

Министерство образования и науки Российской Федерации

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра электроники, колебаний и волн

**О некоторых современных моделях мозга (элементы
теории нейронных сетей, нелинейной динамики мозга и
примеры расчетов).**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

студента 2 курса 225 группы
направление 03.04.03 Радиофизика
Факультета нелинейных процессов
Зарькова Евгения Дмитриевича

Научный руководитель

Проф., д.ф.-м.н. _____ Трубецков Д.И.

Зав. кафедры электроники, колебаний и волн

Проф., д.ф.-м.н. _____ Трубецков Д.И.

Саратов 2016

Введение

Вычислительные машины дали большой толчок нелинейной динамике. Они позволили исследовать сложные математические модели и обнаружить большое количество интересных нелинейных эффектов. Компьютерное моделирование играет важную роль в междисциплинарной науке, называемой нейронаукой. Эта наука исследует, как работает мозг. Нейронаука возникла на границе разных наук,- биохимии, нейрофизиологии, математики, вычислительной техники [1].

Развитие нейронауки показало, что основным способом понимания протекающих в мозге процессов, осмысления имеющихся экспериментальных данных, постановки новых задач является построение и исследование разнообразных математических моделей которые могли бы отвечают на вопрос; «Как могли бы работать те или иные структуры мозга, соответствующие его различным функциям?»

Проявляемый к этим работам интерес обусловлен несколькими причинами. В 60-е и 70-е годы большие надежды возлагались на научное направление, называемое искусственным интеллектом. Предполагалось, что, опираясь на математическую логику и дискретную математику, можно будет создать программное обеспечение, решающее широкий круг задач: от доказательства теорем и сочинения стихов до шахматной игры. Несмотря на отдельные успехи в решении конкретных задач, на этом пути возникли принципиальные трудности. Во многих случаях формализация процедур оценки ситуации и выработки решения оказалась очень сложной.

Настоящая работа посвящена описанию некоторых моделей мозга, посвященных теории нейронных сетей и некоторым её приложениям, что позволяет считать её тему актуальной.

Цель работы состоит в решении следующих задач:

- 1) провести сравнительный анализ наиболее известных работ [1-3] посвященных нейронным сетям;
- 2) выделить для дальнейшего анализа наиболее простую модель – однослойную нейронную сеть – с целью её практического использования;
- 3) провести в качестве примера моделирование конкретной задачи распознавания букв латинского алфавита;
- 4) дать описание усложненной модели - многослойной нейронной сети;
- 5) дать краткое описание одного из альтернативных нейронных сетям подходу, основанному на использовании модели нелинейной динамики [4] и сравнить его с сетевым подходом.

Сформулированная выше цель и совокупность задач для её реализации определили и структуру магистерской работы, основную часть которой составляет обзор наиболее важной литературы по нейронным сетям, проведение собственных расчётов для конкретной задачи, сравнение с альтернативным подходом на основе нелинейной динамики.

Определенная научная значимость работы состоит в том, что впервые сетевой метод излагается одновременно с моделью нелинейной динамики, поскольку, по мнению автора работы, будущее за подобными моделями.

Основное содержание работы

Представление о работе мозга

Более сотни лет назад Сантьяго Рамон-и-Кахаль использовал для исследования нервных клеток новый метод их окраски солями серебра, предложенный К. Гольджи. Это стало началом научного исследования мозга. Оказалось, что мозг содержит около 1012 нейронов, и состоит из некоторого набора дискретных функциональных единиц [2].

Нейрон является типичным нелинейным элементом, действующим по принципу «все или ничего». Когда суммарный сигнал, приходящий от других нейронов, превышает некоторое критическое значение, генерируется «стандартный» импульс. В противном случае нейрон «молчит».

Даже поверхностное сопоставление мозга и электронно-вычислительной машины показывает, как сильно они отличаются. Ключевое отличие состоит в том, что мозг является «самопрограммируемой машиной», способной создавать, модифицировать, совершенствовать программы своей деятельности.

Хотя и мозг, и компьютер состоят из большого количества элементарных структур, между ними есть принципиальная разница. Элементы компьютера являются весьма ненадежными структурами. Выход из строя любого из них может означать выход из строя всей системы.

Чем же обеспечивается исключительная эффективность работы мозга при решении огромного количества задач в сравнении с компьютерами? В настоящее время общепринятая точка зрения объясняет это параллельной работой множества «элементарных процессоров», а также совершенной архитектурой системы, позволяющих эффективно «распараллеливать задачу». Попытки создания вычислительных машин с высокой степенью параллельности

— многопроцессорных комплексов — показали, что создание параллельных алгоритмов, при которых части вычислительной системы не мешают друг другу и не слишком долго ждут результатов от других частей, представляет весьма сложную задачу. По-видимому, природе в ходе эволюции удалось найти очень удачное ее решение.

Модель Хопфилда

Нейронная сеть Хопфилда, по-видимому, является сейчас наиболее популярной математической моделью в нейронауке. Это обусловлено ее простотой и наглядностью.

Сеть Хопфилда показывает, каким образом в принципе может быть организована память в сети из элементов, которые не являются очень надежными.

Обратим внимание на несколько важных особенностей памяти животных и человека, которые интересно было бы воспроизвести в модели [6].

Ассоциативность, устойчивость по отношению к шуму. Представим себе память как некоторый «черный ящик». Для того чтобы система могла впоследствии вспоминать информацию, ее следует вначале обучить. Другими словами, элементарная формализация работы запоминающего устройства приводит к следующей картине. Пусть на вход «черного ящика» подается некоторый входной образ, содержащий N бит информации. Допустим, нам нужно обучить устройство распознавать M различных образов, которые мы назовем ключевыми. На выходе «черного ящика» по предъявлении данного ключевого образа должен появляться выходной образ, который будем обозначать $\xi_{\mu i}$. Пространства входных и выходных образов могут быть как одинаковыми, так и различными.

Иначе говоря, у создаваемого «черного ящика» должны возникать верные ассоциации. Понятно, что такое распознавание предъявленных образов может быть полезно для справочных и поисковых систем, для оценки ситуации.

Распределенный характер хранения информации, высокая надежность. Будем исходить из обсуждавшихся представлений о работе мозга. Поскольку в мозге не удастся указать конкретного элемента, отвечающего за хранение данного образа, будем считать, что информацию об объекте хранит не один элементарный «нейрон» в «черном ящике», а целая группа.

Быстрый доступ к информации. Несмотря на крайне медленную, в сравнении с компьютерами, скорость передачи сигналов и инерционность элементов мозга, наша память работает весьма быстро. Вероятно, мозг не просматривает всю информацию, которой он располагает, а действует гораздо рациональнее. Желательно, чтобы создаваемый «черный ящик» также позволял бы определять выходной образ по входному достаточно быстро.

Чтобы описать нейронную сеть, надо:

- определить динамику ее отдельных элементов — нейронов;
 - задать архитектуру сети;
 - определить правила, по которым нейроны будут взаимодействовать друг с другом
- описать алгоритм обучения, т. е. формирования связей для решения поставленной задачи.

Нейросети и задача интерполяции

Для модели Хопфилда прообразом служили динамические системы вида $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{v}(\mathbf{x})$, а основной задачей было конструирование систем, обладающих ассоциативной памятью [1-3].

Однако важным представляется другой круг проблем, при решении которых желательно, чтобы вычислительные системы обладали аналогами интуиции и «умели учиться на собственных ошибках».

Обучение перцептрона

Основные идеи и проблемы, возникающие при создании интерполирующих сетей, можно проиллюстрировать на примере простейших однослойных сетей, предназначенных для распознавания изображений. Такие сети были предложены Мак-Каллоком и Питтсом в пятидесятые годы и названы перцептронами (от английского perception — восприятие).

Исследование простейших перцептронов позволило разделить два важные понятия, связанные с этими системами. Первое понятие — перцептронная представляемость. Определенная логическая функция или множество в пространстве входных образов обладает этим свойством, если существует набор весов $\{\omega_m\}$, с помощью которых в ответ на заданные ключевые образы $\{\xi_s\}$ перцептрон будет давать желаемые ответы $\{\Omega(\xi_s)\}$. Однако для того, чтобы настроить веса, таким образом, должна

существовать некоторая систематическая обучающая процедура, позволяющая по обучающей выборке найти желаемое множество весов $\{\omega_m\}$. (Такой процедурой может быть, например, обсуждавшееся дельта-правило.) Наличие такой процедуры для конкретных задач означает, что перцептрон обладает свойством обучаемости.

Исследования Ф. Розенблатта, проведенные в 60-е годы, показали, что простейшие перцептроны при весьма общих условиях обладают свойством

обучаемости, если функция, которую они должны реализовать, относится к перцептронно представляемым [2].

Работы М. Минского, также выполненные в 60-е годы, показали, что этих функций очень много, что перцептронной представляемостью не обладают даже очень простые функции. Этот вывод заставил большинство исследователей прекратить работы в области нейронных сетей. Возрождение интереса к интерполирующим сетям в 80-е годы было связано с переходом к многослойным нейронным сетям и к новым алгоритмам обучения.

Многослойные сети

Итак, переход от однослойной к двухслойной нейронной сети позволяет построить диагностирующую систему в этом случае. Но построенная система имеет очень серьезный недостаток. Фигуры, которые можно реализовать в плоскости (ξ_x, ξ_y) , должны лежать по одну сторону от прямой, т. е. фигура должна быть выпуклой. Фигуры, которые вполне могут возникнуть в задачах компьютерной диагностики, двухслойной сети недоступны. Однако с этой задачей вполне может справиться трехслойная сеть.

Если $\{\xi_s\}$ не двумерные векторы, а векторы более высокой размерности, то придется иметь дело не с плоскостью, а с пространством, и не с прямыми, а с гиперплоскостями. Однако принципиально это картины не меняет. Из сказанного ясно, что возможности трехслойных сетей велики. Но встает вопрос, как же учить такие сети. Как подстраивать веса в каждом из трех слоев, исходя из имеющейся обучающей выборки? По существу, в королевстве надо принять общие законы, определяющие, как следует менять отношение к министрам, помощникам, экспертам в зависимости от результатов их работы. Поэтому

большой интерес к таким сетям оказался связан с созданием эффективных алгоритмов обучения.

О принципах динамики мозга

Традиции моделирования процесса мышления на базе теории динамических систем берут своё начало с рождения кибернетики в конце 1940-х годов [7]. Однако в то время преобладало влияние символического описания искусственного интеллекта и применение чисто информационного подхода к психологическим задачам. Кроме того, ещё в 1960-х-1970-х годах отсутствовали экспериментальные технологии исследования мозга с достаточно высоким пространственным и временным разрешением. Поэтому попытки динамического описания "живого интеллекта" в то время особого успеха не имели. В конце XX века динамические идеи применительно к мозгу вновь стали популярны. К примеру, авторы [8] описали развитие определённого поведения новорождённого, такого как "лягание" и "потягивание" с помощью динамических понятий устойчивости, аттракторов в фазовом пространстве и их бифуркаций. Переход к новой стадии развития объясняется рождением новых аттракторов при изменении параметров ребёнка (вес, рост) со временем. Считается, что высшие когнитивные функции имеют прямое отношение к этим видам "умений", которыми ребёнок овладел в младенчестве, и потому сами эти функции имеют динамическую природу и должны соответствующим образом описываться. Противопоставляется подход "информационной теории развития", в которой новые этапы развития связываются с "взрослением мозга" и появлением у него логических способностей. В работе [9] сформулирована "идея непрерывности": когнитивная деятельность мозга должна характеризоваться непрерывно трансформирующейся во времени связью между мозгом,

телом человека и окружающей средой, что противопоставляется дискретным по времени "шагам" искусственного интеллекта и статической (не функциональной) организацией его информационной структуры. Динамический подход предполагает, что сама организация когнитивных паттернов мозга также динамическая и функциональная в дополнении к анатомической. Таким образом, динамическое описание когнитивной активности противопоставляется "закону качественных структур", который отстаивают ортодоксы классической науки о мышлении, опирающейся на заданные алгоритмы дискретных вычислений. Динамика информационных потоков в мозгу зависит от многих факторов, но в первую очередь, от архитектуры нейронных цепей и характера нейронных связей между различными мозговыми центрами. Так, тормозящие связи, поддерживаемые интернейронами, ответственны за нестационарную пространственно-временную активность, в то время как возбуждающие связи направляют информационные потоки в нужное время и в нужное место [8]. Можно предположить, что крупномасштабные когнитивные паттерны (моды или представления, наблюдаемые в экспериментах) в рабочем режиме мозга должны подавлять друг друга, что, естественно, должно происходить последовательно во времени. Таким образом, работающий мозг демонстрирует когнитивную и эмоциональную активность в виде цепочки сменяющих друг друга во времени комбинаций функциональных мод, а сами эти комбинации определяются родом ментальной активности. Динамическое моделирование эмоций, мыслительной деятельности и их взаимодействия требует выбора множества независимых переменных — функций времени, которые в соответствии с динамическими принципами связаны дифференциальными уравнениями. Эти переменные образуют пространство состояний (фазовое пространство) искомой модели. Подобный подход опирается на успешный

опыт динамического моделирования разнообразных явлений природы. Он включает в себя набор элементарных моделей, доказательств и развитой техники анализа для понимания поведения системы "в целом". Большую роль в таком описании играет геометрическое представление эволюции исследуемой системы в малоразмерных проекциях фазового пространства. Поведение системы при этом описывается в терминах аттракторов, переходных состояний, устойчивости, бифуркаций, хаоса и т.д. Классический информационный подход к описанию функций мозга абстрактно также предполагает, что обработка информации происходит во времени, однако динамическое описание включает время непосредственно в пространство кодирования. При этом временные характеристики нейронных процессов принципиально важны [9].

Как отмечалось, перспективы применения динамического подхода для моделирования эмоций и интеллектуальной деятельности мозга опирается на предположение, что мозг представляет собой сложно организованную сеть нейронных центров, каждый из которых, в свою очередь, также сложно организованная структура. Эти мозговые центры работают скоординированном некотором интервале времени, распадаясь затем и формируя новые образования за счёт появляющихся и исчезающих функциональных связей. Понимание динамики таких структур и построение на этой основе динамических моделей эмоций и когнитивных функций может дать нам в руки новые методы диагностики и лечения заболеваний мозга.

Заключение

Возвращаясь к цели магистерской работы, суммируем сделанное.

1. Проведен сравнительный анализ наиболее известных работ [1-3], посвященных нейронным сетям.
2. Выделена для анализа наиболее простая модель – однослойная нейронная сеть – с целью её практического использования.
3. Проведен в качестве примера моделирование конкретной задачи распознавания букв латинского алфавита «А», «В», «С».
4. Дано описание усложненной модели – многослойной нейронной сети.
5. Дано описание одного из альтернативных нейронным сетям подходу, основанному на использовании модели нелинейной динамике, и было произведено сравнение с сетевым подходом.

Представляется важным внесением в работу раздела 3, который в известной степени альтернативен сетевому подходу. Дело в том, что сетевой подход из-за колоссального количества нейронов и их связей не в состоянии описать процессы во всем мозге. Не случайно К. Онохин [10] использует для мозга термин глобальная сеть и считает, что математики должны создать новый аппарат для её изучения.

В этом смысле заманчивым является подход к анализу процессов в мозге с позиции нелинейной динамики [5] и [6].

Ведь не случайно в теории Ч.Дарвина есть только по-существу одно объяснение эволюции – борьба за существование (в простейшем случае модель хищник – жертва).

Некоторые из работ в [5] и статья [10] возвращают эту идею к анализу мозга. Считаем, что сочетание подхода с позиции нейронных сетей и нелинейной динамики может продвинуть понимание процессов в мозге, описываемых локальными сетями, на основе нелинейной динамики.

Сформулируем в заключении работы основные положения и результаты, выносимые на защиту.

1. Сочетание подходов с позиции теории нейронных сетей и нелинейной динамики, когда отдельные участки мозга работают как нейронные сети, а их взаимодействие, описывается с позиции нелинейной динамики, может позволить рассматривать мозг как глобальную сеть.
2. Представлен обзор ряда основополагающих работ по однослойным и многослойным нейронным сетям.
3. На примере использования модели Хопфилда показана её эффективность для распознавания рисунков, изображающих различные буквы латинского алфавита. Составлена и реализована соответствующая компьютерная программа.
4. Приведен пример из работы [4] распространения модели хищник – жертва на конкуренцию и кооперацию эмоциональных и когнитивных мод в мозге.

Список используемой литературы

- [1]–Г.Г.Малинецкий, А.Б.Потапов, А.В.Подлазов Нелинейная динамика. -М: Эдиториал УРСС.-2000.-глава 3
- [2]–Г.Г.Малинецкий Пространство синергетики взгляд с высоты.-М: Эдиториал УРСС.-2000.- раздел 6
- [3] – Дж.Дж.Хопфилд Синергетика и психология. -М: М., 2001.-раздел 2
- [4] – М.И. Рабинович, М.К.Мюузинолу Нелинейная динамика мозга: эмоции и интеллектуальная деятельность.-УФН,2010,т.180,№4
- [5] – Д.Рутковская, Л.Рутковский Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. -СПб.,2003.- глава 2
- [6] – Д.С.Чернавский Синергетика и информация. –М:УРСС.-2004.-Глава 4
- [7] – А.А.Веденов Моделирование элементов мышления. –М.: Наука,-1988.- Глава 2
- [8] – В.М. Покровский, Г.Ф. Коротыко Физиология человека. -М.: Медицина,- 1997
- [9] – С.Л.Рубинштейн Основы общей психологии Т. 1, 2. -М.: Педагогика, - 1989
- [10] - К.В. Онохин Наш разум – это гиперсеть.-М.: Троицкий вариант, -2015.- стр. 12-13

