

**В.Н. Васильев
А.В. Павлов**

**ОПТИЧЕСКИЕ
ТЕХНОЛОГИИ
ИСКУССТВЕННОГО
ИНТЕЛЛЕКТА**

Учебное пособие

**Санкт-Петербург
2005**

**Министерство образования и науки Российской Федерации
Федеральное агентство по образованию**

**Санкт-Петербургский государственный университет
информационных технологий, механики и оптики**

В.Н. Васильев, А.В. Павлов

**«ОПТИЧЕСКИЕ ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО
ИНТЕЛЛЕКТА»**

Учебное пособие



Санкт-Петербург
2005

УДК 007:535.317

Васильев В.Н., Павлов А.В. Оптические технологии искусственного интеллекта / Учебное пособие. СПб: СПбГУ ИТМО, 2005. 99с.

В пособии представлены методические материалы по курсу «Оптические технологии искусственного интеллекта». Кратко изложены сведения из области искусственного интеллекта, обсуждаются вопросы применения оптических технологий для реализации интеллектуальной обработки.

Рекомендовано УМО по образованию в области приборостроения и оплотехники в качестве учебного пособия для студентов высших учебных заведений, обучающихся по направлению подготовки бакалавров и магистров 554600 – Фотоника и оптоинформатика.

© Васильев В.Н., Павлов А.В., 2005

© Санкт-Петербургский государственный университет информационных технологий, механики и оптики, 2005

«Феномен информации есть многостадийный, необратимый процесс становления структуры в открытой неравновесной системе, начинающийся со случайного запомненного выбора, который эта система делает, переходя от хаоса к порядку, и завершающийся целенаправленным действием согласно алгоритму или программе, отвечающим семантике выбора».

И.В.Мелик-Гайказян, «Информационные процессы и реальность», М., 1997.

СОДЕРЖАНИЕ

Список сокращений.....	4
Лекция 1. Вводная	5
Лекция 2. Базовые математические операции.....	16
Лекция 3. Задача распознавания	24
Лекция 4. Основы теории нейронных сетей.....	33
Лекция 5. Сети однонаправленного распространения	39
Лекция 6. Динамические системы.....	46
Лекция 7. Самоорганизация и самообучение в НС	49
Лекция 8. Теория адаптивного резонанса (Концепция ART).....	52
Лекция 9. Голографический предсказатель случайных процессов.....	59
Лекция 10. Введение в хаотическую динамику	64
Лекция 11. Введение в теорию нечетких множеств	70
Лекция 12. Приближение Фурье-оптики	82
Лекция 13. Логико-лингвистическое моделирование	88
Заключение	98
Страничка кафедры.....	99

Список принятых сокращений и обозначений

ВИ	Вычислительный интеллект
ГК	Голографический коррелятор
ИИ	Искусственный интеллект
КП	Когнитивная психология
КмП	Компьютерная парадигма в ИИ
КС	Когнитивная система
ЛМ	Лингвистическая модель
ЛП	Лингвистическая переменная
МЛ	Многозначная логика
НЛ	Нечеткая логика
НзЛ	Нечеткозначная логика
НМ	Нечеткое множество
НС	Нейронная сеть
ОНС	Оптическая нейронная сеть
ТНМ	Теория нечетких множеств
AI	Artificial Intelligence
ART	Adaptive Resonance Theory (<i>теория адаптивного резонанса</i>)
FST	Fuzzy Sets Theory (<i>теория нечетких множеств</i>)
LV	Linguistic Variable (<i>лингвистическая переменная</i>)
NN	Neural Network (<i>нейронная сеть</i>)
WTA	Winner Takes All (<i>победитель забирает все</i>)

Лекция 1. Вводная

Предмет нашего изучения. Подходы к проблеме. Как следует из самого названия предмета нашего изучения, Искусственный Интеллект (ИИ) относится к категории наук об искусственном, созданном (или создаваемом) человеком. Этот тип наук вторичен в том смысле, что не только имеет некий естественный прототип (в нашем случае – биологический интеллект (БИ)), но и развитие таких наук в значительной степени зависит от успехов наук, изучающих эти естественные прототипы. В частности, при возникновении такой типичной для истории развития любой науки кризисной ситуации как исчерпанность парадигмы, новая парадигма вырабатывается не внутри самой науки об искусственном, как это происходит в естественных науках (например, кризис в физике рубежа XIX–XX веков), но индуцируется извне посредством осмысления результатов, достигнутых в науках о естественном прототипе.

Биологический интеллект изучается в рамках ряда наук, каждая из которых уделяет преимущественное внимание одной из сторон этого многогранного явления: анатомии, нейрофизиологии, психологии и др.

Анатомия и нейрофизиология уделяют основное внимание изучению мозга как материального носителя интеллекта. Успехи, достигнутые в этих науках, индуцировали, в частности, возникновение и развитие такой мощной парадигмы в ИИ как Искусственные Нейронные Сети (ИНС).

Изучение информационных процессов сосредоточено в значительной степени в рамках направлений, объединенных термином «когнитивные науки». Для нас интерес представляют следующие направления:

Бихевиоризм – направление в психологии, которое отрицает сознание как предмет научного исследования и сводит психику к различным формам поведения, понятого как совокупность реакций организма на стимулы внешней среды. Как реакция на характерное для бихевиоризма отрицание роли внутренней организации психических процессов в конце 50 - начале 60-х гг. XX в. возникло такое направление как *когнитивная психология*.

Гештальт психология. Немецкое слово «гештальт» означает целостную систему, акцентируя внимание именно на целостности системы. Это направление акцентирует внимание на включенности носителя интеллекта в окружающий его мир, с которым он составляет единую систему. Отсюда следует признание пассивной роли субъекта в познании мира – интеллект пассивно отражает мир, но не выдвигает гипотез и не ставит над окружающим миром опыты. Иногда в русском языке это научное направление определяют также термином «экологическая психология».

Предмет когнитивной психологии (КП): восприятие, распознавание образов, внимание, память, воображение, речь, психология развития, мышление и решение задач, человеческий и искусственный интеллект.

Основной метод КП: анализ микроструктуры того или иного психологического процесса.

Первоначально главной задачей КП виделось изучение преобразований сенсорной информации от момента попадания стимула на рецепторные поверхности до получения ответа. При этом исследователи исходили из аналогии между процессами переработки информации у человека и в вычислительном устройстве. Такой подход известен под названием «компьютерной метафоры» в КП. Были выделены многочисленные структурные составляющие (блоки) познавательных и исполнительных процессов, в том числе кратковременная память и долговременная память. Эта линия исследований, столкнувшись с серьезными трудностями в связи с увеличением числа структурных моделей частных психических процессов, привела к выработке нового понимания когнитивной психологии как направления, задачей которого является доказательство решающей роли знания в поведении субъекта. Такое понимание предмета КП поставило в центр этой науки вопрос об организации знания в памяти субъекта, в том числе о соотношении вербальных и образных компонентов в процессах запоминания и мышления. И, соответственно, определило роль КП как одного из важнейших естественно-научных оснований ИИ. Поэтому в настоящее время термин КП используется в широком смысле.

Для КП характерно понимание интеллекта (и его носителя) как активно действующего агента, познающего окружающий мир посредством активного в него вторжения, строящего субъективную модель мира, выдвигающего гипотезы об устройстве мира и проверяющего их на опыте.

Существует множество определений интеллекта [1-3], отражающих ту или иную сторону этого многогранного явления, например:

- интеллект как способность решения задач на основе манипуляций над символами – на основе этого определения зародилось символическое (логическое) направление в искусственном интеллекте;
- интеллект – прежде всего способность к обучению – на основе этого определения сформировалась коннекционистская парадигма, развившаяся в парадигму искусственных нейронных сетей (ИНС);
- интеллект – способность оперативной адаптации к динамической, быстроменяющейся, сложной среде – на основе этого определения сформирована эволюционистская парадигма в ИИ, породившая такие направления как эволюционистские вычисления и генетические алгоритмы (ГА).

Из других определений, даваемых по отдельному признаку, вышли такие классические направления в комплексной проблеме ИИ, как машинное восприятие, анализ сцен, машинный перевод и т.п. Реальный

феномен БИ наиболее полно может быть определен через совокупность его способностей, а именно (цитируется по В.К.Финну [4]):

1. *Способность выделять существенное в наличных знаниях, т.е. упорядочивать их;*
2. *Способность к целеполаганию и планированию поведения: порождение последовательности «цель → план → действие»;*
3. *Способность к отбору знаний, релевантных задаче;*
4. *Способность искать следствия из имеющихся знаний, т.е. способность к рассуждению, которое может содержать как правдоподобные выводы, используемые для выдвижения гипотез, так и достоверные выводы;*
5. *Способность к аргументированному принятию решений, использующему упорядоченные знания и результаты рассуждений;*
6. *Способность к рефлексии: оценки знаний и действий;*
7. *Наличие познавательного любопытства: познающий субъект должен быть способен породить вопрос «что такое?» и искать на него ответ;*
8. *Способность и потребность находить объяснение (не обязательно дедуктивное) как ответ на вопрос «почему?» (реализация абдуктивного инстинкта в смысле Ч.С.Пирса);*
9. *Способность к синтезу познавательных процедур, образующих эвристику решения задач и рассмотрения проблем, например, реализация взаимодействия индукции, аналогии и абдукции (с учетом фальсификации выдвигаемых гипотез посредством поиска контрпримеров) с последующим применением дедукции;*
10. *Способность к обучению и использованию памяти;*
11. *Способность к рационализации идей: стремление уточнить их как понятия;*
12. *Способность к созданию целостной картины относительно предмета мышления (формирование, по крайней мере, приближенной «теории» предметной области);*
13. *Способность к адаптации в условиях изменения жизненных ситуаций и знаний (что означает коррекцию «теорий» и поведения).*

Следует иметь в виду, что приведенная характеристика является лишь идеальным типом, выражающим существенные черты феномена, отнюдь не всегда, увы, присущие конкретному индивиду. Продуктом ИИ являются искусственные системы, осуществляющие конструктивное приближение вышеописанных способностей.

Поскольку предметом настоящего курса являются технологии, то есть конкретные технические методы решения конкретных практических задач, то в рамках настоящего курса используем упрощенное определение и *под ИИ будем понимать автономную систему, решающую задачу самостоятельной ориентации и принятия решений, ведущих к достижению цели, в сложной, непредсказуемой обстановке во взаимодействии с другими системами ИИ. При этом как сама цель, так и критерии ее достижения могут быть определены нечетко, неоднозначно, допускать многовариантность интерпретации и смену приоритетов в процессе жизнедеятельности.*

Как следует из принятого определения ИИ, основной критерий "интеллектуальности" технических систем суть их способность к

выработке решений на основе воспринимаемой информации. Соответственно, эти две взаимосвязанные задачи - восприятие информации из окружающего мира и выработка решения и составляют научную и техническую суть проблемы создания ИИ. Принятое определение ИИ также показывает, что речь не идет о попытке создать техническими средствами полный аналог интеллекта биологического, но лишь о заимствовании от биологических прототипов отдельных идей, принципов организации и функционирования при создании технических систем, решающих определенный круг задач.

Возможно ли создание ИИ, полностью идентичного интеллекту биологическому? Поскольку понятие ИИ часто ассоциируется со столь излюбленной фантастами темой бунта ИИ против своего создателя, то напомним, что для создания ИИ, полностью идентичного биологическому, прежде необходимо познать *что* есть интеллект биологический, т.е. человек должен познать самого себя. Это уже вопрос не технический, а философский и теологический и те философские системы, которые допускают познание человеком самого себя, признают это вершиной познания, завершением человеческой истории в ее нынешнем виде.

Возвращаясь к технической стороне вопроса (в надежде, что история еще не завершается), в очерченных рамках проблемы ИИ необходимо, помимо прочих, первоочередное решение двух взаимосвязанных задач:

1. *Выбор теоретического подхода к построению системы ИИ;*
2. *Выбор физических механизмов и технических средств их реализации, адекватных выбранному подходу.*

Возможные методы решения этих задач и рассмотрены в данном курсе.

Выбор подхода к построению системы ИИ. Парадигмы ИИ.

ИИ как направление зародился во второй половине 50-х годов в ходе общекибернетических дискуссий о природе информационных процессов мозга. Бурный прогресс 50-70х годов в развитии кибернетики и ЭВМ сопровождался своеобразной эйфорией, когда казалось, что любая задача может быть представлена в форме машинной программы и сосчитана. Проблема представлялась лишь в том, чтобы разработать достаточно подробный и адекватный алгоритм, увеличить объем памяти и быстродействие ЭВМ. Этот подход, основанный на логическом выводе в символической форме и точных вычислениях, известен в истории ИИ под названием *компьютерной парадигмы* (КМП) [1,2].

Основные черты КМП - символьное представление информации и ее обработка алгоритмизуемыми логико-комбинаторными методами. Символ здесь понимается только как знак алфавита, не имеющий ни семантики, ни прагматики.

Именно в это время на страницы печати выплеснулась дискуссия на тему «может ли машина думать?», а понятие «тест Тьюринга» стало знакомо каждому школьнику.

Однако, по мере возрастания сложности алгоритмов, увеличения объема памяти и вычислительной мощности ЭВМ стало ясно, что есть задачи, требующие для своего решения принципиально иного подхода [3]. Многие виды интеллектуальной деятельности в рамках КМП либо не моделируются вовсе, либо моделируются с недостаточной эффективностью, которая в рамках алгоритмического подхода неустранима в принципе. На повестку дня встал опрос: «Верна ли исходная посылка КМП о возможности рассмотрения безотносительно к их физическому носителю? Иными словами – возможно ли моделирование информационных процессов мозга в терминах формальных систем?

Ответ на этот вопрос дали результаты психологических и нейрофизиологических исследований работы мозга, которые показали, что ряд задач безнадежно медленный по сравнению с ЭВМ мозг решает быстрее и эффективнее, прежде всего потому, что решает принципиально по другому, чем ЭВМ [5-8]. Круг задач, решаемых интеллектом, весьма условно (в меру нашего понимания) может быть разбит на два класса:

- *задачи, требующие строго-логических методов решения и*
- *трудноформализуемые, комбинаторно-комплексные, нечетко определенные, не алгоритмизируемые и не вербализируемые.*

Такое разграничение в определенной степени соответствует известному функциональному разделению полушарий мозга - левое полушарие по преимуществу решает задач из первого класса, правое - второго. Подчеркнем еще раз, что это разделение весьма условно и соответствует скорее уровню нашего понимания, чем реальности, так как даже лево-полушарные информационные процессы у человека устроены совсем не так, как у ЭВМ – логико-алгебраические процессы лишь их часть [1]. Обзор применения оптических информационных технологий (ОИТ) в рамках первого класса задач дан в лекционных курсах Проф. Н.Н.Розанова и Проф. В.Г.Беспалова. В настоящем курсе сосредоточимся на проблемах применения ОИТ в рамках второго класса задач, т.е. задач, требующих для своего решения иной, нежели компьютерная, парадигмы.

Принципы информатики мозга, не учитываемые в рамках КМП:

1. Мозг здорового бодрствующего человека – предельно неустойчивая хаотическая система.
2. Функциональная асимметрия полушарий – различна нейрофизиологическая природа протекающих процессов. Правое полушарие – процессы не алгоритмизируемые, не вербализируемые. Но и левополушарные информационные процессы у человека протекают не

- так, как у ЭВМ – логико-алгоритмические процессы – лишь часть левополушарных процессов. Для человека стремление к целостности и устойчивости информационных структур первично по отношению к логике.
3. Характерная особенность ряда информационных процессов мозга – их невозпроизводимость и невербализуемость, т.е. невозможность их объективации, формального описания, с помощью которого было бы можно их повторить и передать другому.
 4. Несимвольное, аналоговое представление информации. На концептуальном уровне преобразования информации непрерывные, но дискретизируемые в целях их объективизации и передачи.
 5. Образность мышления. Внутренние репрезентации информации суть картины нейронной активности коры головного мозга. *NB!* Многие исследователи обращают внимание на наличие сильнейшего внутреннего противоречия, скрытого в часто употребляемом понятии «моделирование образов».
 6. Работа с отношением сходства (толерантности), а не с отношением тождества. Наличие эффектов размывания и обострения образов.
 7. Распределенность информации – даже локальная информация хранится и считывается глобально.
 8. Параметричность модели – информационные свойства модели должны зависеть не только от архитектуры, но и от параметров, модификация которых позволяет менять свойства модели без перенастройки связей.

Два типа мышления – научное и обыденное.

Научное мышление логично, для него характерно стремление к абстрагированию.

Обыденное мышление - стремление к заострению образов. Для человека важнее целостность и устойчивость картины мира, нежели ее логичность. Именно стремлением к устойчивости объясняются такие невозможные с точки зрения строгой логики, но, тем не менее, всем знакомые явления, как православный коммунист или пенсионеры, до дрожи ненавидящие чиновников из жил-конторы, но дружно голосующие за тех же чиновников, объединившихся в партию власти.

Два типа познания – мужское и женское.

Мужской тип – познание в сущностях.

Женский тип – познание в отношениях (термин отношение используется здесь в математическом смысле).

Именно различием в типах мировосприятия объясняется то, что женщины с точки зрения мужчин постоянно болтают языком вместо того, чтобы делать дело, а мужчины с точки зрения женщин столь

невнимательны и примитивны. В разговорах женщины строят отношения, т.е. познают мир, строят его внутреннюю картину. Напротив, мужчинам важно дело (т.е. сущность), а не разговоры вокруг дела (отношения).

Два типа процессов мышления: быстрые и медленные.

Быстрые – работа с уже существующими структурами.

Медленные – создание структур (подготовка новых идей, завершающаяся озарением).

Поэтому быстрота и живость ума отнюдь не свидетельствуют о выдающихся интеллектуальных способностях. Многие выдающиеся ученые и мыслители были тугодумами и испытывали из-за этого большие трудности во время учебы. Часто (но не всегда!) человек задумывается над, казалось бы, очевидными вещами потому, что стремится увидеть то, что сокрыто в глубине под лежащим на поверхности ответом. Многих это раздражает: «чего там думать, когда и так все ясно!». Но именно из размышлений над, казалось бы, всем очевидными вещами и рождаются великие открытия и прорывы мысли (Ньютон и яблоко).

Переход от работы с данными к работе со знаниями – новый этап в ИИ. Проф. Д.А.Поспелов характеризует знания следующими свойствами:

1. Внутренняя интерпретируемость знаний (понятность знания его носителю).
2. Структурированность знаний. Информационные единицы должны обладать гибкой структурой. Принцип «матрешки» - рекурсивная вложимость знаний. Возможность произвольного установления и перенастройки отношений (включения) между информационными единицами.
3. Связность. Отношения между элементами: структурные, функциональные, казуальные и семантические. Структурные задают иерархию, функциональные задают процедурную информацию, позволяющие находить одни элементы через другие, казуальные задают причинно-следственные связи, семантические охватывают все остальные виды отношений.
4. Ассоциативность знаний – наличие семантической метрики в сфере знаний. Отношение релевантности на множестве информационных единиц характеризует ситуационную близость элементов (силу ассоциативной связи). Позволяет находить знания, близкие к уже найденным.
5. Активность знаний – наличие у знаний побуждающей и направляющей функции, что фактически превращает знания в квазипотребности. Актуализации тех или иных действий способствуют имеющиеся в системе знания.

Структура индивидуального знания в виде двух мат. моделей – семантической ассоциативной сети и семантической пропозициональной сети.

Семантической ассоциативной сети соответствует интуитивный когнитивный стиль и полнезависимость, «текущий интеллект». Характерна метафоричность языка, связь компонентов сложного предложения по типу сочинения. Описывают знания новичка в данной области.

Семантической пропозициональной сети соответствует рациональный когнитивный стиль, полнезависимость, высокий коэффициент абстракции, аналитическая способность. Логические отношения, сукцесивная организация. Язык неметафорический, указания на существенные детали, связь компонентов сложного предложения по типу подчинения. Описывают экспертные знания.

Актуализация той или иной сети определяется ситуацией.

Попытка ответа на поставленные выше вопросы с учетом результатов, полученных в рамках анатомии, нейрофизиологии и когнитивной психологии привела к формированию в 90-е годы XX века новой парадигмы ИИ – парадигмы вычислительного интеллекта (ВИ). ВИ объединяет ряд научных направлений (или микропарадигм), основные из которых следующие (3 источника и 3 составных части ВИ):

- *Коннекционизм* – базируется на результатах нейрофизиологических исследований мозга и относится к категории “biologically inspired models”, наиболее мощное направление - ИНС. Может рассматриваться как теория «hardware» ИИ. Основная идея заключается в том, что если создать искусственную конструкцию, подобную естественной (мозгу), то и работать (мыслить) она должна подобным образом.
- *Теория Нечетких Множеств* (ТНМ) – развивает традиции применения математической логики к описанию реальных процессов мышления и представляет попытку языком математики описать присущую человеческому мышлению и мировосприятию неполноту, нечеткость и противоречивость. Основатель ТНМ – уроженец г.Баку Лотфи Заде (Lotfi Zadeh). Легенда, поддерживаемая самим Заде, гласит, что ТНМ началась со спора – Заде взялся языком математики описать красоту своей жены. Это направление может быть отнесено к категории «software» ИИ. Следует отметить, что понятие нечеткости, лежащее в основе ТНМ, суть частный случай более общего НЕ-фактора *неоднозначность* [19].
- *Эволюционные вычисления* – генетические алгоритмы. Попытка применить результаты и методы генетики для решения проблемы

саморазвивающихся систем, адаптирующихся в процессе своей жизнедеятельности к изменяющимся внешним условиям.

Мы рассмотрим оптические технологии только в рамках двух первых составляющих парадигмы ВИ - ИНС и ТНМ. Объединение этих двух направлений, дающее синергетический эффект за счет сочетания вычислительной мощи и обучаемости ИНС с гибкостью ТНМ, известно в ИИ под термином «Мягкие вычисления» («Soft Computing», Lotfi Zadeh). Основания к применению оптических технологий в рамках этих направлений дают следующие аналогии между фундаментальными физическими явлениями и атрибутами ВИ:

ИНС

Атрибут парадигмы	Физическое явление
Полная связность	Явление дифракции. Связи в свободном пространстве.
Обучаемость вместо программирования	Явление интерференции и техника голографии.
Ассоциативность мышления	Ассоциативность отклика голограммы.

ТНМ

Атрибут парадигмы	Физическое явление
Фазификация (увеличение нечеткости) обрабатываемой информации	Явление дифракции.
Нечеткое отношение множеств	Явление интерференции и техника голографии.
Отображение множества на нечетком отношении	Дифракция освещающего пучка на голограмме.

Необходимо также иметь в виду, что интеллект невозможен без сенсоров (получение информации о внешнем мире) и исполнительных органов (активное вторжение в мир). Поэтому Дж.Гиббсоном было введено понятие *аффорданса* как единства восприятия и действия. Признание неразрывности восприятия и мышления нашло свое отражение в предложенном Л.Заде «сдвиге парадигмы» - от парадигмы ВИ к парадигме Вычислительного Восприятия (ВВ).

Дальнейшее развитие ИИ привело к формированию в самые последние годы такого понятия как «Когнитивная система» (КС) [20]. Как следует из названия, в понятии КС акцент делается на познание – именно способность познавать суть главное отличие КС от традиционных информационных систем. КС – это система, которая способна познавать свое окружение и влиять на него. КС реализует переходы «данные → информация → знание». Особенности познавательных процессов КС суть следующие [20]:

- *Познание базируется как на имеющемся знании, так и на результатах наблюдения;*
- *Познавательный процесс порождает не выводы, а гипотезы (абдукция вместо дедукции);*
- *Система в результате познания меняет свое знание, а следовательно, и свою способность переработки информации;*
- *Познание – целенаправленное действие, предполагающее рефлексивное управление.*

Далее, в процессе изучения этого курса, на конкретных примерах мы увидим, что именно техника голографии в наибольшей степени соответствует атрибутам этих парадигм. Наличие ряда глубоких аналогий между свойствами человеческого интеллекта и оптической голографии было отмечено еще на первых этапах развития голографии основателями этого направления Д.Габором и Ю.Н.Денисюком. Признание актуальности этих аналогий специалистами по ИИ и КП нашло свое отражение в формировании «голографической парадигмы» (ГП) в рамках этих научных направлений. Следует отметить, что предпосылки для формирования ГП в КП были заложены еще в 1906г. А. Гольдшейдером, сформулировавшим описание восприятия и памяти как резонансным взаимодействиям между волновыми фронтами, которые создаются при поступлении сенсорных потоков в кортикальные области человеческого мозга. Позже, познакомившись с голографией, американский психолог Карл Прибрам выдвинул гипотезу о голографическом устройстве мозга, которая объединяет логическое и психическое начала интеллекта. Согласно голографической метафоре, актуально переживаемую психическую реальность можно рассматривать как стоячую волну, возникающую в результате функционирования организма как целостной системы, объединяющей сенсоры, процессоры и исполнительные органы.

Следует отметить, что в отличие от многочисленных в последнее время рассуждений о «голографическом мозге», «голографической вселенной» и т.п., зачастую основанных лишь на поверхностном знакомстве с внешними эффектами изобразительной голографии, сам Прибрам подчеркивал: «... должно, однако, учитывать предостережение о том, что речь идет о математике голографии и функции мозга, по которой она должна сравниваться и проверяться, а не об оптических голограммах или компьютерной реализации голографии». Для оптика суть важны также и вышеприведенные аналогии, но в любом случае следует иметь в виду, что никакая технология, в том числе, и голография, не может сегодня претендовать на всеохватность решения задачи ИИ, но лишь на частичное решение отдельных, вполне конкретных задач с учетом особенностей, вытекающих из различий материальных носителей БИ и ИИ [13].

Литература к Лекции 1

1. Кузнецов О.П., Неклассические парадигмы в ИИ // Известия АН, Сер. Теория и системы управления, 1995, №5, с.3-23.
2. Кузнецов О.П., Тарасов В.Б., Аверкин А.Н, Вагин В.Н., Круглый стол «Парадигмы искусственного интеллекта»//Новости искусственного интеллекта, 1998, №3, с.140-161.
3. Kosko B, Neural Networks and Fuzzy Systems: A dynamical systems approach to machine intelligence - Englewood Cliffs, Prentice Hall int.ed.,1992.
4. Финн В.К. Искусственный интеллект: идейная база и основной продукт. Труды Девятой Национальной Конференции по Искусственному Интеллекту, 28.09 – 02.10.04, Тверь, М.Физматлит, 2004, Т.1, с.11-20.
5. Cowan N. Attention and Memory. An Integrated Framework. - Oxford Psychology Series, №26, Oxford, 1995
6. Арбиб М. Метафорический мозг - М.Мир, 1976
7. Прибрам К. Языки мозга - М.Прогресс, 1975.
8. Марр Д. Зрение. Информационный подход к изучению представления и обработки зрительных образов. (пер. с англ.) - М. Радио и связь, 1987.
9. Васильев В.Н., Беспалов В.Г. Информационные технологии, оптический компьютер и фотонные кристаллы // Сб. «Проблемы когерентной и нелинейной оптики», СПб, ИТМО.2000, с.88-109.
10. Кузнецов О.П., Шипилина Л.Б. Псевдооптические нейронные сети – полная прямолинейная модель и методы расчета ее поведения // Изв. АН, Серия: Теория и системы управления, 2000, №5, с.168-176.
11. Заде Л., Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений // Математика. Новое в зарубежной науке, М., Мир, 1976, в.3
12. Судаков К.В., Голографический принцип системной организации процессов жизнедеятельности. - Успехи физиол.наук. 1997. 28, С.3-32.
13. Прибрам К., «Нелокальность и локализация: голографическая гипотеза о функционировании мозга в процессе восприятия и памяти», // В сб. «Синергетика и психология». Вып.1. "Методологические вопросы", Издательство МГСУ "Союз", 1997.
14. Пригожин И.Р., Стенгерс И., «Время, хаос, квант», Пер. с англ. М.Наука, 1989.
15. Гибсон Дж., «Экологический подход к зрительному восприятию», Пер. с англ., М., Прогресс, 1988.
16. Курейчик В.М., Генетические алгоритмы, Новости искусственного интеллекта, 1998, 3, с.14-63.
17. Romanov S., Whether Neuron Network can be Intellectual System? //VIII International Workshop on Advanced Computing and Analysis Techniques in Physics Research, Book of Abstracts, 2002, p.80.
18. Zadeh L.A., Nikravesh M., Aminzadeh F., Computing with Words and the BISC Decision Support System // Proceedings of IV Int. Conference on Soft Computing and Measurements, 2002, v.1, pp.18-21.
19. Нариньяни А.С. НЕ-факторы 2004// Труды Девятой Национальной Конференции по Искусственному Интеллекту, 28.09 – 02.10.04, Тверь, М.Физматлит,2004,Т.1, с.420-432.
20. Гергей Т. Когнитивные системы – потребность информационного общества и вызов компьютерным наукам // Труды Девятой Национальной Конференции по Искусственному Интеллекту, 28.09-02.10.04, Тверь, М.Физматлит, 2004, Т.1, с.3-10.

Лекция 2. Базовые математические операции

Комплексное представление гармонического сигнала.

$$\cos \varphi = 0.5(\exp j\varphi + \exp -j\varphi)$$

$$j \sin \varphi = 0.5(\exp j\varphi - \exp -j\varphi)$$

$$\exp j\varphi = \cos \varphi + j \sin \varphi \Rightarrow 2A \cos \varphi = A \operatorname{Re}(\exp j\varphi)$$

Плоская монохроматическая волна в точке (x, y, z) в момент времени t
 $s(x, y, z, t) = v(x, y, z)u(t)$,

$$v(x, y, z) = E \exp(j\mathbf{k}\mathbf{r}) \exp(-j\varphi) = E \exp[j(k_x x + k_y y + k_z z)] \exp(-j\varphi);$$

где $u(t) = \exp(-j\omega t)$

Здесь E - амплитуда колебаний электрического поля \mathbf{k} – волновой вектор, его модуль $k = \sqrt{k_x^2 + k_y^2 + k_z^2} = \frac{2\pi}{\lambda} = \frac{\omega n}{c}$, где λ - длина волны, ω - круговая частота, n – показатель преломления среды, φ - начальная фаза волны при $t=0$. Для когерентных полей, то зависимость от времени не важна и для описания поля достаточно члена

$$E \exp[j(k_x x + k_y y + k_z z)].$$

Комплексная форма записи волновых полей физического смысла не имеет!

Операция Фурье-преобразования функции $f(x)$, удовлетворяющей следующим условиям:

1. Функция $f(x)$ абсолютно интегрируема;
2. Функция $f(x)$ непрерывна или имеет конечное число разрывов первого рода и конечное число максимумов и минимумов в любых конечных пределах;
3. Функция $f(x)$ не имеет разрывов второго рода.

Фурье-образ функции $f(x)$ определяется посредством следующего преобразования (преобразование Фурье функции $f(x)$)

$$F(\nu) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \exp(-j\omega x) dx \quad (2.1)$$

здесь ν - пространственная частота, ω - круговая пространственная частота $\omega = 2\pi\nu$. Обратное преобразование

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} F(\nu) \exp(j\omega x) d\nu \quad (2.2)$$

так как $F(\nu)d\nu = F(\omega)d\omega$,

$$\text{то } F(\nu) = F(\omega) \frac{d\omega}{d\nu} = F(\omega) \frac{2\pi d\nu}{d\nu} = 2\pi F(\omega)$$

$$\text{отсюда } F(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \exp(-j\omega x) dx . \quad (2.3)$$

В оптике операция Фурье-преобразования реализуется тонкой положительной линзой – при помещении в ее переднюю фокальную плоскость транспаранта с изображением, освещаемого плоским волновым фронтом, в задней фокальной плоскости формируется Фурье-образ (пространственно-частотный спектр) этого изображения как поля комплексных амплитуд в плоскости изображения.

Физический смысл Фурье-преобразования, осуществляемого линзой. Смысл Фурье-разложения заключается в представлении любой непрерывной на заданном интервале функции, удовлетворяющей условиям Дирихле, в виде суммы гармонических колебаний различных частот. Применительно к оптической обработке информации это означает, что любое изображение, которое может быть представлено в виде функции пропускания (для транспаранта) или яркости (для объекта) от пространственных координат, может быть представлено в виде суммы дифракционных решеток с синусоидальным профилем штриха различных периодов и видности. Поскольку угол дифракции на решетке зависит от ее периода, то волна, дифрагировавшая на каждой такой решетке, фокусируется в фокальной плоскости линзы в точке, отстоящей от главной оптической оси линзы на радиус $r = \lambda f \nu$, где f – фокусное расстояние линзы, ν – пространственная частота решетки, измеряемая в обратных миллиметрах (мм^{-1}). Сумма этих дифрагировавших на каждой элементарной решетке волн и образует Фурье-спектр (Фурье-образ) изображения.

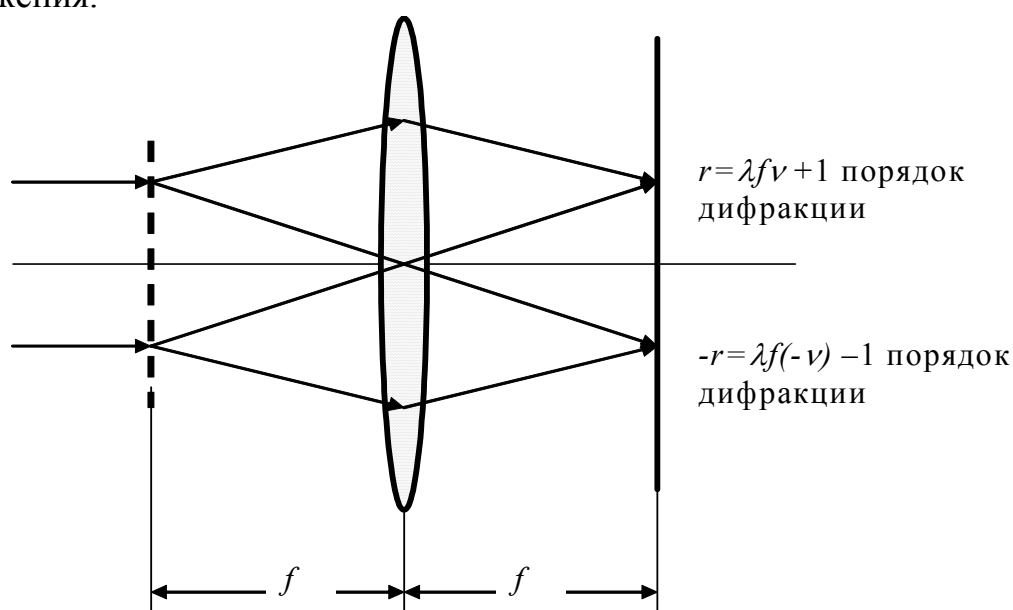


Рис.2.1. Дифракция света на одной решетке – механизм, лежащий в основе формирования Фурье-спектра изображения как суммы решеток.

Свойства Фурье-преобразования

Свойство симметрии Фурье-образа

$$F(f^*(x)) = \int_{-\infty}^{\infty} f^*(x) \exp(-j\omega x) dx = \left(\int_{-\infty}^{\infty} f(x) \exp(-j(-\omega)x) dx \right)^* = F^*(-\omega)$$

Изменение масштаба аргумента функции

$$F(f(ax)) = \int_{-\infty}^{\infty} f(ax) \exp(-j\omega x) dx = \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{\infty} f(\xi) \exp(-j \frac{\xi \omega}{a}) d\xi = \frac{1}{a} F\left(\frac{\omega}{a}\right) \quad (2.4)$$

Сдвиг аргумента

$$F(f(x - x_0)) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x - x_0) \exp(-j\omega x) dx =$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x_1) \exp(-j\omega(x_1 + x_0)) dx_1 = F(f(x_1)) \exp(-j\omega x_0) = F(\nu) \exp(-j\omega x_0) \quad (2.5)$$

Смещение Фурье-образа по шкале частот

$$F^{-1}(F(\nu + \nu_0)) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\nu + \nu_0) \exp(j(\omega)x) d\omega =$$

$$= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\nu_1) \exp(j(\omega_1 - \omega_0)x) d\omega_1 = \quad (2.6)$$

$$= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\nu_1) \exp(j\omega_1 x) \exp(-j\omega_0 x) d\omega_1 = f(x) \exp(-j\omega_0 x)$$

Фурье-преобразование функции двух независимых переменных

Отметим, что выше мы определили Фурье-преобразование для одномерной функции, в то время как в оптике комплексные амплитуды суть функции двух координат. Фурье-образ функции двух независимых переменных, удовлетворяющей вышеприведенным условиям, может быть определен аналогично (2.1), т.е. как функция двух независимых переменных ν и μ , называемых пространственными частотами.

$$F(\nu, \mu) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \exp(-j2\pi(\nu x + \mu y)) dx dy \quad (2.7)$$

Обратное преобразование определяется образом, аналогичным (2.2).

Нетрудно видеть, что свойства Фурье-преобразования, определенные для функции одной переменной, справедливы и для функции двух (и более) переменных. В то же время, в общем случае функция $F(\nu, \mu)$ не сводима к ее сечениям по отдельным координатам, т.е. замена исследования функции двух переменных отдельным исследованием двух функций, каждая из которых функция одной переменной неправомерна.

Однако существуют частные случаи, когда упрощение аналитических выражений возможно – это функции с разделяющимися переменными.

Функцией с разделяющимися переменными (в определенной системе координат) называется такая функция двух независимых переменных, которая может быть представлена в виде произведения двух функций, каждая из которых зависит только от одной независимой переменной. Например, в Декартовой системе координат для функции с разделяющимися переменными $f(x,y)=f(x)f(y)$ нетрудно убедиться, что и Фурье-образ (спектр) также будет функцией с разделяющимися переменными $F(v,\mu)=F(v)F(\mu)$.

Функцией с осевой симметрией в цилиндрической системе координат называется такая функция с разделяющимися переменными $f(\rho, \varphi)=f(\rho)f(\varphi)$, значения которой определяются только радиус-вектором ρ .

Далее мы рассмотрим наиболее важные примеры Фурье-преобразований в предположении, что переменные в функции разделяются.

Прямоугольный импульс – здесь следует рассмотреть два случая:

1. Дифракция Фраунгофера на прямоугольной апертуре. Нетрудно видеть, что прямоугольная апертура суть функция с разделяющимися в Декартовых координатах переменными т.е.

$$A(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{при } |x| \leq L_x, |y| \leq L_y \\ 0 & \text{при } |x| > L_x, |y| > L_y \end{cases} = A(x) \cdot A(y)$$

$$\begin{aligned} F(A(x)) &= \int_{-\infty}^{\infty} A(x) \exp(-j\omega_x x) dx = \int_{-L}^L A(x) \exp(-j\omega_x x) dx = \\ &= \frac{1}{-j\omega_x} \exp(-j\omega_x x) \Big|_{-L_x}^{L_x} = \frac{\exp(j\omega_x L_x) - \exp(-j\omega_x L_x)}{j\omega_x} = \frac{2\text{Sin}(\omega_x L_x)}{\omega_x} = 2L_x \text{Sinc}(\omega_x L_x) \end{aligned}$$

и аналогично для Фурье-образа $F(A(y))$, т.е. картина дифракции Фраунгофера на прямоугольной апертуре

$$F(A(x, y)) = 2L_x \text{Sinc}(\omega_x L_x) 2L_y \text{Sinc}(\omega_y L_y) \quad (2.8)$$

2. Дифракция Фраунгофера на круглой апертуре. В данном случае мы имеем дело с функцией, обладающей осевой симметрией в цилиндрической системе координат, т.е. $A(\rho, \varphi)=A(\rho)$.

$$F(A(\rho, \varphi)) = \int_0^{2\pi} d\varphi \int_0^{\infty} A(\rho, \varphi) \exp(-j2\pi k \rho \cos(\varphi - \theta)) \rho d\rho =$$

$$2\pi \int_0^{\infty} A(\rho) \rho d\rho \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \exp(-j2\pi k \rho \cos(\varphi - \theta)) d\varphi$$

Поскольку внутренний интеграл в данном выражении суть функция Бесселя нулевого порядка

$$J_0(2\pi k \rho) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \exp(-j2\pi k \rho \cos(\varphi - \theta)) d\varphi, \text{ то искомый Фурье-образ не}$$

зависит от фазового угла θ , но лишь от пространственной частоты k , т.е.

$$F(k) = 2\pi \int_0^{\infty} A(\rho) J_0(2\pi k \rho) \rho d\rho. \quad (2.9)$$

Этот вид двумерного преобразования Фурье для осесимметричных функций известен также как преобразование Фурье-Бесселя или преобразование Ганкеля нулевого порядка.

Необходимо отметить, что, несмотря на внешнюю схожесть функций (2.8) и (2.9), замена одной функции другой, что, к сожалению, иногда встречается, ведет к существенным ошибкам в результатах. Для примера укажем лишь, что радиус первого нуля в картине дифракции Фраунгофера для прямоугольной апертуры $r_0 = \lambda f/D$, а для круглой - $r_0 = 1.22 \lambda f/D$.

Гармоническое колебание, промодулированное прямоугольным импульсом – дифракционная решетка с синусоидальным профилем штриха в прямоугольной апертуре. Здесь мы воспользуемся свойством делимости переменных и рассмотрим одномерный случай

$$\cos(\omega_0 x) = \frac{1}{2} (\exp j\omega_0 x + \exp -j\omega_0 x)$$

$$F(A(x) \cos(\omega_0 x)) = \frac{1}{2} F(A(x) \exp j\omega_0 x) + \frac{1}{2} F(A(x) \exp(-j\omega_0 x)) = \quad (2.10)$$

$$= LSinc(L(\omega + \omega_0)) + LSinc(L(\omega - \omega_0))$$

Интегральные операции, реализуемые через преобразование Фурье

Операция свертки

$$S(\Delta) = f_1(x) * f_2(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(x) f_2(\Delta - x) dx \quad (2.11)$$

Операция корреляции

$$K(\Delta) = f_1(x) \otimes f_2(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(x) f_2^*(x - \Delta) dx \quad (2.12)$$

Свойства операций свертки и корреляции.

Коммутативность свертки

$$f_1(x) * f_2(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(x) f_2(\Delta - x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(\Delta - x) f_2(x) dx = f_2(x) * f_1(x)$$

Прямая теорема свертки – Фурье-образ свертки двух функций равен произведению их Фурье-образов

$$\begin{aligned} F(f_1(x) * f_2(x)) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(x) f_2(\Delta - x) dx \exp(-j\omega\Delta) d\Delta = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(x) f_2(z) dx \exp(-j\omega(z+x)) dz = \int_{-\infty}^{+\infty} f_2(z) \exp(-j\omega z) dz \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(x) \exp(-j\omega x) dx = \\ &= F_2(\nu) F_1(\nu) \end{aligned}$$

Прямая теорема корреляции – Фурье-образ функции корреляции двух функций равен произведению Фурье-образа одной функции на комплексно сопряженный Фурье-образ другой функции.

$$\begin{aligned} F(f_1(x) \otimes f_2(x)) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(x) f_2^*(x - \Delta) dx \exp(-j\omega\Delta) d\Delta = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(x) f_2^*(z) dx \exp(j\omega(z-x)) dz = \int_{-\infty}^{+\infty} f_2^*(z) \exp(j\omega z) dz \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(x) \exp(-j\omega x) dx = (2.13) \\ &= \left(\int_{-\infty}^{+\infty} f_2(z) \exp(-j\omega z) dz \right)^* \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(x) \exp(-j\omega x) dx = F_2^*(\nu) F_1(\nu) \end{aligned}$$

Теорема Котельникова о дискретном представлении непрерывных сигналов с ограниченным спектром. Теорема Котельникова лежит в основе методов дискретизации непрерывных сигналов и, тем самым, в основе всех современных методов компьютерной обработки и передачи по каналам связи аудио и видео информации. Применительно к задаче ИИ она представляет интерес в силу того, что информация из внешнего мира поступает на сенсоры в виде непрерывных функций, а как сами сенсоры, так и обрабатывающие ее структуры (нейронные структуры), дискретны.

Пусть имеется сигнал $f(x)$ со спектром $F(\nu)$, ограниченным максимальной частотой ν_{max} .

$$f(x) = \int_{-v_{\max}}^{v_{\max}} F(v) \exp j2\pi vx dv \quad (2.14)$$

Поскольку пределы интегрирования ограничены пределами $-v_{\max}$ v_{\max} , то можно продолжить функцию (спектр) вне этих пределов посредством ее периодического повторения с периодом $2v_{\max}$. Тогда эту новую функцию (спектр) можно представить рядом Фурье

$$F(v) = \frac{1}{2} \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} \dot{F}_k \exp j2\pi \frac{kv}{2v_{\max}} \quad , \quad (2.15)$$

где

$$\dot{F}_k = \frac{2}{2v_{\max}} \int_{-v_{\max}}^{v_{\max}} F(v) \exp -j2\pi \frac{kv}{2v_{\max}} dv \quad (2.16)$$

Подставив выражение (2.15) в формулу (2.14), получим

$$f(x) = \int_{-v_{\max}}^{v_{\max}} \left(\frac{1}{2} \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} \dot{F}_k \exp j2\pi \frac{kv}{2v_{\max}} \right) \exp j2\pi vx dv$$

изменяя порядок интегрирования и суммирования, получим

$$f(x) = \frac{1}{2} \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} \dot{F}_k \int_{-v_{\max}}^{v_{\max}} \exp \left(j2\pi v \left(x + \frac{k}{2v_{\max}} \right) \right) dv$$

нетрудно видеть, что при $x = -k/2v_{\max}$

$$f\left(-\frac{k}{2v_{\max}}\right) = \int_{-v_{\max}}^{v_{\max}} F(v) \exp -j2\pi \frac{kv}{2v_{\max}} dv$$

откуда $\dot{F}_k = \frac{2}{2v_{\max}} f\left(-\frac{k}{2v_{\max}}\right)$, а интеграл

$$\begin{aligned} & \int_{-v_{\max}}^{v_{\max}} \exp \left(j2\pi v \left(x + \frac{k}{2v_{\max}} \right) \right) dv = \\ & = \frac{\exp \left(j2\pi v_{\max} \left[x + \frac{k}{2v_{\max}} \right] \right) - \exp \left(-j2\pi v_{\max} \left[x + \frac{k}{2v_{\max}} \right] \right)}{j2\pi \left[x + \frac{k}{2v_{\max}} \right]} = \\ & = 2v_{\max} \operatorname{Sinc} \left(j2\pi v_{\max} \left[x + \frac{k}{2v_{\max}} \right] \right) \end{aligned}$$

$$\text{Тогда } f(x) = \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} f\left(-\frac{k}{2\nu_{\max}}\right) \text{Sinc}\left(2\pi\nu_{\max}\left[x + \frac{k}{2\nu_{\max}}\right]\right)$$

Поскольку k принимает значения от $-\infty$ до $+\infty$, то знаки при k можно поменять местами, а величину $1/2\nu_{\max}$ обозначить Δx , тогда получим

$$f(x) = \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} f(k\Delta x) \text{Sinc}(2\pi\nu_{\max}[x - k\Delta x])$$

т.е. непрерывная функция со спектром, ограниченным максимальной частотой ν_{\max} может быть представлена посредством конечного числа отсчетов, отстоящих друг от друга на расстояние $\Delta x = 1/2\nu_{\max}$.

Литература к Лекции 2

1. Кольер Р., Беркхарт Л., Лин Л., "Оптическая голография", М.Мир, 1973, 686с.
2. Василенко Г.И., Цибулькин Л.М., «Голографические распознающие устройства», М., Радио и связь, 1985. – 312с.
3. Мирошников М.М., «Теоретические основы оптико-электронных приборов», Л., Машиностроение, 1977.-600с.

Лекция 3. Задача распознавания

В настоящее время существуют две крайние точки зрения на роль и место задачи распознавания в проблематике ИИ. Согласно одной из них, распознавание образов – центральная, исторически первая и до сих пор не решенная задача ИИ. Согласно противоположной точке зрения ИИ и распознавание – два совершенно различных научных направления. В рамках того определения ИИ, что мы приняли на первой лекции, представляется, что нам ближе первая точка зрения в силу того, что распознавание – первый и необходимый шаг во всякой интеллектуальной деятельности. Прежде, чем информацию обработать, ее надо распознать. Не распознанная информация субъективно информацией и не является, но лишь шумом. Поэтому важнейший этап интеллектуальной деятельности – *восприятие* – может быть определен как процесс субъективизации информации, что предполагает в том числе, и распознавание.

Корреляционный алгоритм в задаче распознавания. Предположим, что нам надо сравнить два изображения и ответить на вопрос об их идентичности. Если изображения достаточно сложные, с большим количеством деталей и не обладают ярко выраженной семантикой, то простейший способ решить задачу – попытаться совместить изображения на просвет. Если изображения идентичны, то без труда удастся найти положение их полного совпадения. Критерий совпадения очень прост - пропускание двух наложенных и совмещенных изображений будет максимальным. Совмещение по этому критерию выполняется интуитивно, так как при небольшом сдвиге одного из изображений относительно другого пропускание резко уменьшается. Если изображения не идентичны, то положения с максимальным пропусканием найти не удастся.

Нетрудно убедиться, что описанный алгоритм, регулярно применяемый на практике всеми студентами, описывается выражением (2.12). Оптические устройства, вычисляющие корреляционную функцию (2.12) этим методом, известны под названием некогерентных оптических корреляторов. Очевидно, что такой метод вычисления корреляционной функции «в лоб» трудоемок и неэффективен – в каждый момент времени вычисляется корреляционный функционал для текущего значения сдвига и для вычисления всей функции корреляции необходимо просканировать весь диапазон значений сдвига. Решение проблемы было предложено в 1963 г. сотрудником Радиолокационной лаборатории Мичиганского университета (США) Ван дер Люгтом и основано на использовании техники Фурье-голографии.

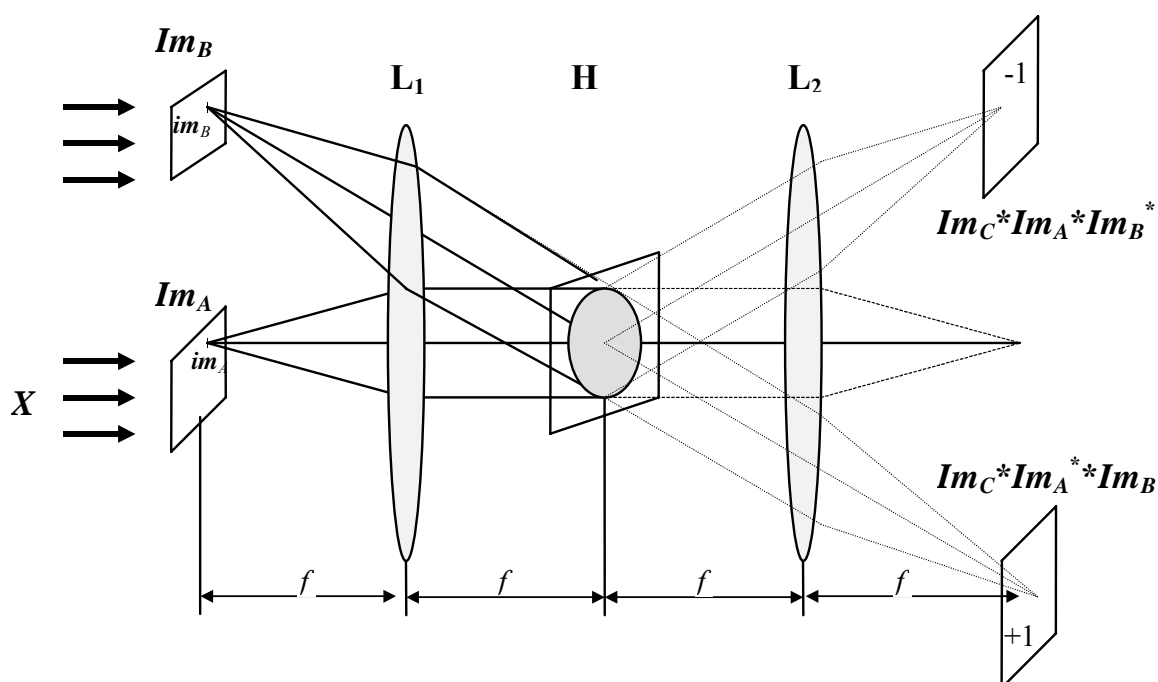


Рис.3.1. 4-f схема Фурье-голографии

Уравнение 4-f схемы Фурье-голографии

Пусть во входной плоскости **In** рассматриваемой схемы помещены два транспаранта, функции амплитудного пропускания которых описываются Im_A и Im_B . Плоскость **In** суть передняя фокальная плоскость первой Фурье-преобразующей линзы L_1 . Транспаранты освещаются плоским волновым фронтом X . Для простоты выражений примем, что амплитуда X равна 1. Тогда в задней фокальной плоскости линзы L_1 формируется поле

$$F(Im_A) + F(Im_B)$$

При помещении в эту плоскость регистрирующей среды **H** на ней после экспозиции и соответствующей обработки (проявлении) будет записано

$$\eta((F(Im_A) + F(Im_B))(F(Im_A) + F(Im_B))^*),$$

где η - оператор регистрирующей среды, а астериск означает комплексное сопряжение. При помещении проявленной голограммы в положение, соответствующее положению среды при записи, и помещении в плоскость **In** вместо изображения Im_A (эталонного) изображения Im_C (объектное изображение), за голограммой получим

$$F(Im_C) \eta((F(Im_A) + F(Im_B))(F(Im_A) + F(Im_B))^*) =$$

$$F(Im_C) \eta(F(Im_A)F(Im_A)^*) + F(Im_C) \eta(F(Im_A)F(Im_B)^*) +$$

$$+ F(Im_C) \eta(F(Im_B)F(Im_A)^*) + F(Im_C) \eta(F(Im_B)F(Im_B)^*)$$

Члены, входящие в это выражение, описывают компоненты дифрагировавшей на голограмме волны, распространяющиеся в разных направлениях, а именно:

$$F(Im_C)\eta(F(Im_A)F(Im_A)^*) \quad \text{и} \quad F(Im_C)\eta(F(Im_B)F(Im_B)^*)$$

распространяются по направлению распространения $F(Im_C)$ и формируют нулевой порядок дифракции;

$F(Im_C)\eta(F(Im_A)^*F(Im_B))$ распространяется в направлении распространения $F(Im_B)$ и формирует +1 порядок дифракции;

$F(Im_C)\eta(F(Im_A)F(Im_B)^*)$ распространяется в направлении, комплексно сопряженном с направлением распространения $F(Im_B)$ и формирует -1 порядок дифракции.

Соответственно, в фокальной плоскости второй Фурье-преобразующей линзы L_2 формируются три области – три порядка дифракции:

$F(F(Im_C)\eta(F(Im_A)F(Im_A)^*))$ и $F(F(Im_C)\eta(F(Im_B)F(Im_B)^*))$ формируют нулевой порядок дифракции, который в рамках нашего рассмотрения нас не интересует;

в +1 порядке дифракции формируется распределение амплитуд

$$F(F(Im_C)\eta(F(Im_A)^*F(Im_B))), \quad (3.1)$$

а в -1 порядке дифракции формируется распределение амплитуд

$$F(F(Im_C)\eta(F(Im_A)F(Im_B)^*))). \quad (3.2)$$

Если оператор голографической регистрирующей среды η линейен, а $Im_B = \delta$, т.е. суть точечный источник (напомним, что Фурье-образ точечного источника – плоская волна), то к выражениям (3.1) и (3.2) можно применить теоремы корреляции и свертки, соответственно, что даст

$$F(F(Im_C)\eta(F(Im_A)^*F(Im_B)))) = Im_C \otimes Im_A \quad (3.3)$$

$$F(F(Im_C)\eta(F(Im_A)F(Im_B)^*))) = Im_C * Im_A, \quad (3.4)$$

где символы \otimes и $*$ обозначают операции корреляции и свертки. Такую 4-f схему Фурье-голографии, в которой используется только +1 порядок дифракции называют также коррелятором Ван дер Люгта, а Фурье-голограмму – голографическим согласованным фильтром, поскольку передаточная характеристика голограммы согласована со спектром эталонного изображения Im_A .

Коррелятор совместного преобразования. Другой метод вычисления функции взаимной корреляции двух функций в 4-f схеме Фурье-голографии может быть реализован, если в выражениях (3.1) и (3.2) принять за δ -функцию не опорное изображение Im_B , а считывающее Im_C . В этом случае они примут вид

$$F(F(Im_C)\eta(F(Im_A)^*F(Im_B))) = Im_B \otimes Im_A \quad (3.5)$$

$$F(F(Im_C)\eta(F(Im_A)F(Im_B)^*)) = Im_A \otimes Im_B, \quad (3.6)$$

т.е. в +1 и -1 порядках дифракции формируются функции взаимной корреляции изображений, с которых записана голограмма. Понятия опорного и предметного пучков в этом случае физического смысла не имеют. Поскольку на голограмме записываются совместно спектры (точнее - картина интерференции спектров) двух изображений, функция корреляции которых вычисляется, то такая схема известна под названием коррелятора совместного преобразования.

Роль оператора голографической регистрирующей среды

Для того чтобы применить к выражениям (3.1) и (3.2) теоремы корреляции и свертки, мы приняли допущение о линейности оператора η . В действительности, для большинства голографических регистрирующих сред типичная передаточная характеристика, т.е. зависимость дифракционной эффективности от экспозиции, имеет нелинейный характер, например, изображенный на Рис.3.2.

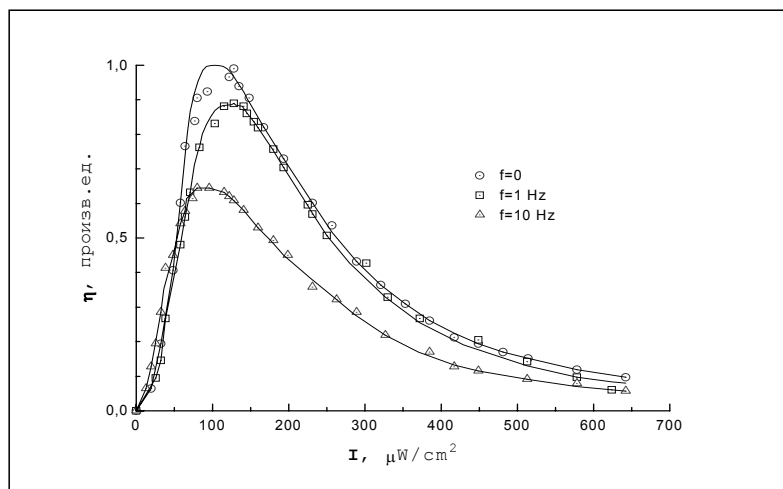


Рис.3.2. Зависимости дифракционной эффективности от интенсивности записывающего излучения при питании структур халькогенидный стеклообразный полупроводник –нематический жидкий кристалл постоянным напряжением и импульсами с частотами 1 и 10 Hz. (А.Н.Чайка и др., Письма в ЖТФ)

Нетрудно видеть, что линейный (точнее – квазилинейный) участок передаточной характеристики занимает лишь незначительную часть динамического диапазона – обычно 1-2 порядка. В то же время, для Фурье-спектров реальных изображений типичен существенно больший перепад амплитуд. Таким образом, вследствие ограниченности динамического диапазона регистрирующих сред на Фурье-голограмме может быть записан только ограниченный участок спектра. Выбор этого диапазона пространственных частот каждый раз определяется задачей.

Второй физический механизм, который необходимо учитывать в совокупности с ограниченностью динамического диапазона регистрирующих сред – интерференция в плоскости Фурье-голограммы Фурье-спектра и плоского опорного пучка (Рис.3.3.).

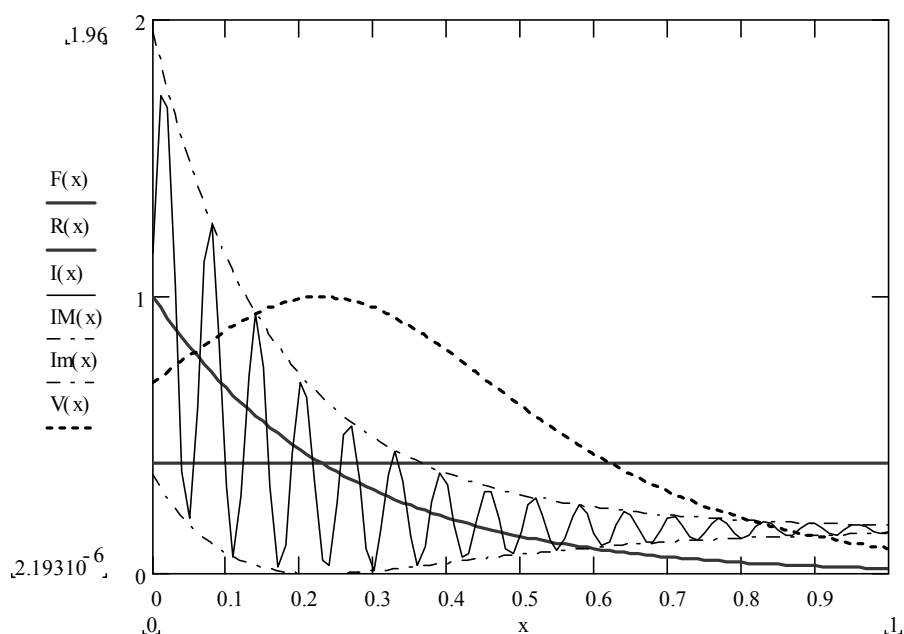


Рис.3.3. Интерференция сигнального ($F(x)$) и опорного ($R(x)$) пучков в плоскости Фурье-голограммы. Пунктирная линия – видимость интерференционной картины.

Поскольку для Фурье-спектра характерен существенный перепад амплитуд, то видимость интерференционной картины максимальна (равна 1) только в точке равенства амплитуд сигнального и опорного пучков. Если условия записи голограммы подбираются так, чтобы локальная экспозиция в этой точке соответствовала экспозиции верхней границы квазилинейного диапазона (Рис.3.2.), то часть интерференционной картины, находящаяся на Рис.3.3. справа от точки равенства амплитуд (т.е. в области более высоких пространственных частот), попадет в квазилинейный диапазон. Этот участок спектра будет записан линейно – фильтр в этом диапазоне согласован со спектром. Верхняя частотная граница согласованного участка определяется нижней точкой квазилинейного участка на Рис.3.2.

Левее точки равенства пучков (на Рис.3.3.) на формирование локальной передаточной характеристики влияет совокупность следующих факторов:

- видимость интерференционной картины убывает;
- появляется постоянная немодулированная засветка, возрастающая при удалении от точки равенства пучков;
- зависимость дифракционной эффективности от экспозиции может нелинейно возрастать, быть постоянной или убывать.

В зависимости от удельного веса каждого из этих факторов, Фурье-голограмма может иметь одно из типичных сечений дифракционной эффективности, примеры которых приведены на Рис.3.4.

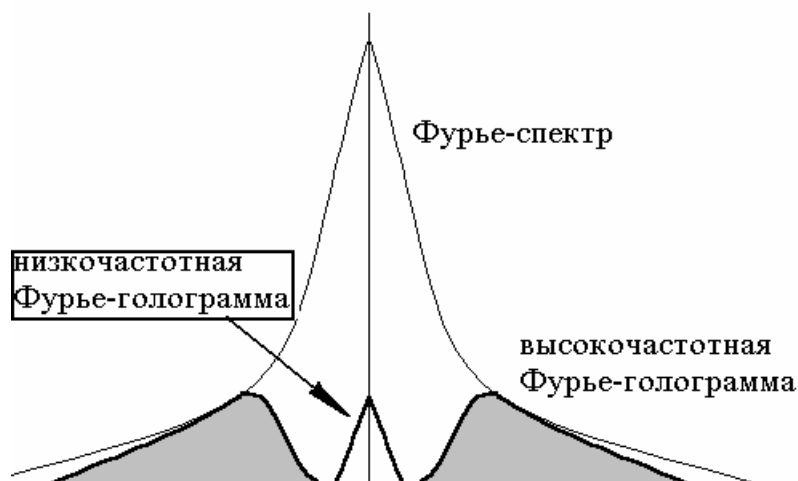


Рис.3.4. Сечения дифракционной эффективности низкочастотной и высокочастотной Фурье-голограмм

Сечение дифракционной эффективности обычно похоже на кривую распределения видности интерференционной картины (Рис.3.3) с учетом нелинейности оператора η . В частности, при согласовании голограммы в области высоких пространственных частот в области пространственных частот ниже частоты равенства сигнального и опорного пучков записывается инверсная голограмма (дифракционная эффективность имеет обратную зависимость от амплитуды спектра), а в центральной части голограммы, т.е. в области нулевых и низких пространственных частот, дифракционная эффективность может быть равна нулю.

Таким образом, в силу нелинейности оператора голографической регистрирующей среды в +1 и -1 порядках дифракции 4-f схемы Фурье-голографии формируются распределения амплитуд, пропорциональные корреляции и свертке не тех изображений Im_A и Im_C , которые предъявлялись при записи и восстановлении голограммы, а изображений, профильтрованных оператором η , т.е. выражения (3.3) и (3.4) более корректно записать в виде, учитывающем дополнительную фильтрацию

$$F(F(Im_C)\eta(F(Im_A)^*F(Im_B))) = Im^{\eta_C} \otimes Im^{\eta_A} \quad (3.7)$$

$$F(F(Im_C)\eta(F(Im_A)F(Im_B)^*)) = Im^{\eta_C} * Im^{\eta_A}. \quad (3.8)$$

Эта дополнительная фильтрация может быть в ряде случаев чрезвычайно полезной, например, при распознавании изображений, подверженных временной изменчивости. В частности, при сравнении

изображений природных объектов мелкие детали (листва), которым соответствуют высокие пространственные частоты, подвержены значительным изменениям. Поэтому голограмма, согласованная в области низких пространственных частот, обеспечит большую устойчивость распознавания по сравнению с высокочастотной голограммой.

Является ли голографический коррелятор устройством распознавания?

Голографический коррелятор (Рис.3.1.) вычисляет функцию взаимной корреляции эталонного и объектного изображений. Корреляционный функционал удовлетворяет аксиоматическому определению метрики, т.е. может служить мерой близости двух функций. Однако в реальной жизни мы без проблем опознаем человека, которого видели много лет тому назад, в совсем другой обстановке. Без труда опознаем изображение по его части, под другим углом зрения, в другом масштабе и т.п., т.е. мы распознаем *инвариантно* к сдвигу, искажениям, масштабу, фрагментации и дефектам.

Голографический коррелятор обеспечивает инвариантность к сдвигу – при смещении опознаваемого изображения во входной плоскости корреляционное поле синхронно смещается в выходной плоскости. Физически, сдвиговая инвариантность голографического коррелятора суть угловая инвариантность тонкой голограммы. Если голограмма объемная, то угловой инвариантностью она не обладает и, соответственно, теряет инвариантность к сдвигу.

К остальным факторам (масштаб, геометрические искажения, поворот) ни корреляционный алгоритм, ни голографический коррелятор инвариантностью не обладают. Причину помогает понять Рис.3.5., на котором изображены дифракционные максимумы эталона (пустые кружки, размер $\lambda f/D$, где D – апертура изображения) и повернутого объектного изображения. Из Рис.3.5. также видно, что один из методов уменьшения критичности к искажениям – оптимизация частотного диапазона. На низких частотах перекрытие дифракционных максимумов больше, чем на высоких.

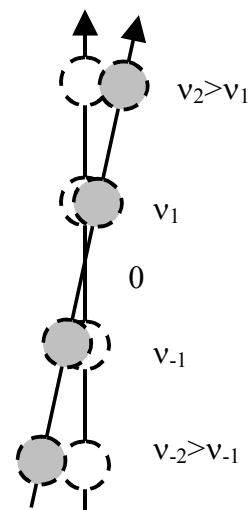


Рис.3.5.

Был предложен целый ряд методов обеспечения инвариантности к тем или иным искажениям. Основные из них следующие:

1. Использование иных, нежели Фурье, преобразований, обеспечивающих инвариантность к требуемым искажениям. В качестве примера рассмотрим *преобразование Меллина*, обеспечивающее инвариантность к масштабу

$$M(g(x, y)) = \int g(x, y) x^{-j\omega_x - 1} y^{-j\omega_y - 1} dx dy$$

Для функций $g(x, y)$ и $g(ax, ay)$ имеем

$$M(g(ax, ay)) = a^{-j\omega_x} a^{-j\omega_y} M(g(x, y))$$

инвариантность к масштабу. Преобразование Меллина ф-ции $g(x)$ эквивалентно Ф-преобразованию ф-ции $g(\exp(\xi))$. Оптическая реализация – логарифмическое преобразование координат ф-ции $g(x, y)$, а затем Фурье-преобразование новой ф-ции. Однако, нетрудно видеть, что *получив инвариантность к масштабу, мы потеряли инвариантность к сдвигу.*

2. Масштабируемое Фурье-преобразование

Если транспарант с изображением поместить не перед Фурье-преобразующей линзой, а за ней, то масштаб Фурье-образа будет зависеть от расстояния от транспаранта до фокальной плоскости линзы. Изменяя это расстояние в соответствии с изменением масштаба изображения, можно подогнать масштаб Фурье-преобразования. Нетрудно видеть, что и в этом случае, *получив инвариантность к масштабу, мы теряем инвариантность к сдвигу.*

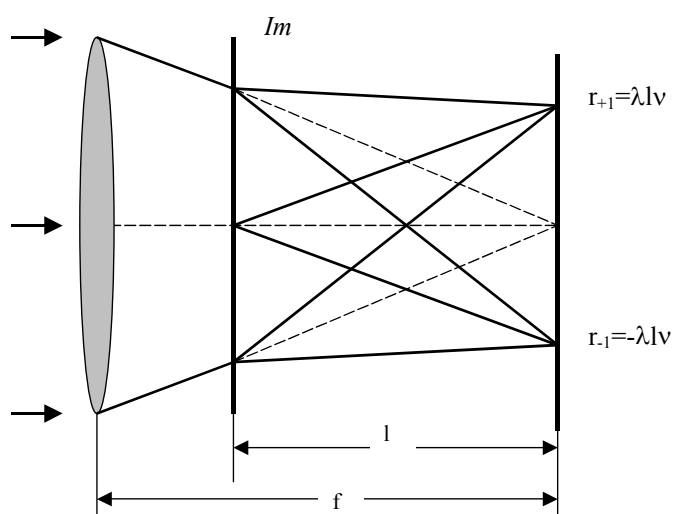


Рис.3.6. Масштабируемое Фурье-преобразование.

3. Метод наложенных голограмм

Интуитивно очевидное решение заключается в том, что поскольку глобальный максимум автокорреляционной функции при появлении искажений деградирует не скачком, но плавно, то следует записать на одной регистрирующей среде несколько голограмм, подобрав их так, чтобы когда одна голограмма переставала «работать», начинала «работать» другая, перекрыв таким образом весь возможный диапазон искажений. Однако, следует учитывать, что в то время, как одна голограмма «работает», т.е. формирует корреляционный пик, остальные голограммы формируют в той же точке выходной плоскости кросс-корреляционное распределение. В результате, отношение сигнал-помеха снижается как минимум в N раз, где N – число наложенных голограмм. Второй отрицательный эффект этого метода – все голограммы должны быть «втиснуты» в рабочий участок динамического диапазона регистрирующей среды. В результате дифракционная эффективность

каждой голограммы также снижается в N раз. Таким образом, и этот метод, давая выигрыш в одном, приводит к потерям в другом – отношении сигнал-помеха и проблемам с энергетикой. Если постараться учесть все возможные в реальной ситуации искажения, то метод окажется неработоспособен – число потребных голограмм слишком велико.

Можно рассмотреть еще ряд методов, предложенных для обеспечения инвариантного распознавания, и при внимательном изучении окажется, что *всегда выполняется один закон – выигрывая в одном, неизбежно теряем в другом*. Таким образом, голографический коррелятор представляет из себя высокопроизводительный процессор – вычислитель функции взаимной корреляции определенных на плоскости функций, но для решения задачи инвариантного распознавания сам по себе он еще не пригоден – нужно какое-то «обрамление», какой-то иной подход. То рассмотрение, что мы провели выше, полностью укладывается в рамки компьютерной парадигмы. Таким образом, мы сталкиваемся с упоминавшейся на первой лекции проблемой поиска новой парадигмы.

В заключение лекции отметим, что есть ряд задач, которые голографический коррелятор решает очень эффективно. Например, задача автосопровождения цели. Опознавание и захват цели осуществляется оператором, по его команде записывается голограмма и цель сопровождается коррелятором. При деградации сигнала ниже определенного порога голограмма автоматически перезаписывается и автосопровождение продолжается.

Литература к Лекции 3

1. Кольер Р., Беркхарт Л., Лин Л., "Оптическая голография", М.Мир, 1973, 686с.
2. Василенко Г.И., Цибулькин Л.М., «Голографические распознающие устройства», М., Радио и связь, 1985. – 312с.
3. Гуревич С.Б., Константинов В.Б., Соколов В.К., Черных Д.Ф., «Передача и обработка информации голографическими методами», М., Сов.радио, 1978. –304с.

Лекция 4. Основы теории нейронных сетей

Нейросетевая парадигма базируется на той идее, что если создать техническими средствами структуру, подобную по своей конструкции и свойствам биологической структуре мозга, то и работать она будет подобным образом.

Нервная система человека состоит из примерно 10^{11} нейронов, связанных в единую сеть посредством более чем 10^{15} связей. Интеллектуальные способности человека определяются не столько числом нейронов, сколько развитостью межнейронных связей. Важность проблемы связности отражена в существовании такого термина, как «*коннекционистская парадигма*» – синонима нейросетевой парадигмы. Связность является и главной проблемой при реализации НС моделями методами электронной техники в силу необходимости локализовать и изолировать каждую связь от всех других. Оптические технологии позволяют решить эту проблему за счет использования явления дифракции и благодаря распространению оптических волн в свободном пространстве.

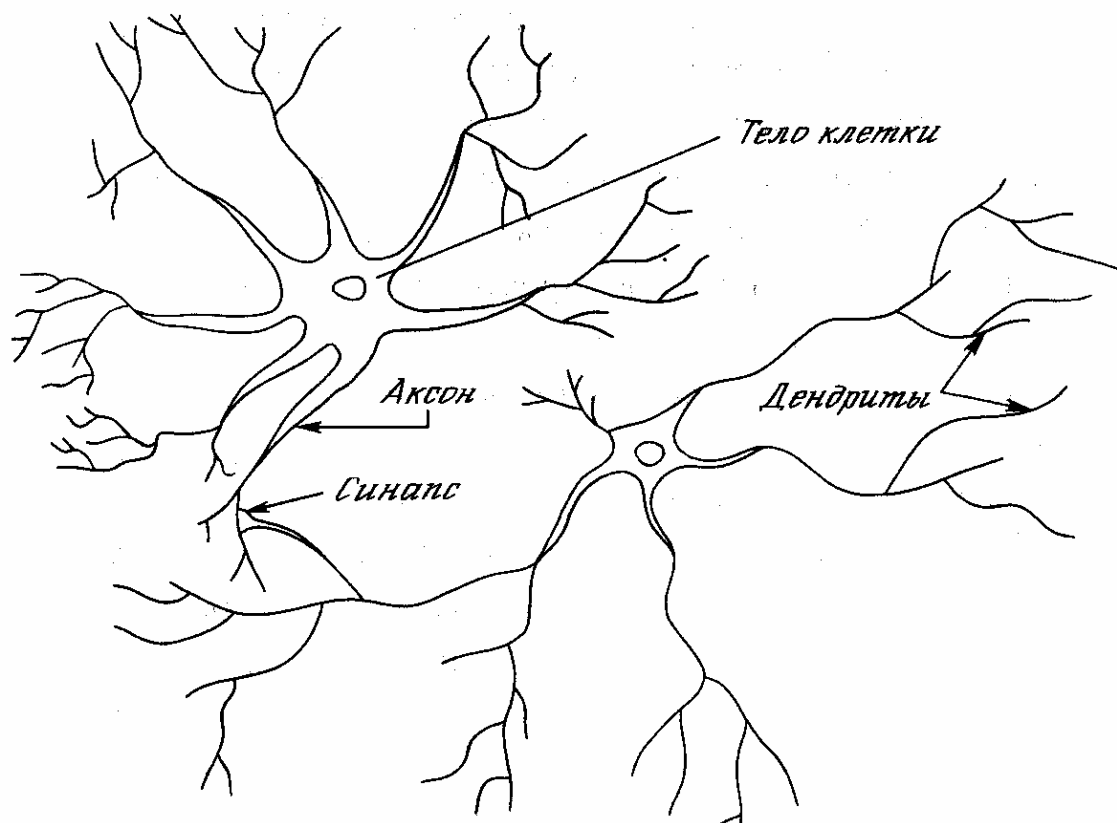


Рис.4.1. Биологические нейроны. Из Ф. Уоссермен «Нейрокомпьютерная техника»

Следует иметь в виду, что реальные механизмы функционирования биологической нервной системы гораздо сложнее и богаче всех известных на сегодня моделей искусственных нейронных сетей (ИНС), которые

описывают и моделируют только отдельные явления и только в первом приближении.

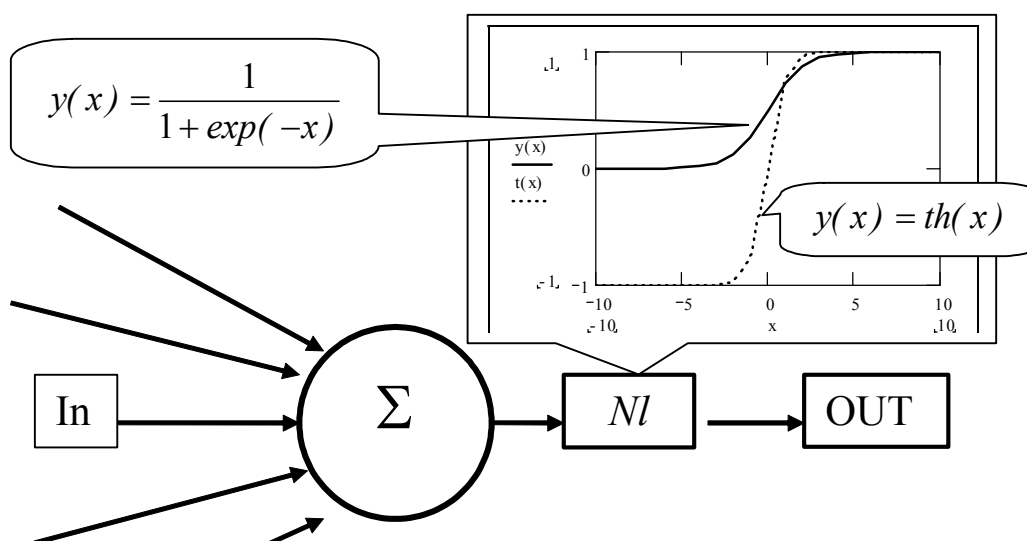


Рис.4.2. Искусственный нейрон и его активационные функции – логистическая кривая (сплошная), пунктир – гиперболический тангенс.

Искусственный нейрон. В 1943г. появилась статья МакКалока и Питтса «Логическое исчисление идей, относящихся к нервной деятельности», в которой была предложена модель формального нейрона и, основанные на этой модели формальные логические сети. Искусственный нейрон представляет собой сумматор, выход которого описывается выражением

$$Out = Nl \sum In ,$$

где Nl – нелинейная активационная функция нейрона, In – входные сигналы.

Нейрон МакКалока и Питтса был бинарным, поскольку техника того времени позволяла реализовать только такой нейрон.

Гроссберг (1973) обнаружил, что логистическая или “сигмоидальная” функция $y(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$, или подобная S-образная нелинейная характеристика решает поставленную им дилемму шумового насыщения. Гиперболический тангенс по форме сходен с логистической функцией, но принимает также и отрицательные значения и раньше часто использовался биологами в качестве математической модели активации нервной клетки.

Правило обучения Хэбба: «Если два нейрона одновременно возбуждены, то сила связи между ними увеличивается».

Векторно-матричный формализм. Удобно представлять состояния нейронных слоев в виде векторов-строк, а веса связей двух слоев в виде матрицы – произведения векторов $W=A^T B$, где T – символ транспонирования, количество строк m – число нейронов слоя A , а

количество столбцов n – число нейронов слоя B . Например, w_{ij} – это вес, связывающий i -ый нейрон слоя A с j -ым нейроном слоя B . Тогда, вычисление выходного вектора B , компонентами которого являются выходы Out нейронов, сводится к матричному умножению $B = AW$, где B и A – векторы-строки.

Один из примеров формализации правила Хэбба в рамках векторно-матричного формализма

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \alpha OUT_i OUT_j,$$

где $w_{ij}(n)$ – значение веса от нейрона i к нейрону j до подстройки, $w_{ij}(n+1)$ – значение веса от нейрона i к нейрону j после подстройки, α – коэффициент скорости обучения, OUT_i – выход нейрона i и вход нейрона j , OUT_j – выход нейрона j .

Элементарная НС «Звезда Гроссберга «Instar»»

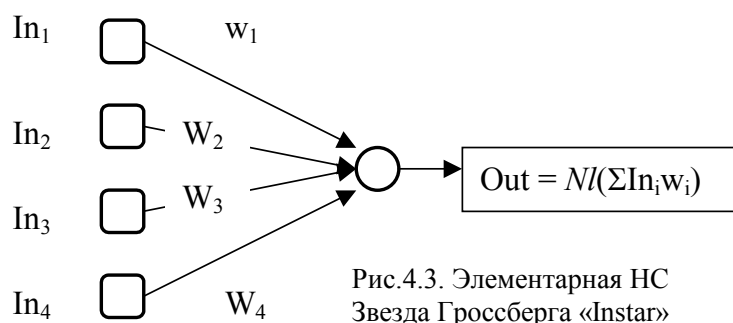


Рис.4.3. Элементарная НС Звезда Гроссберга «Instar»

Здесь и далее кружочками будем обозначать вычислительные нейроны, а квадратиками – сенсорные, не производящие вычислений, а лишь передающие возбуждение на вычислительные нейроны. Комбинация звезд «Instar – Outstar» позволяет реализовать контекстно-адресуемую или ассоциативную память, толерантную к дефектам, искажениям и шумам опознаваемого образа (Рис.4.4).

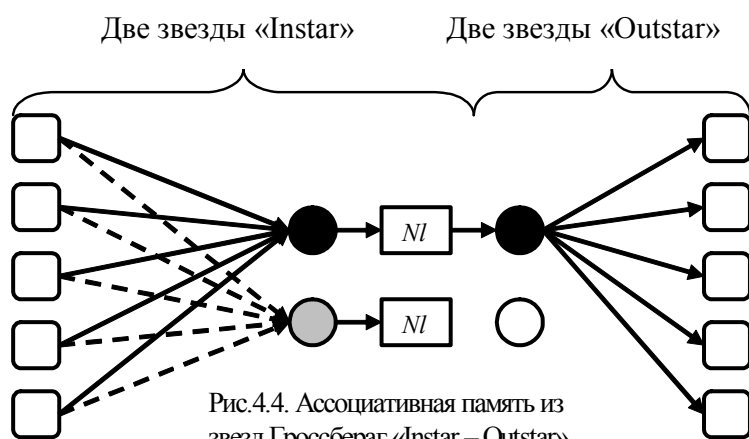


Рис.4.4. Ассоциативная память из звезд Гроссберга «Instar – Outstar»

Если схема симметрична, то память *автоассоциативная*, восстанавливающая входной образ по его

искаженной версии. Если звезды различны, то память *гетеро-ассоциативная*, восстанавливающая по искаженному входному образа неискаженный, ассоциированный с ним образ.

ГК как звезда Гроссберга “Instar”. Структура связей, реализуемых в схеме Фурье-голографии.

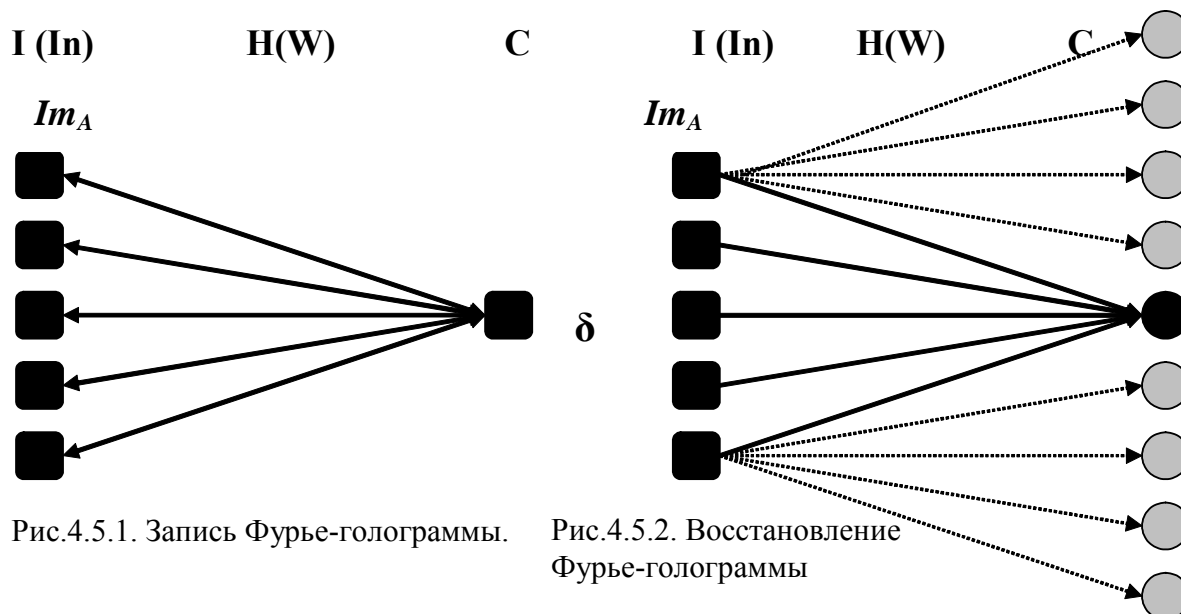


Рис.4.5.1. Запись Фурье-голограммы.

Рис.4.5.2. Восстановление Фурье-голограммы

При записи Фурье-голограммы формируется структура связей «звезда Гроссберга» - каждый нейрон эталонного изображения связан с единственным нейроном – точечным опорным источником. Нетрудно убедиться, что Фурье-голограмма реализует правило обучения Хэбба – вес связи суть видность интерференционной картины, она максимальна, когда уровни возбуждения нейронов равны. При восстановлении голограммы восстанавливается эта звезда, δ -нейрон – нейрон, активированный глобальным максимумом АКФ. Но, кроме того, в силу того, что каждый нейрон как точечный источник формирует расходящуюся сферическую волну, вкуче со свойством угловой инвариантности тонкой голограммы, каждый I-нейрон формирует свою звезду «outstar». В результате, если в эталонном изображении было N_A нейронов, а в объектном N_B , то в корреляционной плоскости активируется N_A+N_B нейронов.

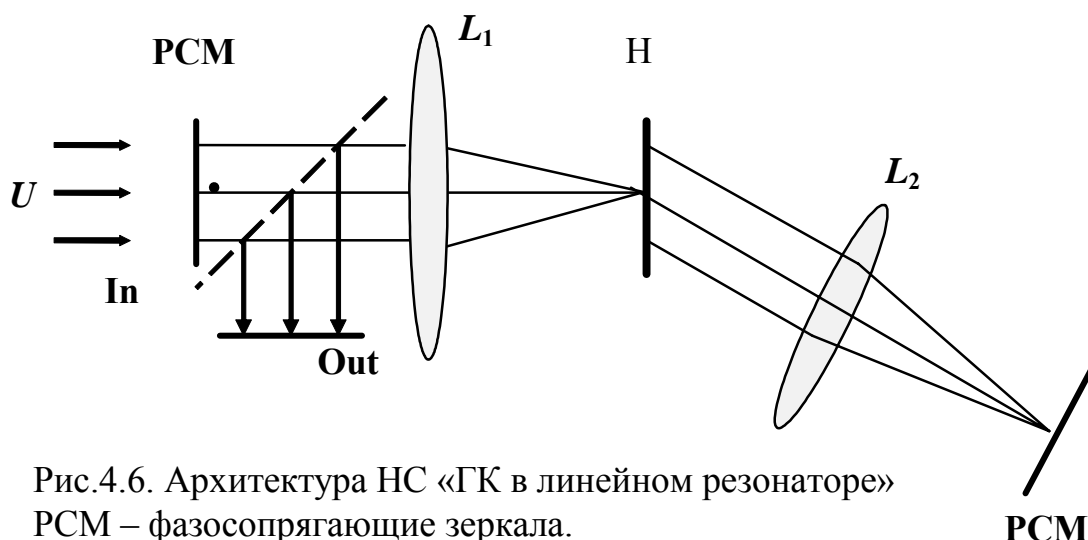


Рис.4.6. Архитектура НС «ГК в линейном резонаторе»
PCM – фазосопрягающие зеркала.

Голографическая авто-ассоциативная память – комбинация звезд «instar-outstar».

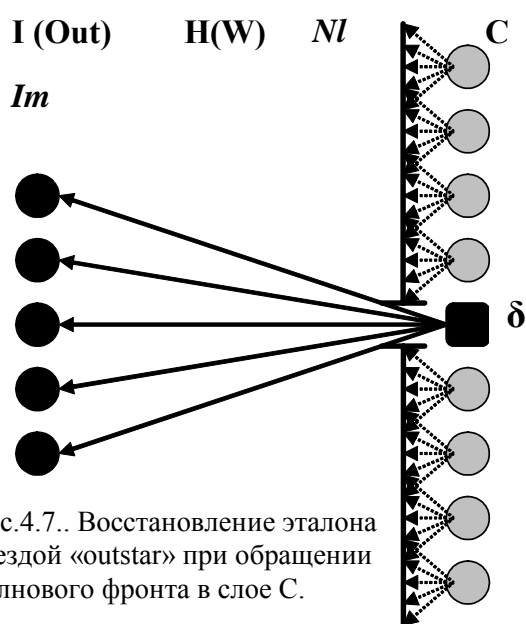


Рис.4.7.. Восстановление эталона звездой «outstar» при обращении волнового фронта в слое С.

Для реализации этой модели в слой С вводится фазосопрягающее зеркало, обеспечивающее обращение волнового фронта, и нелинейная функция, режетирующая связи от всех С-нейронов за исключением звезды, восстанавливаемой δ -нейроном. В качестве последнего принимается С-нейрон с максимальным уровнем активации. Такая модель выбора δ -нейрона известна под названием WTA – победитель забирает все.

Фазо-сопрягающее зеркало в общем случае представляет собой динамическую голограмму, восстанавливаемую пучком, сопряженным опорному (Рис.4.6). Если фазо-сопрягающие зеркала помещаются и во входную и в корреляционную плоскости, то они образуют резонатор, модами которого являются записанные на голограмме образы. При предъявлении какого-либо образа в сети развивается итерационный процесс и, если входной образ подобен одному из записанных на голограмме, то после нескольких итераций возникает резонанс на этой моде – в выходной плоскости формируется устойчивое изображение этого образа. Эта архитектура оптической НС «ГК в линейном резонаторе» известна также как сеть Псалтиса. Структура связей приведена на Рис.4.7. – из всего многообразия связей $C \rightarrow I$ посредством введения нелинейности в слой С выделяется только одна «звезда

Гроссберга», восстанавливающая тот эталон, коэффициент корреляции входного образа с которым максимален.

Нелинейный оператор РСМ Nl подбирается таким образом, чтобы выделить из корреляционного распределения только глобальный максимум автокорреляционной функции (ГМ АКФ)

$$Nl(Im_B \otimes Im_A^\eta) \rightarrow \delta,$$

где δ – дельта-функция, описывающая ГМ АКФ как дифракционно-ограниченный точечный источник. В результате такой процедуры, в обратном ходе лучей $C \rightarrow H \rightarrow Out$, ГМ АКФ как точечный опорный источник восстанавливает в Out изображение Im_A^η

$$Nl(Im_B \otimes Im_A)^{**} Im_A^{\eta*} = \delta * Im_A^{\eta*} = Im_A^{\eta*},$$

где астериск – символ комплексного сопряжения, а $*$ – символ операции свертки. Отметим, что само эталонное изображение Im_A , с которого была записана голограмма H , может быть восстановлено только при линейном операторе η , что для большинства реальных изображений физически невыполнимо в силу фундаментального свойства ограниченности динамического диапазона регистрирующих сред.

Такая голографическая авто-ассоциативная память была разработана, например, на фирме «Боинг» для конструкторско-технологического архива. При разработке нового изделия на вход подавался эскиз новой детали или узла и система извлекала из памяти наиболее близкую из ранее разработанных деталей, чем существенно экономилось время разработки.

Литература к Лекции 4

1. Кольер Р., Беркхарт Л., Лин Л., "Оптическая голография", М.Мир, 1973, 686с.
2. Василенко Г.И., Цибулькин Л.М., «Голографические распознающие устройства», М., Радио и связь, 1985. – 312с.
3. Owechko Y., "Nonlinear holographic associative memories" // IEEE Journal of Quantum Electronics, 1989, v.25, N3, p.619-634.
4. D.C. Wunsh II et.al., Photorefractive adaptive resonance neural network // Applied Optics, 1993, v.32, №8, p.1399-1407.

Лекция 5. Сети однонаправленного распространения

Элементарная НС «звезда Гроссберга» ассоциирует пару векторов один из которых имеет размерность 1 (в оптике – точечный источник). Такая

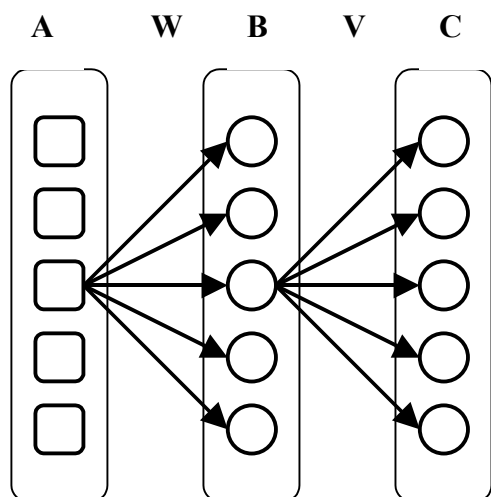


Рис.5.1. Персептрон. А – слой сенсорных нейронов, В – внутренний слой, С – выходной слой, V, W – матрицы весов.

структура связей хорошо подходит для тех задач, где требуется простой отклик на входное воздействие, например, задачи распознавания. Но есть задачи, где необходимо сопоставить входному образу другой, более сложный образ. Например, задача формирования внутренних репрезентаций воспринимаемой информации – любой образ, воспринимаемый нашими сенсорами (глазом, ухом,...), при поступлении в мозг формирует картину нейронной активности коры мозга, совершенно не похожую на тот образ, что мы видим или слышим. Другой пример – задача формирования цепочки ассоциаций.

В 1963 г. Розенблатт предложил новый класс моделей мозга, названный им *персептроном*. Персептрон (Рис.5.1.) состоит из нескольких слоев нейронов, межнейронные связи внутри слоев отсутствуют, возбуждение распространяется только от входного слоя к выходному один раз. Сенсорный слой никаких вычислений не производит, связи от сенсорного слоя к первому вычислительному (А) имеют одинаковые веса, их задача – передать возбуждение от каждого сенсорного нейрона всем А-нейронам.

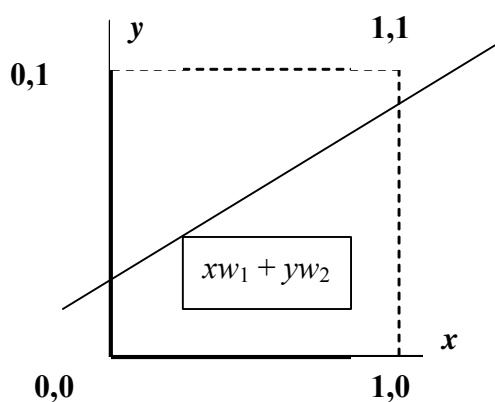


Рис.5.2. Линейная неразделимость одинаковых состояний входов от разных.

Собственно обработка информации производится структурой связей между слоями А и С. Между слоями А и С могут быть еще несколько внутренних (скрытых) слоев. Если активационные функции линейны, то такая структура может быть сведена к двуслойной сети.

Минский и Пайперт показали возникающую при использовании линейной активационной функции *проблему представимости персептронами как проблему линейной разделимости*. Простейший пример проблема «исключающего или». Имеется два

входных нейрона x и y , принимающих значения 0 и 1 и связанных с вычислительным нейроном связями w_1 и w_2 . Рис.5.2. показывает, что такая сеть не может разделить состояния, когда активирован только один нейрон (неважно какой) от состояния, когда оба нейрона находятся в одинаковом состоянии. Действительно, выход нейрона $OUT = xw_1 + yw_2$, т.е. в пространстве $xу$ описывает прямую линию, которую невозможно провести так, чтобы по одну сторону остались состояния 0,1 и 1,0, а по другую – 0,0 и 1,1. Если активационные функции линейны, то увеличение количества слоев не решает проблему, т.к. такая сеть сводится к однослойной.

Выход заключается в применении *нелинейных активационных функций*. Линейная разделимость ограничивает однослойные сети задачами классификации, в которых множества точек (соответствующих входным значениям) могут быть разделены геометрически. Двуслойная сеть обеспечивает выпуклую область решений. Трехслойная сеть – вогнутая область решений.

Основная проблема перцептронов – обучение, т.е. формирование структуры связей, обеспечивающей решение задачи. Нетрудно видеть, что правило Хэбба в общем случае реализовано в перцептронах быть не может.

Стохастические методы обучения могут трактоваться как «метод тыка». Весам присваиваются произвольные малые значения, сети предъявляется входной вектор, вычисляется выходной, затем производится случайное изменение весов. Если изменение весов приближает выходной вектор к требуемому, то это изменение принимается, если нет, то отвергается.

Дельта-правило (метод обучения) Розенблатта

Обучение сети состоит в подстройке весовых коэффициентов каждого нейрона. Метод состоит в итерационной подстройке матрицы весов, последовательно уменьшающей ошибку в выходных векторах.

Обучающая выборка – пара векторов (A^α, B^α) , матрица весов $W^\alpha = A^{\alpha T} B^\alpha$.

Весам присваиваются произвольные малые значения случайным образом. При предъявлении необученной сети с произвольной матрицей памяти W входного образа (вектора) A^α формируется выходной вектор $B'^\alpha = A^\alpha W$, а затем вычисляется вектор ошибки $\delta^\alpha = B'^\alpha - B^\alpha$.

Коррекция весов по формуле $W_{t+\Delta t} = W_t - h A^{\alpha T} \delta^\alpha$, здесь h – темп обучения.

Эти шаги повторяются для всей обучающей выборки. Один цикл последовательного предъявления всей выборки называется *эпохой*. Обучение завершается по истечении нескольких эпох в том случае, если:

- а) процесс сойдется, т.е. вектор весов перестает изменяться;
- б) полная, просуммированная по всем векторам абсолютная ошибка станет меньше некоторого значения. Допустимый уровень ошибки определяется задачей.

Обучение НС как задача оптимизации

Полная ошибка сети в состоянии W определяется как L_2 норма, а именно

$$E = \sum_{\alpha} \|A^{\alpha}W - B^{\alpha}\| = \sum_{\alpha} \sum_i [A^{\alpha}W - B^{\alpha}]^2 \quad (5.1)$$

Для решения задачи важны следующие свойства полной ошибки:

а) Ошибка $E=E(W)$ является функцией состояния W , определенной на пространстве состояний. По определению (5.1) она принимает неотрицательные значения.

б) По определению (5.1) функция $E(W)$ принимает нулевое значение в обученном состоянии W^* , которые, тем самым, суть точки минимума функции.

Таким образом, задача обучения суть задача поиска минимума функции ошибки в пространстве состояний, и, следовательно, для ее решения применимы стандартные методы теории оптимизации.

Для применения метода Розенблатта необходимо знать как текущие выходы нейронов B , так и эталонные значения B . Для многослойной сети эталонные значения известны только для нейронов выходного слоя. Требуемые значения выходов для нейронов скрытых слоев неизвестны.

Обучение методом обратного распространения ошибок

Для обучения многослойной сети в 1986 г. Руммельхартом и Хинтоном был предложен алгоритм обратного распространения ошибок (*error back propagation*), решающий проблему неизвестных значений состояний скрытых нейронов. Иногда в литературе встречается выражение «сети backpropagation». Строго говоря, это выражение некорректно, поскольку термин «backpropagation» относится только к процедуре обучения сети.

Основная идея состоит в том, что оценка ошибки элементов скрытых слоев суть взвешенная сумма ошибок последующих слоев. При обучении информация распространяется от входного слоя к выходному, а оценки ошибок - в обратном направлении, что и отражено в названии метода.

Обозначения:

В соответствии с Рис.5.1., матрица весовых коэффициентов от входов к внутреннему слою W , а матрица весов, соединяющих скрытый и выходной слой - V .

Входы нумеруются индексом i , элементы скрытого слоя - индексом j , а выходы, соответственно, индексом k .

Обучающая выборка (A^{α}, C^{α}) , $\alpha = 1..p$.

Состояния нейронов (выходы) обозначим маленькой буквой слоя с соответствующим индексом, а суммарные взвешенные входы нейронов - x .

Общая структура алгоритма аналогична алгоритму Розенблатта.

1. Начальные значения всех весов выбираются случайным образом.

2. Предъявляется образ A^α , на выходе формируется $C^{\alpha'} \neq C^\alpha$. Состояния нейронов:

Слой В (скрытый)	входы нейронов	$x_j = \sum_i W_{ij} a_i^\alpha$
	Выходы нейронов	$b_j = f(x_j)$
Слой С (выходной)	входы нейронов	$x_k = \sum_j V_{jk} b_j^\alpha$
	Выходы нейронов	$c_k = f(x_k)$

Подлежащий минимизации функционал ошибки сети

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (c_k - c_k^\alpha)^2$$

Градиентный метод оптимизации $V_{jk}(t+1) = V_{jk}(t) - h \frac{\partial E}{\partial V_{jk}}$, (5.2)

Где параметр h имеет смысл темпа обучения.

Поскольку функция ошибки не содержит в явном виде зависимости от

V , то $\frac{\partial E}{\partial V_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial c_k} \frac{\partial c_k}{\partial x_k} \frac{\partial x_k}{\partial V_{jk}}$, где

$$\frac{\partial E}{\partial c_k} = (c_k - c_k^\alpha) = \delta_k$$

$$\frac{\partial c_k}{\partial x_k} = c_k(1 - c_k) \text{ поскольку производная сигмоидальной функции}$$

$f(x)$ выражается только через само значение функции, $f'(x) = f(1-f)$.

$$\frac{\partial x_k}{\partial V_{jk}} = b_j$$

Отсюда $\frac{\partial E}{\partial V_{jk}} = \delta_k c_k b_j (1 - c_k)$, т.е. формула подстройка весов

выходного слоя $V_{jk}(t+1) = V_{jk}(t) - h \delta_k c_k b_j (1 - c_k)$

3. Следующий шаг – подстройка весов скрытого слоя (В) аналогичным

методом, т.е. $W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) - h \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}$. Формула для ошибки:

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial b_j} \frac{\partial b_j}{\partial x_j} \frac{\partial x_j}{\partial W_{ij}}, \text{ где}$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \delta_j = \sum_k \frac{\partial E}{\partial x_k} \frac{\partial x_k}{\partial b_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial c_k} \frac{\partial c_k}{\partial x_k} \frac{\partial x_k}{\partial b_j} = \sum_k \delta_k c_k (1 - c_k) V_{jk}$$

отсюда

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial b_j} \frac{\partial b_j}{\partial x_j} \frac{\partial x_j}{\partial W_{ij}} = \left(\sum_k \delta_k c_k (1 - c_k) V_{jk} \right) (b_j (1 - b_j) a_j^\alpha)$$

Принцип обратного распространения ошибки заключается в том, что частные производные при вычислении δ_j берутся только по переменным последующего слоя, причем оценка ошибки для каждого слоя суть взвешенная сумма ошибок последующего слоя. Если в сети несколько скрытых слоев, то такая процедура применяется последовательно для каждого из них. Эти шаги повторяются для всей обучающей выборки.

Суть метода обратного распространения ошибки выражается формулой

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \delta_j = \sum_k \frac{\partial E}{\partial x_k} \frac{\partial x_k}{\partial b_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial c_k} \frac{\partial c_k}{\partial x_k} \frac{\partial x_k}{\partial b_j} = \sum_k \delta_k c_k (1 - c_k) V_{jk}$$

Параметр h в (5.2) (темп обучения) для обеспечения сходимости метода должен быть небольшим. В противном случае сеть может «перескочить» через требуемое состояние. Особенности метода:

1. В силу того, что ошибка может иметь достаточно сложную, не гладкую поверхность, локальное направление градиента отнюдь не совпадает с направлением к минимуму. Сеть может долго «блуждать» по оврагам и долинам. Поэтому сходимость метода, как и большинства градиентных методов, медленная.

2. Поскольку подстройка весов выполняется независимо для каждой пары образов обучающей выборки, уменьшение ошибки для какой-либо пары может «портить» результат обучения для предыдущих образов. В принципе, гарантий сходимости метода нет.

Разработано множество модификаций метода, нацеленных на решение тех или иных частных задач. Но общая идея остается старой. Единственно,

на чем необходимо остановить внимание – на *проблеме выхода из локальных минимумов*.

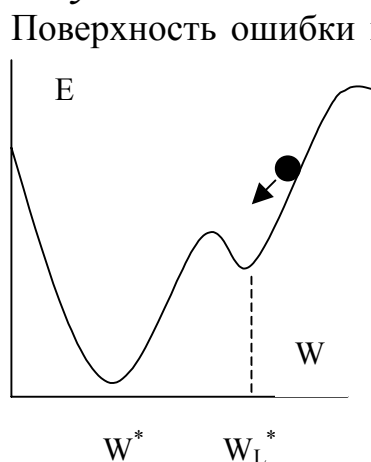


Рис.5.3. Обучение сети как скатывание шарика по поверхности ошибки. W_L^* - локальный минимум.

Поверхность ошибки может быть не гладкой, но обладать локальными минимумами, при попадании в который процесс обучения остановится в некотором, отличном от требуемого, состоянии (Рис.5.3). Для решения проблемы локальных минимумов предложен ряд методов.

Суть статистических методов заключается в том, что с некоторой вероятностью сеть может не только спускаться по поверхности ошибки, но и подниматься для того, чтобы выйти из локального минимума. По мере обучения вероятность подъема уменьшается. Вариант статистических методов – термодинамические методы (напр., «метод отжига», «машина Больцмана»), их суть заключается во введении

температуры сети, которая по мере обучения понижается. Если представить состояние сети в виде шарика, скатывающегося по поверхности ошибки, то температура позволяет шарика «подпрыгивать» и, тем самым, «выпрыгивать» из локальных минимумов.

Оптические реализации

Основная проблема реализации персептронов «в железе» заключается в обеспечении полного набора связей – каждый нейрон должен быть связан со всеми нейронами последующего слоя. Это требование выполняется в оптике за счет использования явления дифракции – каждый нейрон как точечный источник формирует расходящуюся сферическую волну, освещающую все нейроны следующего слоя. Распространение оптического излучения в свободном пространстве обеспечивает независимость связей (невзаимодействие волн от каждого нейрона – точечного источника). В то же время, каждая связь должна иметь свой вес. Веса связей могут быть реализованы в виде функции пропускания или дифракционной эффективности, т.е. необходим материальный носитель.

Для реализации нейронных слоев и матриц весов связей наиболее часто в настоящее время используются пространственно-временные модуляторы света на основе структур фотополупроводник – жидкий кристалл. Эти структуры могут работать как под электрическим управлением (ЖК дисплеи), так и под оптическим. Оптически управляемые ЖК модуляторы света используются для записи голограмм, что позволяет реализовать важнейший НС принцип “model free” – сеть обучается (записывается голограмма) при предъявлении изображения, при этом мы не знаем что это

за изображение, каковы его свойства, не нуждаемся в его формальном описании. Но принцип "model free", как и всякий базовый принцип, в реальности ограничен тем, что мы должны обеспечить правильный подбор условий экспозиции!

Ограничения оптических технологий

Голография позволяет реализовать правило обучения Хебба, но с ограничениями:

Обучение только одного слоя;

Структура связей. Если число нейронов во входном слое n (по одной

координате), то в Фурье-пространстве $x = \lambda f v_{\max}$, $d = \frac{\lambda f}{D}$, отсюда

число элементов $-\frac{2x}{d} = \frac{2\lambda f v_{\max} D}{\lambda f} = \frac{2D}{2\Delta x} = n$, т.е. полный набор связей

возможен только по схеме $Im \leftrightarrow \delta$, где δ – нейрон, активированный изображением дифракционно-ограниченного точечного опорного источника (глобального максимума АКФ).

Если образы представлены как изображения, т.е. область их определения имеет размерность $2D$, то размерность области определения матрицы связей будет $4D$, что физически нереализуемо. Таким образом, реализуемы схемы обработки $1-D$ векторов – вектор-матричные умножители. При использовании объемных (трехмерных) регистрирующих сред реализуемы матрицы связей вектора-строки и $2-D$ матрицы. Если число связей на нейрон ограничено, то реализуемы матрицы связей двух $2-D$ матриц посредством пространственной локализации каждой субматрицы связей.

Литература к Лекции 5

1. Кольер Р., Беркхарт Л., Лин Л., "Оптическая голография", М.Мир, 1973, 686с.
2. Уоссермен Ф., Нейрокомпьютерная техника - М., Мир, 1992.

Лекция 6. Динамические системы

В перцептронах информация распространяется от входа к выходу один раз, т.е. перцептрон работает по принципу «вопрос – ответ». В то же время, процесс мышления зачастую представляет собой долгие размышления. Эту сторону мышления моделируют НС, относящиеся к категории динамических систем. Ключевое понятие в теории динамических систем – энергия сети (как частный случай функции Ляпунова).

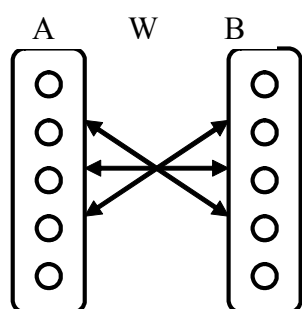


Рис.6.1. ДАП

Двунаправленная Ассоциативная Память (ДАП) была предложена Б.Коско и состоит из двух связанных между собой нейронных слоев А и В, соединенных матрицей связей W (рис.6.1.). Внутри слоев межнейронные связи отсутствуют. Если состояние слоя описывается вектором-строкой А и В, соответственно, то матрица связей определяется как их произведение, т.е.

$$W = A^T B .$$

Простейший случай – сеть с бинарными нейронами, выходы которых определяются по правилу

$$a_i = \begin{cases} 1 & \text{if } B W_i^T > 0 \\ 0 & \text{if } B W_i^T < 0 \end{cases} \quad b_i = \begin{cases} 1 & \text{if } A W_i > 0 \\ 0 & \text{if } A W_i < 0 \end{cases}$$

Если сеть обучена паре векторов A_1, B_1 , то при поступлении на слой А вектора A_1 , на слой В через матрицу связей поступает возбуждение

$$A_1 W = A_1 A_1^T B_1 = B_1, \text{ т.е. в слое В восстанавливается эталонный вектор } B_1.$$

Если в слой А поступает вектор A' , отличный от эталонного, то в слое В восстанавливается $A' W = A' A_1^T B_1 = B'$, который проходит через матрицу связей в обратном направлении и в слое А формирует вектор $B' W^T = B' B_1^T A_1 = A''$, который снова проходит через матрицу связей и т.д., т.е. развивается итерационный процесс.

Для того чтобы определить направление этого процесса, введем энергию сети в виде

$$E(A, B) = -\frac{1}{2} A W B^T - \frac{1}{2} B W^T A^T = -A W B^T = -\sum_i \sum_j a_i b_j w_{ij},$$

а с учетом порогов Т, S и входов I, J, нейронов энергия

$$E(A, B) = -A W B^T - I A^T + T A^T - J B^T + S B^T .$$

Изменение энергии сети при произвольном изменении состояния любого нейрона Δa_i

$$\Delta E(A, B) = -\Delta A W B^T = -\sum_i \Delta a_i B W^T.$$

т.е. энергия сети при любом изменении состояния нейрона не возрастает. Следовательно, будучи предоставленной самой себе, сеть сойдется к устойчивому состоянию, в котором и будет резонировать $A \leftrightarrow B$. Т.о., в пространстве состояний сети функция энергии образует поверхность с минимумом, соответствующим паре эталонных векторов – аттрактором.

Сети Хопфилда – сети полной связности. В сетях Хопфилда отсутствует «слоистая» структура и на вход каждого нейрона поступают выходы всех нейронов, в том числе, и собственный выход.

Бинарный j -ый нейрон с порогом T_j , его состояние NET_j как сумма входов

$$NET_j = \sum_{i \neq j} w_{ij} OUT_i + IN_j,$$

$$OUT_j = 1, \text{ если } \sum_{i \neq j} w_{ij} OUT_i + IN_j > T_j,$$

$$OUT_j = 0, \text{ если } \sum_{i \neq j} w_{ij} OUT_i + IN_j < T_j,$$

$$OUT \text{ не изменяется, если } \sum_{i \neq j} w_{ij} OUT_i + IN_j = T_j,$$

Энергия сети Хопфилда (функция Ляпунова) определяется выражением

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij} OUT_i OUT_j - \sum_j IN_j OUT_j + \sum_j T_j OUT_j,$$

где w_{ij} – вес от выхода нейрона i к входу нейрона j ; OUT_j – выход нейрона j ; IN_j – внешний вход нейрона j ; T_j – порог нейрона j .

Изменение энергии E , вызванное изменением состояния j -нейрона,

$$\delta E = -\left[\sum_{i \neq j} (w_{ij} OUT_i) + IN_j - T_j \right] \delta OUT_j = -[NET_j - T_j] \delta OUT_j$$

где δOUT_j – изменение выхода j -го нейрона

$\sum_{i \neq j} w_{ij} OUT_i + IN_j > T_j \Rightarrow [] > 0$, и OUT тоже должен измениться в большую

сторону или остаться без изменения \Rightarrow энергия уменьшается

$\sum_{i \neq j} w_{ij} OUT_i + IN_j < T_j \Rightarrow [] < 0$, и OUT тоже должен измениться в меньшую

сторону или остаться без изменения \Rightarrow энергия уменьшается. Таким образом, любое изменение состояния нейрона ведет к уменьшению энергии сети – сеть «скатывается» в точку минимума энергии. Задача обучения заключается в том, чтобы точка минимума энергии совпадала с эталонным состоянием. Один из вариантов обучения, обеспечивающий

выполнение этого условия – использование модели внешнего произведения. Матрица связей определяется как внешнее произведение эталонных векторов

$$W = \sum_i A_i^T A_i,$$

а энергия сети – как внутреннее (скалярное) произведение. Нетрудно видеть, что рассмотренные выше примеры (ДАП и сеть Хопфилда) полностью укладываются в эти рамки.

Также нетрудно убедиться в том, что в эти рамки полностью укладывается рассмотренная выше модель голографической автоассоциативной памяти, реализуемая в схеме «Голографический коррелятор в линейном резонаторе».

Литература к Лекции 6

1. Уоссермен Ф., Нейрокомпьютерная техника - М., Мир, 1992.

Лекция 7. Самоорганизация и самообучение в НС

Рассмотренные выше модели НС реализуют идеологию «обучения с учителем», в рамках которой сеть обучается на примерах «вход – желаемый отклик». В то же время, один из атрибутов интеллекта – способность *самостоятельно* формировать *индивидуальную* систему классификации входной информации.

Слой Кохонена классифицирует входные векторы в группы подобных. В простейшей форме слой Кохонена реализует модель «победитель забирает все». Состояние j -го нейрона Кохонена, $NET_j = \sum_i a_i w_{ij}$,

или в векторной форме $N = AW$, где N – вектор состояний NET слоя Кохонена.

Нейрон с максимальным значением NET назначается «победителем». Его выход равен единице, у остальных он становится равен нулю.

Обучение слоя Кохонена. Заранее неизвестно какой именно нейрон Кохонена будет активироваться для заданного входного вектора. Единственное условие - должно быть обеспечено разделение векторов, т.е. несхожие входные векторы должны активировать разные нейроны-победители.

Первый (предварительный) этап - нормализация входных векторов

$$a'_i = \frac{a_i}{\sqrt{a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_n^2}}$$

Нормализация перед началом обучения приближает веса к их окончательным значениям, сокращая, тем самым, время обучения.

- a. Вводится метрика, например, скалярное произведение.
- b. Вычисляются расстояния входного вектора с векторами весов.
- c. Нейрон с максимальным значением скалярного произведения объявляется «победителем» и его веса подстраиваются по формуле $\omega(t+1) = \omega(t) + h(a - \omega(t))$,

где $w(t+1)$ – новое значение веса, соединяющего входную компоненту a с выигравшим нейроном; $w(t)$ – предыдущее значение этого веса; h – коэффициент скорости обучения, который может варьироваться в процессе обучения.

Каждый вес, связанный с нейроном – победителем, изменяется пропорционально разности между его величиной и величиной входа, с которым он ассоциирован. Направление изменения минимизирует разность между весом и его входом.

Если с каждым нейроном Кохонена ассоциируется только один входной вектор, то для обучения достаточно одного вычисления на вес ($h = 1$). Если имеется набор обучающих векторов, которые должны быть отнесены к

одному классу, то сеть должна активировать один и тот же нейрон для всех этих векторов, т.е. веса этого нейрона должны получаться усреднением

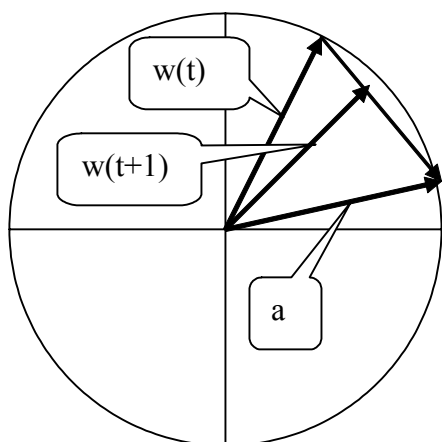


Рис.7.1. Обучение слоя Кохонена.

группы входных векторов. Постепенное уменьшение h уменьшает влияние каждого обучающего шага, в результате окончательное значение будет средней величиной от обучающих векторов. Таким образом, веса, ассоциированные с нейроном, сгруппируются вблизи «центра» входных векторов, для которых данный нейрон является «победителем».

Проблема – как распределить начальные значения весовых векторов в соответствии с плотностью входных векторов, которые должны быть

разделены? Одно из приближенных решений – метод выпуклой комбинации (convex combination method). Все веса приравниваются

$$w_i = \frac{1}{\sqrt{n}},$$

где n – число входов, т.е. число компонент каждого весового вектора. Благодаря этому все весовые вектора совпадают и имеют единичную длину. Каждой же компоненте входа A придается значение

$$a_i = \alpha a_i + \frac{1 - \alpha}{\sqrt{n}},$$

где n – число входов. В начале обучения параметр α очень мал, в результате длина всех обучающих векторов близка к $\frac{1}{\sqrt{n}}$, т.е. вектора почти совпадают с векторами весов. В процессе обучения сети α постепенно увеличивается до единицы. Это ведет к разделению входных векторов с приписыванием им их истинных значений. Весовые векторы отслеживают один или небольшую группу входных векторов и в конце обучения дают требуемую картину выходов. Метод выпуклой комбинации существенно замедляет процесс обучения, поскольку подстройка весов производится к цели, изменяющейся во время обучения.

Другие методы:

Добавление шума к входным векторам.

На начальной стадии подстраиваются все веса, а затем коррекция весов производится только для нейронов, ближайших к победителю.

Введение в модель «Чувства справедливости». Если какой-либо нейрон становится победителем слишком часто (чаще, чем $1/k$, где k – число

нейронов Кохонена), то он временно увеличивает свой порог, давая тем самым возможность обучаться и другим нейронам.

Если для каждого входного вектора активируется лишь один нейрон-победитель, то такой режим называется методом аккредитации (назначения). Недостаток метода аккредитации в ограниченности его точности, так как выход слоя суть функция только одного нейрона. Модификация идеи WTA – возбуждение не одного, а группы нейронов с максимальным уровнем активации – метод интерполяции. Поскольку размерность выходного вектора увеличивается, то возрастают и интеллектуальные способности такой модели.

Литература к Лекции 7.

1. Уоссермен Ф., Нейрокомпьютерная техника - М., Мир, 1992.

Лекция 8. Теория адаптивного резонанса (Концепция ART)

Проблема стабильности – пластичности памяти.

Для персептрона обучение производится сразу для всего набора запоминаемых образов и попытка дообучения обученной сети новому образу может разрушить всю структуру памяти – может понадобиться полностью повторить всю процедуру обучения. Суть проблемы *стабильности-пластичности памяти* в том, что НС при восприятии новой информации должна не просто добавить ее в память, но соотнести новую информацию с уже запомненной и, если есть какое-то сходство между новой и старой информацией, то скорректировать информацию запомненную, т.е. «принять во внимание» новую информацию.

Идея адаптивного резонанса была сформулирована Гроссбергом и Карпенгером. В настоящее время идея конкретизирована в целом ряде моделей, объединенных тем общим, что позволяет определить ART как микропарадигму в НС. Для понимания общей идеи достаточно рассмотреть простейшую модель – ART1.

Общая идея адаптивного резонанса.

Наличие внутреннего «детектора новизны» – если критерий новизны удовлетворяется, то сеть классифицирует предъявленный образ как новый, если критерий не удовлетворяется, то возникает резонанс на моде, соответствующей одному из ранее запомненных образов, при этом сеть изменяет запомненный ранее образ, т.е. резонанс адаптивный.

Вводится «шаблон критических черт» (critical feature pattern) информации. В идеале, выделение критической части информации должно происходить автоматически в процессе работы и обучения сети, на основе ее индивидуального опыта.

«Ориентирующая подсистема», сама принимает решение о прекращении поиска в памяти и переходе к обучению новому вектору. ОС обеспечивает самоадаптацию алгоритма поиска образов в памяти, поскольку НС работает в постоянно изменяющихся условиях.

Правило 2/3 (два из трех) – каждый элемент (нейрон или вентиль) имеет три входа; выходной сигнал формируется при наличии сигналов на двух входах.

Встречное ожидание – сеть находит в памяти ранее запомненный вектор, который «по ее мнению» наиболее соответствует входному, извлекает его из памяти, и сравнивает с входным, чтобы проверить по заданному критерию сходства действительно ли он соответствует входному, или сеть «ошиблась» и надо поискать в памяти другой вектор.

Принципиальная архитектура ART1 (Рис.8.1.) состоит из двух нейронных слоев – сравнения C и распознавания R , соединенных матрицами памяти V и T , двух приемников $G1$ и $G2$ и блока сброса.

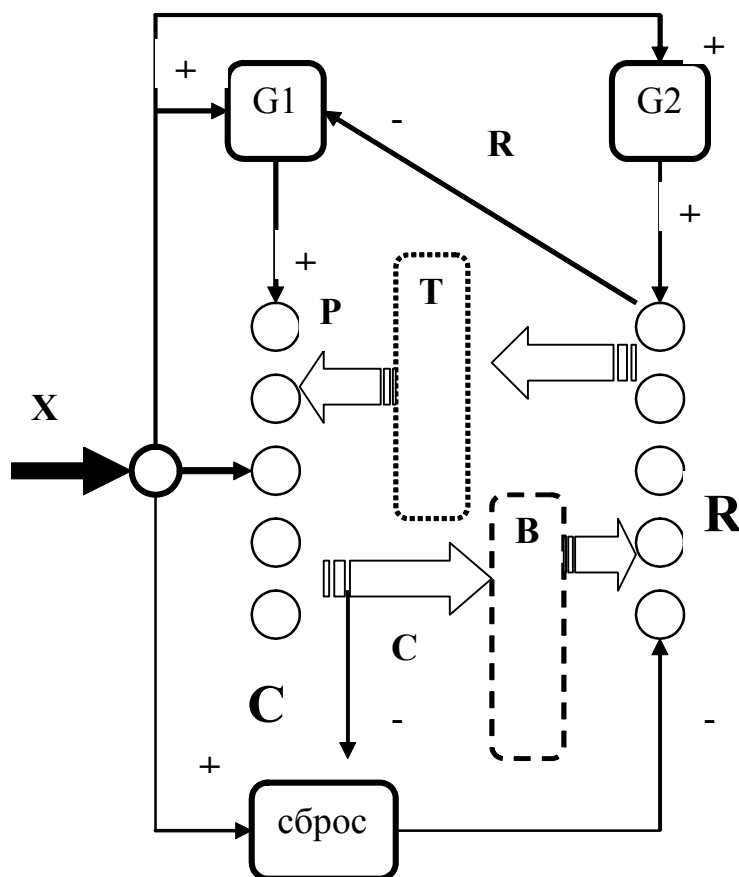


Рис.8.1. принципиальная архитектура ART 1.

Слой сравнения. Входной вектор X поступает на слой сравнения C . На первом этапе слой C пропускает его неизменным для формирования выходного вектора C . Этот вектор C затем будет модифицирован вектором R поступившим из распознающего слоя.

Каждый нейрон в слое сравнения (Рис. 8.2) получает три двоичных входа (0 или 1): (1) компонента x_i входного вектора X ; (2) сигнал обратной связи R_i как взвешенная сумма выходов распознающего слоя; (3) вход от $G1$ (один и тот же управляющий сигнал подается на все нейроны слоя C).

В соответствии с правилом 2/3 на выходе нейрона формируется единичное значение, если как минимум два из трех его входов получают единицу; в противном случае на выходе нейрона формируется нуль. Поэтому изначально выходной сигнал $G1$ установлен в единицу, а все компоненты вектора R установлены в 0. Тем самым на первом этапе вектор C идентичен входному вектору X .

Слой распознавания R классифицирует входные вектора посредством реализации идеологии WTA – каждому запомненному образу назначается

свой нейрон с вектором весов, соответствующим весам входного вектора. Вектор весов описывается действительными числами. Двоичная версия образа одновременно запоминается в наборе весов слоя сравнения - этот набор состоит из весов связей, соединяющих определенные нейроны слоя распознавания, один вес на каждый нейрон слоя сравнения.

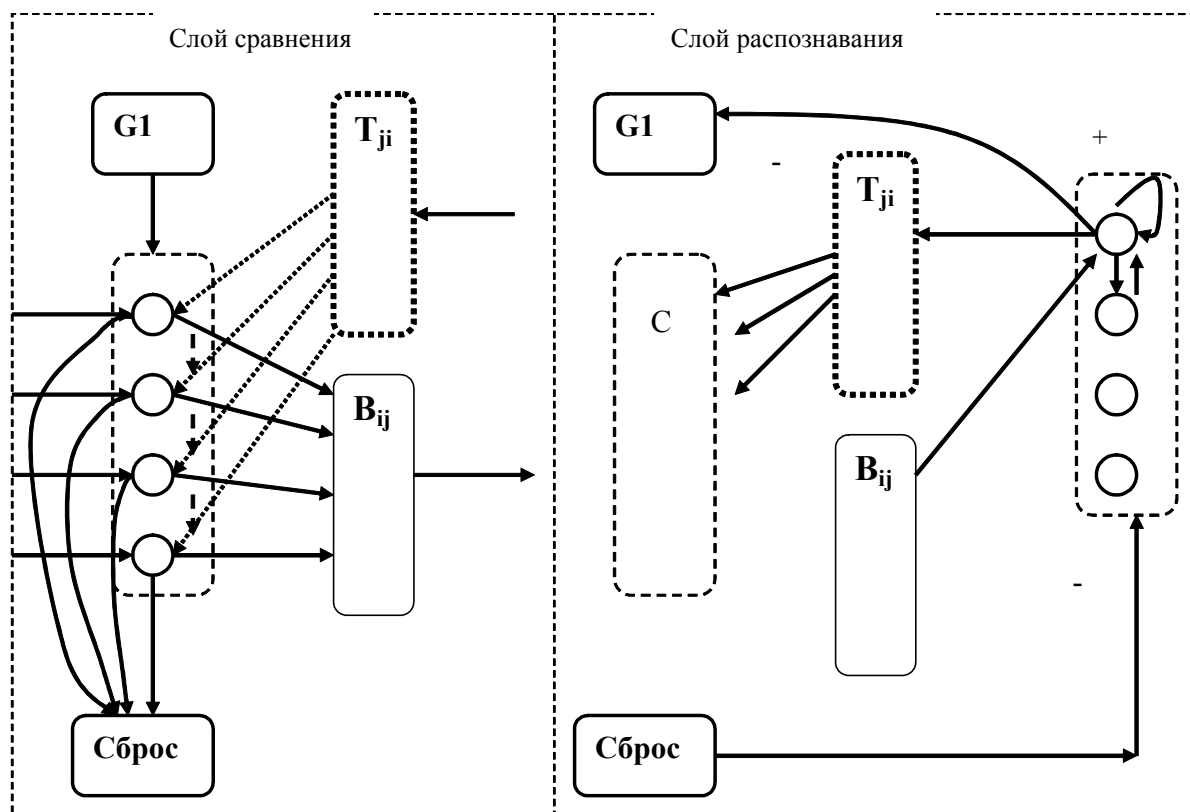


Рис.8.2. Работа слоя сравнения и слоя распознавания.

Для реализации алгоритма WTA в слое R вводится *латеральное торможение* – каждый нейрон подает на другие нейроны отрицательный сигнал, пропорциональный его уровню возбуждения, и положительный сигнал, также пропорциональный уровню возбуждения, на самого себя. Тем самым нейрон с максимальным уровнем активации тормозит все остальные нейроны слоя и остается единственным возбужденным – победителем.

Приемники G1 и G2

G1. Выходной сигнал G1 равен 1, если хотя бы одна компонента двоичного входного вектора X равна единице; однако если хотя бы одна компонента вектора R равна единице, G1 устанавливается в нуль.

G2. Выход G2, равен единице, если входной вектор X имеет хотя бы одну единичную компоненту. Более точно, G2 является логическим ИЛИ от компонент вектора X .

Модуль сброса. Вычисляет сходство между векторами X и C как отношение количества единиц в X к их количеству в C . Если это

отношение ниже установленного порога, то вырабатывается сигнал сброса возбужденного нейрона в слое распознавания и сеть продолжает поиск среди ранее запомненных образов.

Этапы работы сети:

1. Инициализация сети
2. Распознавание
3. Сравнение
4. Поиск
5. Обучение

Этапы 2-4 относятся к фазе классификации.

1. Инициализация сети

Веса матрицы памяти \mathbf{V} устанавливаются $b_{ij} < \frac{L}{L-1+m}$ для всех i, j где m – размерность входного вектора, L – константа, большая 1 (обычно $L = 2$). Инициализация весов b_{ij} малыми значениями существенна для корректного функционирования АРТ. Если веса слишком большие, то ранее запомненный входной вектор будет активировать скорее свободный нейрон, чем ранее обученный. В результате все нейроны слоя распознавания окажутся связаны с одним входным образом. Если веса малы, то свободные нейроны не будут получать возбуждения большего, чем ранее обученные нейроны в слое распознавания $b_{ij} = \frac{Lc_i}{L-1+\sum_k c_k}$.

Веса \mathbf{T}_{ji} все инициализируются в единичные значения $t_{ji} = 1$ для всех i, j .

Параметр сходства ρ устанавливается в диапазоне от 0 до 1. Большие величины ρ ведут к высокой «разборчивости» сети, низкие – в слабой. В процессе функционирования величина ρ должна адаптивно изменяться.

2. Распознавание

При отсутствии входного вектора сигнал G_2 устанавливается в 0 и, согласно правилу 2/3, все нейроны слоя распознавания имеют выход 0. Тем самым все нейроны слоя распознавания получают равные шансы на выигрыш в соревновании WTA.

Входной вектор \mathbf{X} имеет хотя бы одну компоненту, отличную от нуля, в результате на выходах G_1 и G_2 установятся единицы. Это позволяет нейронам слоя сравнения возбуждаться, если соответствующая компонента входного вектора \mathbf{X} равна единице. Таким образом, на данном этапе вектор \mathbf{C} , выходящий из слоя сравнения, идентичен вектору \mathbf{X} .

В слое распознавания вычисляется свертка для каждого нейрона:

$$NET_j = (\mathbf{V}_j \cdot \mathbf{C})$$

Нейрон с максимальным NET становится единственным победителем.

3. Сравнение

Нейрон-победитель возвращает единицу в слой сравнения через матрицу весов T . Каждый весовой вектор T_j имеет двоичные значения весов, а того, каждый весовой вектор B_j представляет собой масштабированную версию соответствующего вектора T_j .

Поскольку вектор R теперь не нулевой, то сигнал $G1$ устанавливается в нуль. Вектор P суть *встречное ожидание*, т.е. тот из ранее запомненных векторов, который «как думает сеть» поступил на ее вход. Но сеть «может ошибаться». Поэтому производится сравнение P и X - в соответствии с правилом двух третей, возбуждаться будут только нейроны, получившие на входе одновременно единицы как от входного вектора X , так и от возвращенного вектора P .

Если вектор P похож на вектор X , то в векторе C будут в основном единицы – классификация прошла успешно.

Если вектор P отличен от вектора X , то в векторе C будут в основном нули и по критерию $S=N/D < \rho$, где D – количество единиц в векторе X . N – количество единиц в векторе C блок сброса выработает сигнал сброса, который затормозит возбужденный нейрон-победитель с слое R и сеть продолжит поиск наиболее подходящего из ранее запомненных образов.

4. Поиск

Торможение возбужденного на предыдущем этапе нейрона-победителя в слое распознавания ведет к обнулению всех компонент вектора R , $G1$ устанавливается в 1 и входной вектор X еще раз предъявляется в качестве C . Теперь только другой нейрон может стать победителем в слое распознавания, соответственно, и другое встречное ожидание P будет предъявлено слою сравнения. Если и на этот раз P не соответствует X , то и этот нейрон в слое распознавания будет заторможен. Процесс поиска среди ранее запомненных образов будет продолжен до тех пор, пока не наступит один из двух исходов:

а. Будет найден ранее запомненный образ, сходство которого с входным вектором X превышает порог, т.е. $S > \rho$. В этом случае процесс классификации остановится и сеть перейдет в режим дообучения для модификации матриц весов T_j и B_j , связанных с нейроном-победителем в слое распознавания.

б. Среди запомненных образов не будет найдено ни одного, соответствующего входному. В этом случае свободный нейрон в слое распознавания, веса которого равны единице, будет назначен этому образу. В соответствии с правилом 2/3 вектор C будет идентичен входному

вектору \mathbf{X} , $S=1$ и условие $S > \rho$ будет выполнено. Матрицы весов \mathbf{V}_j и \mathbf{T}_j будут настроены для соответствия новому входному образу.

5. Обучение

Веса матрицы \mathbf{V} определяются по следующему правилу

$$b_{ij} = \frac{Lc_i}{L-1 + \sum_k c_k} \quad \text{где } c_i - i\text{-я компонента выходного вектора слоя}$$

сравнения; j – номер выигравшего нейрона в слое распознавания; b_{ij} – вес связи, соединяющей нейрон i в слое сравнения с нейроном j в слое распознавания; L – константа > 1 (обычно 2). Сумма в знаменателе представляет собой количество единиц на выходе слоя сравнения, т.е. «размер» этого вектора. В такой интерпретации «большие» вектора \mathbf{C} производят меньшие величины весов b_{ij} , чем «маленькие» вектора \mathbf{C} . Это свойство самомасштабирования делает возможным разделение двух векторов в случае, когда один вектор является поднабором другого; т.е. когда набор единичных компонент одного вектора составляет подмножество единичных компонент другого.

Для понимания важности свойства самомасштабирования рассмотрим пример классификации ранее известных сети векторов $\mathbf{X}_1=10000$ и $\mathbf{X}_2=11100$.

Если масштабирования нет, то оба нейрона в слое распознавания будут иметь одинаковый уровень активации. Если $L=2$, то $\mathbf{V}_1 = 10000$ и $\mathbf{V}_2=1/2^1/2^1/2^100$, тогда, подавая на вход сети вектор \mathbf{X}_1 , получим возбуждение воздействие 1,0 для нейрона 1 в слое распознавания и $1/2$ для нейрона 2; таким образом, нейрон 1 (правильный) станет победителем. Аналогично, предъявление вектора \mathbf{X}_2 возбудит нейрона 1 до уровня 1, и нейрон 2 до уровня $3/2$, тем самым снова правильно выбрав победителя.

Отметим, что для правильного функционирования сети необходима инициализация весов матрицы \mathbf{V} малыми значениями, так как в случае инициализации большими значениями возможен вариант, когда ранее запомненный входной вектор будет активировать не «свой» нейрон, а новый – сеть будет лишена способности «вспоминать», бесконечно обучаясь и ничего не вспоминая из прошлого.

Веса матрицы \mathbf{T}_j , связанной с новым запомненным вектором, изменяются так, чтобы они стали равны соответствующим двоичным величинам вектора \mathbf{C} :

$$t_{ij} = c_i \text{ для всех } i,$$

где t_{ij} - вес связи между нейроном-побудителем j в слое распознавания и нейроном i в слое сравнения.

Поиск. Пусть на вход поступает вектор $X_3 = 1\ 1\ 0\ 0\ 0$. Возбуждение нейрона 1 в слое R будет 1,0, а нейрона 2 - 2/3. Нейрон 1 побеждает, несмотря на то, что он не лучшим образом соответствует входному вектору, вектор C становится равным 1 1 0 0 0, S будет равно 1/2. Если уровень сходства установлен в 3/4, то нейрон 1 будет заторможен и победителем станет нейрон 2. С примет значение 1 1 0 0 0, следовательно, S примет значение 1, и в силу выполнения критерия сходства поиск будет остановлен.

Нетрудно видеть, что сеть ART отнюдь не в полной мере аналогична биологическим прототипам. Например, известно, что биологическая память обладает свойством распределенности – повреждение отдельных нейронов не уничтожает запомненный образ, хотя и ухудшает характеристики его воспроизведения. В сети ART каждый образ связан с единственным нейроном и его повреждение ведет к исчезновению образа.

Оптические реализации ART. Идеология ART включает в себя как трудноформализуемые процедуры, характеризующиеся большим объемом параллельных вычислений (формирование матриц связей), так и строго-логические, строго формализованные. Соответственно, оптика используется при воплощениях моделей ART преимущественно для реализации первого класса процедур, второй тип процедур хорошо реализуем традиционными электронными вычислителями. Например, в работе [2] в качестве оптического процессора использован рассмотренный в предыдущих лекциях голографический коррелятор.

Литература к Лекции 8

1. Уоссермен Ф., Нейрокомпьютерная техника - М., Мир, 1992.
2. D.C.Wunsh et al., "Photorefractive adaptive resonance neural network", Applied Optics, 1993, v.32, #8, p.1399-1407.

Лекция 9. Голографический предсказатель случайных процессов

Важнейший атрибут интеллекта, неразрывно связанный с ассоциативностью мышления - способность к предвидению дальнейшего развития событий. Важность этого атрибута сложно переоценить, поскольку именно от развитости способности предвидения в значительной мере зависит как выживаемость индивида, так и его успешность в достижении жизненных целей. Эта задача имеет также и сугубо прикладной аспект, например, при эксплуатации телекоммуникационных и инженерных сетей, сложных технологических комплексов [1-4].

В предыдущих лекциях мы упомянули, что НС являются универсальными аппроксиматорами и, тем самым, способны решать задачу предсказания как задачу экстраполяции. Задача предсказания в теории случайных процессов рассматривается как частный случай задачи наилучшей оценки [5-7]. Классическим методам, развитым в теории случайных процессов, зачастую противопоставляются нейросетевые (НС) методы предсказания [8-11], в том числе, основанные на идее лингвистического моделирования [1], в силу способности НС методов решать трудноформализуемые задачи посредством построения невербализуемых ассоциаций. Отметим, что противопоставление классических и НС методов в данном случае не имеет абсолютного характера, поскольку:

- регрессионные модели могут трактоваться как частный, строго формализованный, случай ассоциативных методов обработки;
- для искусственных НС, созданных на реальной физической базе, принцип неформализуемости модели обработки всегда ограничен реальными свойствами используемых физических явлений, регистрирующих сред и устройств.

В этой лекции мы увидим, что ОНС архитектуры «4f-схема Фурье-голографии с обращением волнового фронта в корреляционной плоскости» (Рис.4.6.) реализует модель множественной линейной регрессии, сохраняя такие атрибуты НС, как обучаемость, ассоциативность отклика и отсутствие формализованного описания обрабатываемой информации.

Для упрощения выкладок, но без потери общности, примем допущение о разделимости переменных в функции, описывающей изображение как реализацию случайного поля. Это допущение обычно имеет силу для большинства реальных изображений [15].

Пусть $Im(x)$ – реализация стационарной в широком смысле случайной функции (процесса) с автокорреляционной функцией $C(\xi)$, наблюдаемой на интервале $[x_{Min}, x_0]$, где $x_0=0$ – момент или точка наблюдения. Примем, что Фурье-голограмма записана с эталонного изображения Im_A ,

восстанавливается объектным изображением Im_B , оба изображения суть функции, принадлежащие одному пространству. Наилучшая линейная оценка значения случайной величины $Im_{Bpred}(x_k)$ по $Im_A(x)$ в точке x_k , $k > 0$, определяется выражением [7]

$$Im_{Bpred}(x_k) = \int_{x_{Min}}^{x_0} Im_B(x_0 - x) a(x) dx, \quad (9.1)$$

где весовая функция $a(x)$ находится из решения уравнения [7]

$$\int_{x_{Min}}^{x_0} a(x) C_{BA}(|x - \xi|) dx = C_{BA}(x_k + \xi), \quad (9.2)$$

где C_{BA} обозначает функцию взаимной корреляции $Im_B(x)$ и $Im_A(x)$. Поскольку в рамках нашего рассмотрения $Im(x) \in [0,1]$, то обычно предъявляемое требование $M(Im(x))=0$, где M – математическое ожидание, может быть опущено [6]. Для решения задачи в рассматриваемой ОНС дважды применим к (9.1) фурье-преобразование и теорему Бореля о свертке. В результате, учитывая инверсию координат, возникающую в силу нереализуемости в оптике обратного фурье-преобразования, получим

$$Im_{Bpred}(x_k) = F(F(Im_B(x_0 - x)) \cdot F(a(x))). \quad (9.3)$$

Выражение (9.2) в фурье-пространстве примет вид

$$F(a(x)) \cdot F(C_{BA}(|x - \xi|)) = F(C_{BA}(x_k + \xi)),$$

откуда получим

$$F(a(x)) = \frac{F(C_{BA}(x_k + \xi))}{F(C_{BA}(|x - \xi|))}. \quad (9.4)$$

Подставив (9.4) в (9.3), получим

$$Im_{Bpred}(x_k) = F\left(F(Im_B(x_0 - x)) \cdot \frac{F(C_{BA}(x_k + \xi))}{F(C_{BA}(|x - \xi|))}\right)$$

и, применив теорему Винера-Хинчина и учтя инверсию координат в корреляционной плоскости, получим окончательное выражение для наилучшей линейной оценки значения функции в точке x_k

$$Im_{Bpred}(x_k) = F\left(\frac{F(C_{BA}(x_k + \xi))}{F^*(Im_A(x))}\right), \quad (9.5)$$

где астериск обозначает комплексное сопряжение.

Выражение (9.5) может быть реализовано в обсуждаемой архитектуре ОНС посредством процедуры, состоящей из следующих двух этапов:

1 этап – формирование в слое С распределения $C_{BA}(\xi)$. На этом этапе НС работает как классический голографический коррелятор Ван дер-Люгта и фурье-голограмма Н согласована с эталоном, т.е. $H(\nu)=F(Im_A^n)$.

2 этап – прохождение возбуждения от выделенного из АКФ фрагмента $C_{BA}(x_k+\xi)$ в обратном направлении $C \rightarrow H^{-1} \rightarrow I$ через матрицу связей с инверсной передаточной характеристикой $H^{-1}(\nu)=(F(Im_A^n))^{-1}$. Методы реализации инверсных голограмм хорошо известны [16] и заключаются, в частности, в использовании голографических регистрирующих сред с обратной зависимостью дифракционной эффективности от экспозиции. В результате реализации второго шага амплитуда света в точке x_k плоскости Out будет пропорциональна искомому значению $Im_{Bpred}(x_k)$.

Структура связей при реализации модели

На Рис.9.1 приведена структура связей, обеспечивающих формирование решения (5). Для упрощения рисунка приведены только связи для $k=2$. Из Рис.9.1 видно, что если фурье-голограмма обладает свойством угловой инвариантности, т.е. тонкая, то требование на выделение на втором шаге фрагмента $C(x_k+\xi)$ из автокорреляционной функции выполняется автоматически для всех $k \in [0, N_A^n]$.

Реализация выражения (9.5) предполагает выполнение условия $\xi \in [x_{Min}, x_0]$, или в дискретной форме $k \in [0, N_A^n]$. Из Рис.9.1

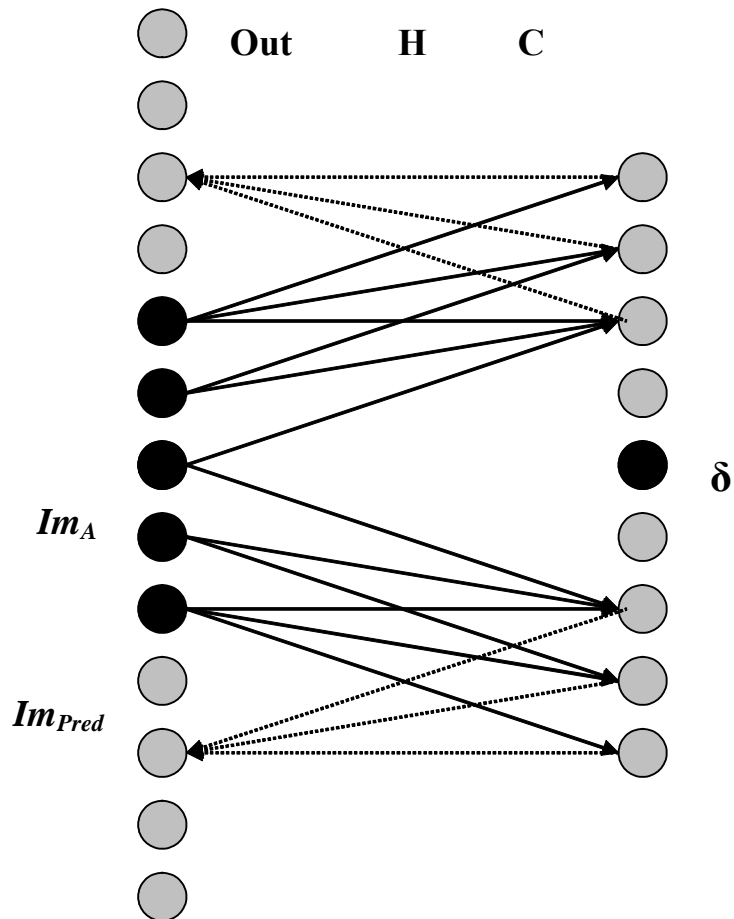


Рис.9.1 Структура связей ОНС при реализации модели линейного предсказателя.

видно, что k -тый I-нейрон получает возбуждение от $(N_A^n - k)$ C-нейронов и через них связан с $(N_A^n - k)$ I-нейронами, активированными Im_A^n . Иными

словами, физически реализуемо условие $\xi_k \in [0, (N_A^n - k)]$, т.е. предсказание на глубину k вычисляется по базе $(N_A^n - k)$, причем полный набор связей не обеспечивается. Полный набор связей возможен для $k = N_A^n - N_B^n$.

Таким образом, архитектура ОНС «4f-схема фурье-голографии с обращением волнового фронта в корреляционной плоскости» строит наилучшую в смысле среднего квадрата ошибки линейную оценку при использовании на этапе обратного прохождения света голограммы с инверсной передаточной характеристикой. В случае, если обрабатываемое изображение может трактоваться как реализация стационарного в широком смысле случайного поля, то ОНС строит корректное предсказание для данной реализации. В реальности критерию стационарности удовлетворяет только крайне ограниченный класс изображений. Если обрабатываемое изображение не удовлетворяет критерию стационарности, а большая часть реальной информации свойством стационарности не обладает, то возникает аналогия с биологическими прототипами ИИ, которые также в большинстве случаев строят внутреннюю модель окружающего мира, исходя из примата устойчивости модели по отношению к ее адекватности.

Свойство линейности регрессии в рамках данной технической реализации определяется применимостью интеграла суперпозиции к описанию распространения света в оптических системах. Переход к реализации модели нелинейной регрессии, дающей более широкие возможности для обработки реальной информации, возможен в рамках *нелинейной оптики*, учитывающей взаимодействие излучения со средой, в которой оно распространяется.

В свете современных тенденций развития оптических информационных систем необходимо еще раз отметить существенное требование к физической реализации модели – *Фурье-голограмма должна обладать свойством угловой инвариантности, т.е. должна быть тонкой*. Это требование вступает в противоречие со стремлением к увеличению объема памяти и энергетической эффективности устройства ИИ, поскольку как максимальный объем памяти, так и максимальная дифракционная эффективность достигаются при использовании объемных голограмм, принципиально не обладающих свойством угловой инвариантности. Возможно, это противоречие суть лишь частный случай *более общего принципа, ограничивающего возможности одновременного увеличения объема памяти и интеллектуальных способностей одного устройства*.

Литература к Лекции 9

1. *Pedricz W., Vasilakos A.*, Linguistic Models and Linguistic Modeling// IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 1999, v.29, 6.
2. *Grossglauser M., Bolot J.C.*, On the Relevance of Long-Range Dependence in Network Traffic, //IEEE Trans. on Networking, 1999, v.7, №5.
3. *Roughan M., Veitch D., Abry P.*, Real-Time Estimation of the Parameters of Long-Range Dependence// IEEE Trans. on Networking, 2000, v.8, №4.
4. *Yoo S.J., Kwak K.S., Kim M.C.*, Predictive and Measurement-based Dynamic Resource Management and QoS Control for Videos// Computer Communications, 2003, v. 26, №14.
5. *Вентцель Е.С., Овчаров Л.А.*, Теория случайных процессов и инженерные приложения, М.Высшая школа, 2000.
6. *Вентцель А.Д.*, Курс теории случайных процессов, М. Наука, 1975.
7. *Grimmet G.R., Sterzaker D.R.*, “Probability and Random Processes”, Oxford. Oxford Sc. Publ., Clarendon Press, 1992.
8. *Carpenter G.A.*, Distributed learning, recognition, and prediction by ART and ARTMAP neural networks // Neural Networks , 1997, v.10, №8
9. *Wakuya H., Zurada J.M.*, Bi-directional computing architecture for time series prediction // Neural Networks, 2001, v.14, №9.
10. *Tchaban T., Griffin J.P., Taylor M.J.* , A comparison between single and combined backpropagation neural networks in the prediction of turnover // Engineering Applications of Artificial Intelligence, 1998, v.11, №1.
11. *Zemouri R., Racocceanu D., Zerhouni N.*, Recurrent radial basis function network for time-series prediction // Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2003, v.16, №5-6.
12. *Павлов А.В.*, Об алгебраических основаниях Фурье-голографии// Оптика и спектроскопия, 2001, т.90, №3.
13. *Кулешов А.М., Шубников Е.И., Смаева С.А.*, Об оптимальности голографического согласованного фильтра, // Оптика и спектроскопия, 1986, т.60, №6.
14. *Александрина С.А., Кулешов А.М.*, Влияние режекции низких пространственных частот спектра на параметры сигнала в голографическом корреляторе // Оптика и спектроскопия, 1990, т.68, №3.
15. *Сергеев Г.А., Янутин Д.А.*, Статистические методы исследования природных объектов, Л., Гидрометеиздат, 1973.-300с.
16. *Гуревич С.Б., Константинов В.Б., Соколов В.К., Черных Д.Ф.*, Под.ред. Гуревича С.Б., Передача и обработка информации голографическими методами – М., Сов.радио, 1978, 304 с.
17. *Павлов А.В.*, О применимости модели линейной регрессии к описанию Фурье-голографии // Оптика и спектроскопия, 2005, т., №4.

Лекция 10. Введение в хаотическую динамику

В предыдущих лекциях мы уделяли особое внимание обеспечению устойчивости динамической системы с тем, чтобы из любого положения система сходилась к единственному аттрактору, соответствующему запомненному образу. Однако, способность к правильному вспоминанию отнюдь не является критерием интеллектуальных способностей. Более того, человек, действующий и думающий строго так, как его учили, и никак иначе, не способный отойти от шаблона, воспринимается как человек не очень умный. Таким образом, стабильность и единственность аттрактора оказывается свойством, находящимся в некотором противоречии с интеллектуальными способностями. Поэтому в настоящей лекции мы рассмотрим начала хаотической динамики.

В обыденной жизни с термином хаос связана резко негативная оценка, напротив, термин стабильность имеет положительную оценку. Однако, рассмотрев несколько примеров из самых разных областей, мы увидим, что в данном случае имеет место отмеченный на первой лекции феномен обыденного мышления, для которого устойчивость картины мира приоритетнее ее логичности.

Пример 1, технический. Известно, что к учебным и пилотажным самолетам предъявляются противоположные требования – первые должны из любого положения самостоятельно возвращаться в состояние устойчивого полета (прощать ошибки летчика), вторые наоборот, реагировать на малейшее движение ручки управления. Первые в терминах динамических систем суть системы с единственным и достаточно глубоким аттрактором. Вторые – системы неустойчивые. Более того, выдающиеся пилотажные характеристики самолетов семейства Су-27 обеспечены именно хаотической динамикой обтекания его плоскостей.

Пример 2, исторический, актуальный и сегодня. Николай I, обладавший выдающимися личными качествами, упорно создавал устойчивую систему управления Россией. Создал. Система доказала свою полную неработоспособность в условиях, отличающихся от эталонных – кончилось все поражением в Крымской войне. Систему пришлось менять капитально (реформы Александра II). Напротив, именно пореформенное время, характеризовавшееся современниками, как хаос, заложило основы для бурного развития России. Другой пример из нашей истории – СССР был системой с единственным аттрактором, попытка чуть-чуть изменить его координаты в фазовом пространстве привела к разрушению всей системы.

Число примеров можно продолжить, но и этих достаточно, чтобы понять, что обыденные оценки хаоса и стабильности не совсем верны. Далее мы рассмотрим начала теории хаоса.

1. Сжимающее отображение

Пусть (X, d) – метрическое пространство,

def. $T: X \rightarrow X$ сжимающее отображение, если

$$\exists S, 0 < S < 1, \forall x, y \in X, d(T(x), T(y)) \leq Sd(x, y)$$

Если $S \in (0, \infty)$, то T – отображение Липшица.

2. Теорема о сходимости к неподвижной точке

(X, d) , T – сжимающее отображение, x_f – неподвижная точка, т.е.

$$T(x_f) = x_f,$$

$T(x)$ имеет в конечном счете одну неподвижную точку и, кроме того,

$$\forall x_0 \in X, \lim_{n \rightarrow \infty} x_n = x_f, \text{ где } x_n = T(x_{n-1}).$$

3. Хаотическая динамика

a. Притягивающие и отталкивающие точки

Отображение f не предполагается сжимающим, \Rightarrow теорема о неподвижной точке неприменима. x_f – неподвижная точка. Если функцию f разложить в ряд Тейлора вблизи неподвижной точки, то $f(x) = f(x_f) + (x - x_f)(f'(x))$.

Поскольку по определению неподвижной точки $F(x_f) = x_f$, то следующий шаг $x_{n+1} = f(x_n)$ суть $x_{n+1} - x_n = (x_n - x_f)f'(x_f)$, т.е.

если $|f'(x_f)| > 1$, то x_f - отталкивающая, т.к. с каждым шагом расстояние увеличивается, орбиты из ее окрестности расходятся;

если $|f'(x_f)| < 1$, то x_f - притягивающая, т.к. с каждым шагом расстояние уменьшается, орбиты из ее окрестности сходятся.

b. Периодические точки

$$\text{Точки } \xi_1 \text{ и } \xi_2 : f(\xi_1) = \xi_2; F(\xi_2) = \xi_1; x_{n+1} = f(f(x_n)) \equiv f^{(2)}(x_n)$$

Def. Последовательность $\{x_n\}_{n=0}^{\infty} = \{f^{(n)}(x_0)\}_{n=0}^{\infty}$ называется орбитой точки x_0 .

Def. Орбита называется периодической с периодом p , если $x_{n+p} = x_n$; $n=0, 1, 2, \dots$. Если ур-ние периодичности $x_{n+p} = x_n$ справедливо только после некоторого $n \geq n_0$, то орбита в конечном счете периодическая.

c. Примеры функций

- i. модель ограниченного роста $T: x_{n+1} = ax_n(1-x_n)$ (Верхольст, 1845)
- ii. $x_{n+1} = x_n^2 + a$
- iii. $x_{n+1} = x_n(1+a(1-x_n))$
- iv. $x_{n+1} = x_n \exp(a(1-x_n))$

Рассмотрим случай $T(x)=x^2+a$. Неподвижная точка суть решения $x=x^2+a$, т.е.

$$\varepsilon = \frac{1}{2}(1 + \sqrt{1-4a}) \quad \eta = \frac{1}{2}(1 - \sqrt{1-4a})$$

Неподвижная точка действительные числа, только если $1-4a \geq 0$.

Если $a \leq 1/4$, то $\varepsilon < \eta < \varepsilon$, $T(-\varepsilon) = \varepsilon$.

Для $x_0 > \varepsilon$ и $x_0 < \varepsilon$ орбиты стремятся к ∞ .

Пусть $I \equiv [-\varepsilon, \varepsilon]$, если $-2 \leq a \leq 1/4$ и $x_0 \in I$, то $T(x_0) \in I$.

1. $-3/4 < a < 1/4$. $\Rightarrow |T'(\eta)| = |1 - (1-4a)^{1/2}| < 1 \Rightarrow$ Неподвижная точка, притягивающая все орбиты с $x_0 \in I$ сходятся к η .
2. $a < -3/4$. $\Rightarrow |T'(\eta)| > 1 \Rightarrow$ Неподвижная точка η отталкивающая. В то же время, $T^{(2)}$ доставляет пару притягивающих точек, приводящих к появлению цикла с периодом 2.
3. $a = -5/4$ – снова бифуркация удвоения периода – цикл с периодом 4.
4. При $a = -2$, $\varepsilon = 2$, $I = [-2, 2]$, $y = x$ пересекает график $T^{(n)}(x)$ точно 2^n раз, каждая точка периодическая с периодом $n \Rightarrow$ существуют периодические орбиты с $p = 2, 3, 4, \dots, n$
5. Точка Фейгенбаума $a_\infty = \lim a_n = -1.401155\dots$, где a_n – значения точек бифуркаций.

$1/4 < a < a_\infty$ - удвоение периода

$a_\infty < a$ – область хаоса

в окрестности $a = -1.7548777\dots$ - окно периода 3.

Отношение длин интервалов между точками бифуркаций имеет предел

$$d = \lim \frac{a_n - a_{n-1}}{a_{n+1} - a_n} = 4.669162\dots - \text{постоянная Фейгенбаума. Если значения } a_\infty$$

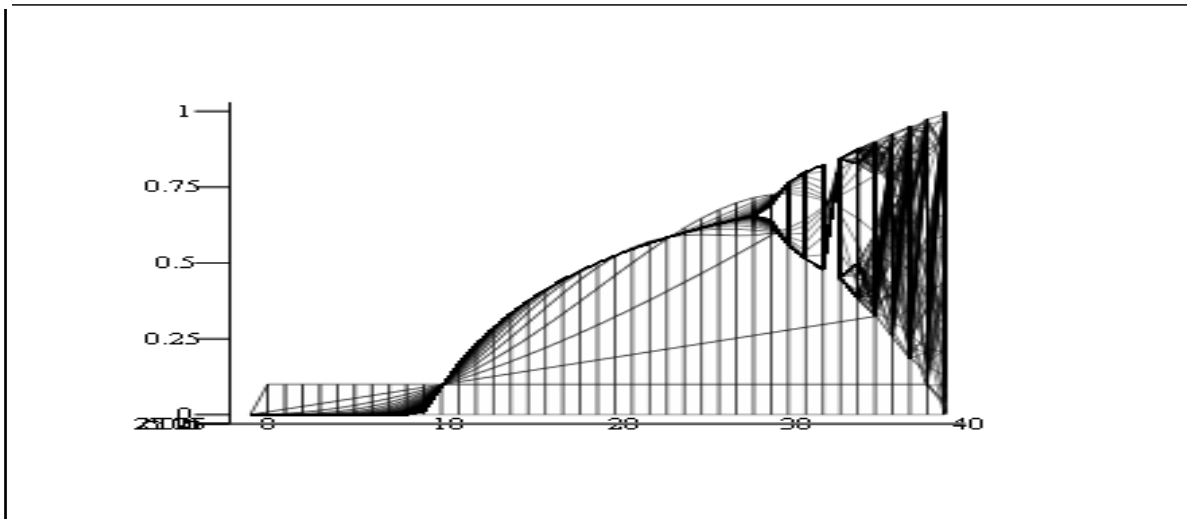
для разных ф-ций разные, то значение d одно для очень многих ф-ций.

- d. Пусть (X, d) метрическое пространство. Отображение $T: X \rightarrow X$ называется хаотическим, если:
 - i. T обладает существенной зависимостью от начальных условий, а именно: (X, d) , $x \in X$, U – открытое мн-во, $x \in U$, для $\delta > 0 \exists n > 0$ b $(\cdot) y \in U$, что $d(T^{(n)}(x), T^{(n)}(y)) > \delta$;

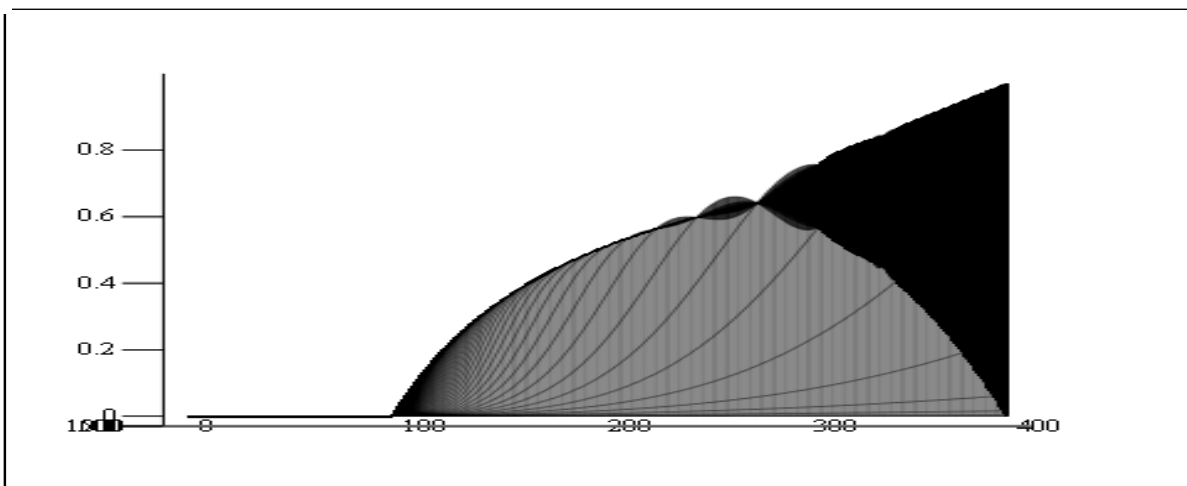
- ii. T транзитивно, т.е. для $\forall U, V$ – открытых мн-в $\exists n \geq 0$ такое, что $T^{(n)}(U) \cap V \neq \emptyset$;
- iii. Периодические точки плотны в X , т.е. в любой окрестности \forall точки в X существует, по крайней мере, одна периодическая точка и, следовательно, бесконечное мн-во периодических точек.

Это – строгий хаос. Строго говоря, условие (1) избыточно, т.к. оно следует из 2 и 3.

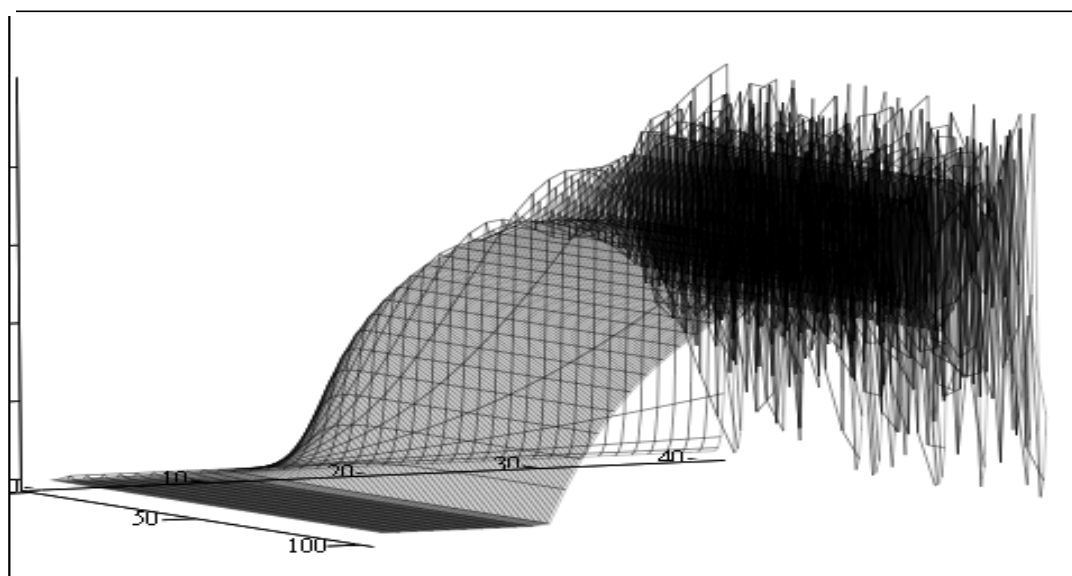
Пример поведения системы (бифуркационная кривая) –
Модель ограниченного роста



x



x



x

Возможности реализации хаотической динамики в оптических системах основаны на использовании нелинейных свойств оптических сред. Например, в схеме «голографический коррелятор в оптическом резонаторе» в качестве фазо-сопрягающих зеркал могут быть использованы регистрирующие среды с передаточной характеристикой, подобной приведенной на Рис.10.1, если эта характеристика удовлетворяет вышеприведенным требованиям.

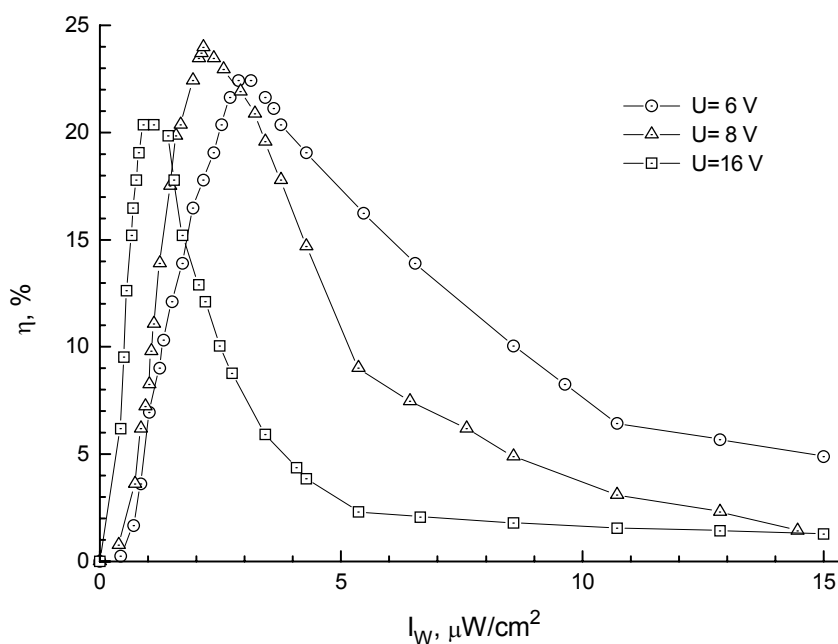


Рис. 10.1. Модуляционные характеристики оптически управляемой структуры стибнит - нематический жидкий кристалл ($v = 22 \text{ mm}^{-1}$, случай немодулированных во времени записывающих пучков). Зависимости сняты А.Н.Чайкой Ю структур разработана в ВЦ ГОИ им.С.И.Вавилова И.Е.Моричевым, Н.И.Плетневой, Л.П.Амосовой.

На Рис.10.2. приведена схема разработанного группой исследователей Laurent Larger, Eric Genin, Jean-Pier Codgebuer and Vladimir Udaltsov из Laboratoire d'Optique P.M. Duffieux оптоэлектронного генератора для защищенных систем связи, использующего оптический фазовый модулятор работающий с частотой 12 GHz на структуре LiNbO₃ [3].

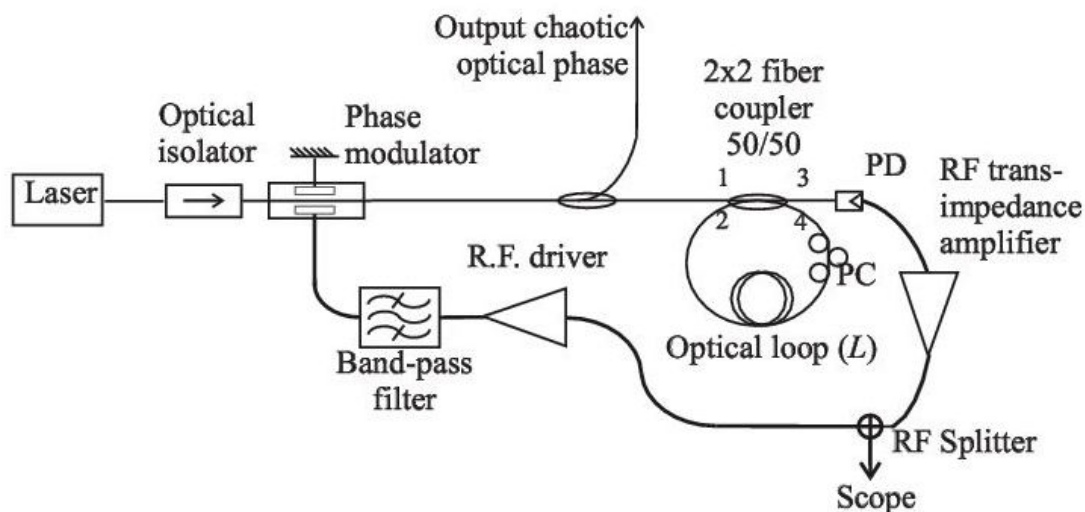


Рис.10.2. Оптоэлектронный генератор оптического сигнала с хаотической динамикой.

Оптоэлектронный генератор состоит из высокостабильного лазера, освещающего фазовый модулятор на основе структуры LiNbO₃, выход которого поступает на волоконную петлю длиной 1,25м., которая осуществляет нелинейную модуляцию интенсивности по отношению к входной модуляции фазы. Флуктуации интенсивности детектируются фотодиодом и усиливаются с тем, чтобы модулировать электронный вход модулятора фазы. Поскольку модуляция фазы происходит быстрее, чем время прохождения петли, то для различных коэффициентов обратной связи могут быть получены различные виды колебаний. Если коэффициент обратной связи превосходит порог, то генерируется широкополосный хаотический режим.

Литература к Лекции 10

1. Кроновер Р.М., Фракталы и хаос в динамических системах, М.2000.
2. Божокин С.В., Паршин Д.А. Фракталы и мультифракталы, Спб, 2000.
3. Laurent Larger, Eric Genin and Vladimir Udaltsov, Optoelectronic phase chaos generator for secure communication, Int. Topical Meeting on Optoinformatics, St/Petersburg, 18-21 October 2004, Book of Abstracts, p.13

Лекция 11. Введение в теорию нечетких множеств

В первой лекции мы отметили, что важнейшей составной частью современного подхода к проблеме ИИ является теория нечетких множеств (ТНМ). Понятие нечеткости, лежащее в основе ТНМ, суть частный случай более общего *НЕ-фактора неоднозначность* [1]. Термин *НЕ-факторы* был предложен А.С.Нариньяни в начале 80-х годов с целью учета тех особенностей интеллекта, которые соотносятся с (цитата по [1]):

- формами знания, пока плохо поддающимися формализации, при том, что эта часть знания несравнимо больше, чем формализованная;
- различными дефектами знаний и данных;
- возможными формами незнания, являющегося неотъемлемой и основной частью любого знания.

На сегодня важнейшее достоинство ТНМ с точки зрения ее практической применимости – существенно более глубокая математическая проработка и формализация с использованием существующей математики по сравнению с остальными НЕ-факторами, суть важными для адекватного описания и моделирования интеллектуальной деятельности (недоопределенность, неточность, неполнота, некорректность и др.). Поэтому мы сосредоточимся именно на ТНМ.

Основное понятие ТНМ – степень принадлежности элемента множества μ . В классической теории множеств элемент либо принадлежит множеству ($\mu=1$), либо нет ($\mu=0$). Нечеткое множество (НМ) образуется посредством обобщения понятия принадлежности, т.е. расширения двухэлементного множества значений $\{0,1\}$ до континуума $[0,1]$. Таким образом, НМ определяется как отображение $\mu: X \rightarrow [0,1]$, где X – универсальное множество (область определения функции принадлежности μ).

Для понимания адекватности ТНМ особенностям интеллектуальной деятельности рассмотрим простейший пример. Представим объем знаний человека и воспринимаемую им информацию, например, условия задачи, в виде множеств. В жизни все сталкивались с людьми, которых мы определяем терминами «ограниченный», «узко мыслящий» и, наоборот, с людьми, которых мы характеризуем как широко смотрящих на вещи, широко мыслящих. Для первого типа людей характерно использование классических, «четких» множеств (Рис.11.1.а), для второго – нечетких (Рис.11.1.б). Решить задачу – значит найти пересечение множества, представляющего условия задачи, с множеством собственных знаний. Соответственно, если задача сложная, то множества не пересекаются (очевидным образом) – для первого типа людей задача не разрешима. А широко мыслящий человек найдет пересечение «на хвостах» функций принадлежности и за эти «хвосты» «вытянет» решение.

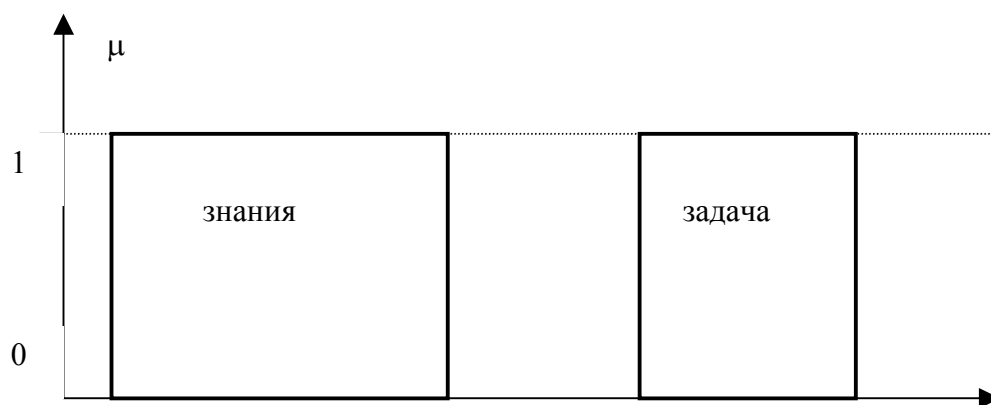


Рис.11.1.а Представление знания и задачи ограниченным человеком – множества не пересекаются, решения не найдено.

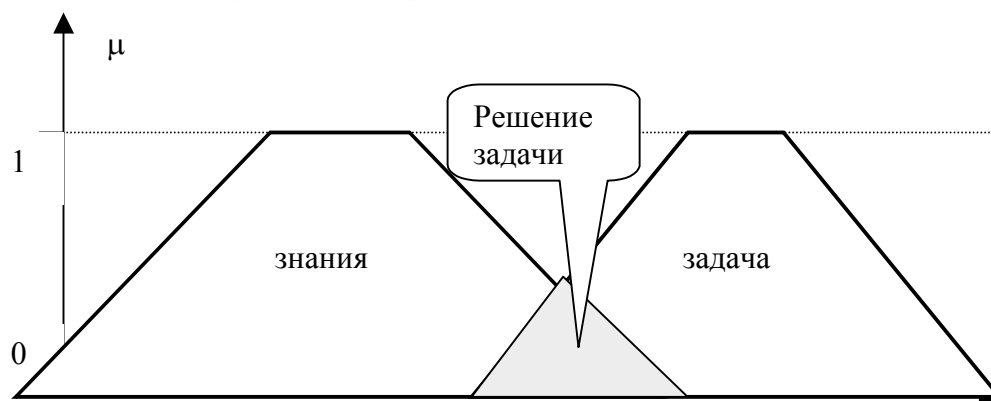


Рис.11.1.а Представление знания и задачи широко мыслящим человеком – есть пересечения, есть решение.

С этой точки зрения понятно, почему часто решения сложных задач приходят во сне (классический пример – таблица Менделеева) – во сне происходит «фаззификация» (от английского термина Fuzzy – нечеткий), т.е. размывание множеств. И этот же пример поясняет, чем гений отличается от сумасшедшего – у гения, как и у сумасшедшего чрезвычайно широкие функции принадлежности, но первый понимает, на каких уровнях (значениях μ) он нашел пересечение, а сумасшедший – нет. Для сумасшедшего $\forall \mu=1$.

В настоящее время сформировалось понимание нечеткости как свойства модели, имеющего причиной нелинейность определяющей модель операции, например, операции отрицания. Как показал Колмогоров [8], вероятность суть аддитивная мера на алгебре. Ниже мы увидим, что мера порождается операцией, определяющей дуальность определяющих алгебру операций, в частности, аддитивная мера порождается линейным отрицанием. Если операция, задающая дуальность, нелинейна, то мера свойством аддитивности не обладает, т.е. классическая теория

вероятностей может оказаться неадекватна существенно нелинейным системам.

Применительно к голографическим системам, в рассматриваемом аспекте важно, что, как показано в цикле работ [9-11] любое измерение как в классических, так и квантово-механических системах представляет собой форму вывода «Обобщенный Modus Ponens». Интуитивно очевидна трактовка явления дифракции как причины возникновения нечеткости в оптике. Это предположение для приближения Фурье-оптики будет строго подтверждено в следующей лекции, где мы увидим, что классическая 4-f схема Фурье-голографии адекватно описывается нечеткозначимой логикой, в которой истинностная функция принимает значения из множества нечетких подмножеств.

Оптические реализации нечетких систем

Традиционно, оптические реализации нечетких систем делят на две группы – логические процессоры, реализующие строго определенный набор логических операций, и системы логического вывода, известные также под термином «нечеткая ассоциативная память», реализующие более сложные операции, относящиеся к классу нечетких ассоциаций.

В рамках первого класса систем предложены различные архитектуры, использующие матричные источники и приемники излучения - как линейки, так и двумерные матрицы, более сложные схемы на их основе, в том числе, комбинированные с системой памяти, системы распознавания и морфологической обработки изображений.

Большой интерес представляют системы из второго класса, реализующие правила логического вывода «Обобщенный Modus Ponens». Принципиальная схема такой системы приведена на Рис.11.2. Как и для НС, ключевой элемент нечеткой системы – ассоциатор (MP), связывающий пару векторов. В отличие от НС, где для набора ассоциируемых векторов веса связей суммируются в процессе обучения, в нечетких системах ассоциации для каждой пары векторов устанавливаются независимо, а суммируются их выходы.

Из Рис.11.2. следует возможность применения для реализации нечетких систем схемы Фурье-голографии и как ассоциатора, и как блока F. Ниже мы рассмотрим эти возможности, попытавшись построить алгебру, адекватную рассматриваемым оптическим схемам.

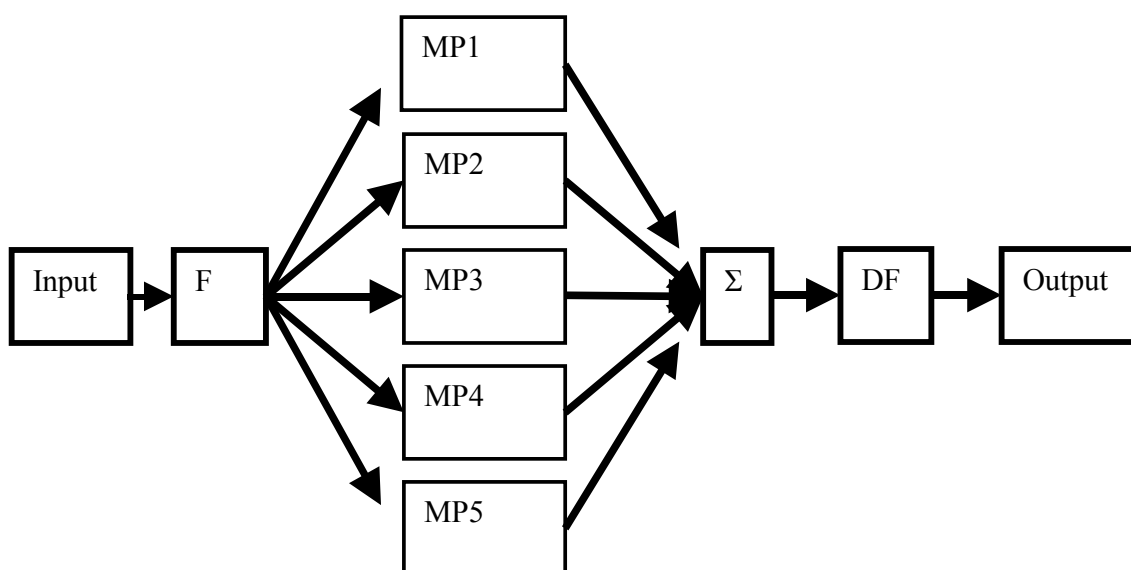


Рис.11.2. Принципиальная схема нечеткой системы. Input – вход, F – блок ввода нечеткости (fuzzifier – блок фаззификации), MP – ассоциаторы, хранящий каждый одну ассоциацию в виде правила «Modus Ponens», Σ – сумматор, DF – блок уменьшения нечеткости (defuzzifier).

Используемые определения и аппарат

Определение 1. Для целей настоящего рассмотрения определим алгебру как модель $\langle X, N, \cdot, \oplus \rangle$, где X – универсум, N – операция отрицания, \cdot и \oplus – операции абстрактного умножения и сложения, соответственно.

Определение 2. Определим логику как конструкцию $\langle X, N, \cdot, \oplus, T \rangle$, где T – истинностное отображение $T: P \rightarrow L$, где P – множество всех высказываний, L – решетка значений истинности. Если $L = \{0,1\}$, то мы имеем дело с классической «строгой» логикой, если $L = [0,1]$, то логика многозначная, если L – множество нечетких подмножеств, то логика нечеткозначимая.

Определение 3. Примем неограниченный плоский волновой фронт в качестве универсального множества X . Тогда любое изображение Im , т.е. поле в плоскости или транспарант суть подмножество X . Элементы изображения (пиксели) суть элементы подмножества, а функция принадлежности определяется как отображение $Im: X \rightarrow [0,1] \times P_{Im}$, где $[0,1]$ – интервал нормированных амплитуд, P_{Im} – фазовый член, \times – символ декартового произведения. Для простоты, но без потери общности ограничимся в рамках статьи рассмотрением только амплитудных изображений Im . Включение в рассмотрение фазовых компонент ведет к модели уровня пространства, сохраняя при этом все определенные ограничения.

Определение 4. Определим коммутативную, ассоциативную и неубывающую бинарную операцию $V: [0,1]^2 \rightarrow [0,1]$ с нейтральным элементом e , т.е.

$$\forall a \in [0,1]; V(a,e) = V(e,a) = a. \quad (11.1.a)$$

Тогда, если $e = 1$, V определим как абстрактное умножение ($V = \cdot$); если $e = 0$, V определим как абстрактное сложение ($V = \oplus$).

Введем понятие нулевого элемента n (аннигилятора)

$$\forall a \in [0,1]; V(a,n) = V(n,a) = n. \quad (11.1.b)$$

Определение 5. Определим унарную операцию отрицания как отображение $N: [0,1] \rightarrow [0,1]$, удовлетворяющее аксиомам:

$$N(1) = 0, N(0) = 1, \quad (11.2)$$

$$\forall a, b \in [0,1]; a \geq b \Rightarrow N(a) \leq N(b). \quad (11.3)$$

Отрицание строгое (инволюция), если

$$N(N(a)) = a \quad (11.4)$$

Заимствуем классификацию отрицаний из работы [5]: если $N(N(a)) < a$, отрицание обычное (слабое), если $N(N(a)) > a$, отрицание интуитивное.

Операция отрицания позволяет выразить N -дуальность операций умножения и сложения в форме законов деМоргана:

$$N(a \cdot b) = N(a) \oplus N(b) \quad (11.5.a.)$$

$$N(a \oplus b) = N(a) \cdot N(b). \quad (11.5.b.)$$

Если N – инволюция, то

$$(a \cdot b) = N(N(a) \oplus N(b)) \quad (11.6.a.)$$

$$(a \oplus b) = N(N(a) \cdot N(b)). \quad (11.6.b.)$$

Определение 6. Неубывающая функция $\varphi: [0,1] \rightarrow [0,+\infty]$ называется аддитивным генератором операции отрицания [5], если

$$N(a) = \varphi^*(\varphi(1) - \varphi(a)), \quad (11.7)$$

$\varphi(0) = 0$, $\varphi(1)$ – ограничено, где псевдоинверсная функция φ^* – определяется следующим образом:

$$a \in [0, \varphi(1)] \Rightarrow \varphi^*(a) = \varphi^{-1}(a)$$

$$a \geq \varphi(1) \Rightarrow \varphi^*(a) = 1.$$

Здесь φ^{-1} – инверсная функция к φ .

Определение 7. Пусть $[0,1]^X$ – решетка, т.е. на множестве X определена операция $<$. Определим меру g на $[0,1]^X$ посредством аксиом [4]

$$g(a \cdot b) \bullet g(a \oplus b) = g(a) \bullet g(b), \quad (11.8.a)$$

$$a \subset b \Rightarrow g(a) < g(b), \quad (11.8.b)$$

где \bullet – абстрактная, не определенная пока операция, которая задаёт на $[0, +\infty)$ группу с нулём 0. Отметим, что условие (11.8.a) очень сильно ослаблено по сравнению с более строгим определением

$$\forall n \in \mathbb{N} \ a_n \in X \text{ и } a_n < a_{n+1} \Rightarrow g(\nabla_{n \in \mathbb{N}} a_n) = \sup_{n \in \mathbb{N}} \{g(a_n)\},$$

так как в нем не учтена счётная псевдоаддитивность меры.

В работе [5] показано, что отрицание (11.4) является дополнением в смысле операции \bullet в силу того, что $\varphi(a \bullet b) = \varphi(a) + \varphi(b)$ и, если $b = N(a)$, то из (11.7) следует $\varphi(a \bullet N(a)) = \varphi(a) + \varphi(N(a)) = \varphi(1)$. Отсюда следует, что именно операция отрицания определяет меру на алгебре, порождаемой этим отрицанием.

Приближение геометрической оптики

Рассмотрим зависимость амплитудного пропускания от экспозиции $\tau(a)$, характерную для негативных регистрирующих сред (Рис.11.3). Нетрудно видеть, что при общепринятых условиях нормировки $\tau_{\max}=1$, $\tau_{\min}=0$, $a_{\max}=1$, $a_{\min}=0$ зависимость $\tau(a)$ удовлетворяет аксиоматическому определению операции отрицания (11.2–11.3). Рассмотрим два случая выбора рабочего динамического диапазона: отрицание обладает свойством инволютивности (11.4) и не обладает. Отказ от требования на инволютивность отрицания позволяет существенно расширить динамический диапазон и повысить точность вычислений в силу того, что свойство инволютивности суть математическая абстракция, не находящая обоснования в физике процесса фоторегистрации и поэтому правомочная лишь при некоторых, довольно строгих ограничениях.

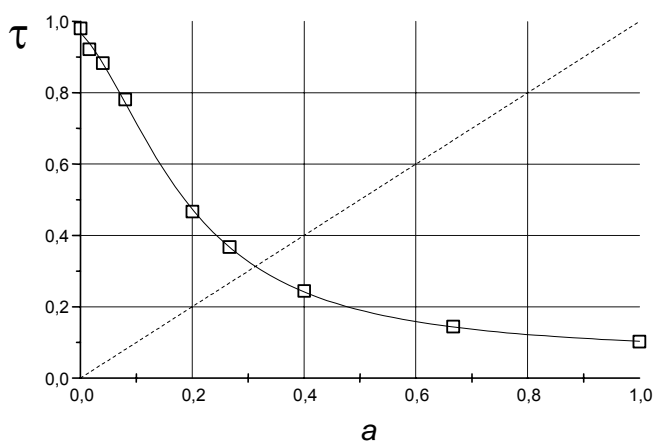


Рис.11.3. Зависимость пропускания от экспозиции для фотопленки МИКРАТ-ВР, проявитель №1

Алгебра, порождаемая инволюцией

В этом разделе рассмотрим следующие вопросы: выбор аппроксимирующей функции (АФ), определяющие операции, конструктивное определение меры.

Выбор функции, аппроксимирующей зависимость пропускания от экспозиции. Задача заключается в нахождении инволютивной функции, минимизирующей выбранную метрику аппроксимации. Подход к решению задачи с позиций однопараметрического расширения вероятностной меры сужает круг функций, используемых для аппроксимации экспериментально измеренных значений. Произвольный перебор функций из числа инволютивных также не гарантирует наилучшего выбора. Решение может быть найдено посредством аппроксимации в пространстве аддитивных генераторов отрицания (11.7) в силу того, что ограничения на генератор существенно более слабые, чем на инволютивную АФ.

Иллюстрация. Аддитивный генератор φ строился по экспериментально измеренным точкам для области недоэкспозиции зависимости $\tau(a)$, приведенной на Рис.11.3., численными методами. Границы динамического диапазона, в котором АФ $\tau(a)$ удовлетворяет свойству инволютивности, подбирались итерационным методом по критерию минимизации метрики аппроксимации. φ аппроксимировалась степенным полиномом под контролем условия монотонности в границах динамического диапазона:

$$\varphi(a) = \sum_{j=1}^n \varphi_j \cdot a^j .$$

В качестве метрики приближения в пространстве аддитивных генераторов использовались евклидова и предложенная авторами [6] φ -метрика:

евклидова метрика: $\|A\|_e = (\sum a_i^2)^{1/2}$

φ -метрика: $\|A\|_\varphi = (\sum \varphi(a_i)^2)^{1/2}$

Если $\{(a_i, b_i) \mid 1 \leq i \leq m\}$ – нормированные экспериментальные данные, $N(a)$ – функция, аппроксимирующая участок зависимости $\tau(a)$, то отклонения по введённым нормам принимают следующий вид:

$$\Delta_e = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m [b_i - N(a_i)]^2}{m}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m [b_i - \varphi^*(\varphi(1) - \varphi(a_i))]^2}{m}}$$

$$\Delta_{\varphi} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m [\varphi(b_i) - \varphi(N(a_i))]^2}{m}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m [\varphi(b_i) + \varphi(a_i) - \varphi(1)]^2}{m}} =$$

$$= \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \left[\sum_{k=1}^n \varphi_k \cdot (b_i^k + a_i^k - 1) \right]^2}{m}}$$

Введение φ -метрики обусловлено тем, что расчёт отклонения Δ_e сопряжён с вычислением функции, обратной к φ , что может привести к возрастанию погрешности вычислений. Представление отклонения по φ -норме позволяет использовать только прямые вычисления.

На Рис.11.4 приведены аддитивные генераторы для участка недоэкспозиции $\tau(a)$, аппроксимированные полиномами пятой степени:

$$\varphi_1 = 0,354 \cdot x - 0,315 \cdot x^2 - 0,064 \cdot x^3 + 0,111 \cdot x^4 + 0,301 \cdot x^5 \quad (\Delta_e = 0.281),$$

$$\varphi_2 = 0,576 \cdot x - 0,117 \cdot x^2 + 0,076 \cdot x^3 + 0,210 \cdot x^4 + 0,308 \cdot x^5 \quad (\Delta_{\varphi} = 0.072)$$

и порождаемые ими АФ.

Определяющие операции

Операция умножения реализуется при освещении позитивного транспаранта, полученного в результате двухступенчатого процесса негатив-позитив $a \cdot b = a \cdot N(N(b))$, если a – волна, b – транспарант, или $a \cdot b = N(N(a)) \cdot N(N(b))$, если a и b – транспаранты. В качестве нейтрального элемента выступает транспарант с единичным пропусканием.

Однако условие для нейтрального элемента $\tau = 1$ физически нереализуемо. Если для операции отрицания процедура нормировки $\tau_{\max}=1, \tau_{\min}=0, a_{\max}=1, a_{\min}=0$ позволяет полностью удовлетворить аксиоматическое определение (11.2–11.3), то для операции умножения нормировка позволяет добиться выполнения условий

$$0 \cdot 0 = 0, \quad 1 \cdot 1 = 1,$$

но аксиомы (11.1) не выполняются:

$$a \cdot 0 \neq 0, \quad a \cdot 1 \neq a.$$

Поэтому представляется корректным отказ от нормировки рабочего диапазона пропускания и трактовка τ_{\max} и τ_{\min} как плоскостей, вырезающих

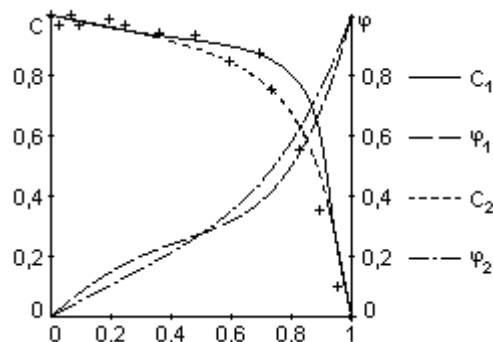


Рис.11.4. Аддитивные генераторы φ и порождаемые ими отрицания

физически реализуемую часть из полной поверхности $(a \cdot b)$: $[0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$, удовлетворяющей полному набору аксиом (11.1).

Известно, что в силу изоморфности определенного посредством (11.1) абстрактного умножения на интервале $[0,1]$ ординальному произведению, любое строгое произведение обладает мультипликативным генератором φ_m , определяемым:

$$a \cdot b = \varphi_m^*(\varphi_m(a) \cdot \varphi_m(b)).$$

Для квазилинейного диапазона $\tau(a) = 1-a$, аддитивный генератор отрицания $\varphi(a) = a$ является мультипликативным генератором умножения. При нелинейной зависимости $\tau(a)$ эта связь операций отрицания и умножения силы не имеет: $\varphi(a) \neq \varphi_m(a)$.

Определяющая операция сложения, N -дуальная умножению, физически реализуется схемой Рис.11.5, непосредственно выполняющей закон деМоргана в форме (11.6.b).

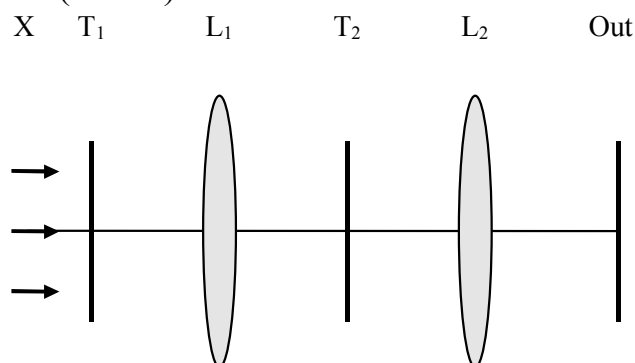


Рис. 11.5. Схема оптической реализации закона деМоргана

Ограниченность динамического диапазона также как и в случае умножения ведет к тому, что плоскости τ_{\max} и τ_{\min} вырезают из поверхности, удовлетворяющей аксиомам (11.1), физически реализуемую часть, этим аксиомам не удовлетворяющую. Процедура нормировки позволяет реализовать лишь свойство $0 \oplus 0 = 0$, $1 \oplus 1 = 1$.

Конструктивное определение меры. Переход от аксиоматического (11.8) к конструктивному определению меры заключается в определении абстрактной операции \bullet . В силу того, что, в схеме Рис.11.5. операции \cdot и \oplus несовместны, аксиома (1.8.a) может быть ослаблена и представлена в виде

$$g(a \oplus b) = g(a) \bullet g(b),$$

откуда, используя представленные в [5] результаты, получим определение операции \bullet через аддитивный генератор отрицания (11.7)

$$\varphi(a \bullet b) = \varphi(a) + \varphi(b).$$

Отсюда нетрудно видеть, что традиционно используемая аддитивная мера [6] адекватна схеме Рис.11.5 только в случае линейной аппроксимации зависимости пропускания от экспозиции.

Практический интерес представляют меры энергии $E(a)$ и энтропии $H(a)$:

$$E(A) = \bullet \sum_{x \in X} e(\mu_A(x)) \quad H(A) = \bullet \sum_{x \in X} h(\mu_A(x))$$

где символ $\bullet \sum$ означает суммирование в смысле операции \bullet , функции $e, h: [0,1] \rightarrow [0,1]$ и непрерывны на $[0,1]$, e строго возрастает на $[0,1]$, h строго возрастает на $[0, 1/2]$ и строго убывает на $[1/2, 1]$, $e(0) = 0$ и $e(1) = 1$, $h(0) = h(1) = 0$ и $h(1/2) = 1$.

Функции $e(x)$ и $h(x)$ принимают следующий вид:

$$e(x) = x \quad (11.9)$$

$$h(x) = \varphi^{-1}(x) \cdot N(\varphi^{-1}(x)) = \varphi^{-1}(x) \cdot \varphi^{-1}(1-x), \quad (11.10)$$

где $\varphi(x)$ определяется по экспериментально измеренным значениям $\tau(a)$ как описано выше. При этом для функции $q(x) = (\ln \varphi^{-1}(x))'$ выполнено: $q(x) \geq q(1-x) \forall x \in [0, 1/2]$. Последнее условие в силу симметрии функции h относительно точки $x = 1/2$ эквивалентно: $h'(x) \geq 0$ на $[0, 1/2]$.

Меры энтропии и энергии позволяют оценить информационные характеристики изображения до и после обработки (H) и среднюю статистику его элементов (E). Из (11.9) видно, что при выполнении операции абстрактного сложения над дизъюнктными множествами мера энергии суммируется в смысле операции \bullet , т.е. увеличивается. Действие операции абстрактного умножения уменьшает меру энергии. Из (11.7) и (11.9), с учетом связи $\varphi(a \bullet b) = \varphi(a) + \varphi(b)$, следует соотношение

$$\forall a \in X: E(N(a)) = \varphi^{-1}(|X| - E(a)),$$

где $|X|$ – мощность X .

Выполнение операций отрицания N , умножения \cdot и сложения \oplus может как увеличивать, так и уменьшать меру энтропии. Последнее объясняется свойствами функции $h(x)$ в определении меры энтропии.

Алгебра, порождаемая неинволютивным отрицанием

Требование на инволютивность отрицания существенно сужает используемый динамический диапазон регистрирующей среды и ограничивает его требованием на симметричность кривой $\tau(a)$ относительно прямой $\tau = a$. В ряде случаев это ограничение недопустимо.

Схема рис.11.5 вне зависимости от типа АФ реализует закон деМоргана в форме (11.6.b), в то время как для неинволютивного отрицания корректна форма (11.5.b). В результате, при неинволютивной АФ определяющие операции являются решеточными только в ограниченной области $[a_{\text{Max}}(b), b_{\text{Max}}(a)]$, определяемой:

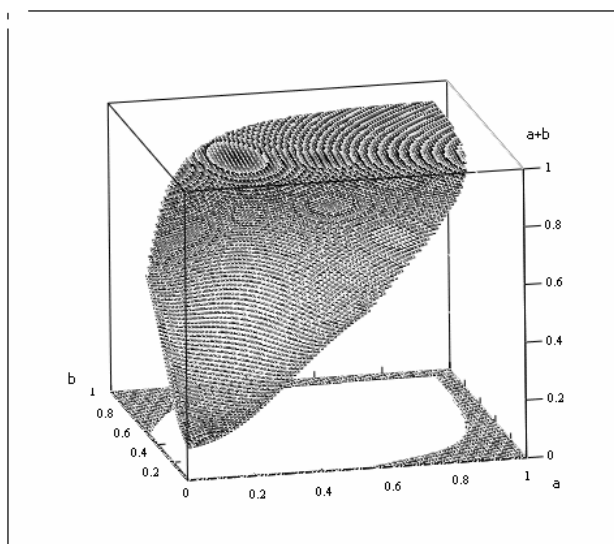
$$\forall a, b \in [0,1], a > b: a_{\text{Max}}(b) \geq N(N(a) \cdot N(b)).$$

На рис.11.3 экспериментальные значения зависимости $\tau(a)$ аппроксимированы функцией Лоренца

$$\tau(a) = \tau_0 + (2a_1\omega)[\pi(4(a-a_c)^2+\omega^2)]^{-1},$$

выбранной из числа иных АФ, удовлетворяющих критерию гладкости в смысле монотонности первой производной, по критерию минимизации величины среднеквадратичного отклонения $\sigma_{\text{л}} = 8.26 \cdot 10^{-2}$. На рис.11.6 приведено графическое изображение порождаемой этим отрицанием посредством (11.6.b) операции $(a \oplus b)$ в части, удовлетворяющей свойству решеточности

$$(a \oplus b) \geq \text{MAX}(a,b).$$



Sum1

Рис.11.6. Часть операции \oplus , удовлетворяющая свойству решеточности

Логика, реализуемая в приближении геометрической оптики

Из проведенного конструктивного определения меры для приближения геометрической оптики и определения логики (определение 11.1.) следует корректность принятия интервала $[0,1]$ в качестве истинностного интервала, что по определению ведет к многозначной логике. Тогда, используя определение интерпретации как отображения на истинностное пространство, правомочна трактовка любого изображения как функции истинности соответствующего операнда. Отсюда, используя классические формулы интерпретации логических связок для многозначной логики [7], получим приведенную в табл.11.1 реализацию логических операторов оптической схемой рис.11.5.

Табл. 11.1. Схема реализации операторов многозначной логики схемой рис.11.2

Логическая связка	Формула интерпретации	Транспаранты		Способ регистрации Out
		T_1	T_2	
Конъюнкция		Im_A	Im_B	Позитивный
Дизъюнкция		$N(Im_A)$	$N(Im_B)$	Негативный
Импликация	$N(Im_A) \vee Im_B$	Im_A	$N(Im_B)$	Негативный
Тавтология	$Im_A \vee N(Im_A)$	$N(Im_A)$	Im_A	Негативный
Противоречие	$Im_A \wedge N(Im_A)$	Im_A	$N(Im_A)$	Позитивный
Оператор Шеффера	$N(Im_A \vee Im_B)$	$N(Im_A)$	$N(Im_B)$	Позитивный
Стрелка Пирса	$N(Im_A \wedge Im_B)$	Im_A	Im_B	Негативный

Литература к Лекции 11

1. *Нариньяни А.С.* НЕ-факторы 2004// Труды Девятой Национальной Конференции по Искусственному Интеллекту, 28.09 – 02.10.04, Тверь, М.Физматлит,2004,Т.1, с.420-432.
2. *Заде Л.*, Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений // Математика. Новое в зарубежной науке, М., Мир, 1976, в.3
3. *Павлов А.В.* Математические модели оптических методов обработки информации // Известия Академии Наук: Серия «Теория и системы управления», 2000, №3, с.111-118.
4. *Биркгоф Г.* Теория решеток. - М.: Наука, 1984. - 568 с.
5. *Э. Трильяс, К. Альсина, А. Вальверде.* Нужны ли в теории нечетких множеств операции МАХ, МІN и 1-j? / В кн. "Нечеткие множества и теория возможностей" под ред. Р.Р. Ягера. - М.: 1986. – С. 199-228.
6. *Р.З.Закиров, А.В.Павлов* "Алгебраические основания оптических технологий вычислительного интеллекта" – в кн. "Оптические и лазерные технологии: Сборник статей" / Под ред. В.Н.Васильева – СПб: СПбГИТМО(ТУ), 2001, с. 33-55.
7. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Под ред. Д.А. Поспелова. – М.: Наука, 1986.
8. *Колмогоров А.Н.*, Основные понятия теории вероятностей, М., "Наука", 1974, 120 стр.
9. *Ishikawa S.*, "Fuzzy Inferences by Algebraic Method", Fuzzy Sets and Systems, 1997, v.87, pp.181-200
10. *Ishikawa S.*, A Quantum Mechanical Approach to a Fuzzy Theory// Fuzzy Sets and Systems, 1997, v.90, pp.277-306
11. *Ishikawa S.* Fuzzy Logic in Measurements// Fuzzy Sets and Systems, Vol. 100 ,№. 1-3, pp. 291-300

Лекция 12. Приближение Фурье-оптики

Фурье-дуальность

Переход от геометрической к Фурье-оптике сохраняет свойства операций отрицания и умножения и позволяет расширить модель за счет введения в рассмотрения Фурье-дуальности, реализуемой оператором Фурье-преобразования

$$F: [0,1] \times P_{Im} \rightarrow [0,1] \times P_F, \quad (12.1)$$

где P_{Im} и P_F – интервалы фазовых сдвигов в пространствах изображений и Фурье, соответственно. Из (12.1) непосредственно следует необходимость применения голографических методов для регистрации и восстановления члена P_F .

Оператор F удовлетворяет аксиомам (11.2) при определении единицы как бесконечного плоского волнового фронта X и нуля как δ -функции, т.е.

$$F(X) = \delta, \quad F(\delta) = X. \quad (12.2)$$

В реальности X ограничен апертурой кадрового окна и, соответственно, δ -функция суть дифракционно ограниченный точечный источник. Аксиома монотонности (11.3) имеет силу в смысле противопоставления «малый размер элемента разрешения – широкий Фурье-образ» и ограничена внутренней коррелированностью как фундаментальным свойством реальной информации. В отличие от рассмотренных в приближении геометрической оптики поточечных операторов, Фурье-оптика учитывает внутреннюю структурированность информации – операции определяются над изображениями Im .

Абстрактное сложение. Рассмотрим классическую 4-f схему Фурье-голографии с внеосевым плоским опорным пучком (Рис.3.1). Нетрудно видеть, что схема непосредственно реализует закон деМоргана в форме 1.6.b при замене оператора N на F . Отсюда получим абстрактное сложение, Фурье-дуальное умножению

$$(Im_A \oplus Im_B)_F = F (F(Im_B) \cdot \eta(F(Im_A))), \quad (12.3)$$

где η – оператор голографической регистрирующей среды, использованной для записи Фурье-голограммы операнда (изображение) Im_A , Im_B – операнд (изображение), восстанавливающий голограмму. При линейном операторе η (12.3) суть свертка.

Оператор η ограничивает свойства ассоциативности и коммутативности операции (12.3) в зависимости от свойств операндов. Если $F(Im_A) \approx F(Im_B)$, то свойства ассоциативности и коммутативности актуальны. Свойство монотонности $A \geq C, B \geq D \Rightarrow (Im_A \oplus Im_B)_F \geq (Im_C \oplus Im_D)_F$ ограничено свойством внутренней коррелированности элементов изображения.

Элементы модели

Для любого элемента модели существуют четыре связанных с ним элемента: негативный, дополнительный, инверсный и противоположный. В рамках настоящего раздела интерес представляют два последних.

Инверсный элемент Im_A^i для элемента Im_A определяется из условия

$$(Im_A \oplus Im_A^i) = 0,$$

которое для приближения Фурье-оптики имеет вид:

$$(Im_A \oplus Im_A^i)_F = \delta. \quad (12.4)$$

Это условие физически реализуемо в схеме инверсной голографической фильтрации при записи голограммы, описываемой оператором [12]:

$$\eta^i = F(Im_A)^{-1}. \quad (12.5)$$

Как правило, современные модели ВИ, в т.ч. НС, предполагают многоитерационный процесс поиска решения, сопровождающийся многократными дифракциями света на голограмме. Каждая итерация ведет к уменьшению разрешения, т.е. Фурье-образ последующей итерации будет уже Фурье-образа предыдущей и в силу ограниченности динамического диапазона голографических регистрирующих сред условие (12.5) и, соответственно, (12.4), выполненное для первой итерации, для последующих уже физически невыполнимо. Отсюда следует, что группу строят только системы с одной дифракцией на голограмме. Многоитерационным голографическим системам, таким как оптические НС резонансной архитектуры, адекватна полугруппа.

Противоположный элемент (относительно операции абстрактного сложения) Im_A^o определяется условием

$$Im_A^o(x) = Im_A(-x),$$

где x – обобщенная координата элемента Im_A на оси элементов модели. Пользуясь свойством симметрии Фурье-преобразования, получим

$$F(Im_A^o(x)) = F^*(Im_A(x)),$$

где астериск – символ комплексного сопряжения. Отсюда, используя определение вычитания как сложения с аддитивно противоположным элементом, получим:

$$(Im_A \oplus Im_B^o)_F = F(F(Im_A) \cdot \eta(F(Im_B^o))) = F(F(Im_A) \cdot \eta(F^*(Im_B))), \quad (12.6)$$

т.е. операция корреляции суть вычитание.

Ось элементов модели. Пусть в схеме рис.3.1 голограмма записывается с эталонного изображения Im_1 с опорным изображением δ . Восстановление голограммы эталоном Im_1 даст в +1 и -1 порядках дифракции, соответственно:

$$Im_1 \oplus Im_1 = Im_2$$

$$Im_1 \oplus Im_1^0 = Im_{1-1} \neq \delta.$$

При восстановлении голограммы опорным источником δ

$$\delta \oplus Im_1 = Im_1,$$

т.е. δ -функция действительно удовлетворяет аксиоме аддитивного нуля.

Применяя процедуру обращения волнового фронта в плоскостях Im и C необходимое число раз, можно получить

$$Im_i \oplus Im_1 = Im_{i+1}$$

$$Im_i \oplus Im_1^0 = Im_{i-1} \neq \delta,$$

т.е. схема Фурье-голографии и, в частности, широко распространенная архитектура оптической НС «голографический коррелятор в линейном резонаторе» корректно относительно операций сложения и вычитания реализуют ось элементов модели, полностью соответствуя первоначально предложенным для натурального числового ряда аксиомам Пеано. Эталонное изображение, с которого записана голограмма, выступает в качестве первого (не нулевого) элемента модели. Аксиома индукции при этом ограничена информационной емкостью системы и (в зависимости от выбранной схемы) угловой инвариантностью голограммы. На рис.12.1 схематически изображена реализация оси элементов модели.

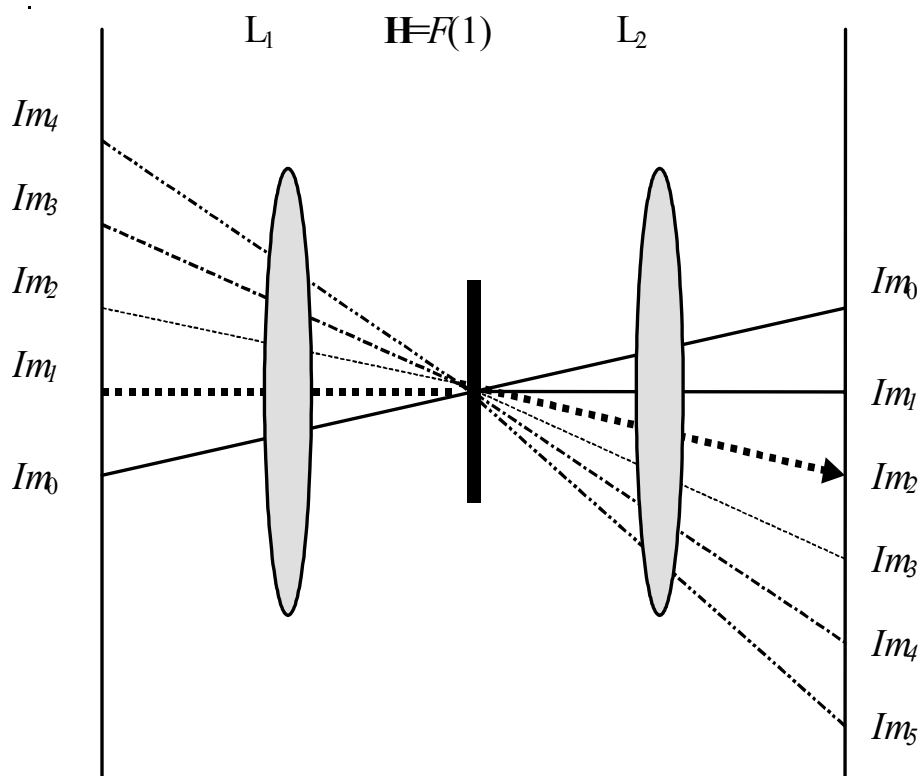


Рис.12.1. Реализация оси элементов модели.

Логика и оператор импликации для приближения Фурье-оптики

Аксиоматическое определение оператора импликации допускает различные варианты его конструктивного определения. Можно убедиться, что простая замена в семантическом правиле, реализуемом в приближении геометрической оптики, оператора N на F ведет к оператору импликации хотя и физически реализуемому, но порождающему правила логического вывода, не имеющие ясной интерпретации. Для обеспечения физической обоснованности модели рассмотрим возможную реализацию правила вывода «обобщенный Modus Ponens» в схеме Рис.3.1:

Условие: если A есть Im_A , то B есть Im_B

Посылка: A есть Im_A'

Заключение: B есть Im_B'

где A и B – некоторые высказывания, Im_A , Im_A' и Im_B , Im_B' – их значения истинности. Представим правило как композицию

$$(A' \vee (A \rightarrow B)) \Rightarrow B', \quad (12.7)$$

где символ \rightarrow обозначает оператор импликации. Если Im_A и Im_B – изображения, то композиционное правило вывода (12.7) описывает ассоциативные свойства отклика Фурье-голограммы, записанной с эталонного изображения Im_A с точечным опорным источником Im_B , при восстановлении голограммы изображением Im_A' . Действительно, с учетом определения и (12.3), отображение левой части (12.7) на истинностное пространство можно представить в виде

$$(Im_A' \vee T(A \rightarrow B)) = Im_A' * F(\eta(F^*(Im_A)F(Im_B))), \quad (12.8.a)$$

для +1 порядка дифракции, и

$$(Im_A' \vee T(A \rightarrow B)) = Im_A' * F(\eta(F(Im_A)F^*(Im_B))), \quad (12.8.b)$$

для –1 порядка дифракции. Здесь символ $*$ обозначает операцию свертки, астериск – комплексное сопряжение. Отсюда следует определение оператора импликации, реализуемого методом Фурье-голографии:

$$T(A \rightarrow B) = F(\eta(F^*(Im_A)F(Im_B))) \quad (12.9.a)$$

в +1 порядке дифракции, и

$$T(A \rightarrow B) = F(\eta(F(Im_A)F^*(Im_B))) \quad (12.9.b)$$

в –1 порядке дифракции.

Из (12.9) следует, что в соответствии со сложившейся системой классификации НЛ (Лекция 11), использованная здесь трактовка изображений как истинностных функций позволяет реализовать в схеме Фурье-голографии как многозначную, так и нечеткозначимую логики. Для сравнения многозначной и нечеткозначимой логик рассмотрим простейший, традиционно используемый пример вывода «Modus Ponens»:

Условие: Если яблоко красное, то оно спелое.

Посылка: Это яблоко очень красное.

Заключение: Это яблоко очень спелое.

Многозначная логика, позволяет оценить степень отклонения цвета от эталонного и, соответственно, степень отклонения спелости от эталонной, но не позволяет оценить знак отклонения, так как не различает категории "очень спелое" и "недостаточно спелое". В рамках нечеткозначимой логики значения лингвистических переменных «степень покраснения» и «степень спелости» могут быть представлены нечеткими числами (НЧ), определяемыми как нормальные, унимодальные и выпуклые подмножества X , описываемые функцией принадлежности $\mu: X \rightarrow [0,1]$ (Рис.12.2.). Физически реализуем следующий подход :

Если обозначить эталонную степень покраснения яблока НЧ "нечеткое один" (1), с которого записана голограмма, то эталон спелости будет представлен в -1 порядке дифракции в выходной плоскости (Рис.3.1) НЧ "нечеткое два" (2). Недостаточная краснота яблока, представляемая НЧ, меньшим, чем «нечеткое один», обозначит степень спелости НЧ из интервала НЧ $[1, 2]$, очень спелые яблоки будут представлены НЧ > 2 .

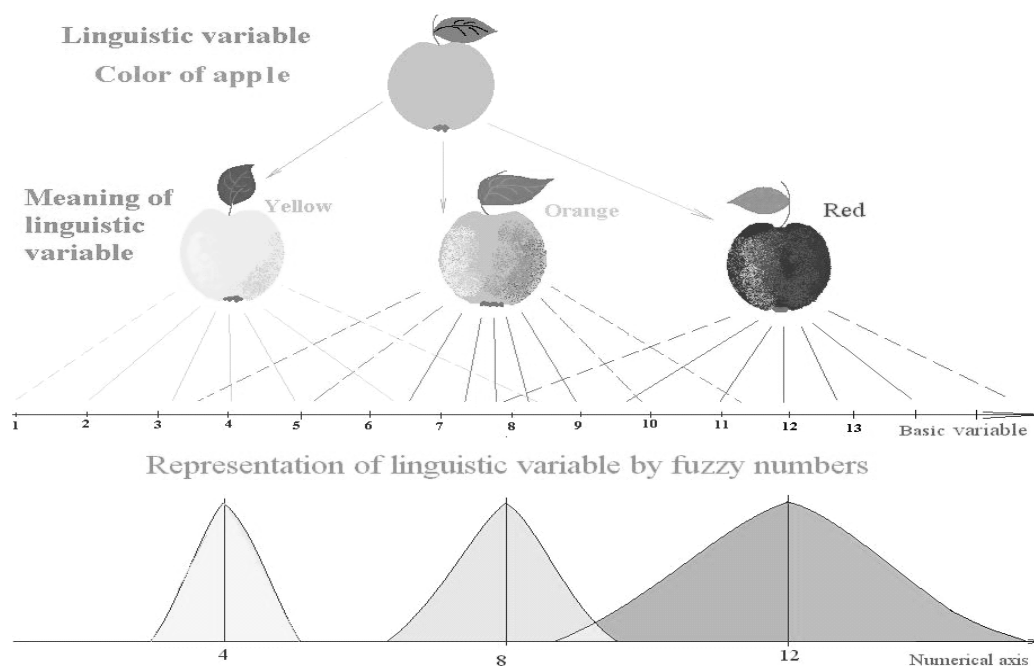


Рис.12.2. Представление смысла ЛП посредством НЧ.

Оператор η определяет как максимально возможное количество градаций X/δ шкалы $[\delta, X]$ посредством задания δ , имеющей физический смысл функции рассеяния, так и перераспределение градаций шкалы между интервалами $[1, 2]$ и $[2, X]$ посредством задания 1 . При возрастании параметра $(X/1)$, логика в рамках примера лучше «чувствует» степень переспелости. Наоборот, при уменьшении этого параметра, логика становится «более разборчивой» в оценке степени недоспелости.

В этом примере мы подошли к следующему ключевому понятию – лингвистической переменной и, соответственно, лингвистическому моделированию,

которое и будет рассмотрено в следующей лекции. Отметим, что представление значений истинности, равно как и значений лингвистических переменных нечеткими числами – простейший случай, рассмотренный здесь из соображений наглядности. Собственно модель не содержит в себе ограничений на тип нечеткого множества. Использование многомодальных подмножеств I_m позволяет в перспективе перейти к многокритериальным моделям принятия решений с учетом взаимной коррелированности критериев.

Литература к Лекции 12

1. Нариньяни А.С. НЕ-факторы 2004// Труды Девятой Национальной Конференции по Искусственному Интеллекту, 28.09 – 02.10.04, Тверь, М.Физматлит,2004,Т.1, с.420-432.
2. Заде Л., Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений // Математика. Новое в зарубежной науке, М., Мир, 1976, в.3
3. Павлов А.В. Математические модели оптических методов обработки информации // Известия Академии Наук: Серия «Теория и системы управления», 2000, №3, с.111-118.
4. Биркгоф Г.. Теория решеток. - М.: Наука, 1984. - 568 с.
5. Э. Трильяс, К. Альсина, А. Вальверде. Нужны ли в теории нечетких множеств операции MAX, MIN и 1-j? / В кн. "Нечеткие множества и теория возможностей" под ред. Р.Р. Ягера. - М.: 1986. – С. 199-228.
6. Р.З.Закиров, А.В.Павлов "Алгебраические основания оптических технологий вычислительного интеллекта" – в кн. "Оптические и лазерные технологии: Сборник статей" / Под ред. В.Н.Васильева – СПб: СПбГИТМО(ТУ), 2001, с. 33-55.

Лекция 13. Логико-лингвистическое моделирование

Логико-лингвистическое моделирование (ЛМ) как направление в рамках фундаментальной проблемы создания искусственного интеллекта (ИИ) [1] отражает такую особенность человеческого мышления как работа на *лингвистических шкалах* (ЛШ) [2], относящихся к классу порядковых шкал [3]. Напомним, что порядковая шкала – это шкала, на которой задано отношение порядка (например, больше – меньше), метрическая шкала – шкала, на которой задана метрика (расстояние). ЛМ применяется преимущественно в ситуациях, когда необходимо передать системе ИИ (обучить) неформализуемые знания, накопленные человеком и выраженные им на естественном для человека языке. Задача обучения системы ИИ как задача формирования человеко-машинного интерфейса может быть представлена как задача градуировки метрической шкалы, используемой техническим устройством, во взаимно-однозначном соответствии с лингвистической шкалой, интуитивно (и субъективно!) градуированной человеком.

Одно из направлений развития ЛМ, опирающееся на аппарат теории нечетких множеств, основано на предложенной Л.Заде концепции лингвистической переменной (ЛП) [4]. В рамках этого подхода смысл (значение) ЛП представляется нечетким подмножеством, как правило – нечетким числом (НЧ), определяемым как унимодальное, нормальное и выпуклое подмножество числовой оси [5]. Смысл всего высказывания вычисляется по правилам арифметики НЧ [6]. Этот подход был успешно применен при решении ряда практических задач, например, для предсказания загрузки узлов телекоммуникационных сетей [6], управления в реальном времени работой сложных радиотехнических комплексов [7], медицинской диагностики [8], и ряда других [9,10].

Представление смысла ЛП нечетким подмножеством предъявляет повышенные требования к вычислительной мощности процессора, что имеет следствием использование по преимуществу «удобных» с точки зрения вычислительной процедуры моделей, например, треугольных НЧ и, как результат, ограничение гибкости и применимости реализуемой модели. Более того, рассматривая задачу реализации ЛМ не изолированно, но в рамках комплексной проблемы выбора парадигмы создания ИИ [2,11,12], должно иметь в виду необходимость реализации в системе ИИ таких атрибутов человеческого интеллекта, как

- Обучаемость;
- Образность мышления;
- Ассоциативность мышления.

В Лекции 1 мы упоминали, что перечисленные атрибуты, вкупе с работой на ЛШ, относятся в первую очередь к «правополушарным

информационным процессам», реализация которых вызывает наибольшие трудности в рамках классического (компьютерного) подхода к проблеме ИИ в силу принципиальной невербализуемости и неалгоритмизуемости таких процессов [2]. В частности, многие исследователи обращают внимание на наличие сильнейшего внутреннего противоречия, скрытого в понятии «моделирование образов» [13]. Между тем, именно правополушарные информационные процессы в значительной степени определяют интеллектуальные способности индивида – способность к обучению и ассоциативность мышления в своей совокупности как способность к нахождению и установлению связей между различными, на первый взгляд весьма далекими друг от друга, массивами информации. Такая постановка задачи вкупе с отрицательным ответом на фундаментальный вопрос о «правомочности рассмотрения информационных процессов безотносительно к их физическому носителю» [11] актуализирует вопрос выбора физической основы ИИ.

В предыдущих лекциях мы показали, что классическая 4-f схема Фурье-голографии строит нечетко-значимую логику и, тем самым, реализует логический вывод на лингвистических шкалах. Этот подход основан на предложенной Л.Заде [4] идее представления значений лингвистических переменных нечеткими числами. Модель была подтверждена экспериментальной реализацией правила логического вывода «Обобщенный Modus Ponens», связывающего одну входную и одну выходную лингвистические переменные (ЛП).

Практический интерес представляют более сложные схемы рассуждений, связывающие набор ЛП на входе с одной выходной ЛП, т.е. схемы формирования интегральной оценки по набору входных ЛП [4,6-9]. Например, в задаче медицинской диагностики на входе могут быть десятки и сотни ЛП – результаты анализов, история болезни, рассказ пациента, впечатления врача от осмотра и т.п., а на выходе должно быть одно решение – лечить или нет, а если лечить, то как. Попытки непосредственного применения подхода, основанного на представлении значений ЛП нечеткими числами (НЧ), для реализации таких схем рассуждений, показали его ограниченность. Не вдаваясь в обсуждение всех нюансов, отметим лишь, что в рамках задачи реализации упомянутых атрибутов биологического интеллекта, признание образности мышления суть признание того, что мозг оперирует отнюдь не числами, пусть даже и нечеткими, но образами. С этой точки зрения существенно, что аналитическая модель, представленная в предыдущих лекциях [22], не накладывает на операнды ограничений, редуцирующие их к НЧ и, тем самым, предоставляет возможности для реализации упомянутых атрибутов интеллекта человека.

В настоящей лекции, базируясь на развитой аналитической модели [22], мы рассмотрим подход к реализации в классической 4-f схеме Фурье-голографии (ФГ) логического вывода на лингвистических шкалах с учетом принципа образности мышления. Исходя из того, что модель обработки информации определяется в первую очередь физическими свойствами материального носителя интеллекта [2], мы заимствуем от биологических прототипов не конкретные модели, но общие принципы, конкретизируя их применительно к используемой схеме ФГ. Подход экспериментально проиллюстрирован на примере формирования интегральной оценки по набору ЛП, т.е. логического вывода типа «Обобщенный Modus Ponens», связывающего набор входных ЛП с одной выходной ЛП.

Подход и используемые определения

Следуя Л.Заде [4], определим лингвистическую переменную как набор $\langle Y, Tm(Y), U, G, M \rangle$, где Y – название переменной, $Tm(Y)$ – терм множество, U – универсальное множество, G – синтаксическое правило, порождающее термы множества $Tm(Y)$, M – семантическое правило, которое каждому лингвистическому значению Y ставит в соответствие его смысл $M(Y)$. Мы не будем рассматривать грамматику G и ограничимся рассмотрением семантического правила M .

Примем, что значение лингвистической переменной A (смысл высказывания) представлено изображением Im_A , а L – лингвистическая шкала. Тогда $M(A) = Im_A$ и, как следует из материалов предыдущей лекции [22], и с учетом [4,23-26], в схеме Рис.3.1. физически реализуемы два семантических правила, связывающих входную In и выходную Out ЛП:

$$M_{+1}(In \rightarrow Out) = F(F(Im_{In})\eta(F^*(Im_{Out}))) \quad (13.1)$$

для +1 порядка дифракции, где астериск обозначает комплексное сопряжение. Аналогично, выражение для семантического оператора, реализуемого в -1 порядке дифракции схемы Рис.3.1.

$$M_{-1}(In \rightarrow Out) = F(F(Im_{In}) \eta (F (Im_{Out}))) . \quad (13.2)$$

Отметим важный для дальнейшего изложения момент, что согласно модели, операнды In и Out могут представлять собой не только отдельные ЛП, но и набор ЛП, как взаимосвязанных, так и независимых.

В предыдущей лекции мы показали, что методы Фурье-оптики позволяют реализовать два оператора D – традиционный $D \equiv N$, где N – оператор отрицания, реализуемый посредством негативного процесса фоторегистрации, и $D=F$, где F – оператор Фурье-преобразования, реализуемый положительной линзой. Последнее заключение было сделано на основе формального сходства закона де-Моргана для инволюции [28] и реализуемой в классической 4-f схеме Фурье-голографии (Рис.3.1.) теоремы Бореля о свертке, что позволило определить свертку как операцию дизъюнкции, Фурье-дуальную конъюнкции

$$(Im_A \vee Im_B)_F = F (F(Im_B) \cdot \eta(F(Im_A))) ,$$

где η – оператор голографической регистрирующей среды, на которой записана Фурье-голограмма операнда Im_A , Im_B – операнд, восстанавливающий голограмму.

Обсудим правомочность такого формального подхода с точки зрения физики. Для этого используем аксиоматическое определение меры как положительной возрастающей оценки g на решетке $[0,1]^U$ такой, что

$$g(a \vee b) \bullet g(a \wedge b) = g(a) \bullet g(b)$$

из $a \subset b$ следует $g(a) < g(b)$,

где \bullet - абстрактная операция, которая задает на $[0,+\infty)$ группу с нулем 0.

Для конструктивного, физически обоснованного определения абстрактной операции \bullet используем результаты работы [28], в которой показано, что искомая операция \bullet связана с унарным оператором, задающим дуальность определяющих модель операций абстрактного сложения и умножения посредством аддитивного генератора φ , такого, что $\varphi(0) = 0$ и $\varphi(1)$ – ограничено, и порождающего как операцию \bullet

$$a \bullet b = \varphi^{-1}[\varphi(a) + \varphi(b)],$$

так и задающую дуальность операцию, в частности, отрицание N

$$N(a) = \varphi^{-1}[\varphi(1) - \varphi(a)],$$

где φ^{-1} – псевдоинверсный образ φ , определяемый через инверсный образ φ^* посредством

$$a \in [0, \varphi(1)] \Rightarrow \varphi^*(a) = \varphi^{-1}(a)$$

$$a \geq \varphi(1) \Rightarrow \varphi^*(a) = 1.$$

Отсюда, операция, задающая дуальность определяющих модель операций, суть дополнение в смысле операции \bullet и, таким образом, данный аппарат может быть применен не только к N -дуальности, но и к дуальности любого типа, имеющей физически обоснованный смысл дополнения.

Для оператора F в рамках алгебры дополнение имеет смысл и, с учетом классической формулы дифракционного размера элемента разрешения в Фурье-плоскости $d = \lambda f/U$ для прямоугольной апертуры U , может быть выражено в виде $F(Im) = (U \ominus Im)/(U \oplus Im)$, где \ominus и \oplus - символы абстрактного вычитания и сложения, соответственно. Напомним, что вычитание здесь определено как сложение с аддитивно противоположным элементом. Как показано в [23], аддитивно противоположный элемент в схеме Рис.1. реализуется через комплексное сопряжение его Фурье-образа, т.е. такое определение вычитания имеет здесь физический смысл и реализуется в +1 порядке дифракции - операция корреляции в данной

алгебре суть вычитание. Таким образом, трактовка теоремы Бореля о свертке как частного случая закона де-Моргана физически правомочна.

Еще раз напомним, что аксиома монотонности [28] для оператора F ограничена внутренней коррелированностью как фундаментальным атрибутом реальной информации. В результате, в отличие от адекватных приближению геометрической оптики поточечно определенных операторов, реализуемые Фурье-оптикой операторы учитывают внутреннюю коррелированность информации – операции определяются в целом над изображениями Im .

«Биологически мотивированный» подход к формированию интегральной оценки по набору входных ЛП

В предыдущей лекции мы рассмотрели реализацию классического примера правила вывода «Обобщенный Modus Ponens» «Если яблоко красное, то оно спелое». Для большинства практических задач интерес представляет более сложная схема рассуждений, включающая набор ЛП на входе (каждая ЛП принимает значения на своей ЛШ) и одну ЛП на выходе. Для реализации такой схемы рассуждений необходимо ответить на два вопроса: выбор семантического оператора и связанный с ним метод градуировки шкал, и выбор метода представления значения входных ЛП.

Выбор семантического оператора и градуировка шкал. Семантический оператор (13.2), традиционно используемый в задаче ЛМ, не обеспечивает формирование интегральной оценки и, тем самым, не позволяет решить задачу. Эту задачу позволяет решить оператор (13.1). Однако, поскольку оператор (13.1) имеет смысл вычитания, то при использовании традиционной методики [4] система оказывается нечувствительной к значениям выходной ЛП, меньшим, чем эталонное. Градуировка выходной лингвистической шкалы реализуется посредством формирования двух отсчетов на шкале – аддитивного нуля, физически реализуемого точечным опорным источником, и эталонного значения Im_{OutR} . Текущий отсчет Im_{Out} оператором (13.1) формируется по правилу

$$Im_{Out} = Im_{In} \cdot Im_{InH},$$

где Im_{In} –совокупность значений входных ЛП, Im_{InH} – значение набора входных ЛП, записанное на голограмме. Таким образом,

$$Im_{InH} \cdot Im_{InH} = \delta,$$

т.е. нулю, так как δ -функция (точечный опорный источник) здесь суть аддитивный ноль, и для всех $Im_{In} \leq Im_{InH}$ также будет

$$Im_{In} \cdot Im_{InH} = \delta,$$

поскольку отрицательные элементы в схеме Рис.1. не реализуемы. Поэтому для обеспечения чувствительности системы в области значений ЛП, меньших, чем эталонное, должно быть выполнено условие

$$Im_{InR} \geq N (Im_{InH}), \quad (13.3)$$

где Im_{InR} – эталонное значение набора входных ЛП, N – число требуемых градаций в области значений выходной ЛП Out , меньших, чем Im_{OutR} . Иными словами, в рамках вышеприведенного примера, система должна обучаться не посредством предъявления эталона цвета помидора, а посредством предъявления самого плохого из всех возможных (зеленого, не спелого) помидора.

Метод представления и ввода в систему значений ЛП

Внутренние репрезентации информации в мозгу, в отличие от компьютера, реализуются не посредством чисел, пусть даже и нечетких, но в виде паттернов – картин нейронной активности коры головного мозга [18]. Принцип образности мышления реализуется посредством обработки этих паттернов. Вспомним также материал лекции 1, когда мы говорили о том, что мозг здорового человека представляет собой предельно неустойчивую систему с хаотической динамикой при отсутствии воспринимаемой информации [29]. При обработке распознаваемой информации картина нейронной активности коры мозга меняется [30,31]. По некоторым данным при этом она характеризуется появлением фрактальной структуры с достаточно большой длиной корреляции. Отметим, что на сегодня среди исследователей нет единства мнений [31] относительно фундаментальных причин существования именно такого типа динамики нейронной активности коры головного мозга, равно как и относительно ряда иных упомянутых здесь вопросов. В данном случае для нас важно то, что поскольку модель обработки информации определяется физическими свойствами материального носителя интеллекта, в данном случае схемы ФГ, то, следуя [11,18], мы заимствуем от биологических прототипов не конкретные модели, но лишь общие принципы, конкретизируя их применительно к используемой физической схеме. Исходя из этих положений, представляется интересной следующая методика:

1. В качестве паттерна, представляющего совокупность значений набора входных ЛП на соответствующих шкалах (внутренняя репрезентация воспринимаемой информации), используется реализация двумерного фрактального Броуновского движения (ФБД);
2. Удельный вес каждой ЛП в общем массиве воспринимаемой информации определяет относительный размер фрагмента паттерна, модулируемого этой ЛП;
3. Нечеткие числа (НЧ), представляющие текущие значения каждой ЛП на соответствующей ЛШ, связаны с характеристиками соответствующего фрагмента паттерна следующим образом:

$$\text{Re}(F(Im_i)) = \text{Re}(F(N_i)) , \quad (13.4)$$

где Im_i – фрагмент паттерна, используемый для репрезентации i -ой ЛП, N_i – НЧ, описывающее значение i -ой ЛП на i -ой ЛШ.

Экспериментальная иллюстрация

Рассмотрим для наглядности следующий условный пример, связывающий 4 входных ЛП (цвет, размер, свежесть и вкус) и одну выходную - качество:

Если яблоко красное, большое, сочное и вкусное, то оно хорошее.

Эталонное значение 4-х входных ЛП представим реализацией ФБД размерностью 1024x1024 со значением параметра Хёрста $H=0.1$. (Качество хорошее 4 (Im_4)). Каждой ЛП присвоим свою область изображения, размер которой определяется экспертом в соответствии с субъективной оценкой важности соответствующей ЛП. Текущее значение каждой ЛП задается соответствии с правилом (13.4) изменением параметров этой области; для простоты операция проводилась в редакторе «Photoshop» применением операций увеличения резкости/размытия изображения, контроль проводился по гистограмме.

Изображение, использованное для записи голограммы, представляет набор значений входных ЛП, который по мнению эксперта соответствует значению выходной ЛП «самое плохое яблоко» (качество 1 (Im_1)). Оно получено из эталонного изображения применением операции «увеличение резкости». Применением этих операций к отдельным фрагментам получены еще три паттерна, представляющие, по мнению эксперта, различные образцы качества яблок.

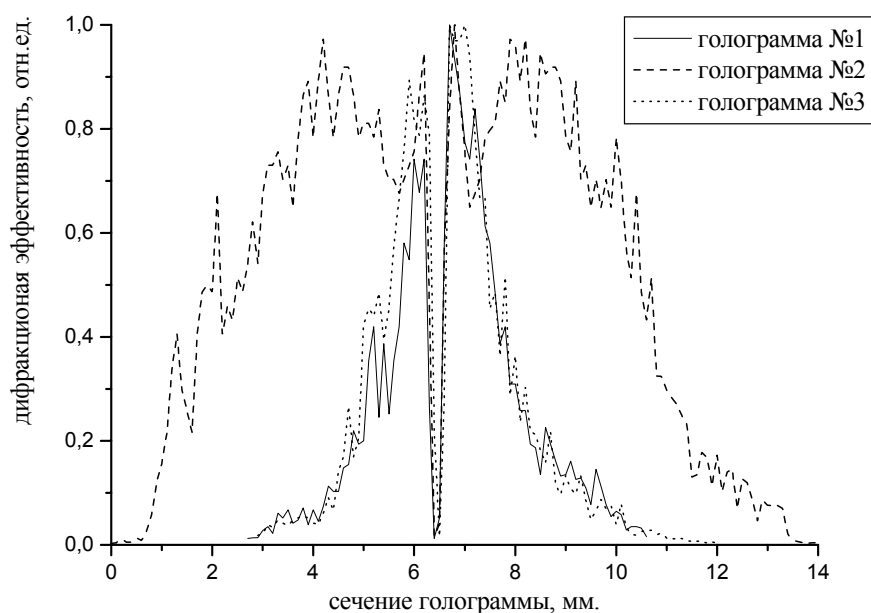


Рис.13.1. Нормированная дифракционная эффективность по сечению голограмм.

С изображения Im_1 в схеме Рис.3.1. записаны три голограммы, отличающиеся условиями экспозиции. На Рис.13.1. приведены сечения дифракционной эффективности этих голограмм. На Рис.13.2. приведены значения ширины откликов по уровню 0.5, полученных от каждой из голограмм в +1 порядке дифракции схемы Рис.3.1., при предъявлении этих изображений $Im_1 - Im_5$. Таким образом, шкала значений ширины откликов по уровню 0.5 в данном случае суть выходная метрическая шкала.

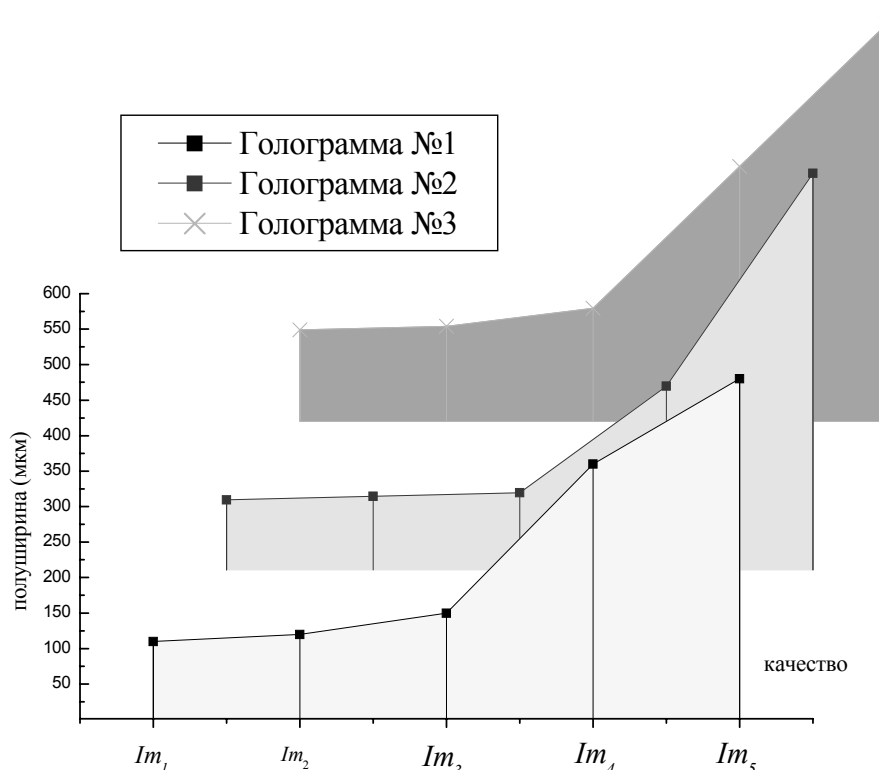


Рис.13.2. Согласование лингвистической и метрической шкал.

Из Рис.13.2. видно, что каждая голограмма формирует свою зависимость между выходной метрической шкалой (ось Y) и одинаковым для всех голограмм набором значений входных ЛП, условно размещенных по оси X. Таким образом, выбор условий записи голограмм позволяет реализовать принцип субъективности градуировки ЛШ. Действительно, в рамках использованного примера, два эксперта совершенно по разному могут оценить качество одного и того же помидора, даже соглашаясь в оценке текущих значений каждой из описывающих его ЛП.

При анализе приведенной иллюстрации возможности настройки селективной чувствительности как перераспределения числа градаций между участками шкалы необходимо иметь в виду, что в эксперименте использовалась стандартная голографическая регистрирующая среда ПФГ-

03м с процессом ГП-8. Традиционно, усилия разработчиков регистрирующих сред направлены на максимально возможное расширение квазилинейного участка динамического диапазона. Как видно из (13.1), большего эффекта настройки системы на чувствительность в том или ином диапазоне можно добиться при использовании регистрирующих сред с более выраженными нелинейными характеристиками, в том числе, с наличием участков как прямой, так и инверсной зависимости дифракционной эффективности от экспозиции.

Также для нас существенно то, что оператор η , в дополнение к отмеченному выше перераспределению градаций между участками шкалы, управляет также и радиусом корреляции, т.е. возможна согласованная настройка трех параметров – двух параметров шкалы и степени учета взаимовлияния лингвистических переменных. Последнее открывает возможность реализации в рамках данной схемы также и принципа *контекстности* восприятия информации.

Литература к Лекции 13

1. *Поспелов Д.А.*, Логико-лингвистические модели в системах управления, М. Энергоиздат, 1981.
2. *Кузнецов О.П., Тарасов В.Б., Аверкин А.Н., Вагин В.Н.*, Круглый стол «Парадигмы искусственного интеллекта» // Новости искусственного интеллекта, 1998, №3.
3. *Белов С.В.*, Шкалы в системах мягких измерений // Труды II Межд. Конф. По мягким вычислениям и измерениям СПб, 25-28 мая 1999, т.1.
4. *Заде Л.*, Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений // Математика. Новое в зарубежной науке, вып.3, 1976.
5. *D.Dubois, H.Prade*, Fuzzy numbers: an overview, in: Ed. by J.C.Bezdek, Analysis of Fuzzy Information, Boca Raton, FL, 1987, v.1, pp.3-39.
6. *W.Pedricz, A.Vasilakos*, Linguistic Models and Linguistic Modeling // IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 1999, v.29, 6, p.745-759.
7. *Г.Н.Мальцев, Ю.А.Ветринский*, Логико-лингвистическое описание функционирования сложных радиотехнических систем с элементами искусственного интеллекта в управляющих вычислительных комплексах // Изв. ВУЗов, Приборостроение, 1999, т.42, в.3-4, с.3-7.
8. *Кокушкин Ю.А., Усов В.М., Богомолов А.В.*, Автоматизированное оценивание риска нарушений состояния здоровья человека с помощью компьютерных вопросников на основе нечеткой логики // Информационные Технологии, 2002, №10.
9. *Ю.А.Романенко, С.Г.Данилюк*, Теоретические основы применения лингвистических переменных в диагностических моделях // Измерительная техника, 1997, в.1, с.13-16.
10. *А.Н.Аверкин, И.З.Батыршин., А.Ф.Блишун, В.Б.Силов, В.Б.Тарасов*, Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта, под.ред.Д.А.Поспелова, М., 1986.
11. *Кузнецов О.П.*, Неклассические парадигмы в ИИ // Известия АН, сер. Теория и системы управления, 1995, №5, с.3-23
12. *Zadeh L.A., Nikravesh M., Aminzadeh F.*, Computing with Words and the BISC Decision Support System // Proceedings of IV Int. Conference on Soft Computing and Measurements, 2002, v.1, pp.18-21.

13. Валькман Ю.Р. и др., Тесты, контексты, универсумы в графических образах и языках // Труды Международной Конференции «Интеллектуальные системы», 3-10 сент., 2003, Дивноморское, Россия, Изд. Физ-мат. Литературы, Т.1, с.213-219.
14. Кольер, Оптическая голография, М.Мир, 1972.
15. Арбиб М., Метафорический мозг, М.Мир, 1976
16. Прибрам К., Языки мозга, М.Прогресс, 1975.
17. Судаков К.В., Голографический принцип системной организации процессов жизнедеятельности. - Успехи физиол.наук. 1997. 28, С.3-32.
18. Прибрам К., «Нелокальность и локализация: голографическая гипотеза о функционировании мозга в процессе восприятия и памяти», // В сб. «Синергетика и психология». Вып.1. "Методологические вопросы" Издательство МГСУ "Союз", 1997.
19. Owechko Y., "Nonlinear holographic associative memories", //IEEE Journal of Quantum Electronics, 1989, v.25, N3, p.619-634.
20. Kosko B., Adaptive Bidirectional Associative Memories, //Applied Optics, 1987, Vol.26, No23, pp.4947-4960.
21. Kosko B., "Neural Networks and Fuzzy Systems: A dynamical systems approach to machine intelligence", Englewood Cliffs, Prentice Hall int.ed.,1992.
22. Павлов А.В., Применение методов Фурье-голографии для построения логических процессоров // Оптический журнал, 2002, т.69, №10, с.42-48.
23. Павлов А.В., Об алгебраических основаниях оптических измерений // Измерительная техника, 1999, 12, с.23-26.
24. Gupta M.M., Qi J., Theory of T-norms and Fuzzy Inference Methods // Fuzzy Sets and Systems, 1991, v.40, pp.431-450.
25. Weber S., A General Concept of Fuzzy Connectives, Negations and Implications Based on t-norms and t-conorms // Fuzzy Sets & Systems, 1983, v.11, pp.115-134.
26. Yager R.R., On global requirements for implication operators in fuzzy modus ponens //Fuzzy Sets and Systems, Vol.106, i.1, pp.3-10
27. Dubois D., Prade H., A Review of Fuzzy Sets Aggregation Connectives // Information Sciences, 1985, v.36, pp.85-121.
28. Трильяс Э., Альсина К., Вальверде А.. Нужны ли в теории нечетких множеств операции MAX, MIN и 1-j? // В кн. "Нечеткие множества и теория возможностей" под ред. Р.Р. Ягера. - М.: 1986. – С. 199-228.
29. Пригожин И.Р., Стенгерс И., «Время, хаос, квант», Пер. с англ. – М. Наука, 1989, 322с.
30. Ижикевич Е.М., Малинецкий Г.Г., «Модель нейронной сети с хаотическим поведением», Ин-т прикладной математики им.М.В.Келдыша. Препринт №17, М., 1993.
31. Борисюк Г.Н., Борисюк Р.М., Казанович Я.Б., Иваницкий Г.Р., «Модели динамики нейронной активности при обработке информации мозгом – итоги «десятилетия» // Успехи Физических наук, 2002, т.172, №10, с.1189-1214.

Заключение

В настоящем курсе лекций мы рассмотрели только некоторые из существующих на сегодня оптических информационных технологий, наиболее соответствующих сегодняшнему пониманию актуальности задач и перспектив развития ИИ. Ряд технологий вынужденно остался за рамками курса, например, технологии ассоциативной памяти, основанные на эффекте фотонного эха. Некоторые их не рассмотренных здесь технологий будут изучены в рамках других курсов (регистрирующих материалов, нелинейной оптики и т.п.); знаний, полученных в рамках курса должно хватить для того, чтобы самостоятельно увидеть области возможного применения этих технологий в задача ИИ.

Мы увидели, что информационная технология, претендующая на соответствие современной парадигме искусственного интеллекта, должна соответствовать следующим критериям:

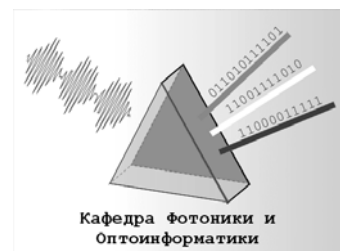
- Образное представление информации;
- Распределенность информации;
- Реализация отношения сходства (толерантности);
- Обучаемость и адаптивность в смысле самообучения;
- Параметричность;
- Контекстность восприятия и обработки информации;
- Неразрывность процессов восприятия и обработки.

Как следует из проведенного рассмотрения, этому набору требований достаточно полно соответствует Фурье-голография как технический метод и, тем самым, потенциально перспективна в плане создания систем ИИ. При этом еще раз подчеркнем – разговоры о т.н. голографическом мозге в значительной своей части являются профанацией и свидетельствуют о некомпетентности авторов. Голография, как и любая иная технология, как и оптика в целом, не может претендовать на всеохватность решения такой сложной, имеющей комплексный характер задачи, как ИИ. Для каждой технологии существует свой круг задач, своя область, в которой эта технология вне конкуренции по сравнению с другими в силу наиболее полного соответствия технологии тем моделям, для реализации которых она используется.

Для превращения упомянутых в курсе теоретических и экспериментальных результатов в коммерческие продукты необходимо развитие соответствующей элементной базы. В первую очередь, представляется актуальным развитие реверсивных голографических сред, работающих в реальном времени, в направлении реализации передаточных характеристик с существенной нелинейностью, параметризуемых условиями питания, экспозиции, etc.

Кафедра фотоники и оптоинформатики

Заведующий – профессор, д.ф.-м.н., лауреат
премии Ленинского Комсомола
С. А. Козлов



<http://phoi.ifmo.ru>

Основное направление работы кафедры определено ее названием, одноимённым с названием факультета, и связано с развитием нового поколения информационно-телекоммуникационных систем, основанных на оптических технологиях.

Кафедра готовит бакалавров и магистров по направлению 554600 «Фотоника и оптоинформатика». При подготовке специалистов ведется активное сотрудничество с компаниями, занятыми в отрасли фотоники и оптоинформатики. Со второго курса студенты получают возможность участвовать в работе этих компаний, а также в научно-исследовательских и опытно конструкторских проектах Университета ИТМО, других научно-инновационных центров Санкт-Петербурга, проводимых по госзаказу Министерства РФ, российским и международным грантам и контрактам.

Лекционные курсы, которые читают ведущие специалисты кафедры, включают изучение физических основ и техники оптической записи, обработки и передачи информации; знакомят студентов с аналоговыми и цифровыми оптическими вычислениями, оптическими технологиями искусственного интеллекта, квантовой информатикой. Значительное внимание уделяется подготовке студентов по различным технологиям программирования и инновационному менеджменту.

На кафедре разработаны и действуют уникальные лабораторные практикумы по изучению лазерных систем, применяемых в оптоинформатике; голографических технологий записи, преобразования и воспроизведения информации, цифровых оптических вычислений и оптических процессоров нечёткой логики для систем искусственного интеллекта, а также по фемтосекундной оптике и фемтотехнологиям.

Среди студентов и аспирантов кафедры – победители конкурсов лучших научных работ, проводимых Российской Академией наук, Министерством образования РФ, крупнейшими мировыми научными обществами и фондами, такими как РФФИ, INTAS, SPIE, CRDF, OSA и др.

Штат кафедры составляют сотрудники Университета ИТМО, ГОИ и Института Лазерной Физики. Научным консультантом работ кафедры по направлениям «Голография» и «Оптоинформатика» является академик РАН Ю.Н.Денисюк.

Владимир Николаевич Васильев
Александр Владимирович Павлов

«Оптические технологии искусственного интеллекта»

Учебное пособие

В авторской редакции

Компьютерная верстка

Дизайн

Редакционно-издательский отдел СПбГУ ИТМО

Лицензия ИД №00408 от 05.11.99

Зав. редакционно-издательским отделом

Р.З. Закиров

А.В. Павлов

Н.Ф. Гусарова

Подписано к печати 19.04.05

Тираж 100 экз.

Отпечатано на ризографе

Заказ №852

Редакционно-издательский отдел
Санкт-Петербургского государственного
университета информационных
технологий, механики и оптики
197101, Санкт-Петербург, Кронверкский пр., 49

