



Санкт-Петербургский  
Государственный  
Политехнический  
Университет

Институт прикладной  
математики и механики

КАФЕДРА **ТЕЛЕМАТИКА**

ВЫСШАЯ ШКОЛА ИИ

**КУРС: РЕШЕНИЕ ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧ  
МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

**ЛЕКЦИЯ 4\_1**

**ПРОБЛЕМЫ РЕШЕНИЯ ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧ МЕТОДАМИ МО:  
УТОЧНЕНИЕ ПОСТАНОВКИ ЗАДАЧИ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ  
ОБУЧЕНИЯ**

**5 октября 2022 г.  
(семинар в СКЦ)**



## ЧТО БЫЛО НА ПРОШЛОЙ ЛЕКЦИИ:

Была рассмотрена тема: **Проблемы «решения» прикладных задач методами МО**

**Мы попробовали рассмотреть методы решения таких задач и найти ответы на ряд вопросов:**

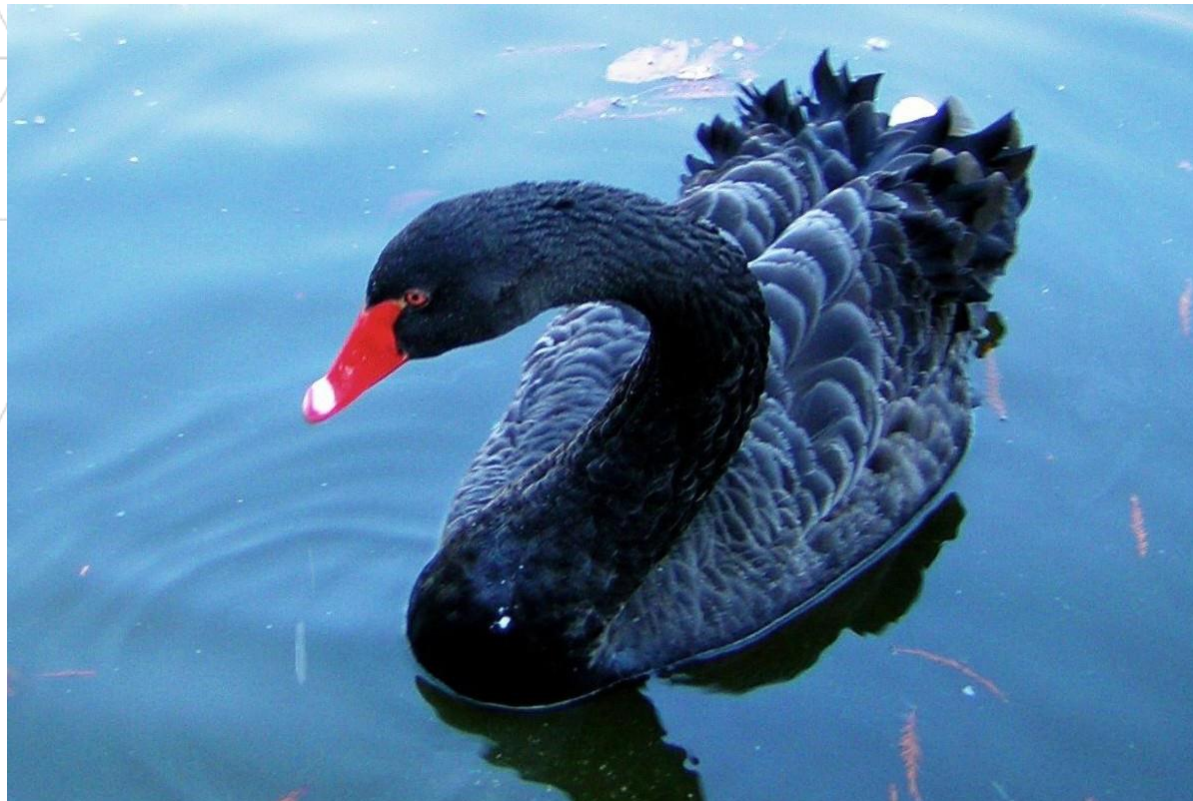
- возможно ли решить такие задачи в принципе ? и если «да» ,  
то....
  1. можно ли «доверять» полученному решению ?
  2. как доказать, что решение верное ?
  3. в какой форме можно передать вы ?
- *Тема этой лекции: уточнение постановки задачи решения прикладных задач с использованием МО*
- *Перспективы: технологические, футурологические...*





## «ЧЕРНЫЙ ЛЕБЕДЬ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

ни одна современная технология машинного обучения (МО) не работает, если в обучающей выборке какой-то признак модели не был отражен в какой либо форме (статистической или функциональной). И так, если обучающая выборка не позволяет получить точечные оценки (состоятельные статистики), которые сходятся по вероятности к «оцениваемому параметру модели», то система МО не работает.



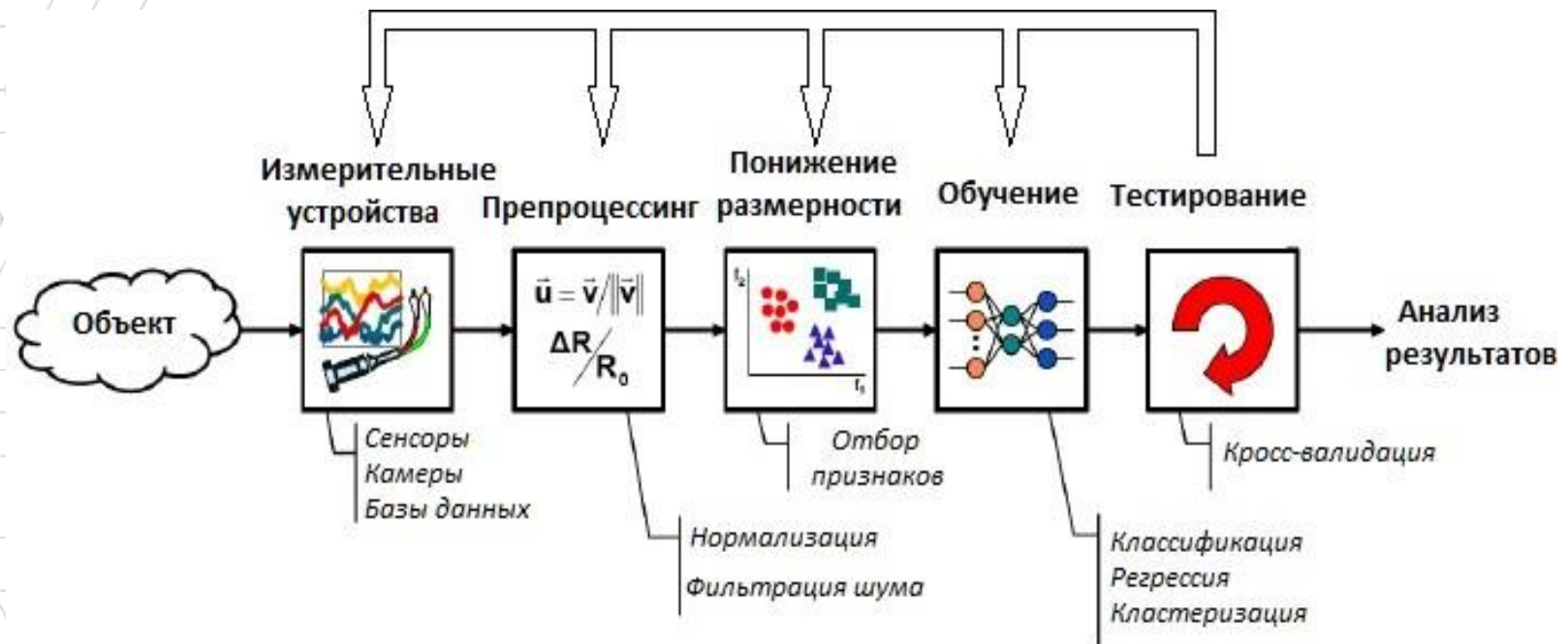


## ЭТАПЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

- понимание задачи и данных;
- предобработка данных и изобретение признаков; построение модели;
- сведение обучения к оптимизации;
- решение проблем оптимизации и переобучения; оценивание качества;
- внедрение и эксплуатация.



# СХЕМА ВСЕГО ПРОЦЕССА МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ





## КОММЕНТАРИЙ: «ПРОБЛЕМЫ» ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

- Главная проблема: много данных о соединениях и весах (обучаемых параметров), что требует большого числа «размеченных» обучающих примеров!



## ДЕДУКТИВНЫЕ И ИНДУКТИВНЫЕ ПОДХОДЫ К РЕШЕНИЮ ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧ

В общем случае, в компьютерных науках выделяют **прямые и обратные задачи**, которые **решаются с помощью исполняемых программ**. **При этом «программы» могут иметь формат строго структурированного исполняемого кода или набора данных, которые перед исполнением еще необходимо «декодировать».**

Прямые задачи имеют единственное решение, а **обратные задачи** имеют **«множество решений»**.

Решение обратных задач, согласно методу академика А. Н. Тихонову, основано на «регуляризации», т.е. **использования дополнительных ограничений или информации**, которая в явном виде в условиях решаемой задачи отсутствует, но «выводится» из «первых принципов» или из опыта решения аналогичных задач..

**Способы обучения компьютерных систем:**

- **Дедуктивное (учим тому, что уже знаем?, аналитическое обучение)**
  - Под контролем учителя (экспертов) или четко формализованные, основанные на правилах, конкретных фактах и признаках
- **Индуктивное обучение (учим тому, как можно учиться? , статистическое обучение (современное название «машинное обучение»)**,
  - основанное **на обобщении** отдельных эмпирических данных, которые в **ассоциативной** форме содержат информацию, необходимую для построения функции «вывода»
- **Комбинированное или когнитивное обучение**
  - дедуктивно- индуктивное».....



## ЕЩЕ РАЗ УТОЧНИМ ФОРМУЛИРОВКИ

### Определение из Википедии:

машинное обучение – название подхода к решению вычислительных задач по «**выделению**» **знаний** ???? **из имеющихся данных** на основе статистики, численных методов оптимизации, теории вероятностей и дискретного анализа.....

Имеется и «конструктивное» определение:

- **Машинное обучение (machine learning)** - это название автоматизированных методов построения различных классов функций аппроксимации имеющихся данных для решения задачи **классификации или регрессии**.

Выбор критерия качества и **параметров функции** аппроксимации **основан на** возможности регуляризации полученных решений с учетом сравнения полученных результатов с контрольной выборкой.

Идея регуляризация основана на восстановлении контекста (ограничений) решения прямой задачи **генерации множества используемых эмпирических данных**.



## ТИПОВЫЕ ПРИКЛАДНЫЕ ЗАДАЧ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

- (распознавание образов) Pattern Recognition
- (интеллектуальная фильтрация данных) Data Mining
- (извлечение знаний из «больших данных») Big Data
  
- Ни один из современных методов МО не дает «объяснения» полученных решений



# ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ СОВРЕМЕННЫХ МЕТОДОВ МО ПРИ ИХ ИСПОЛЬЗОВАНИИ В «ПРОМЫШЛЕННОСТИ»

- Обучение имеющимся знаниям (supervised learning) (**цель:**
  - сегментация
  - классификация;
  - Задача - восстановление регрессии
- Самообучение и выделение новых знаний (unsupervised learning) (**цель:**
  - кластеризация;
  - визуализация данных;
  - Задача - выделение особенностей для концентрации «функции внимания»;
- сложность задач машинного обучения определяют
  - **данные** (обучающая выборка)
  - **цель** обучения...
  - необходимость объяснения результата(надо понять, что нужно, чтобы обеспечить транзитивность отношения – **входные данные/объяснение результата**)



## ФОРМАЛЬНОЕ ОПИСАНИЕ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ

Рассмотрим множество  $X$  - , к о т о р о е е с т ь объекты, примеры, образцы (samples) и множество  $Y$  - с у т ь ответы, отклики, «метки», классы (responses)

Предполагается, что множество  $X$  является потенциальным носителем статистической (не функциональной) зависимости

$$g : X \rightarrow Y,$$

позволяющей по значению  $x \in X$  о ц е н и т ь вероятность появления  $y \in Y$ .

Зависимость задается с помощью обучающей выборки:

$$T = (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$$

Пара  $(x_i, y_i) \in X \times Y$  - называется прецедент. :

Задача обучения по прецедентам на основе  $T$ : формулировка

-  
для новых  $x \in X$  предсказывать  $y \in Y$ .



## ПРИМЕР ОБУЧАЮЩАЯ ВЫБОРКА ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ

	пульс	гемоглобин	диагноз
$x_1$	70	140	здоров ( $y = -1$ )
$x_2$	60	160	здоров ( $y = -1$ )
$x_3$	94	120	миокардит ( $y = 1$ )
...	...	...	...
$x_{114}$	86	98	миокардит ( $y = 1$ )

Дано: обучающая выборка:

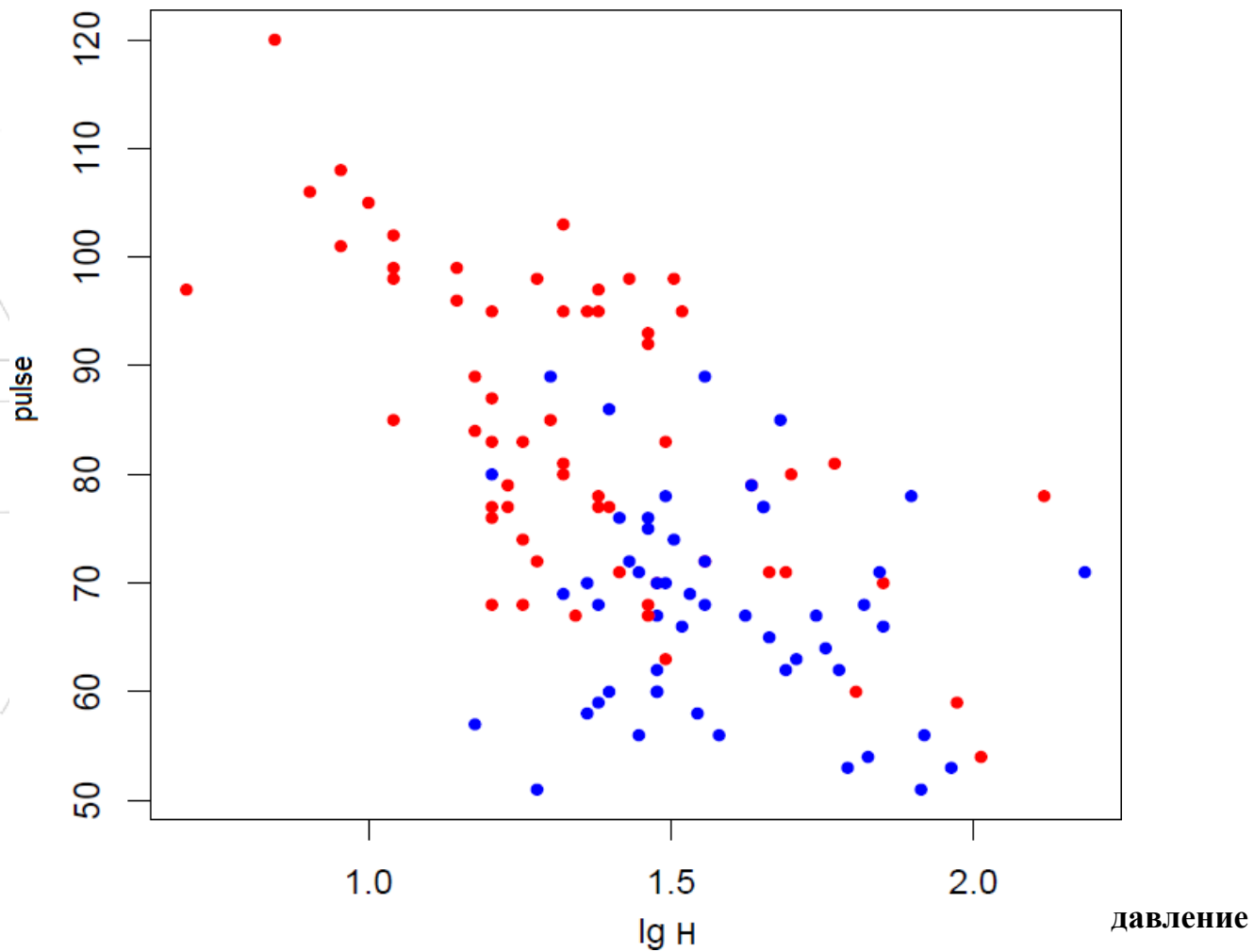
$((70, 140), -1), (60, 160), -1), (94, 120), 1) \dots, (86, 98), 1)$

**Задача обучения:** для нового пациент  $x = (75, 128)$ , найти  $y = ?$



# ГРАФИЧЕСКОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ПРОСТРАНСТВА «ОБУЧАЮЩИХ ДАННЫХ» НА ПЛОСКОСТИ ВОЗМОЖНОСТЕЙ (PULS/LG H)

Пульс

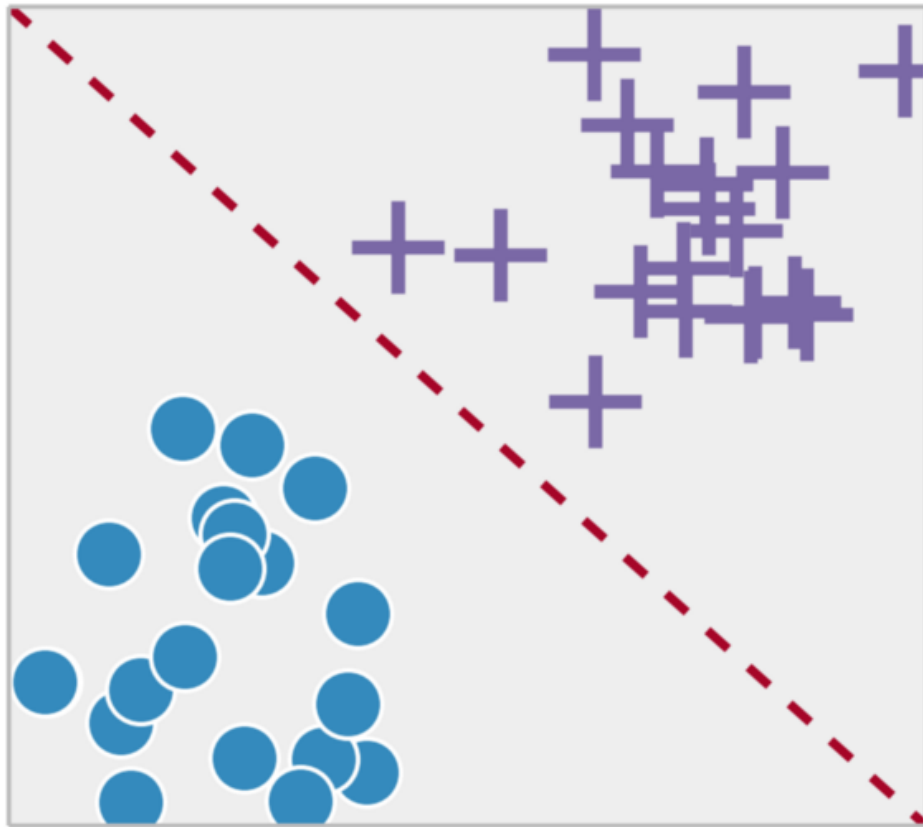




# ОСНОВНЫЕ КЛАССЫ ЗАДАЧ МО: КЛАССИФИКАЦИЯ И РЕГРЕССИЯ

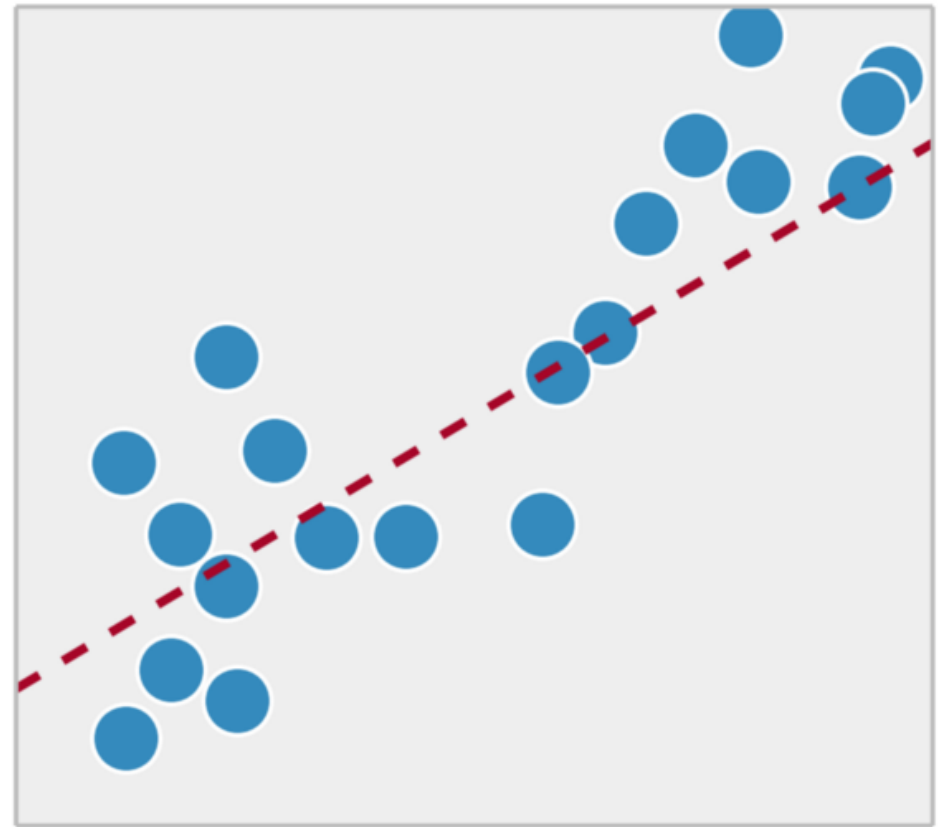
Классификация

Classification



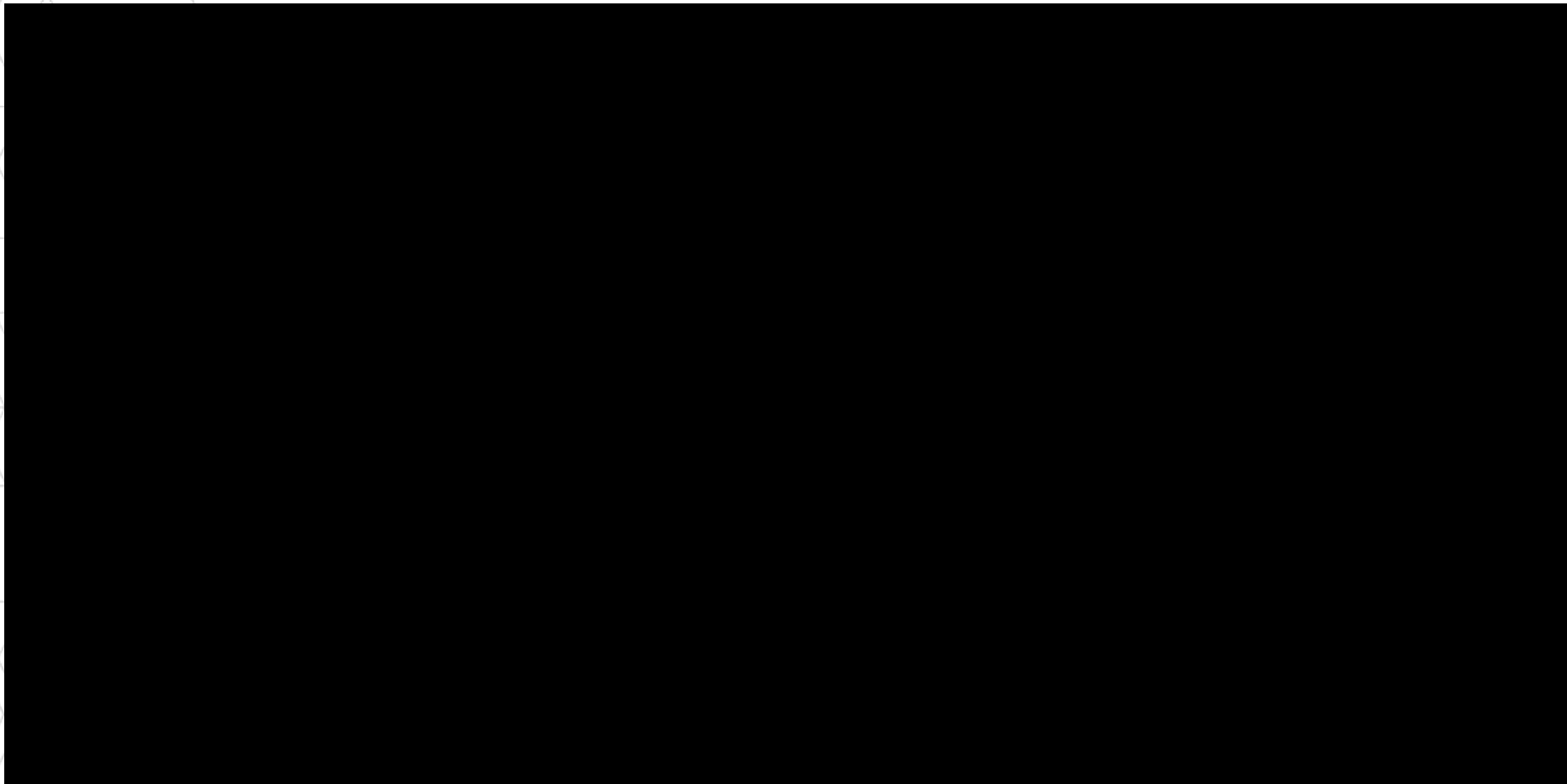
регрессия

Regression





# ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ПРОСТРАНСТВА ВОЗМОЖНОСТЕЙ: РАСШИРЕНИЯ РАЗМЕРНОСТИ



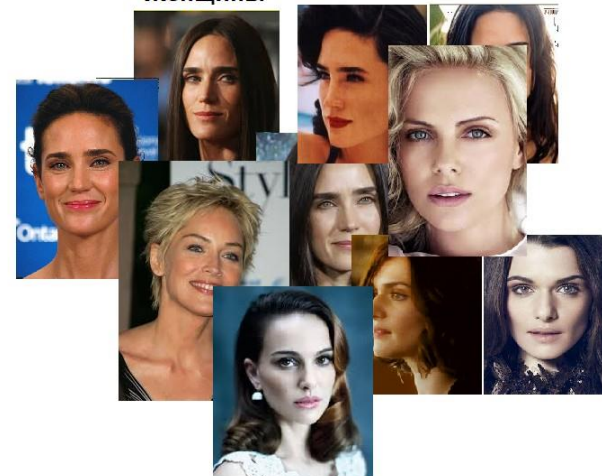


## МО с УЧИТЕЛЕМ – КЛАССИФИКАЦИЯ.

Мужчины



Женщины



**Задача:** научить «машину» ответить на вопрос

Кто это?



**Варианты ответа:**

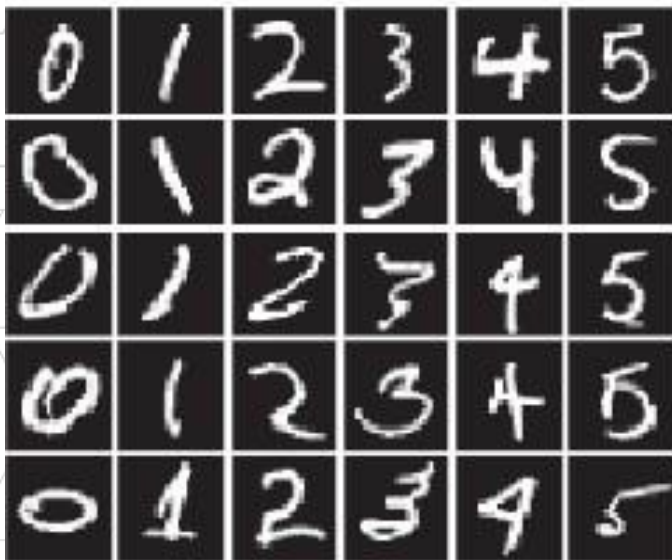
- девушка
- Маша Иванова

**В чем разница ?**

**Исходные данные для обучения** – фотографические снимки, а также имена тех, кто сфотографирован. Последняя информация на фотографии отсутствует Эта информация у «учителя»



## МО С УЧИТЕЛЕМ – КЛАССИФИКАЦИЯ



**Задача:** научить машину по графическому изображению определить, что это за число

**Исходные данные для обучения** – варианты рукописного написания одного и того же числа конкретной цифры.  
**Названия цифр у учителя**



## ПРИМЕР 3. МО С УЧИТЕЛЕМ – КЛАССИФИКАЦИЯ.

Брак



Не брак



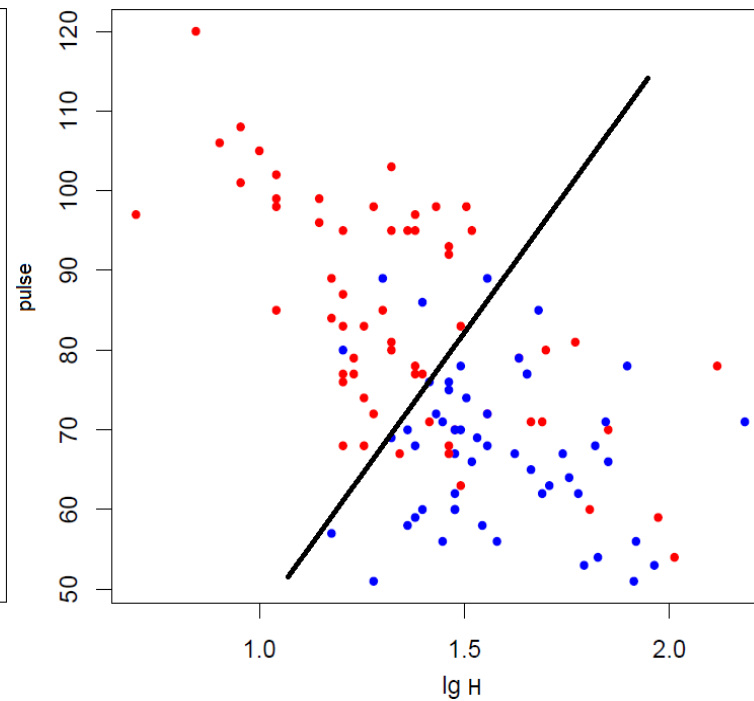
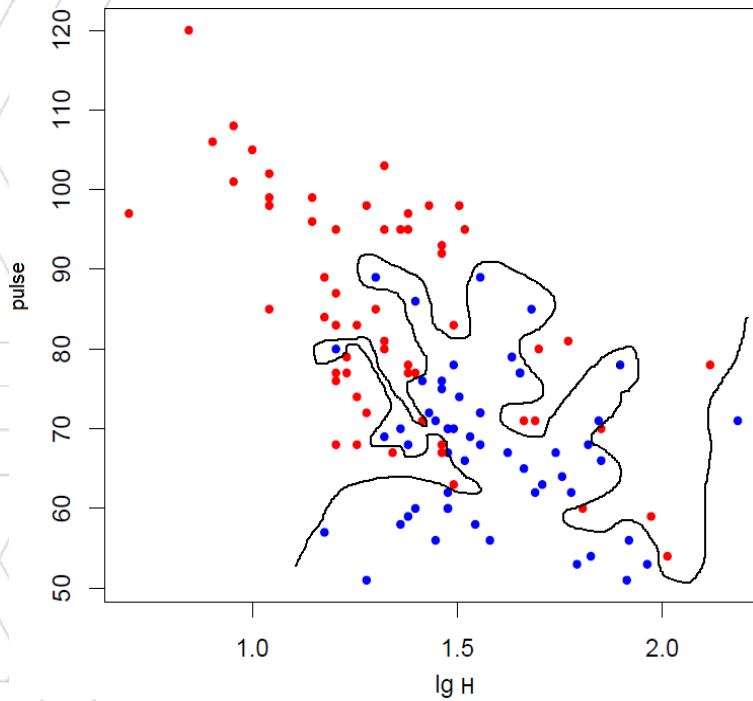
Брак или не брак?



**Специфическая проблема:** ключевой признак «брак» не имеет строгого формального описания

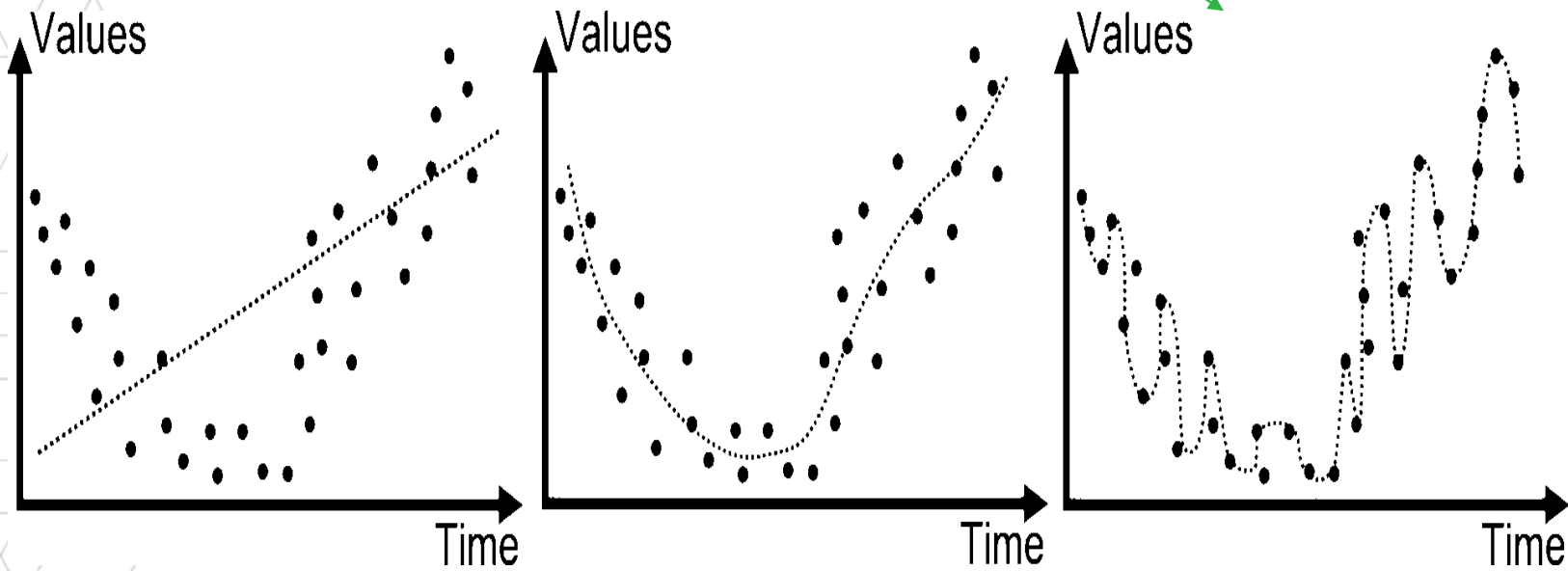


## ПРОБЛЕМЫ: ПЕРЕОБУЧЕНИЕ И НЕДООБУЧЕНИЕ В КЛАССИФИКАЦИИ



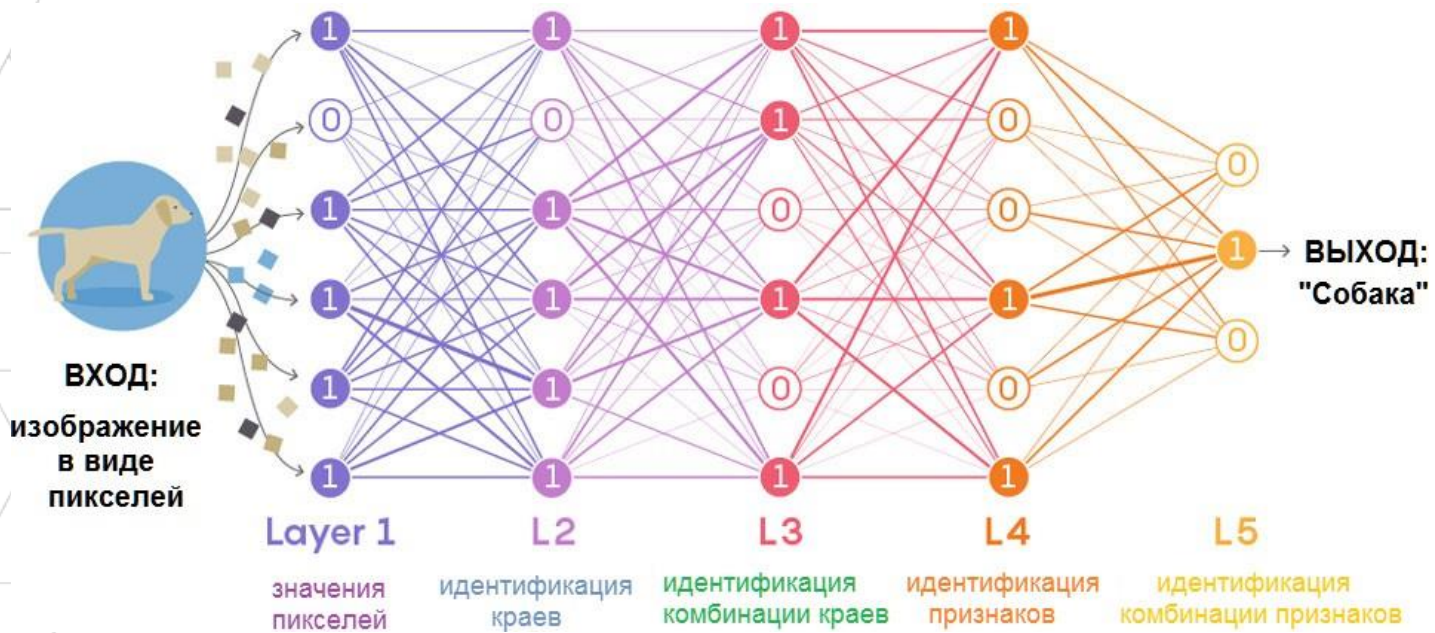


# КАКИЕ ВАРИАНТЫ ВОЗМОЖНЫ: НЕДООБУЧЕНИЕ И ПЕРЕОБУЧЕНИЕ И В РЕГРЕССИИ



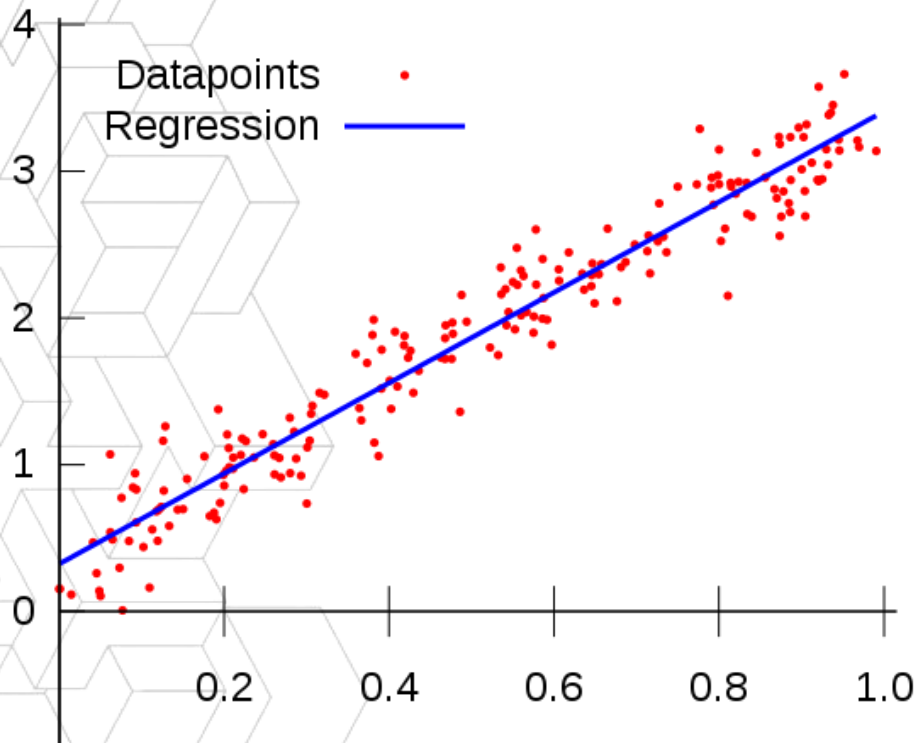


## ИНСТРУМЕНТАРИИ ОБУЧЕНИЯ: ГЛУБОКАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ





## «ДАННЫЕ –СИЛА»: ДАННЫЕ НОСИТЕЛИ НЕ ЯВНЫХ КАУЗАЛЬНЫХ СВЯЗЕЙ



**Суть машинного обучения** — получение модели в терминах классов, значений или дескрипторов, которая может доставлять решения с предсказуемым уровнем доверия и объяснения

**Алгоритмы МО** – основаны на методах оптимизация, матричная алгебра, интегральное исчисление.

**Реализации МО** основана на алгоритмах параллельных вычислениях на многих ядрах, хешировании признаков и др. компьютерных операций

**Вероятностное пространство МО** состоит из трёх компонентов:  $(\Omega, F, P)$ ,

- **Пространства возможных исходов  $\Omega$**  - несущее множество пространства МО
- **Множества событий  $F$**  - множество реализованных исходов в обучающей выборке
- **$P$**  - функция вычисления вероятности конкретного признака в наборе анализируемых данных



**ПРИМЕР** : ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ ДЛЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ

	вес	рост	возраст	ср.дл.волос	пол
$x_1$	96	170	42	0	м ( $y = -1$ )
$x_2$	60	180	25	8	м ( $y = -1$ )
$x_3$	54	165	30	21	ж ( $y = 1$ )
$x_4$	83	178	47	18	ж ( $y = 1$ )
...	...	...	...	...	...
$x_{100}$	108	193	32	40	ж ( $y = 1$ )

Элемент обучающей выборки (данные – числа)  $x = (75, 184, 28, 10)$ ,

**Решаемая задача** : какое значение для нового пациента  $x$  имеет параметр  $y = ?$



## ПРИМЕР : ОБУЧАЮЩАЯ ВЫБОРКА С КАТЕГОРИАЛЬНЫМИ ДАННЫМИ

	вес	рост	возраст	ср.дл.волос	пол
$x_1$	96	170	42	короткие	м ( $y = -1$ )
$x_2$	60	180	25	короткие	м ( $y = -1$ )
$x_3$	54	165	30	длинные	ж ( $y = 1$ )
$x_4$	83	178	47	короткие	ж ( $y = 1$ )
...	...	...	...	...	...
$x_{100}$	108	193	32	длинные	ж ( $y = 1$ )

Структура элемента обучающей выборки (смешанные данные) :

$x = (75, 184, 28, \text{"короткие"})$ ,

Решаемая задача: определить для нового пациента  $x$  значение параметра  $y = ?$



## ПРИМЕР . ОБУЧАЮЩАЯ ВЫБОРКА С «ПРОПУЩЕННЫМИ ДАННЫМИ» (MISSING DATA)

	вес	рост	возраст	ср.дл.волос	пол
$x_1$	96	170	42	короткие	м ( $y = -1$ )
$x_2$	60	180	25	короткие	-
$x_3$	54	165	-	длинные	ж ( $y = 1$ )
$x_4$	-	178	47	короткие	ж ( $y = 1$ )
...	...	...	...	...	...
$x_{100}$	108	193	32	длинные	ж ( $y = 1$ )

Задача обучения использует выборку данных, в структуре которой часть данных отсутствует  $x = (75, 184, 28, \text{“короткие”})$ ,

Решаемая задача: определить для нового пациента  $x$  параметр  $y = ?$



## ПРИМЕР . НАЛИЧИЕ В ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ «ЛИШНЕГО» ПРИЗНАКА

	вес	рост	возраст	ср.дл. волос	Оценка по результатам маш.обуч.	пол
$x_1$	96	170	42	короткие	5	м
$x_2$	60	180	25	короткие	3	-
$x_3$	54	165	-	длинные	5	ж
$x_4$	-	178	47	короткие	4	ж
...	...	...	...	...	...	...
$x_{100}$	108	193	32	длинные	3	ж

Задача обучения использует данные  $x = (75, 184, 28, \text{“короткие”}, 5)$ ,

**Решаемая задача:** определить какое значение для данного  $x$  имеет параметр «пол» ?



## ПРИМЕР . ЗАДАЧА ПРОСТРОЕНИЯ ФУНКЦИИ РЕГРЕССИИ (ЧИСЛОВОГО ЗНАЧЕНИЯ)

	вес	рост	ср.дл. волос	пол	возраст (y)
$x_1$	96	170	короткие	м	42
$x_2$	60	180	короткие	м	25
$x_3$	54	165	длинные	ж	30
$x_4$	83	178	короткие	ж	47
...	...	...	...	...	...
$x_{100}$	108	193	длинные	ж	32

Задача обучения использует выборку, содержащую разноточные данные.

**Решаемая задача:** определить возраст пациента  $x = (75, 184, \text{“короткие”}, \text{“м”})$ , другими словами, какое значение для данного  $x$  имеет параметра  $y = ?$



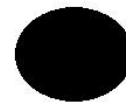
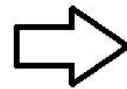
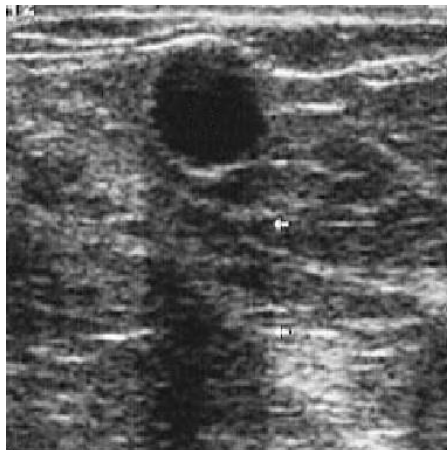
## ПРИМЕР. ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ «ВЫДАЧА КРЕДИТА»

	возраст	доход	образование	Кредитная история	кредит
1	46	76	универс.	-	нет
2	60	180	школа	+	нет
3	54	165	универс.	+	да
4	23	178	техникум	-	да
	...	...		...	...
1000	44	193	универс.	+	да

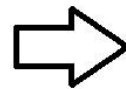
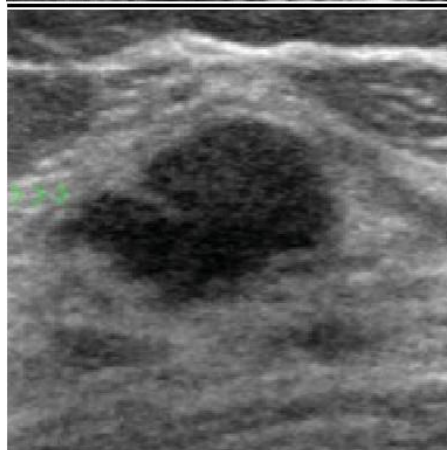
Решаемая задача : давать ли кредит клиенту : (35, 184, техникум, -),  
другими словами - какой выбрать ответ: да/нет ?



## .ОСОБЕННОСТИ ЗАДАЧИ МО С УЧИТЕЛЕМ: СЕГМЕНТАЦИЯ.



Суть: выделение в анализируемом множестве «точек» области со специфическими признаками





## ПРИМЕР 5. ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ – СЕГМЕНТАЦИЯ ОБРАЗА ДИНАМИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА.

Выделение той части образа, которая непрерывно изменяется



**Специфическая проблема:** динамическое изменение структуры анализируемого сегмента, связанного с одним и тем же объектом



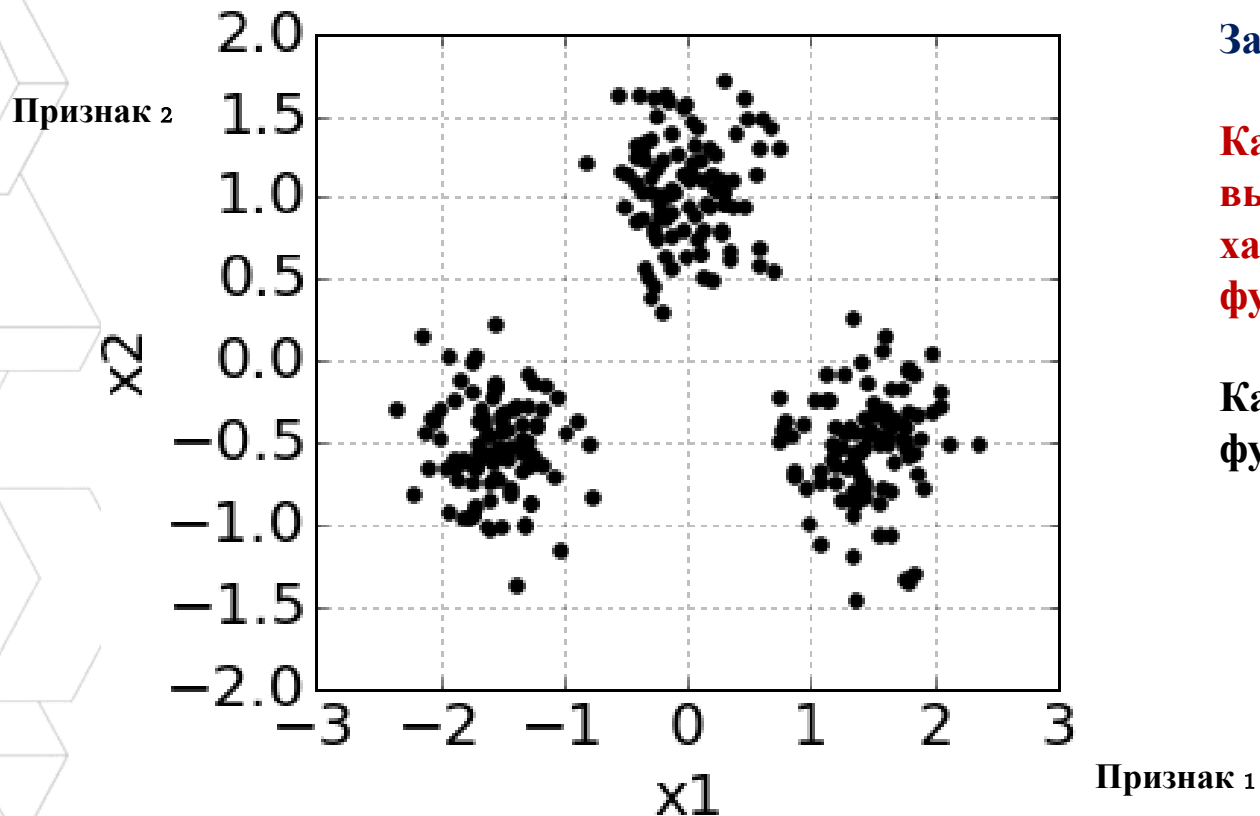
## ОСОБЕННОСТЬ ОБУЧЕНИЕ «БЕЗ УЧИТЕЛЯ»

В случае если нет "учителя" и "обучающая выборка" состоит только из объектов без их меток классов, то:

- Задача кластеризации: разбить объекты на группы (кластеры), так, чтобы в одном кластере оказались близкие друг к другу объекты, а в разных кластерах объекты были существенно различные.
- Кластер можно охарактеризовать как группу объектов, имеющих общие свойства.



## ГРАФИЧЕСКОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ДАННЫХ ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦИИ



Задача решена, если:

**Каждый кластер имеет вычислимую характеристическую функцию класса.**

Как построить такую функцию ?

Рассмотрим подход на основе построения ХФ с помощью модальных логик



Часть 2. .

# ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДАЛЬНЫХ (НЕЧЕТКИХ) ЛОГИК



## От индукции к дедукции. Модальные понятия

- Логика Аристотеля: **необходимо, возможно, случайно**
- Логика средние века: **знает, полагает, было, будет, обязательно, разрешено**
- Логика времени: **«было», «есть» и «будет», «Раньше», «позже» и «одновременно»**
- Логика истины: **истинно, «неопределенно» и «ложно»**
- **«...более вероятно, чем...»**
- Логика абсолютных понятий: **«логически необходимо», «логически возможно», «логически невозможно», «...логически следует...»**



# ИТАК, СУЩЕСТВУЕТ МНОГО ЛОГИК

$\square \forall x \exists y: \text{Father}(y, x)$   
необходимо, что у каждого есть свой отец

$K_A \neg K_B$  'Земля круглая'  
А знает, что В не знает, что 'Земля круглая'

Логика знаний  
Темпоральная логика  
Деонтическая логика  
... ..

Логика предикатов **НЕРАЗРЕШИМА**:  
не существует алгоритма определения того, выполнима ли произвольная формула ЛП

**Модальная логика разрешима!!!**

$(\forall x: \text{Uni}(x)) (\exists y: \text{Prof}(y, x))$   
 $\neg K_y$  'Земля круглая'  
в каждом университете есть профессор, который не знает, что 'Земля круглая'

$(\forall x: M(x)) \neg L(x, \text{кот})$   
все мыши не любят котов

$\Phi = (P \rightarrow Q) \wedge (Q \rightarrow R) \rightarrow (P \rightarrow R)$   
будет ли  $\Phi$  истинна при произвольных значениях истинности атомов P, Q, R

$f = (a \vee b) \wedge (c \vee \neg b) \rightarrow (a \wedge \neg c)$   
каково значение f при  $a=0, b=1, c=1$ ?

Двоичные функции. Булева алгебра





## Для ПРОВЕДЕНИЯ ЭФФЕКТИВНЫХ «ВЫЧИСЛЕНИЙ» НЕОБХОДИМА ФОРМАЛИЗАЦИЯ СЛОЖНЫХ ПОНЯТИЙ

- но... не существует одной единственной, “ПРАВИЛЬНОЙ” формализации сложных понятий. Часто такие понятия определяются несколькими различными моделями. *“Многое – почти все – зависит от выбора модели” \**).
- Различные формализации сложных понятий могут сосуществовать, использоваться в **решении различных проблем**.
- В физике огромное число базовых понятий определяется с помощью формальных моделей (систем аксиом). Нет точного понятия, например, что есть “*сила*”?
- Применительно к модальной логике можно утверждать следующее.
  - *Понятие ‘ИСТИНА’ в разных контекстах различно: “У каждого своя правда”.*
  - *Не может быть единственной формализации понятия “знания”, можно строить различные аксиоматические формальные системы, которые отличаются друг от друга своими свойствами*



## ОСОБЕННОСТИ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

- Моделью в форме нечеткой логики предложил Л.Заде, который распространил булеву логику на действительные числа.
- В булевой логике 1 представляет истину, а 0 – ложь.
- То же имеет место и в нечеткой логике, но кроме того, здесь используются также дроби между 0 и 1 для указания «частичной» истины. Так запись

$$\mu(\text{высокий}(X)) = 0.75$$

- Означает, что предложение «X – высокий», в некотором смысле на три четверти истинно. Точно так же оно на одну четверть ложно.



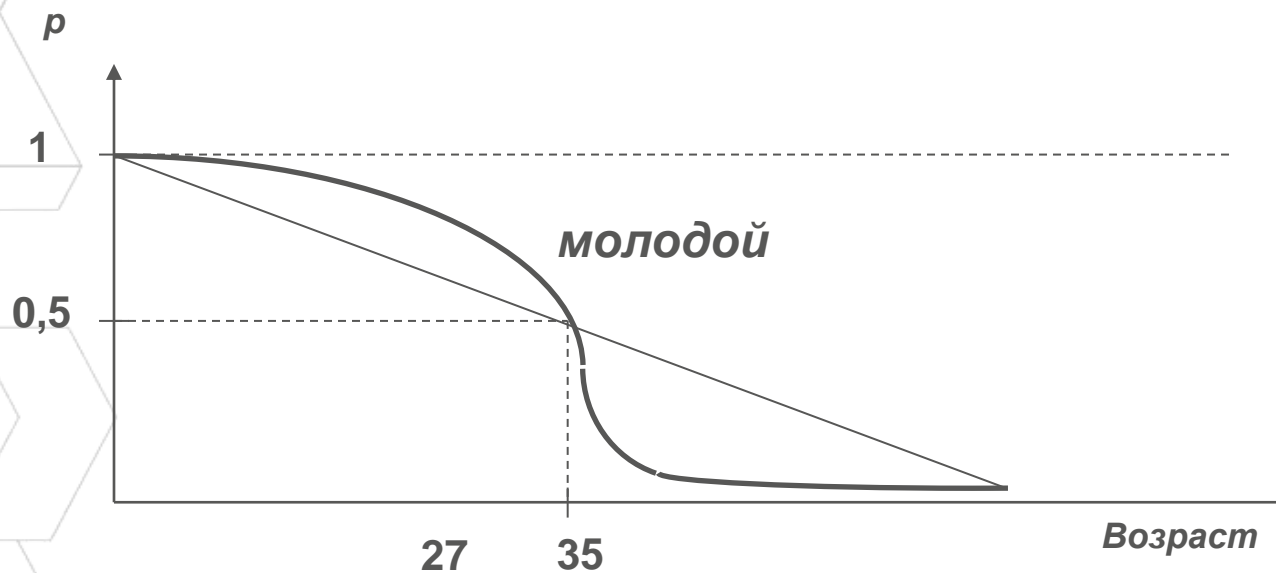
## ПРИМЕР НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

- В нечеткой логике определены эквиваленты операций И, ИЛИ и НЕ:  
 $p1 \text{ И } p2 = \min(p1, p2)$  (т.е. меньшее)  
 $p1 \text{ ИЛИ } p2 = \max(p1, p2)$  (т.е. большее)  
 $\text{НЕ } p1 = 1 - p1$  (т.е. «обратное значение»)
- Т.о., нечеткие сведения можно комбинировать на основе строгих логических методов. Поэтому нечеткая логика может применяться в практических системах, например, в системах поддержки принятия решений.



## ФУНКЦИИ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

«Слабым» местом в нечеткой логике является функция принадлежности, вернее ее выбор. Предположим, что Петру 35 лет. Насколько истинно предположение, что он *молодой*? Равна ли его истинность величине 0.5, поскольку он прожил примерно полжизни, или 0.6?



Какова должна быть функция принадлежности, каков должен быть ее график (кривая или прямая)?



## ПРОБЛЕМА ВЫБОРА ФУНКЦИИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ

- Для предпочтения одного вида функции другому нет **серьезных рациональных обоснований**, поэтому в реальной задаче могут присутствовать десятки и сотни подобных функций, каждая из которых до некоторой степени является произвольной.
- Поэтому в практических системах, использующих нечеткую логику, предусматриваются средства, **позволяющие пользователю легко модифицировать различные принадлежности и/или устанавливать форму их графика**.



## ПРОБЛЕМА ВЫБОРА ФУНКЦИИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ

- Существует свыше десятка типовых форм кривых для задания функций принадлежности.
- Наибольшее распространение получили:
  - треугольная,
  - трапецеидальная и
  - гауссова функции принадлежности.



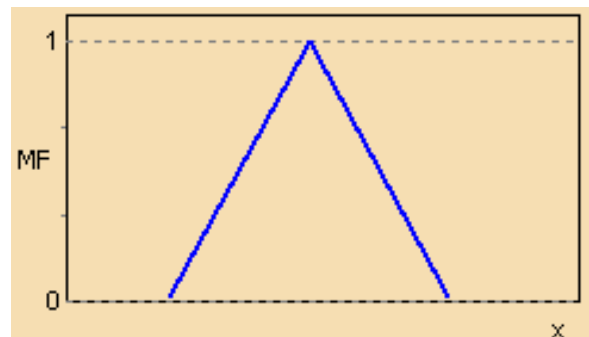
## ПРОБЛЕМА ВЫБОРА ФУНКЦИИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ

Треугольная функция принадлежности определяется тройкой чисел  $(a, b, c)$ , и ее значение в точке  $x$  вычисляется согласно выражению:

При  $(b-a)=(c-b)$  имеем случай симметричной функции принадлежности, которая может быть однозначно задана

$$MF(x) = \begin{cases} 1 - \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1 - \frac{x-b}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & \text{в остальных случаях.} \end{cases}$$

и принадлежности, которая задана  $(a, b, c)$ .





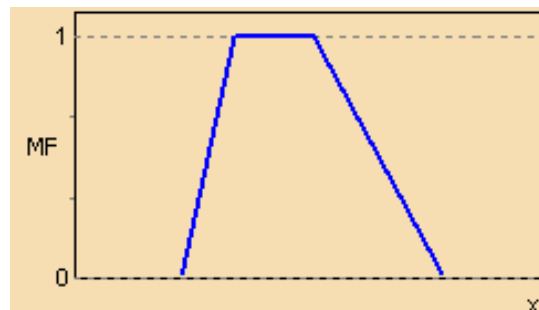
## ПРОБЛЕМА ВЫБОРА ФУНКЦИИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ

Аналогично для задания трапецеидальной функции принадлежности необходима четверка чисел  $(a, b, c, d)$ :

При  $(b-a)=(d-c)$  трапецеидальна:

$$MF(x) = \begin{cases} 1 - \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ 1 - \frac{x-c}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & \text{в остальных случаях.} \end{cases}$$

ает симметричный вид.





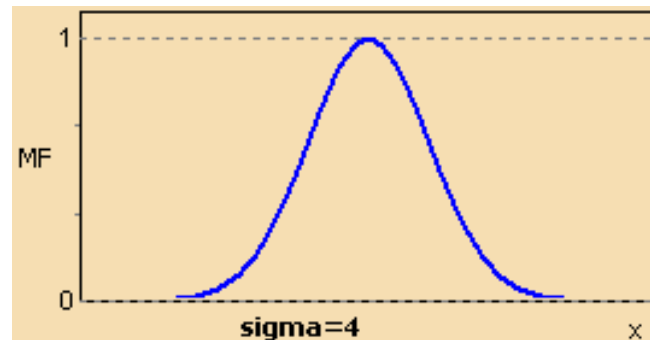
## ПРОБЛЕМА ВЫБОРА ФУНКЦИИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ

Функция принадлежности гауссова типа (нормальное распределение) описывается формулой

и оперирует двумя параметра  
отвечает за крутизну функции

$$MF(x) = \exp \left[ - \left( \frac{x - c}{\sigma} \right)^2 \right]$$

о нечеткого множества, а параметр  $\sigma$





## ПРОБЛЕМА ВЗВЕШИВАНИЯ ОТДЕЛЬНЫХ СВЕДЕНИЙ

Еще одной проблемой при использовании нечеткой логики является проблема взвешивания отдельных сведений и их использование в «нечетких правилах».

Предположим, что имеется два нечетких правила с одним и тем же следствием:

Правило 1: если  $a$  И  $b$  то  $c$ .

Правило 2: если  $e$  ИЛИ  $f$  то  $c$ .

При этом известны степени истинности (определенности)  $a$ ,  $b$ ,  $e$  и  $f$ :

$p(a) = 1$ ;  $p(b) = 0.8$ ;  $p(e) = 0.5$ ;  $p(f) = 0.4$  .

Тогда из Правила 1 степень истинности

$p(c) = \min(1, 0.8) = 0.8$  ,

а из Правила 2  $p(c) = \max(0.5, 0.4) = 0.5$  .

Какое из этих значений  $p(c)$  выбрать? Первое, второе? А может быть взять их среднее арифметическое?



## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ КОЭФФИЦИЕНТОВ УВЕРЕННОСТИ

- Шортлифф (E. Shortliffe) разработал схему, основанную на так называемых **коэффициентах уверенности**, которые он ввел для измерения **степени доверия** к любому данному заключению, являющемуся результатом полученных к этому моменту свидетельств.
- Коэффициент уверенности – это разность между двумя мерами:
- $KУ [h : e] = МД [h : e] - МНД [h : e]$ , (1)
- где
- $KУ [h : e]$  – уверенность в гипотезе  $h$  с учетом свидетельств  $e$ ,
- $МД [h : e]$  – мера доверия гипотезе  $h$  при заданных свидетельствах  $e$ ,
- $МНД [h : e]$  – мера недоверия гипотезе  $h$  при свидетельствах  $e$ .
- $KУ$  может изменяться от  $-1$  (*абсолютная ложь*) до  $+1$  (*абсолютная истина*), причем  $0$  означает *полное незнание*.



## СПОСОБ ВЗВЕШИВАНИЯ СВИДЕТЕЛЬСТВ «ЗА» И «ПРОТИВ».

Приведенная формула не позволяет отличить случай противоречащих свидетельств от случая недостаточной информации.

Если выборка не отвечает какой-нибудь реальной популяции, следовательно, ей нельзя дать статическую интерпретацию. Такая выборка позволяют упорядочить гипотезы в соответствии с определенной степенью обоснованности,



## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

- Современные системы ИИ – могут выполнять роль интеллектуальных «помощников» в решении различных прикладных задач «обратных» задач интерпретации результатов моделирования за счет 1) высокой скорости вычислений и 2) использования больших объемов памяти.
- В основе реализации перспективных «экзо-интеллектуальных» СКТ лежат принципы интеграции методов машинного обучения и высокопроизводительных вычислений, реализуемые с использованием гетерогенных, распределенных реконфигурируемых компьютерных платформ
- Эволюция СКТ должна идти в направлении **быть «Умнее»** -, а **не стать «Толще»**. Для этого результаты вычислений должны накапливаться, анализироваться, обобщаться и использоваться в дальнейшем интеллектуальным диспетчером, управляющим распределением ресурсов суперкомпьютеров между задачами