентный квартет. Отметим, что если бы все кодирующие единицы ансамбля были инвариантны к обходам «по» и «против часовой стрелки», то фазовые кривые обоих квартетов просто совпадали, демонстрируя инвариантность к обходам в обоих направлениях.

Однако, как можно увидеть в данных примерах, это не соответствует действительности: квартеты каждого из представленных ниже ансамблей имеют взаимное фазовое перекрытие временных окон в тета-цикле. Поскольку временные последовательности информационных единиц квартетов перекрываются, важно определить очередности их активации. Считывание фазового кода от минимального значения в направлении возрастания градиента, даст лидирующий В тета-цикле квартет С упорядоченной активацией единиц в направлении против часовой стрелки. В то же время считывание кода в противоположном направлении, т. е. в направлении убывания (против градиента), определяет «отстающий» квартет с порядком активации единиц в направлении по часовой стрелке.

Каждая пара квартетов, кроме того, всегда входит в один и тот же ансамбль. Это подтверждается их фазовой когерентностью, видимой в правых ветвях графиков. Таким образом, общим признаком формирования многочисленных дирекциональных ансамблей является набор участников – информационных единиц квартетов, занимающих симметричные периодические позиции квадратного контура в каждом слое ECI-сети. Когерентность информационных единиц ансамблей, как различных слоев сети, так и внутри одного и того же слоя, видимая на правых ветвях всех графиков, имеет важную особенность – все ступеньки локальной фазовой когерентности располагаются на трех равноудаленных уровнях в пределах тета-цикла (см.рис.6). Этот нейродинамический феномен сохраняется не только в поверхностных, но и внутренних слоях сети.





Рис.5. Сверху вниз на рисунках 6а-г показаны фазовые кривые выделенных ансамблей первого (поверхностного) слоя сети. На нижнем рисунке цветными кружками показаны кластеры нейронов дирекциональных ансамблей первых 4-ех слоев ЕСІ-сети, компактно располагающихся вблизи её главных осей симметрии. Поворот вправо (рисунок слева, внизу) вызывает активацию единиц против часовой стрелки, т.е. в направлении градиента, поворот влево (рисунок справа, внизу) активирует единицы по часовой стрелке, т.е. против градиента с тем же шагом. В первом случае единицы занимают лидирующие позиции в тета-цикле, во втором дирекциональные единицы несколько отстают по фазе, следуя с некоторым перекрытием с первым квартетом, как это видно на верхних рисунках. Размерность сети составляет 19х19 нейронных модулей. Каждая вертикальная линия обозначает шаг изменения амплитуды мембранного потенциала в результате контекстного входа, в отдельном тета-цикле. Параметры сети: $\tau_A = 0.01$; $T_A = 30$; $b_A = 10$; $S_{0(A)} = 0.083$; $a_v = 2.27; \tau_o = 0.5; T_o = 0.8; b_o = 27; S_{0(O)} = 1; a_{ii} = 0.001.$ Время действия контекстного входа [558–563], диапазон изменения амплитуды контекстного входа [0.0008– 0.00142]. Время действия паттерна входных сигналов [641-644], постоянный шаг изменения амплитуды градиентного входного сигнала 1.5x10⁻⁴. Максимальное значение амплитуды входного сигнала составляет 0.00386 у.е. Увеличенный масштаб фазовых кривых (слева) соответствует участку, обозначенному синим пунктиром на основном графике. Каждый осцилляторный слой имеет собственную цветовую маркировку. Различными цветами обозначены фазовые кривые информационных единиц отдельного слоя. Зеленым цветом показаны ансамбли внешнего слоя.

2.3.2 Периодические ансамбли топологического кодирования

В отличие ОТ рассмотренных выше многочисленных ансамблей дирекционального кодирования, в каждом слое представлен единственный ансамбль топологического кодирования. В выборочных представлениях четырех поверхностных топологических ансамблей (рис.5), видно, что информационные единицы инвариантны к обходам в обоих направлениях, т. е. «по» или «против часовой стрелки». Это важное условие выполняется в каждом слое сети, независимо от количественного состава соответствующей выборки информационных единиц. Между тем, в отличие от предыдущих случаев характерной особенностью топологических ансамблей (рис.6) являются фазовые разрывы между синхронизированными кластерами единиц, занимающих боковые позиции нейронного контура. На рисунке эти кластеры выделены крупными цветными кружками. Независимо OT количества единиц (см. рис. 5), фазовых разрывов всегда три. Объяснению феномена простой геометрический смысл. ЭТОГО можно придать Информационные единицы занимают периодические позиции при обходе вдоль контуров сети, имеющих квадратную форму. Именно поэтому фазовые представления градиентного сигнала с постоянным шагом приращения всегда будут иметь три фазовых разрыва, по числу углов между четырьмя боковыми кластерами информационных единиц.





Рис. 6. Семейства фазовых кривых ансамблей топологического кодирования (сверхувниз) в первых четырех поверхностных слоях той же, что и ранее ЕСІ-сети. Видна фазовая кластеризация информационных единиц, занимающих центральные периодические позиции в четырех сторонах сети. Все единицы одного слоя образуют единственный топологический ансамбль в отличие от многочисленных дирекциональных ансамблей. Все значения параметров и переменных как на рис.5.

2.3.3 Универсальные единицы кодирования внутренних слоев сети

Перейдем теперь к рассмотрению активности внутренних слоев ECI-сети, наблюдается формирования где несколько иная картина ансамблей пропорционального кодирования. Прежде всего, отметим восстановление симметрии взаимных тормозных связей в глубоких слоях сети, следствием чего становится очевидным пропорциональное позиционное кодирование Ha рис.7 представлены входного паттерна сигналов. послойно все топологические ансамбли информационных единиц и их фазовые кривые, начиная с пятого слоя. Таким образом, фазовые представления входных паттернов сигналов поддерживаются условно разделенными на два типа топологическими ансамблями поверхностными И внутренними. Функционально эти ансамбли имеют два основных различия: во-первых, поверхностные ансамбли имеют более высокое пространственное разрешение по сравнению с внутренними ансамблями, а во-вторых, их отличает характер пространственного кодирования: первые – дискретный (рис.6), второй – непрерывный (рис.7). Это связано с тем, что в данном случае и угловые элементы входят в топологические ансамбли внутренних слоев.



Рис.7. Все информационные единицы внутренних наиболее глубоких слоев ECIсети, начиная с пятого слоя, входят в каждом слое, как в топологический ансамбль,

так и дирекциональный ансамбль пропорционального кодирования. Сверху вниз последовательно показаны выделенные ансамбли (5-го, 6-го, 7-го, 8-го и 9-ого) колец. Заметно отличие позиционного кодирования внутренних слоев от поверхностных. На верхних рисунках для каждого слоя показана соответствующая область тета-цикла, выделенная пунктиром. Внизу схема нейронной сети с выделенными крупными темными кружками информационными единицами, фазовые кривые которых представлены на верхних рисунках. Все значения параметров и переменных как на прежних рисунках.

Применяя тот же принцип периодического позиционного обхода в противоположных направлениях вдоль квадратных контуров, как и прежде, получим многочисленные ансамбли дирекционального кодирования. Таким образом, если в поверхностных слоях сети можно дифференцировать информационные единицы, относя их либо к топологическим, либо дирекциональным ансамблям, то в глубоких слоях все единицы одновременно ансамбли обоих входят В типов, т.е. являются универсальными (конъюнктивными).

Подводя итог, отметим, что функция дирекционального кодирования ECIсети отличается высоким ресурсом реализующих её информационных единиц. Последнее, с одной стороны, означает высокую точность углового другой мультимасштабное разрешения, а с представление пространственного азимутального окружения. В самом деле, из кругового распределения дирекциональных единиц следует, что чем больше последних участвует в распределении, тем выше угловое разрешение. С другой стороны, наличие многочисленных ансамблей дирекционального кодирования (в примере, показанном на рис.6, таких ансамблей по числу слоев с различным числом информационных единиц – пять), распределенных в разных слоях означает многообразие масштабов дирекционального и позиционного кодирования в нейронной сети.

Подчеркнем, еще раз универсальность информационных единиц, означающую, что ОДНИ И те же единицы могут входить как В топологические ансамбли пропорционального дирекциональные, так и кодирования в зависимости от правила выборки участников кодирования. В частности, поверхностные информационные единицы дирекционального кодирования, наиболее удаленные от осей симметрии сети, входят и в ансамбли топологического кодирования. Важно подчеркнуть, что количественный состав участников обоих популяций зависит от текущего времени интегрирования, т.е. переходного процесса, как это будет показано в следующем параграфе. С этой точки зрения деление топологических и дирекциональных ансамблей на поверхностные и глубокие определяется временем непрерывного нейродинамического текущим процесса референтным интегрирования И. соответственно, тета-циклом его наблюдения.

До сих пор мы рассматривали все специализированные ансамбли, приведенные к определенному референтному тета-циклу, в данном случае – восьмому (длительность отдельного тета-цикла в данных экспериментах составляла около 95 условных единиц времени). Отсюда следует, что использование подобного типа ансамблей пропорционального кодирования следующим уровнем пространственной обработки должно не только определяться выбором информационных единиц, т.е. их рекрутированием в ансамбли более высокого уровня того или иного функционального временным переходном назначения, но И окном В процессе, соответствующем определенному тета-циклу. В заключении отметим, что универсальные в нашей терминологии информационные единицы ECI-сети одновременно участвующие и в дирекциональном, и в позиционном кодировании соответствуют «конъюнктивным» решетчатым клеткам, отвечающим и на направление головы и на пространственное положение.

2.4 Заключение. Функциональные аспекты моделирования нейросетевой пространственной обработки сигналов

Что кодируют решетчатые клетки энторинальной коры мозга и как объяснить этот удивительный феномен пространственной регулярной активности? Уже экспериментальных исследованиях В первых стало ясно, что пространственные представления энторинальных клеток сильно отличаются от гиппокампальных клеток места. Энторинальные ансамбли сохраняют свою внутреннюю структуру активности в разных окружениях, демонстрируя тем самым универсальную карту во всех пространственных окружениях [Hafting et al, 2005]. В гиппокампе, напротив, различные наборы клеток рекрутируются в разных окружениях, вероятно, в связи с необходимостью многочисленных объектов запоминания признаков окружения, ассоциируемых с каждым исследованным пространством.

В нашей непрерывной аттракторной модели относительная пространственная фаза клеток устанавливается И стабилизируется аттракторной динамикой, которая приводит к формированию паттерна. Отсюда следует, что пространственные фазовые отношения между парами информационных единиц сети должны быть стабильны В пределах длительных временных шкал, независимо от того, движется ли навигатор или нет, несмотря на неизбежную стохастичность во входах и в ответах одиночных нейронов.

Вернемся, однако, к главному вопросу о том, каково назначение энторинальных сетей решетчатых клеток. Представленные нами результаты моделирования этих сетей свидетельствуют о принципиально HOBOM механизме обработки пространственной информации и использования ее в пространственной Прежде навигации. всего, отметим «генетически обусловленный, зашитый» характер нейросетевой обработки пространственного окружения, реализованный в модели рекуррентной ECIсети. Здесь мы показали, что особая схемная организация этой сети в результате нейродинамического процесса интегрирования сигналов скорости

неспецифической популяции эволюционирует OT решетчатых информационных единиц к специализированным единицам, участвующим в ансамблях дирекциональных И топологических пространственного кодирования. Помимо самого факта существования «конъюнктивных», дирекциональных и позиционно чувствительных нейронов, модельные «жизненный эксперименты предсказывают нейродинамический цикл» ансамблей пропорционального кодирования старта процесса OT интегрирования до их «распада» и перехода к хаотической динамике. Что дает организму такая дифференциация кодирующих единиц? Во-первых, это позволяет осуществлять в дальнейшем (вероятно, в гиппокампе) раздельную обработку места, независимо от направления. Таким примером является феномен гиппокампальных клеток места, активность которых независима от направления входа в поле клетки места. Во-вторых, таксонные стратегии навигации широко распространены в мире животных. Дирекциональными ориентирами, которые пространственными используют организмы В навигационном поведении, и, в частности, в таксонной стратегии, могут быть не только дискретные объекты окружения, но и градиенты распределенных источников (запахи, звук, поляризованный свет, магнитные поля и т. д.).

Следовательно, градуально меняющиеся сигналы, поступающие в сеть в «характеристики, виде градиента, т.е. показывающей направление наискорейшего возрастания некоторой величины, значение которой меняется от одной точки пространства к другой» (определение градиента по Wikipedia), являются дирекциональными ориентирами, используемыми животными в навигации. Энторинальные клетки, как мы отмечали ранее, покрывают пространственное окружение гексагональными решетками, имеющими одну и ту же пространственную ориентацию, но смещены по фазе относительно друг друга. Отсюда следует возможность построения топографических карт в мозге, поскольку градиент скалярного поля есть векторное поле.

Таким образом, стратегия целенаправленного навигационного поведения может быть реализована на основе построения маршрутов с использованием векторного поля даже без участия механизмов обучения. Переходы между многочисленными, предварительно сконфигурированными состояниями сети в процессе развития организма, могут осуществляться сигналами о собственном движении от проприоцептивной и вестибулярной систем, т. е. «интегрированием траектории». Гиппокампальная популяция клеток места может быть, затем использована для обучения ассоциациям между состояниями (местами) и действиями (направлениями движения), позволяя выполнять навигацию в направлении целей, скрытых различного рода препятствиями. Кроме того, отметим, ЧТО эгоцентрическая последовательная маршрутизация реализуется векторными величинами, т. е. амплитудами и направлениями, что составляет основу базовой векторной стратегии навигации [Jacobs, 2006].

В заключении отметим, основе феномена «восприятия» ЧТО В нашей модели пространства В лежит не пассивное отражение пространственной организации внешних стимулов, а активное построение собственного внутреннего пространственного представления. Специфическая организация ECI-сети кодирует относительный пространственный порядок полей активности информационных единиц, а не зависимость информационных единиц или их группировок в сети от определенного местоположения или частного события. Важно, что этот относительный порядок в нейросетевом пространстве может быть зафиксирован, поскольку сеть обладает локальной фазовой когерентностью референтной И некодирующей системой осцилляторов.

3. Разработка исследовательского программного комплекса «Exper-2012»

Исследовательский программный комплекс (ИПК) «Exper-2012» является дальнейшим развитием комплекса «Exper-2011» (государственная регистрация № 2011615822), разработанного а рамках настоящего проекта и предназначен моделирования И исследования нейродинамики ДЛЯ навигационного поведения разрабатываемых искусственных систем В условиях виртуальной реальности.

Функционально ИПК «Exper-2012» состоит из двух основных частей: пользовательского интерфейса и расчетного модуля.

3.1 Пользовательский интерфейс ИПК «Exper-2012» позволяет:

 задавать конфигурацию нейронной сети вплоть до весов связей между отдельными нейронами;

- задавать последовательность воздействий на нейронную сеть с указанием адреса, амплитуды и параметров времени в условных единицах;

- запускать и останавливать процесс расчета;

- визуализировать результаты расчета в виде осцилляторной активности избранных нейронов различных слоев сети;

- визуализировать в виде кривых фазовых ответов информационные единицы сети в процессе решения навигационной задачи;

- демонстрировать частотно-фазовое кодирование нейроноспецифическими группами (ансамблями) сети с четным циклическим торможением (ECI-сети) произвольной размерности;

- сохранять результаты расчетов как текстовые и/или графические файлы;

-осуществлять преобразование нейродинамических фазовых координат ECI-сети в обобщенные пространственные координаты навигатора – декодирование пространственных переменных.

3.2. Расчетный модуль ИПК «Exper-2012» существует в трех вариантах:

локальная архитектура – в виде отдельного расчетного потока,
 обменивающегося с пользовательским интерфейсом через механизм
 системных сообщений;

- клиент-серверная архитектура – в виде ISAPI-расширения http-сервера IIS. Сервер ИПК «Exper-2011» (государственная регистрация №201161366) обладает возможностью обслуживать любое количество клиентов. Обмен производится по пользовательскому протоколу над HTTP;

- использование в качестве расчетного модуля макета нейровычислителя («электронного мозга»). В настоящее время взаимодействие между пользовательским интерфейсом и макетом производится путем обмена через общий файл.

3.3 Перспективные направления развития ИПК «Exper-2012»

Продолжение поддержки исследования навигационного поведения С переходом на виртуальные среды. В настоящее время уже проведены предварительные работы ПО выбору инструментария ДЛЯ генерации виртуальных тестовых сред. Принято решение использовать свободно распространяемую графическую библиотеку 3D-графики для платформы Flash «Alternativa3D» производства ООО «Альтернатива» (Пермь). Создана тестовая сцена, которая была успешно внедрена в ИПК «Exper-2012» с помощью предоставляемых Microsoft Foundation Classes (MFC) механизмов. В настоящее время решаются следующие задачи:

- создается инструментарий для генерации сцен. Наиболее вероятно использование пакета Autodesk 3ds Max, откуда возможен экспорт в «Alternativa3D»;

- разрабатывается механизм для обмена сообщениями между средой Flash, в которой функционирует «Alternativa3D», и средой ИПК «Exper-2012» (C++);

- разрабатывается механизм, учитывающий воздействие объектов виртуальной среды на помещенного в нее робота (аналоги сенсоров угловой и линейной скорости, расстояния до объектов окружения и т.п.) и позволяющий организовывать обратную связь от среды.

- производится внедрение макета нейровычислителя («электронного мозга») в ИПК клиент-серверной архитектуры со стороны сервера. Это особенно актуально, т.к. позволяет работать с единственным экземпляром электроники многим удаленным клиентам.

4 Разработка макета нейровычислительного устройства

В настоящее время создание динамических нейронных сетей реального времени ограничивает проблема недостаточной вычислительной мощности современных универсальных компьютеров. Применение многопроцессорных систем облегчает эту проблему, но не снимает ее полностью, т.к. сама идеология подобных сетей подразумевает обмен информации каждого элемента сети с соседними, причем, на каждом шаге вычислений. В результате, даже реализовав минимальное время вычислений для каждого отдельного нейрона, обмен информацией с окружающими элементами сети большее время, потребовав займет гораздо остановки всей сети. Действительно, все современные универсальные вычислительные средства строятся на основе последовательных процессоров, которые для обмена информацией с внешним источником реализуют механизм прерываний – выполнение основной программы прекращается и стартует подпрограмма обработки соответствующего вектора прерывания. Соответственно, каждому нейрону для получения информации от соседних, требуется их последовательно останавливать и опрашивать. Результатом такой ситуации является невозможность реализовать режим реального времени, необходимый для практического применения динамических нейронных сетей. Для преодоления обозначенных трудностей предлагается архитектура сети, где каждый нейрон реализуется на отдельном процессоре, а обмен информацией между соседними осуществляется элементами сети посредством механизмов прямого доступа к памяти. Такая схема позволит реализовать параллельные вычисления для всех нейронов сети и сделать обмен информацией между ними одновременным. Иными словами, сеть подобного рода, можно наращивать практически бесконечно и это не будет приводить к росту времени счета – время, необходимое для расчета всей сети будет всегда равно времени расчета одного ее элемента.

Сеть предлагаемой архитектуры представляет собой комбинацию вычислительных модулей, каждый из которых реализует численную схему решения системы дифференциальных уравнений, описанную ниже. Причем, каждый модуль синхронизирован с соседними и результат расчета каждого шага каждого модуля определяет входной сигнал для расчета следующего шага соседними модулями. Для реализации режима вычислений в реальном времени каждый модуль сети представляет собой отдельный блок, где размещены вычислительное ядро, интерфейсные блоки, осуществляющие обмен с соседними модулями сети и интерфейсный блок, осуществляющий ввод/вывод входной и выходной информации из сети.

Все осцилляторные модули построены по одной блок-схеме, представленной на рис.8 и представляют собой пару элементов со специальными динамическими свойствами и сильным взаимным торможением. Работа каждого элемента этой пары описывается следующей системой уравнений (пояснение см. в предыдущем разделе отчета):

$$\begin{cases} \tau \frac{dx}{dt} = -x - b\tilde{x} + S_0 \\ T \frac{d\tilde{x}}{dt} = -\tilde{x} + y \\ y = \begin{cases} x, x > 0 \\ o, x \le 0 \end{cases}$$
(1)

где набор коэффициентов для аналогового нейрона (верхний) и осцилляторного нейрона представлены в таблице:

Обозн.	Название	Аналогов.нейрон	Осцил.нейрон
		(Ka)	(Косц)
Т	Временные	30	0,8
τ	параметры	0,01	0,5
b	Параметр адаптации	10	27
S ₀	Постоянный вход	0,083	1

Причем, выход (у) одного нейрона влияет на вход другого с коэффициентом k1=k2=-2,27, что отражено на рис.8 перекрестными связями.

Система уравнений (1), решается численно методом Рунге-Кутты с постоянным шагом. Минимальная оптимизация вычислений, заключающаяся исключении операций деления замене ИХ В И умножением на предвычисленные обратные значения, приводит к тому, что каждый шаг алгоритма Рунге-Кутты сводится к 15 сложениям, 14 вычитаниям, 22 умножениям и 2 сравнениям чисел, представленных в формате с плавающей запятой точности. Учитывая тот факт, что генераторный модуль состоит из двух частей, для каждой из которых решается система (1), только с разным набором коэффициентов, количество операций удваивается. Кроме того, на суммируются результаты вычислений каждом шаге окружающих осцилляторных модулей, смещение постоянных входов И учет корректирующих коэффициентов, вследствие чего добавляется еще 6

операций сложения и 2 операции умножения. Т.о., за 1 цикл вычисления генераторного модуля осуществляется 122 операции.



Рис.8. Функциональная схема генераторного модуля

Работа осцилляторного модуля выглядит следующим образом: 1) В блоке A1. суммируются значения входных сигналов OT соседних осцилляторных модулей, постоянная составляющая входа (S_0) и предыдущее значение выходного сигнала осцилляторного нейрона; 2) В блоке А2, суммируется постоянная составляющая входа(S'₀) и предыдущее значение выходного сигнала аналогового нейрона; 3) В блоках Е1, Е2 решается система (1), с соответствующим набором коэффициентов и значений входных сигналов; 4) Результат сохраняется в буферах В1, В2, умножается на коэффициенты (k1, k2, k3), а далее, передается к соседним осцилляторным модулям и по перекрестным связям.





Результатом совместной активности аналогового и осцилляторного нейрона в модуле будут пачки активности, подобные, представленной на рис.9. При достижении определенной пороговой амплитуды колебаний в пачке, делается вывод о наличии выходного сигнала на осцилляторном модуле.

Период повторения этих пачек активности, в нашей терминологии -«тета-цикл», задает требования для проектирования электронного макета нейронной сети. Для реализации режима реального времени необходимо обеспечить вычисление не менее 10 тета-циклов в секунду. Исходя из этого требования, количества алгоритма Рунге-Кутты и количества шагов операций на каждом шаге ЭТОГО алгоритма, производительность вычислительного ядра каждого генераторного модуля, должна составлять не менее 6.353.520 FLOPS (т.е. 10*5216*122). Определенная таким образом производительность представляет собой среднюю величину, пиковая же производительность должна быть, как минимум, в 2 раза больше (т.е. >= 12.707.040 FLOPS), шаге вычислений Т.К. на каждом необходимо осуществить еще и обмен между соседними модулями сети, соответственно, необходимо высвободить временное окно для этих целей. Иными словами, на акт расчета и межмодульного обмена отводится 19.2 каждый мкс (1000000мкс/52160 шагов), и это время делится между вычислениями и межмодульным обменом (по 9.6 мкс).



Рис.10. Блок-схема осцилляторного модуля

Для реализации генераторных модулей («нейронов») был выбран AT32UC3C0512C. микроконтроллер фирмы Atmel Такой выбор был продиктован наличием аппаратной поддержки операций с числами в формате плавающей запятой, наличием 5 независимых интерфейсов UART, С развитой архитектурой, позволяющей назначить каждому периферийному устройству канал прямого доступа к памяти (DMA). Все это позволяет производительность при реализовать высокую относительно низких тактовых частотах. Кроме того, эти микроконтроллеры значительно дешевле любых реализаций на DSP-процессорах и ПЛИС.

Блок-схема осцилляторного модуля, в составе сети, представлена на рис.10. Главной особенностью построения осцилляторного модуля является активное использование системы PDCA (Peripheral DMA Controller),

позволяющей периферийному устройству, в данном случае контроллеру USART обращаться непосредственно по любому адресу оперативной памяти микроконтроллера. Причем, это происходит без остановки центрального фоновом режиме. Архитектура контроллера позволяет процессора, В выделить участок оперативной памяти, который будет передаваться для трансляции по интерфейсу USART к окружающим осцилляторным модулям и заполняться значениями, принятыми от них. Т.е. модуль USART может быть сконфигурирован для работы в полнодуплексном режиме, а контроллер PDCA - для циклического обмена (при достижении последней ячейки в указанной области памяти, адресный счетчик PDCA будет переведен на первую ячейку этой области), фактически, происходит непрерывный обмен областей значениями соответствующих памяти между соседними осцилляторными модулями. Для выполнения очередного шага алгоритма необходимо собрать данные от четырех окружающих нейронов, которые находятся в областях памяти соответствующего канала PDCA. Чтобы предотвратить ситуацию, когда значения от соседних модулей еще не обновились, передается еще и номер шага алгоритма. Иными словами, если нейрон готов к расчету шага алгоритма N, он проверяет, чтобы во всех соответствующих ячейках памяти, относящихся к окружающим его нейронам, было значение N-1, т.е. предыдущее. И уже после проверки номера шага, берутся сами значения и производятся вычисления в соответствии с функциональной схемой. Управление параметрами нейрона реализуется 6 джамперами, их положение определяется при каждом запуске и позволяет выбрать окружающие нейроны, значения которых будут учитываться при расчете. Для проверки алгоритмов работы генераторных модулей и обмена информацией между ними было реализован аппаратный макет (рис.11).



Рис.11. Общий вид отладочного макета пары нейронов

Были проверены скорость и устойчивость межмодульного обмена, а также производительность. Так при скорости обмена 10 Mbit/s, была получена производительность 11,04 MFLOPS, что соответствует 8,7 тетацикл/с. Дальнейшая оптимизация алгоритма (за счет уменьшения разрядности передаваемого номера шага) обмена позволит поднять производительность приблизительно до 12 тета-цикл/с.



Рис.12. Блок схема компоновки модуля

В целом, устройство будет иметь модульную конструкцию, каждый модуль представляет собой плату вычислителя с 9 генераторными модулями (сеть 3*3), который обслуживается платами загрузки начальных значений и получения результатов расчетов, как показано на рисунке 5. Каждый модуль соединяется с ПК через 2 порта Ethernet (или по интерфейсу USB), а боковые разъемы позволяют свободно масштабировать сеть.

Блок-схема платы вычислителя приведена на рис.13. Она включает в себя набор «нейронов» (3*3), объединенных линиями связи, интерфейсы с платами вычислителей соседних модулей, интерфейсы ввода-вывода информации. На плате реализуется два варианта тактирования – от кварцевых генераторов каждого нейрона и от общего источника тактового сигнала (с этой целью в конструкцию введен буфер 1:10 тактового сигнала с малыми фазовыми искажениями CDCVF2310).



Рис.13. Блок-схема платы вычислителя

Платы загрузки начальных значений и получения результатов расчетов строятся однотипно, различаются только направлением информационного обмена. В них также предполагается использовать процессоры AT32UC3C0512C. Применение этих процессоров оправдано еще и тем, что в составе периферийных устройств есть полнодуплексный 100Mbit Ethernet-контроллер, со стандартным выходом MII/RMII. Физический уровень сети реализуется на преобразователе KS8721. Для осуществлений функций

ввода/вывода также возможно применение USB интерфейса. Блок-схема этих частей модуля приведена на рис.14. Т.о. реализация в полном объеме предлагаемых технических решений позволит реализовать свободно масштабируемую нейронную сеть с высокой производительностью.



Рис. 14. Блок-схема плат ввода-вывода информации.

На данном этапе работы проверяется принципиальная возможность ускорения вычислений и преодоления зависимости времени вычислений от роста количества элементов сети. Для этого был построен макет, вычислительной платформы, реализующий схему, представленную на рис.14. Макет состоит из сети одиночных вычислительных модулей, соединенных

Общий вид макета представлен на рис. 15. Схема этих между собой. модулей практически повторяет схему модулей, представленных на рис. 11, 3a тем исключением, ЧТО В нее введены повторители сигналов интерфейса, добавлена последовательного возможность подключения источника внешнего тактового сигнала, переработана схема питания и расширены функции управления и индикации.



Рис.15. Общий вид макета

Макет позволяет опробовать алгоритмы межнейронного взаимодействия на большем числе модулей, причем выявлять как чисто нейросетевые феномены, так и проверять технические решения. В плане таких критически важных технических решений, основной была проверка возможности центрального нейрона макета успешно взаимодействовать с окружением по всем 5 интерфейсам (4 на обмен с окружающими нейронами и 2 на ввод/вывод информации). В настоящий момент разработана плата вывода

информации (рис.14), которая позволяет осуществить одновременный вывод данных со всех элементов сети.

4.1 Заключение

Таким образом, в результате работ 1 этапа исследований, выполнены:

 Анализ и выбор элементной базы, которые позволяют реализовать устройство с наименьшими затратами. В ходе этого этапа было установлено, что выбор микроконтроллера AT32UC3C0512, фирмы Atmel, вполне удовлетворяет требованиям задачи.

 Разработана принципиальная схема, печатные платы, сборка и наладка одиночного генераторного модуля для проверки эффективности выбранного процессора в задачах вычислений с плавающей точкой.

3) Установлено, что при решении системы (1) фактическая производительность составила приблизительно 41 MFLOPS (на тактовой частоте 80 МГц). Это значение, более чем трехкратно превышает требуемую пиковую производительность, соответственно, позволяет высвободить достаточное временное окно для межнейронного обмена информацией.

4) Выполнена сборка второго осцилляторного модуля («нейрона»), для разработки протоколов межнейронного обмена и проверки устойчивости их работы на длительных интервалах времени.

5) Реализована асинхронная полнодуплексная передача данных между нейронами по последовательному интерфейсу со скоростью 10Mbit/s на базе входящих в микроконтроллер модулей USART. Дальнейшие тесты показали, что инициировать обмен после завершения вычисления каждого шага алгоритма нецелесообразно и была реализована схема непрерывного обмена, где, посредством выделения каналов прямого доступа к памяти модуля PDCA (см.выше), фактически обобществляются соответствующие области памяти соседних «нейронов». Такое решение позволило значительно упростить программы каждого «нейрона», сделав обмен полностью фоновым процессом.

6) Разработана концепция компоновки модулей (3*3) для большой, свободно масштабируемой нейронной сети (рис.5, 6, 7). Переработана принципиальная схема устройства и печатная плата вычислительной части модуля.

7) Собран и отлажен макет из 9 модулей, способный реализовывать функционал минимальной нейронной сети и тестировать сравнительные характеристики быстродействия вычислений на последовательном компьютере и данном параллельном нейровычислителе.

5 Список цитированной литературы

Hafting et al, 2005. Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex. *Nature,* 436: 801–806.

Sargolini et al, 2006. Conjunctive representation of position, direction, and velocity in entorhinal cortex. *Science*, 312:758–762.

Barry et al, 2007. Experience-dependent rescaling of entorhinal grids. *Nat. Neurosci.*, 10(6): 682–684.

Diba, Buzsaki, 2007. Forward and reverse hippocampal place-cell sequences during ripples. *Nat. Neurosci.*, 10: 1241–1242.

Moser et al, 2008. Place cells, grid cells, and the brain's spatial representation system. Annu. Rev. Neurosci., 31: 69–89.

Nitz, 2009. Parietal cortex, navigation, and the construction of arbitrary reference frames for spatial information. *Neurobiol. Learn. Memory*, 91:179–185.

Jacobs et al, 2010. A sense of direction in human entorhinal cortex. PNAS USA, 107: 6487–6492.

Doeller et al, 2010. Evidence for grid cells in a human memory network. Nature. 463: 657-661.

Igloi et al, 2010. Lateralized human hippocampal activity predicts navigation based on sequence or place memory. *PNAS USA.* 107: 14466–14471.

Brandon et al, 2011. Reduction of theta rhythm dissociates grid cell spatial periodicity from directional tuning. *Science.* 332 : 595–599.

Samsonovich, McNaughton, 1997. Path integration and cognitive mapping in a continuous attractor neural network model. J. Neurosci. 17: 5900–5920.

Battaglia, Treves, 1998. Attractor neural networks storing multiple space representations: a model for hippocampal place fields. *Physical Review E.* 58 : 7738–7753.

Stringer et al, 2002. Self-organizing continuous attractor networks and path integration: onedimensional models of head direction cells. *Network: Comp. Neur. Syst.* 13 : 217–242. *Trullier et al*, 2007. Biologically based artificial navigation systems: Review and prospects, *Prog. Neurobiol.* 51 : 483–544.

Arleo, Rondi-Reig, 2007. Multimodal sensory integration and concurrent navigation strategies for spatial cognition in real and artificial organisms. *J. Integrat. Neurosci.* 6 : 327–366.

Rolls, 2010. A computational theory of episodic memory formation in the hippocampus. *Behav. Brain Res.* 215:180–196

Bragin et al., 1995. Gamma (40–100 Hz) oscillation in the hippocampus of the behaving rat. *J.Neurosci.* 15: 47–60.

Senior et al., 2008. Gamma oscillatory firing reveals distinct populations of pyramidal cells in the CA1 region of the hippocampus. *J. Neurosci.* 28: 2274–2286.

Egorov et al., 2002. Graded persistent activity in entorhinal cortex neurons. *Nature*. 420:173–178.

Fransen et al., 2006. Mechanism of graded persistent cellular activity of entorhinal cortex layer v neurons. *Neuron.* 49: 735–746.

Geisler et al., 2007. Hippocampal place cell assemblies are speed-controlled oscillators. *PNAS USA*. 104 : 8149–8154.

Jacobs, 2006. From movement to transitivity: The role of hippocampal parallel maps inconfigural learning. *Reviews in Neurosci.*, 17: 99–109.

5.1 Список публикаций авторов проекта

- Tsukerman V.D., Makarova L.S. Local mechanisms underlying coordination of movements. A way to neurocomputers – neurobiological aspects. Proceedings in nonlinear science. Neurocomputers and Attention. vol.1: Neurobiology, Syncronisation and Chaos. Manchester University Press. Manchester and New York, 1991, p. 117–127.
- Цукерман В.Д. Механизмы координации движений. (На примере членистоногих животных). Изд-во РГУ. Ростов н/ Дону, 1991. 128 с.
- Tsukerman V.D., Makarova L.S., Svetlichny A.V. A neuronal net coordinating varying gaits and walk cycle phases in polypods. In : The RNNS / IEEE Symposium on Neuroinformatics and Neurocomputers. Rostov-on-Don, 1992, p. 990–993.
- Цукерман В.Д. Анализ механизмов генерации ритмической активности в нейронных сетях с циклическим торможением. В кн.: Проблемы нейрокибернетики. Ростов н/ Дону, 1995, с.275–276.
- Tsukerman V.D. Coordination of rhythmic motor pattern activity in neural networks with cyclic inhibition. Proceedings KRINC / LAGOS workshop on robot vision. Rostov-on-Don.,1996, p.90–104.
- Tsukerman V.D. The rhythmogenic neuron networks with even cyclic inhibition. In proceedings of 5th International Conference on Invertebrate Neurochemistry and Neurophysiology. Eilat, Israel, 1997. p.144.
- Цукерман В.Д., Светличный А.В. Новые технологии исследования процессов самоорганизации ритмогенеза в моделях нейронных структур. В тезисах докладов Международной школы «Проблемы теоретической биофизики», Москва, МГУ, 1998, стр.183.
- Tsukerman V.D. Phase Transitions in Even Cyclic Inhibitory Networks. In: Proceedings of the ICANN 1998, Skovde, Sweden, 1998, p.1027–1032.

- Цукерман В.Д. Перспективы создания теории нелинейных динамических процессов в нервной системе. В материалах Всероссийского съезда физиологов. Ростов-на-Дону, 1998.
- Цукерман В.Д. Нейродинамические феномены самоорганизации и их нейробиологическое значение. В Сб. научных трудов Всероссийской науч.-техн. конф. «Нейроинформатика-99». Москва, МИФИ, 1999, ч.1, стр.228–235.
- Tsukerman V.D. A self-organizing oscillatory model of perception and coordination mechanisms. In: Proceedings of Fifth IBRO World Congress of Neuroscience, Jerusalem, Israel, 1999, p.124.
- Цукерман В. Д., Кожин О.Г., Чешков Г.Н. Параметрические карты и неспецифический контроль самоорганизации в осцилляторных сетях. В кн.: Проблемы нейрокибернетики. Ростов-на-Дону, Изд-во РГУ, 1999, с.172–178.
- Цукерман В.Д., Кожин О.Г. Синхронизация и осцилляторная активность в моделях центральных механизмов восприятия и сенсомоторной координации. В Сборнике научных трудов 2-ой Всероссийской научно-технической конференции "Нейроинформатика-2000", Москва, МИФИ, 2000, стр.202–208.
- Цукерман В.Д. Нелинейная динамика сенсорного восприятия. В Трудах конференции, посвященной 90-летию со дня рождения А.А.Ляпунова. Новосибирск, СО АН РФ, 2001, с.18–28.
- Цукерман В.Д., Чешков Г.Н. Основы нелинейной динамики сенсорного восприятия. І.Фазовое кодирование в осцилляторных сетях. «Нейрокомпьютеры: разработка и применение», М, Изд-во Радиотехника, 2002, № 7-8, с. 65–72.
- Цукерман Основы нелинейной В.Д. динамики сенсорного восприятия II. Нейродинамические корреляты внимания В перцептуальной обработке. «Нейрокомпьютеры: разработка и применение», М, Изд-во Радиотехника, 2002, № 7-8, c. 73-81.
- Цукерман В.Д. Пространство, время, внимание. Механизмы кодирования и модуляции представлений. В сб. Трудов конференции по нейрокибернетике. Ростов н/Д, 2002, т.2, с.54–61.
- Цукерман В.Д., Кулаков С.В. Биологические алгоритмы кодирования сенсорных событий. «Нейрокомпьютеры: разработка и применение», М, Изд-во Радиотехника, 2004, №11 с.15–25.
- Цукерман В.Д. Нелинейная динамика сенсорного восприятия, или Что и как кодирует мозг. Ростов н/Д, Изд-во Ростовского госуниверситета, 2005, 195 с.
- Цукерман В.Д. Математическая модель фазового кодирования событий в мозге. «Математическая биология и биоинформатика», 2006, том 1, №1, с.97–107.
- Цукерман В.Д., Кулаков С.В., Каримова О.В. Пульсирующие коды событийных последовательностей. «Математическая биология и биоинформатика», 2006, том 1, №1, с.108–122.
- Цукерман В.Д. Нейродинамические коды пространства-времени. В матер. 2-ой Международной конференции по математической биологии и биоинформатике (ICMBB08). Пущино, ИМПБ РАН, 2008, с.60–61.
- Цукерман В.Д., Кулаков С.В., Каримова О.В., Сазыкин А.А. Когнитивная нейродинамика восприятия окружения. В матер. Всероссийской конференции "Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях". Н.Новгород, 2009, с.174–175.

- Цукерман В.Д. Мозг, память и навигация. В сб. Лекций на 5-ой Международной научной молодежной школы Нейро-2009 «Нейроинформатика, нейрокибернетика, нейрокомпьютеры». Ростов-на-Дону, 2009, Изд-во ЮФУ, с.201–231.
- Цукерман В.Д., Кулаков С.В., Сазыкин А.А., Каримова О.В. Пространственное обучение: нейронные основы, процессы, модель. В матер.15-ой Межд. конф. по нейрокибернетике. Ростов-на-Дону, 2009.
- Кулаков С.В., Цукерман В.Д. Использование системы удаленного обучения Tutor Offline v.3.0 в большом образовательном учреждении. В матер. Научно-метод.конф. «Современные информационные технологии в образовании: Южный федеральный округ». Ростов-на-Дону, 2010, с.198–199.
- Цукерман В.Д., Каримова О.В., Кулаков С.В., Сазыкин А.А. Современные нейробиологические данные и новое в нейродинамике навигационного поведения. *«Нейрокомпьютеры: разработка и применение»*, М. Изд–во Радиотехника, 2010, № 2, с.17–27.
- Цукерман В.Д., Еременко З.С., Кулаков С.В., Каримова О.В. Когнитивная нейродинамика навигационного поведения млекопитающих. В матер. 3-ой Международной конференции по математической биологии и биоинформатике (ICMBB10). Пущино, 2010, с.81–82.
- Цукерман В.Д. Нейродинамические основы навигационного поведения. В кн: Нелинейные волны-2010./ Рос. Акад. Наук, Ин-т приклад. физики; [отв.ред. А.В.Гапонов-Грехов, В.И.Некоркин]. Нижний Новгород: ИПФ РАН, 2011, с. 396–411.
- Цукерман В.Д., Каримова О.В., Еременко З.С., Кулаков С.В., Сазыкин А.А. Два гиппокампа две когнитивные стратегии навигации. В матер. Всероссийской конференции "Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях". Нижний Новгород: ИПФ РАН, 2011, с.218–220.
- Цукерман В.Д., Еременко З.С., Каримова О.В., Кулаков С.В., Сазыкин А.А. Когнитивная нейродинамика двух стратегий навигационного поведения организмов. «Известия вузов. Прикладная нелинейная динамика». 2011, Т.19, №6, с. 96–108.
- Цукерман В.Д., Еременко З.С., Каримова О.В., Сазыкин А.А., Кулаков С.В. Математическая модель пространственного кодирования в гиппокампальной формации. І. Нейродинамика решетчатых клеток. «Математическая биология и биоинформатика». Пущино, РАН, 2012, Т.7, №1, с. 87–124.