Санкт-Петербургский
Государственный
Политехнический
Университет

Институт прикладной
математики и механики

КАФЕДРА
ТЕЛЕМАТИКА

Высшая школа ИИ

курс: Решение прикладных задач методами машинного обучения

Лекция 2

Характеристика фундаментальной проблемы «машинного обучения»

13 сентября 2022 г.

Характеристика фундаментальной проблемы «машинного обучения»

Проблема: **Чему** и **как** можно научить «машину» ?

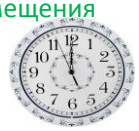
Мы можем вычислить даже то, что невозможно себе представить
Л. Ландау

К. Гедель: Истинно то, что логически **доказуемо**
Доказуемо не все, что **истинно**

Машина Тьюринга: решение **прямых задач** с помощью алгоритмов.
Загрузка алгоритма-программы в автомат не есть обучение

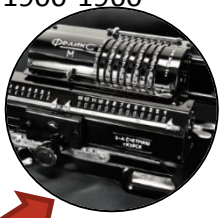
построение алгоритмов на основе решения «обратных» задач

Эра **автоматов**, управляемых одной программной решение в форме перемещения



эра «**арифмометров**, управляемых человеком 1900-1960

Решение в форме алгоритма действий



энергия

эра **«компьютеров-автоматов** управляемых программами бинарной логики 1960 – 2020

Решение в форме программы машинных операций

эра «умных» машин, управляемых данными 2020 >

Решение в форме алгоритма обучения

данные-алгоритм

Обучение vs научение

Уточните значение слов, и вы избавите человечество от половины заблуждений. © Рене Декарт

Начнем с уточнения:

- обучение - сознательный процесс выработки универсальных реакций
- научение –бессознательный процесс самообучения и формирования поведения.

Частный случай:

- Машинное обучение— использование математических моделей данных, для управления работой компьютера без использования программ в форме набора машинных команд (специально подобранные входные данные и есть «команды») .

- Научение – формирование индивидуального опыта, состоящего из набора действий, изменяющих поведение субъекта в зависимости от конкретных условий и внешней среды (данные определяют изменение «поведения»)

Что представляет собой фундаментальная проблема «обучаться» ?

Проблема обучения связана с целенаправленным изменением восприятия данных неким субъектом. Обучение можно рассматривать как саморегулируемый процесс фильтрации сигналов окружающего мира с целью **вычленения значимой информации,** не требующий внешнего вмешательства.

Обучение субъекта не отделимо от феномена «интеллектуальности».

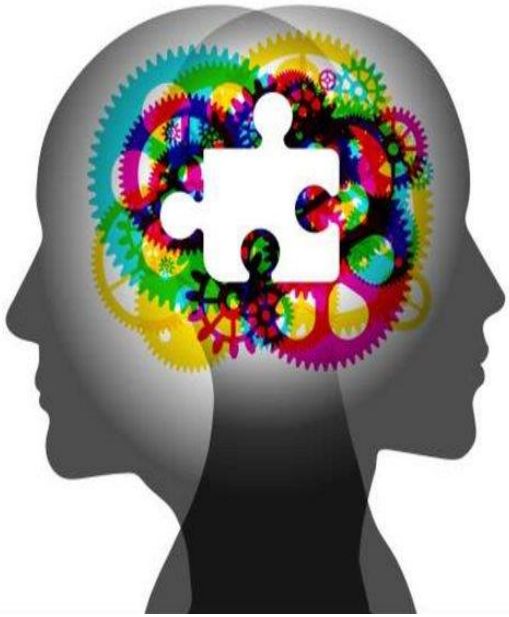
Например, в узком смысле «интеллектуальность компьютеров» – это их способность реализовывать различные классы алгоритмов решения прикладных задач, достигая при этом заданных критериев оптимальности. Заметим, что:.

- Функция «обучения» применительно к современным компьютерным технологиям (КТ) – «конечным автоматам или машинам Тьюринга носит «экзо» характер и сводится к целевой реконфигурации доступного для этого множества программных и аппаратных компонент для повышения эффективности вычислений (производительности, точности, надежности, потребления энергии…).
- Способность обучаться применительно к **экзо-интеллектуальным компьютерным системам** требует **от** совокупности аппаратно-программных средств, способности реконфигурапци с помощью технологии «машинного обучения» на выборке данных, пополняемой в ходе функционирования вычислительной системы

Обучение с учителем

Перцептивное научение

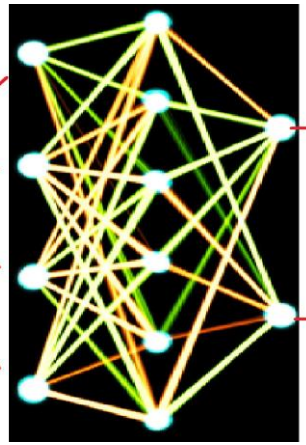
- Готовность организма к научению имеет первостепенное значение для его выживания, и эта готовность в значительной степени зависит от его перцептивных навыков. Научение позволяет человеку замечать стимулы, на которые он до того не обращал внимания, например ,как происходит восприятие обычных пространственных отношений.
- Перцептивные способности не являются неизменными и меняются при обучении.



СТАНДАРТНАЯ МОДЕЛЬ МО С ТОЧКИ ЗРЕНИЯ **РАЗРАБОТЧИКА**

задаче классификации обучающая выборка представляет собой набор отдельных объектов X = {x_i} n i=1 , характеризующихся вектором веществennозначных признаков x_i = (x_i,1/2, . . . , x_i, d)

X - входное множество 2М пикселей



оператор

кот

пес

Выходной вектор **классов** T=(1,2,..m) в данном случае размерность вектора m= 2

(или выходное множество модели МО из двух понятий – кот, пес

Кем, как, когда ?

"заранее обученная нейроморфная модель-оператор **предсказывает**, что 2 М пикселей входного изображения **кодируют** с помощью hidden (скрытной) сигнатуры в выходном embedding векторе позицию «кот" с вероятностью **0.98",** а слово «пес» с вероятность **2%.**

Требуется настроить оператор (классификатор), который, обработав входной вектор X, сформировал бы вектор оценок принадлежности (апостериорных вероятностей) X к каждому из классов {p(s|x)}. В данном случае s=1, с вероятностью 0.98

Фундаментальные проблемы Машинного обучения

- получение верного ответа с помощью **неверных в общем случае рассуждений** ("right for the wrong reasons"), которые хорошо работают только для обучающего распределения данных и на этапе тестирования (Shortcut learning или ускоренное обучение)

(См. https://arxiv.org/abs/2004.07780)

Фундаментальные проблемы Машинного обучения

- учета «контекста» для получения правильного решения

  - современные сверточные нейронные сети «предпочитают» ориентироваться на локальные участки текстур (классификация черных котов как породу собак схипперк)

Что такое в данном случае «контекст»:

- добавление на фото коробки собачьего корма в существенно повышает уверенность в распознавании объекта, хотя сам корм нейронная сеть распознает как "книгу"

Как это происходит в мозгу человека

- Каждую секунду тело (совокупность всех органов) отправляет в мозг 11 миллионов бит информации.
- Сколько из этих битов мозг обрабатываете сознательно? Оказывается максимум 50, что лишь 0,00001% от данных, которые генерируют все части нашего организма. Остальная часть данных обрабатывается «подсознательно»….
- Понимая это многие с энтузиазмом утверждают *«Мы используем только малую четь около 10% нашего мозга!»*. Поэтому надо разблокировать «подсознание» и таким образом усилить интеллектуальные возможности человека.
- Итак, сознание не использует 100%, ресурсов мозга, но мозг, имея вес около 1.5 кг или 2% веса всего организма, потребляет 20 % всей энергии организма. Поддерживать жизнь, управляя работой всех органов - это большая работа.

Вопрос: почему эволюция не использовала все ресурсы мозга ?

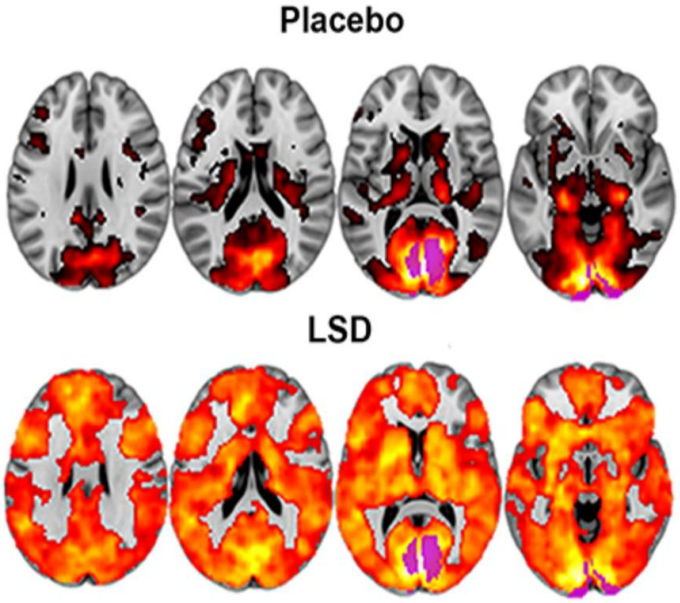
Уровни обобщения моделей машинного обобщения

- Почти любая «обучающая выборка» имеет ограниченное разнообразие и не покрывает всех ситуаций, в которых желательна корректная работа модели МО. Это важно в случае сложных структур данных, совмещающих изображения, тексты и звукозаписи.
- Какие при этом возникают «ошибки»
  - используются признаки, которые не позволяют вычислить правильный ответ даже на обучающей выборке
  - используются признаки, которые позволяют эффективно предсказывать ответ на обучающей выборке, но не на всем распределении, из которого получена эта выборка.
  - используются данные, которые отличается от данных обучающей выборки путем сдвига распределения данных (distributional shift).

Пример

Кора головного мозга обрабатываем лишь ~ 50 бит информации в секунду. Куда деваются остальные 10 999 950? Вся информация проходит через специальный фильтр, который работает как гигантское «умное» гибкое сито – таламусом или шлюз между сенсорной информацией, передаваемой в ваш мозг — от различных органов и частей тела (рук, глаз, волос, пальцев ног, носа, языка и т. д.) и корой головного

Вещество, которое запускает безумное количество нейронов мозга без всякой причины, называется диэтиламид лизергиновой кислоты, или ЛСД. Его прием приводит к резкому повышению нейронной



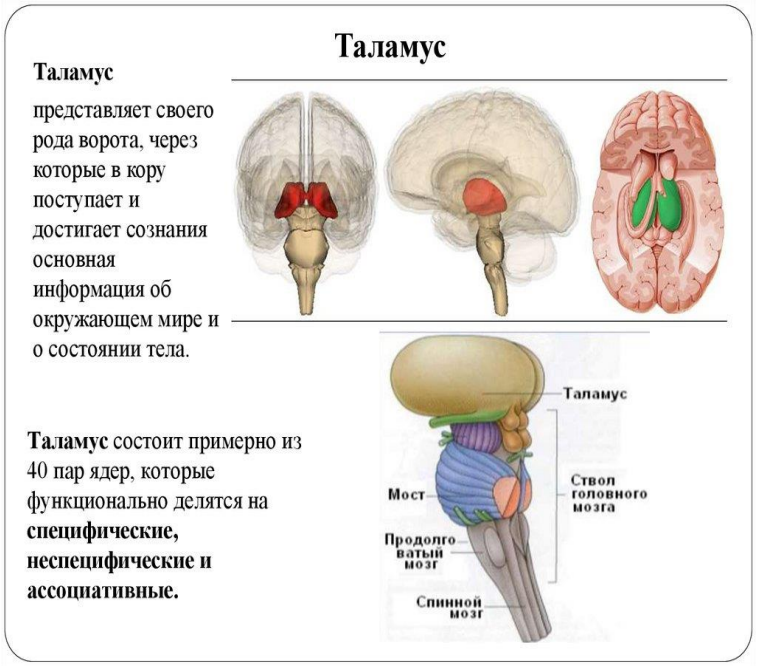
Нормальная работа мозга

Какофония галлюцинаций.

Сенсорная информация блокируется ретикулярным ядром таламуса (TRN).

Анализ информационных аспектов интеллектуальных процессов в мозгу человека

- Сенсорное «обеспечение» человеческого организма генерирует данные со скоростью 11 миллионов бит в секунду, но в кору головного мозга, где «обитает» сознание, передается — не более пяти десятков бит в секунду. Все другие данные фильтруются в таламусе –органе которые отвечает за перераспределение информации
- Выводы:
  - из всей информации, которая каждую секунду поступает в мозг от органов чувств, только малая часть достигает сознания и обрабатывается в больших полушарий головного мозга:
  - отношение производительности **перцепции** к производительности **апперцепции** составляет миллион к одному



ПОЛИТЕХ

Интеллектуальный фильтр потока сенсорных данных

Ретикулярное ядро таламуса (TRN) таламуса работает как «светофор» или шлюз на информационной сети потока сенсорных данных. Таламус «пропускает» лишь ту информацию, которая наиболее актуальна в контексте текущей задачи. Остальные данные он как бы убирает в «дальний ящик».

Вопросы:

- как TRN расставляет приоритеты?
- какие именно данные из всего потока битов необходимо оставить, а какие «выкинуть»?

Ответ: никто точно этого не знает. На эту тему есть несколько исследований, но они весьма неполные и запутанные.

Вывод: мозг получает большой объем информации, но 99,99999% этой информации не доходит до сознательной части сознания человека.

Вопрос: Можно ли и подобный интеллектуальный фильтр реализовать средствами современных компьютерных технологий ?

Это и есть фундаментальный вопрос использования технологий ИИ

ПОЛИТЕХ

МЕХАНИЗМЫ «ФИЛЬТРАЦИИ» ДАННЫХ - РЕГРЕССИЯ

1. восстановление регрессии при решении задач:

- Оценки стоимости объекта по его характеристикам
- Прогноз свойств соединений по параметрам химических элементов
- Оценка времени заживления травмы
- Оценка заемщика при выдачи ему кредитного лимита
- Оценка расхода топлив по техническим характеристикам автомобиля и режиму езды спрогнозировать

В классической задаче восстановления регрессии обучающая выборка представляет собой

- набор отдельных объектов $X = \{x_i\}_{i=1}^{n}$, характеризующихся вектором вещественнозначных признаков $x_i = (x_{i,1}, \ldots, x_{i,d})$

результат построения регрессии

- непрерывная вещественнозначная переменная t (регрессор), входящая в апостериорное распределение на множестве значений регрессионной переменной $p(t|x)$

ПОЛИТЕХ

МЕХАНИЗМЫ «ФИЛЬТРАЦИИ» ДАННЫХ - ИЗВЛЕЧЕНИЕ ЗНАНИЙ

2. Извлечение знаний. Области применения:

- Медицина: поиск синдромов болезни
- Социология: определение факторов, влияющих на выборы
- Генная инженерия: выявление связанных участков генома
- Научные исследования: получение новых знаний об
- исследуемом процессе

…..

Суть механизма : построение зависимостей между косвенными классификационными признаками одного и того же объекта или явления

Обучающая выборка - набор отдельных объектов $X = \{x_i\}_{i=1}^{n}$, характеризующихся вектором веществennозначных признаков $x_i = (x_{i,1}, \ldots, x_{i,d})$

Задача: построить алгоритм, генерирующий набор объективных связей между признаками, имеющих место в генеральной совокупности. Результат может иметь форму

- предикатов «ЕСЛИ ... ТО ...»
- цифровых диапазонов $((0.3 \le x4 \le 2.1)\&(-6.98 \le x7 \le -7.59) \Rightarrow (3.2 \le x2 \le 8.345))$,
- текстовых сообщений («ЕСЛИ высота – низкая И (облачность – слабая ИЛИ – отсутствует) ТО полет – безопасный»

Проблема неконкретизации в задачах МО

(поведение моделей МО за пределами обучающего распределения данных)

Для каждой задачи может существовать бесконечное количество разных обученных моделей с разными весами и вычислительными архитектурами, дающих примерно одинаковую точность на обучающей выборке. (см. http://www.cs.cmu.edu/~tom/pubs/NeedForBias_1980.pdf)

«плохое» поведение систем ИИ в реальных условиях применения «обученных моделей»

https://arxiv.org/abs/2011.03395

Н. Винер (книга Творец и робот):

- исполнение заданного осуществляется в высшей степени буквально
- Если магия вообще способна даровать что-либо, то она дарует именно то, что вы попросили, а не то..., что подразумевали, но не сумели точно сформулировать

Суть машинного обучения

Решение задач анализа данных путем обработки прошлого опыта (case-based reasoning) и построение оператора отображения вектора из признаков класса объектов на множество данных измерения.

- Что это дает: Альтернатива построению формальных математических моделей (model-based reasoning)
- Основное требование – наличие «обучающей» информации, которая инвариантна к шумам «экспериментальных» данных, которые подаются на вход системы ИИ. Это могут быть:
  - выборка прецедентов – ситуационных примеров из прошлого опыта с известными исходами
  - обобщенный опыт прошлых наблюдений/ситуаций, исход которых известен
- Основные проблемы:
  - Малый объем и разнообразие опытных данных
  - Некорректность входных данных
  - «Переобучение»

Малый объем обучающей выборки

Объект разработки – обучающая выборка. Цель - нахождение эффективного размера выборки, которая сохраняет репрезентативность

При малых выборках

Можно использовать только простые модели

Скорость обучения максимальна

Можно использовать методы, требующие много времени на обучение

Хотя большой объем выборки позволяет

- Получить более надежные результаты
- Использовать более сложные модели алгоритмов
- Повысить точность обучения

НО: при этом время обучения быстро растет, а также высока вероятность переобучения выборе излишне сложной модели

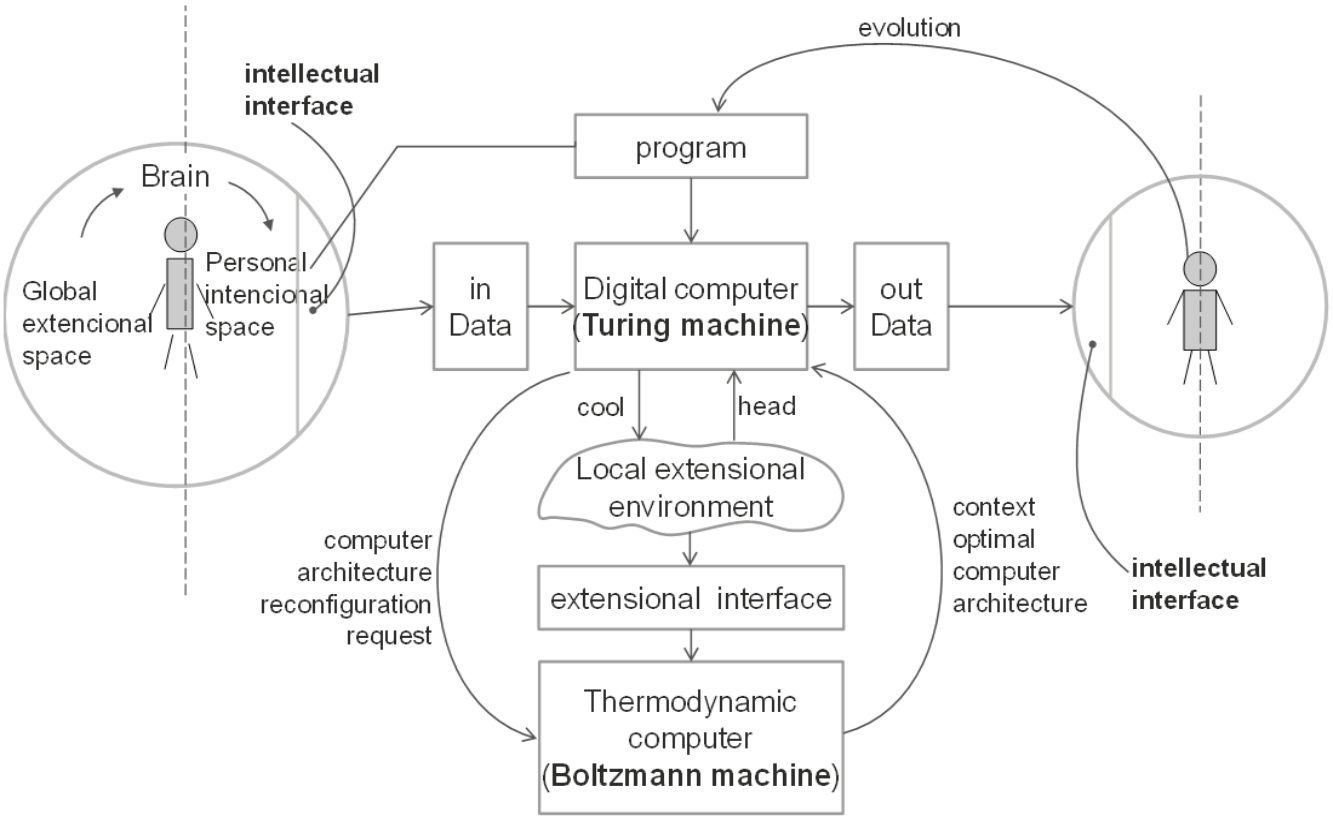
Проблемы обучения: Противоречивость данных и разнородность признаков

Противоречивость. Объекты с одним и тем же признаковым описанием могут иметь разные исходы (принадлежать к разным классам, иметь отличные значения регрессионной переменной и т.п.)
Что надо делать:
• Необходимо заранее исключать или корректировать противоречащие объекты
• Использование вероятностных методов обучения позволяет корректно обрабатывать противоречивые данные, имеющие условное распределение p(t|x)

Разнородность. Признаки могут быть веществennознaчными, дискретными, номинальными и текстовыми:
• Номинальные признаки отличаются особенностями метрики между значениями и могут быть заменены на набор бинарных переменных по числу значений номинального признака
• Текстовые признаки, признаки-изображения, даты и пр. необходимо заменить на соответствующие номинальные либо числовые значени

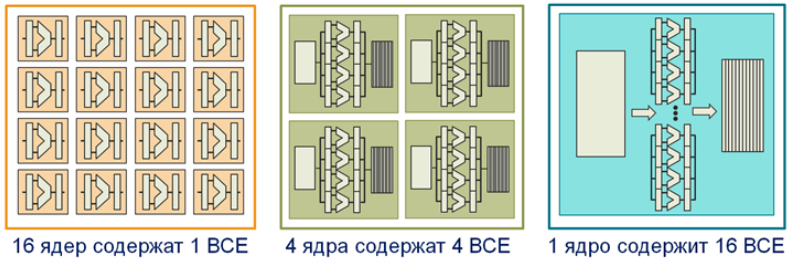
Выводы: необходима пластичность моделей МО

«пластичность» архитектуры вычислителя, как платформы системы МО основанная на использовании интеллектуальных интерфейсов, **накоплении информации** о функционировании, фильтрации данных с целью «выявления» значимых признаков, которые повышают точность решения прикладных задач классификации, кластеризации и регресии



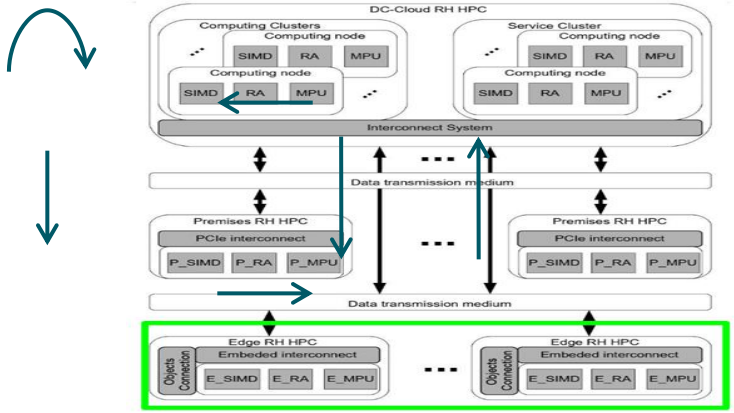
Эволюция вычислительных архитектур : от многоядерности и многопотоковости к реконфигурации и целевой самоорганизации

1) В пространстве двух измерений
- (BCE – basic calculation element)

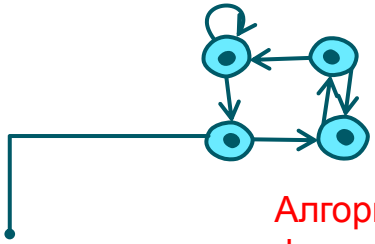


согласно закону Амдаля переход на многоядерные структуры, может ускорить выполнение как последовательных (1-F), так и параллельных (F) частей алгоритма

2) Гетерогенность + реконфигурируемость вычислительных структур расширяет пространство возможностей до уровня «самоорганизации» путем пополнения сигнатуры базовых вычислительных операций (БВО)



Представление алгоритма с помощью БВО



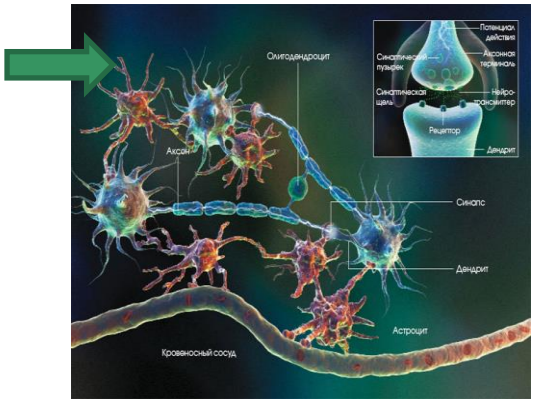
Алгоритм как функция, вычисляющая решение в потоке обрабатываемых данных

ИНЖЕНЕРНО-ТЕХНОЛОГИЧЕСКАЯ АСПЕКТЫ ОБСУЖДАЕМОЙ ПРОБЛЕМЫ

ПОЛИТЕХ

Аспекты проблемы:

- **Какие** интерфейсы и протоколы нужны для взаимодействия вычислителя и естественного интеллекта ?
- **Как ускорить процесс обучения, используя** фактор внимания и интеллектуальной фильтрации входного потока данных ?
- **Можно ли решить проблемы синтеза систем ИИ** путем динамической реконфигурации используемой вычислительной платформы ?



Поиск решений задач ИИ возможен на пути следования природоподобным аналогам, реализуемым в биологическом мозгу животных и мозге человека.

Теоретические основы обсуждаемой проблемы:

- Анализ топологии многообразия «больших» **данных**
- Вычислительные методы решения «обратных» задач
- Цифровая обработка сигналов

Мозг человека «**пластичен**» и поэтому способен к обучению путем реконфигурации своей структуры, Мозг содержит содержит **100 млрд. нейронов, потребляет на «работу» не более 20 Вт. При этом их всего потока сенсорных данных, объем которых достигает 10 Мбит/с в кару головного мозга поступают данные со скоростью не более 50 бит/с.**

Выводы

Фундаментальные проблемы «машинного обучения» (МО) связаны с тем, что:

- Объекты с одним и тем же признаковым описанием могут:
  - принадлежать к разным классам, и поэтому
  - использовать отличные аргументы для построения регрессионных зависимостей
  - иметь различные структуры «операторов» отображения пространства классификационных признаков на пространство измеряемых данных.
- Классификационные признаки могут быть числами (вещественными, рациональными, дискретными), номинальными или текстовыми структурами, при этом:
  - Номинальные признаки отличаются особенностями метрики между значениями и могут быть заменены на набор бинарных переменных по числу значений номинального признака
  - Текстовые признаки, признаки-изображения, даты и пр. необходимо заменить на соответствующие номинальные либо числовые значения
- В общем случае проблемы МО сводятся к решению обратных задач, имеющих множество решений, из которых выбор «верного решения» возможен при учете контекстных ограничений и регуляризации решаемой оптимизационной задачи.

Рекомендации по литературе

- Вьюгин В. Математические основы машинного обучения и прогнозирования
- Осипов, Г.С. Методы искусственного интеллекта , Москва 2011
- Петер Флах. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных