

Методы машинного обучения

Вводная лекция

Воронцов Константин Вячеславович

www.MachineLearning.ru/wiki?title=User:Vokov

вопросы к лектору: k.vorontsov@iai.msu.ru

материалы курса:

github.com/MSU-ML-COURSE/ML-COURSE-24-25

орг.вопросы по курсу: ml.cmc@mail.ru

ВМК МГУ • 3 сентября 2024

«Четвёртая технологическая революция строится на вездесущем и мобильном Интернете, искусственном интеллекте и **машинном обучении**» (2016)

Клаус Мартин Шваб,
президент Всемирного экономического форума



Мир наконец поверил в искусственный интеллект
Машинное обучение — новый двигатель прогресса
Машинное обучение — технология, которая меняет мир

«Nations with the strongest presence in AI R&D will establish leading positions in the automation of the future»

- Цифровая и распределённая экономика
- Автоматизация и сокращение издержек
- Автономный транспорт и роботизация
- Оптимизация логистики и цепей поставок
- Оптимизация энергетических сетей (Energy Tech)
- Автоматизация банковских услуг (Fin Tech)
- Автоматизация юридических услуг (Legal Tech)
- Автоматизация образовательных услуг (Ed Tech)
- Автоматизация работы с кадрами (HR Tech)
- Персональная медицина (Med Tech)
- Автоматизация в сельском хозяйстве (Agro Tech)
- Автономные системы вооружений (Mil Tech)



1 Основные понятия и обозначения

- Данные в задачах обучения по прецедентам
- Параметрические модели и алгоритмы обучения
- Обучение и переобучение

2 Примеры прикладных задач

- Задачи классификации
- Задачи регрессии
- Задачи ранжирования

3 О методологии машинного обучения

- Особенности данных
- Стандарт CRISP-DM и взгляд на эволюцию ИИ
- Эксперименты на синтетических и реальных данных

Оптимизационная постановка задач машинного обучения

X — пространство *объектов*

Y — множество *ответов* (предсказаний / оценок / прогнозов)

$y(x)$, $y: X \rightarrow Y$ — неизвестная зависимость (target function)

Дано:

$\{x_1, \dots, x_\ell\} \subset X$ — *обучающая выборка* (training sample)

$a(x, w)$, $a: X \times W \rightarrow Y$ — параметрическая модель зависимости

Найти:

$w \in W$ — вектор параметров модели такой, что $a(x, w) \approx y(x)$

Критерий минимизации эмпирического риска:

$$\sum_{i=1}^{\ell} \mathcal{L}(w, x_i) \rightarrow \min_w \quad (\text{empirical risk minimization, ERM})$$

где $\mathcal{L}(w, x)$ — *функция потерь* (loss function) — тем больше, чем сильнее $a(x, w)$ отклоняется от правильного ответа $y(x)$

Как задаются объекты. Векторное признаковое описание

$f_j: X \rightarrow D_j$, $j = 1, \dots, n$ — признаки объектов (features)

Скалярные (одномерные) типы признаков:

- $D_j = \{0, 1\}$ — *бинарный* признак f_j
- $|D_j| < \infty$ — *номинальный* признак f_j
- $|D_j| < \infty$, D_j упорядочено — *порядковый* признак f_j
- $D_j = \mathbb{R}$ — *количественный* признак f_j

Вектор $(f_1(x), \dots, f_n(x))$ — *признаковое описание* объекта x

Матрица «объекты–признаки» (feature data)

$$F = \|f_j(x_i)\|_{\ell \times n} = \begin{pmatrix} f_1(x_1) & \dots & f_n(x_1) \\ \dots & \dots & \dots \\ f_1(x_\ell) & \dots & f_n(x_\ell) \end{pmatrix}$$

Как задаются объекты. Сложно структурированные данные

Сложные типы признаков:

- текст, символьная дискретнозначная последовательность
- сигнал, непрерывнозначная последовательность
- изображение, 2D-матрица
- многозональное изображение, 3D-матрица
- видео, последовательность изображений
- транзакции, взаимодействия с другими объектами
- всё это вместе — мультимодальные данные

Выделение признаков (feature extraction)

- вычисление признаков по формулам (feature engineering)
- генерация векторов признаков (feature generation):
 $f(x, w')$, $f: X \times W' \rightarrow \mathbb{R}^n$ — модель векторизации объекта

$$\sum_{i=1}^{\ell} \mathcal{L}(w, f(x_i, w')) \rightarrow \min_{w, w'} \quad \text{— обучение векторизатора}$$

Как задаются ответы. Типы задач

Задачи обучения с учителем (supervised learning):

- заданы «ответы учителя» $y_i = y(x_i)$ на обучающих x_i
- задачи классификации (classification, Y — class labels):
 - $Y = \{-1, +1\}$ — на 2 класса (binary classification)
 - $Y = \{1, \dots, M\}$ — на много классов (multiclass c.)
 - $Y = \{0, 1\}^M$ — на пересекающиеся классы (multilabel c.)
- задачи ~~восстановления~~ регрессии (regression):
 - $Y = \mathbb{R}$ или $Y = \mathbb{R}^m$
- задачи ранжирования (ranking, learning to rank):
 - Y — конечное упорядоченное множество

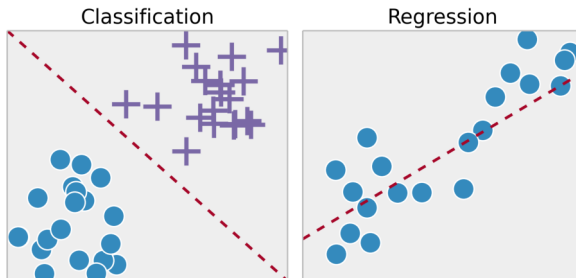
Задачи обучения без учителя (unsupervised learning):

- ответов нет, требуется что-то делать с самими объектами

Статистическое (машинное) обучение с учителем

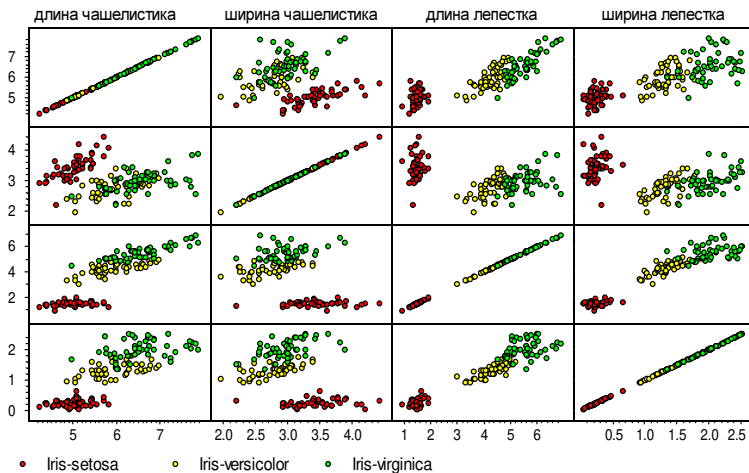
- = обучение по прецедентам
- = восстановление зависимостей по эмпирическим данным
- = предсказательное моделирование
- = аппроксимация функций по заданным точкам

Два основных типа задач — *классификация* и *регрессия*



Пример: задача классификации цветков ириса [Фишер, 1936]

$n = 4$ признака, $|Y| = 3$ класса, длина выборки $\ell = 150$.



Как задаются предсказательные модели

Модель (predictive model) — параметрическое семейство функций

$$A = \{a(x, w) \mid w \in W\},$$

где $a: X \times W \rightarrow Y$ — фиксированная функция,

W — множество допустимых значений параметра w

Пример.

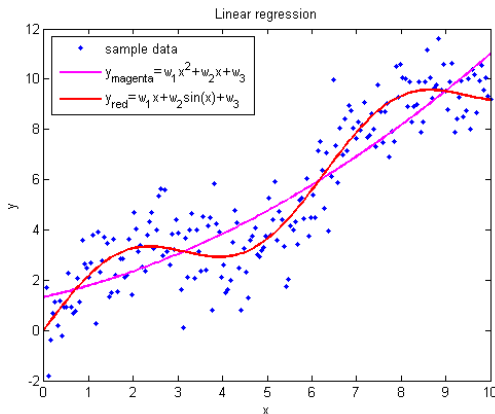
Линейная модель с вектором параметров $w = (w_1, \dots, w_n) \in \mathbb{R}^n$:

$$a(x, w) = \sum_{j=1}^n w_j f_j(x) \quad \text{— для регрессии и ранжирования, } Y = \mathbb{R}$$

$$a(x, w) = \text{sign} \sum_{j=1}^n w_j f_j(x) \quad \text{— для классификации, } Y = \{-1, +1\}$$

Пример: задача регрессии, синтетические данные

$X = Y = \mathbb{R}$, $\ell = 200$, $n = 3$ признака: $\{x, x^2, 1\}$ или $\{x, \sin x, 1\}$



- вычисление новых признаков может обогатить модель
- на практике очень важно «правильно угадать модель»

Алгоритм обучения, этапы обучения и применения

Этап обучения (train):

алгоритм обучения (learning algorithm) $\mu: (X \times Y)^\ell \rightarrow W$
по выборке $X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell$ строит функцию $a(x, w)$,
оценивая (оптимизируя) **параметры модели $w \in W$** :

$$\left(\begin{array}{ccc} f_1(x_1) & \dots & f_n(x_1) \\ \dots & \dots & \dots \\ f_1(x_\ell) & \dots & f_n(x_\ell) \end{array} \right) \xrightarrow{y} \left(\begin{array}{c} y_1 \\ \dots \\ y_\ell \end{array} \right) \xrightarrow{\mu} w$$

Этап применения (test):

функция $a(x, w)$ для новых объектов x'_i выдаёт **ответы $a(x'_i, w)$** :

$$\left(\begin{array}{ccc} f_1(x'_1) & \dots & f_n(x'_1) \\ \dots & \dots & \dots \\ f_1(x'_k) & \dots & f_n(x'_k) \end{array} \right) \xrightarrow{a} \left(\begin{array}{c} a(x'_1, w) \\ \dots \\ a(x'_k, w) \end{array} \right)$$

Как задаются функции потерь

Функции потерь для задач классификации:

- $\mathcal{L}(w, x) = [a(x, w) \neq y(x)]$ — индикатор ошибки
- для модели $a(x, w) = \text{sign } b(x, w)$, где b непрерывна по w :
 $M = b(x, w)y(x)$ — отступ (*margin*) объекта x ,
 $L(M)$ — непрерывная невозрастающая функция отступа,
 $\mathcal{L}(w, x) = L(b(x, w)y(x))$ — margin-based функция потерь

Функции потерь для задач регрессии:

- $\mathcal{L}(w, x) = |a(x, w) - y(x)|$ — абсолютное значение ошибки
- $\mathcal{L}(w, x) = (a(x, w) - y(x))^2$ — квадратичная ошибка

Метод наименьших квадратов — частный случай ERM:

$$\sum_{i=1}^{\ell} (a(x_i, w) - y_i)^2 \rightarrow \min_w$$

Пример Рунге. Аппроксимация функции полиномом

Функция $y(x) = \frac{1}{1 + 25x^2}$ на отрезке $x \in [-2, 2]$

Признаковое описание объекта $x \mapsto (1, x^1, x^2, \dots, x^n)$

Модель полиномиальной регрессии

$a(x, w) = w_0 + w_1x + \dots + w_nx^n$ — полином степени n

Обучение методом наименьших квадратов:

$$Q(w, X^\ell) = \sum_{i=1}^{\ell} (w_0 + w_1x_i + \dots + w_nx_i^n - y_i)^2 \rightarrow \min_{w_0, \dots, w_n}$$

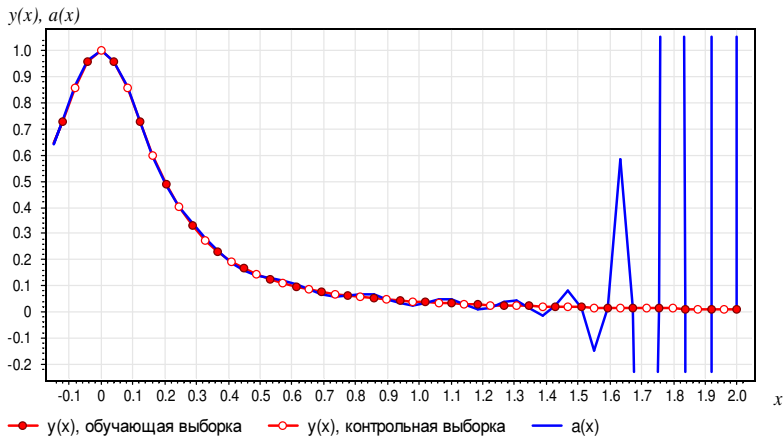
Обучающая выборка: $X^\ell = \{x_i = 4\frac{i-1}{\ell-1} - 2 \mid i = 1, \dots, \ell\}$

Контрольная выборка: $X^k = \{x_i = 4\frac{i-0.5}{\ell-1} - 2 \mid i = 1, \dots, \ell - 1\}$

Что происходит с $Q(w, X^\ell)$ и $Q(w, X^k)$ при увеличении n ?

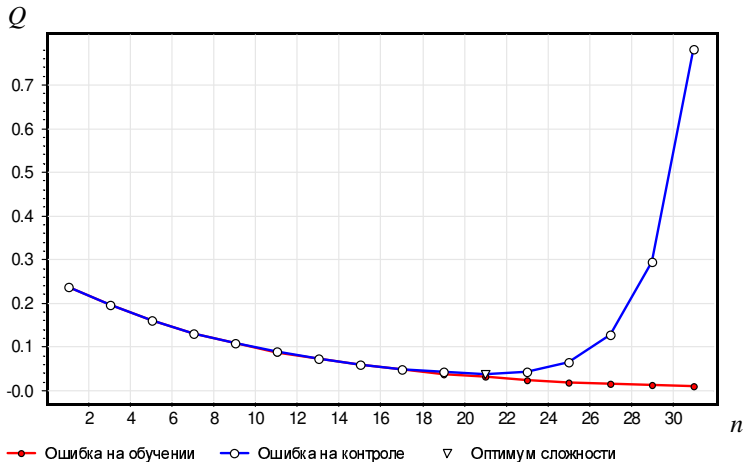
Пример Рунге. Переобучение при $n = 38$, $\ell = 50$

$$y(x) = \frac{1}{1 + 25x^2}; \quad a(x) \text{ — полином степени } n = 38$$

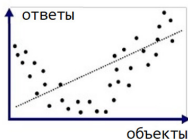


Пример Рунге. Зависимость Q от степени полинома n

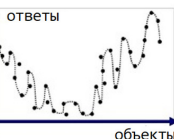
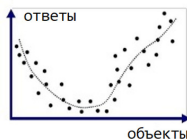
Переобучение — это когда $Q(\mu(X^\ell), X^k) \gg Q(\mu(X^\ell), X^\ell)$:



Проблемы недообучения и переобучения

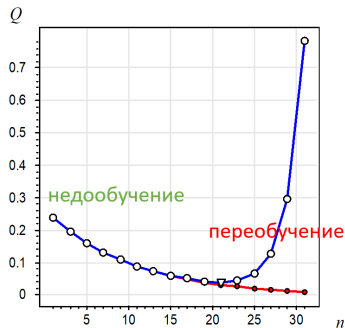


недообучение



переобучение

- **Недообучение** (underfitting):
данных много,
параметров недостаточно,
модель простая, негибкая
- **Переобучение** (overfitting):
данных мало, параметров
слишком много, модель
сложная, избыточно гибкая



Переобучение — ключевая проблема в машинном обучении

- ❶ Из-за чего возникает переобучение?
 - избыточные параметры в модели $a(x, w)$ «расходятся» на чрезмерно точную подгонку под обучающую выборку
 - выбор a из A производится по неполной информации X^ℓ
- ❷ Как обнаружить переобучение?
 - эмпирически, путём разбиения выборки на **train** и **test** (на **test** должны быть известны правильные ответы)
- ❸ Избавиться от него нельзя. Как его минимизировать?
 - увеличивать объём обучающих данных (big data)
 - накладывать ограничения на w (регуляризация)
 - минимизировать одну из теоретических оценок
 - выбирать модель (model selection) по оценкам обобщающей способности (generalization performance)

Эмпирические оценки обобщающей способности

- Эмпирический риск на тестовых данных (hold-out):

$$\text{HO}(\mu, X^\ell, X^k) = Q(\mu(X^\ell), X^k) \rightarrow \min$$

- Скользящий контроль (leave-one-out), $L = \ell + 1$:

$$\text{LOO}(\mu, X^L) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \mathcal{L}(\mu(X^L \setminus \{x_i\}), x_i) \rightarrow \min$$

- Кросс-проверка (cross-validation), $L = \ell + k$:

$$\text{CV}(\mu, X^L) = \frac{1}{|P|} \sum_{p \in P} Q(\mu(X_p^\ell), X_p^k) \rightarrow \min$$

где P — множество разбиений $X^L = X_p^\ell \sqcup X_p^k$

Задачи медицинской диагностики

Объект — пациент в определённый момент времени.

Классы: диагноз или способ лечения или исход заболевания.

Примеры признаков:

- **бинарные:** пол, головная боль, слабость, тошнота, и т. д.
- **порядковые:** тяжесть состояния, желтушность, и т. д.
- **количественные:** возраст, пульс, артериальное давление, содержание гемоглобина в крови, доза препарата, и т. д.

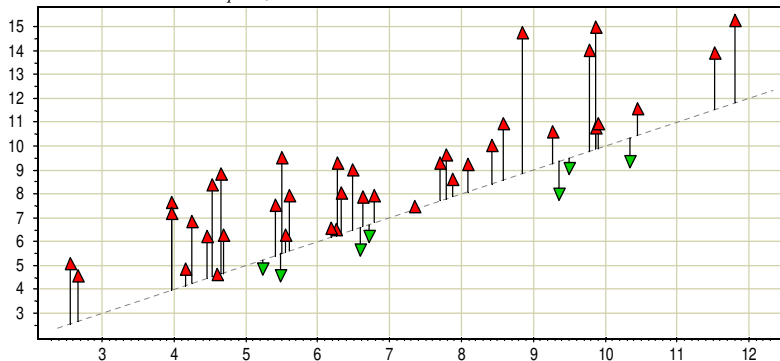
Особенности задачи:

- обычно много «пропусков» в данных;
- нужна интерпретируемая модель классификации;
- нужно выделять *синдромы* — сочетания *симптомов*;
- нужна оценка вероятности отрицательного исхода.

Задача медицинской диагностики. Пример переобучения

Задача предсказания отдалённого результата хирургического лечения атеросклероза; точки — различные решающие правила

Частота ошибок на контроле, %



Частота ошибок на обучении, %

Задачи распознавания месторождений

Объект — геологический район (рудное поле).

Классы — есть или нет полезное ископаемое.

Примеры признаков:

- **бинарные:** присутствие крупных зон смятия и расщеливания, и т. д.
- **порядковые:** минеральное разнообразие; мнения экспертов о наличии полезного ископаемого, и т. д.
- **количественные:** содержания сурьмы, присутствие в рудах антимонита, и т. д.

Особенности задачи:

- проблема «малых данных» — для редких типов месторождений объектов много меньше, чем признаков.

Задача кредитного скоринга

Объект — заявка на выдачу банком кредита.

Классы — bad или good.

Примеры признаков:

- бинарные: пол, наличие телефона, и т. д.
- номинальные: место проживания, профессия, работодатель, и т. д.
- порядковые: образование, должность, и т. д.
- количественные: возраст, зарплата, стаж работы, доход семьи, сумма кредита, и т. д.

Особенности задачи:

- нужно оценивать вероятность дефолта $P(y(x) = \text{bad})$.

Задача предсказания оттока клиентов

Объект — абонент в определённый момент времени.

Классы — уйдёт или не уйдёт в следующем месяце.

Примеры признаков:

- **бинарные:** корпоративный клиент, включение услуг, и т. д.
- **номинальные:** тарифный план, регион проживания, и т. д.
- **количественные:** длительность разговоров (входящих, исходящих, СМС, и т. д.), частота оплаты, и т. д.

Особенности задачи:

- нужно оценивать вероятность ухода;
- сверхбольшие выборки;
- признаки приходится вычислять по «сырым» данным.

Задача категоризации текстовых документов

Объект — текстовый документ.

Классы — рубрики иерархического тематического каталога.

Примеры признаков:

- **номинальные:** автор, издание, год, и т. д.
- **количественные:** для каждого термина — частота в тексте, в заголовках, в аннотации, и т. д.

Особенности задачи:

- лишь небольшая часть документов имеют метки y_i ;
- документ может относиться к нескольким рубрикам;
- в каждом ребре дерева свой классификатор на 2 класса.

Задачи биометрической идентификации личности

Идентификация личности по отпечаткам пальцев



Идентификация личности по радужной оболочке глаза



Особенности задач:

- нетривиальная предобработка для извлечения признаков;
- высочайшие требования к точности.

Задача прогнозирования стоимости недвижимости

Объект — квартира в Москве.

Примеры признаков:

- **бинарные:** наличие балкона, лифта, мусоропровода, охраны, и т. д.
- **номинальные:** район города, тип дома (кирпичный/панельный/блочный/монолит), и т. д.
- **количественные:** число комнат, жилая площадь, расстояние до центра, до метро, возраст дома, и т. д.

Особенности задачи:

- выборка неоднородна, стоимость меняется со временем;
- разнотипные признаки;
- для линейной модели нужны преобразования признаков;

Задача прогнозирования объёмов продаж

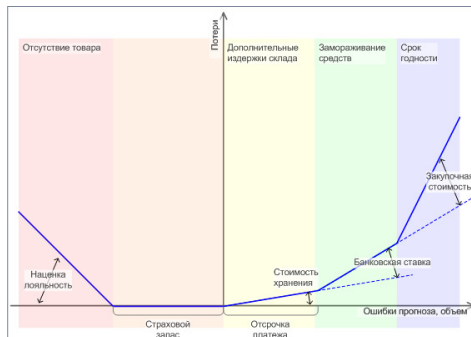
Объект — тройка $\langle \text{товар, магазин, день} \rangle$.

Примеры признаков:

- бинарные: выходной день, праздник, промоакция, и т. д.
- количественные: объёмы продаж в предшествующие дни.

Особенности задачи:

- функция потерь не квадратична и даже не симметрична;
- разреженные данные.



Конкурс kaggle.com: TFI Restaurant Revenue Prediction

Объект — место для открытия нового ресторана.

Предсказать — прибыль от ресторана через год.

Примеры признаков:

- демографические данные: возраст, достаток и т.д.,
- цены на недвижимость поблизости,
- маркетинговые данные: наличие школ, офисов и т.д.

Особенности задачи:

- мало объектов, много признаков;
- разнотипные признаки;
- есть выбросы;
- разнородные объекты (возможно, имеет смысл строить разные модели для мелких и крупных городов).

Задача ранжирования поисковой выдачи

Объект — пара $\langle \text{короткий текстовый запрос, документ} \rangle$.

Классы — релевантен или не релевантен,
разметка делается людьми — ассессорами.

Примеры количественных признаков:

- частота слов запроса в документе,
- число ссылок на документ,
- число кликов на документ: всего, по данному запросу.

Особенности задачи:

- сверхбольшие выборки документов;
- оптимизируется не число ошибок, а качество ранжирования;
- проблема конструирования признаков по сырым данным.

Машинное обучение на данных сложной структуры

- **Статистический машинный перевод:**
объект — предложение на естественном языке
ответ — его перевод на другой язык
- **Перевод речи в текст:**
объект — аудиозапись речи человека
ответ — текстовая запись речи
- **Управление беспилотным аппаратом:**
объект — поток данных с видеокамер, датчиков
ответ — решение об управляющем воздействии

Предпосылки прорыва ИИ в задачах со сложными данными:

- большие и *чистые* данные (Big Data)
- методы оптимизации для задач большой размерности и обучаемая векторизация данных (Deep Learning)
- рост вычислительных мощностей (закон Мура, GPU)

Особенности данных и постановок прикладных задач

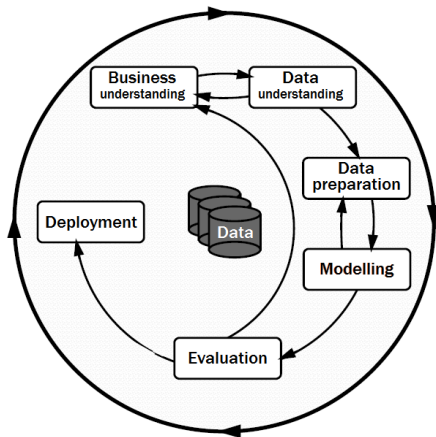
- разнородные (признаки измерены в разных шкалах)
- неполные (измерены не все, имеются пропуски)
- неточные (измерены с погрешностями)
- противоречивые (объекты одинаковые, ответы разные)
- избыточные (сверхбольшие, не помещаются в память)
- недостаточные (объектов меньше, чем признаков)
- сложно структурированные (нет признаковых описаний)

Риски, связанные с постановкой задачи:

- «грязные» данные
(заказчик не обеспечивает качество данных)
- неясные критерии качества модели
(заказчик не определился с целями или критериями)

Межотраслевой стандарт интеллектуального анализа данных

CRISP-DM: Cross Industry Standard
Process for Data Mining (1999)



Компании-инициаторы:

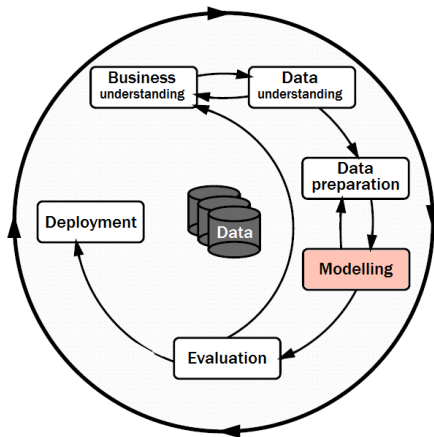
- SPSS
- Teradata
- Daimler AG
- NCR Corp.
- OHRA

Шаги процесса:

- понимание бизнеса
- понимание данных
- предобработка данных и инженерия признаков
- разработка моделей и настройка параметров
- оценивание качества
- внедрение

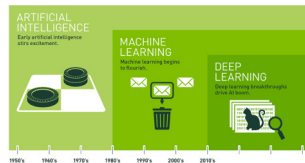
Понимание эволюции ИИ как автоматизации шагов CRISP-DM

CRISP-DM: CRoss Industry Standard
Process for Data Mining (1999)



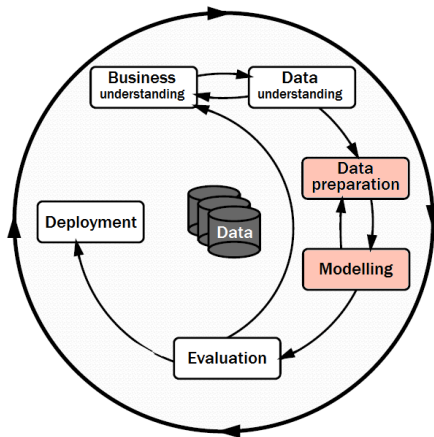
Эволюция ИИ:

- *Expert Systems:*
жёсткие модели,
основанные на правилах
- *Machine Learning:*
параметрические модели,
обучаемые по данным



Понимание эволюции ИИ как автоматизации шагов CRISP-DM

CRISP-DM: CRoss Industry Standard
Process for Data Mining (1999)

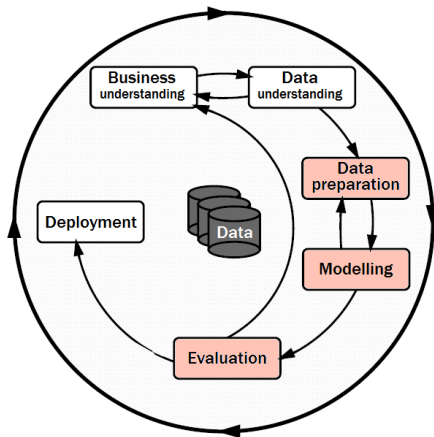


Эволюция ИИ:

- *Expert Systems*:
жёсткие модели,
основанные на правилах
- *Machine Learning*:
параметрические модели,
обучаемые по данным
- *Deep Learning*:
модели с обучаемой
векторизацией данных

Понимание эволюции ИИ как автоматизации шагов CRISP-DM

CRISP-DM: CROss Industry Standard
Process for Data Mining (1999)

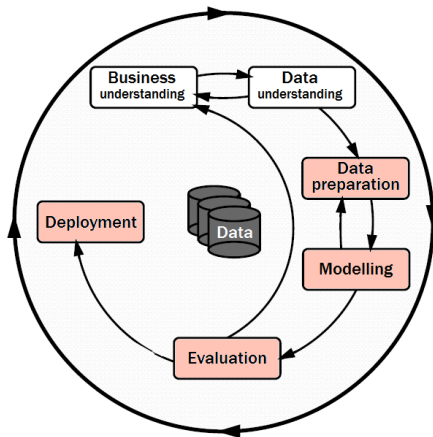


Эволюция ИИ:

- *Expert Systems:*
жёсткие модели,
основанные на правилах
- *Machine Learning:*
параметрические модели,
обучаемые по данным
- *Deep Learning:*
модели с обучаемой
векторизацией данных
- *AutoML:*
автоматический выбор
моделей и архитектур

Понимание эволюции ИИ как автоматизации шагов CRISP-DM

CRISP-DM: CROss Industry Standard
Process for Data Mining (1999)



Эволюция ИИ:

- *Expert Systems:*
жёсткие модели,
основанные на правилах
- *Machine Learning:*
параметрические модели,
обучаемые по данным
- *Deep Learning:*
модели с обучаемой
векторизацией данных
- *AutoML:*
автоматический выбор
моделей и архитектур
- *Lifelong Learning:*
бесшовная интеграция
обучения и выбора
моделей в бизнес-процесс

Эксперименты на реальных данных

Эксперименты на конкретной прикладной задаче:

- цель — решить задачу как можно лучше
- важно понимание задачи и данных
- важно придумывать информативные признаки
- конкурсы по анализу данных: <http://www.kaggle.com>

Эксперименты на наборах прикладных задач:

- цель — протестировать метод в разнообразных условиях
- нет необходимости (и времени) разбираться в сути задач : (
- признаки, как правило, уже кем-то придуманы
- репозиторий UC Irvine Machine Learning Repository
<http://archive.ics.uci.edu/ml> (668 задачи, 2024-09-01)

Эксперименты на синтетических данных

Используются для тестирования новых методов обучения.
Преимущество — мы знаем истинную $y(x)$ (ground truth)

Эксперименты на синтетических данных:

- цель — отладить метод, выявить границы применимости
- объекты x_i из придуманного распределения (часто 2D)
- ответы $y_i = y(x_i)$ для придуманной функции $y(x)$
- двумерные данные + визуализация выборки

Эксперименты на полу-синтетических данных:

- цель — протестировать помехоустойчивость модели
- объекты x_i из реальной задачи (признаки + шум)
- ответы $y_i = y(x_i)$ для придуманной функции $y(x)$ (+ шум)

- **Основные понятия машинного обучения:**
объект, ответ, признак, функция потерь, модель, метод обучения, эмпирический риск, переобучение
- **Постановка задачи** — её **ДНК** (**Д**ано, **Н**айти, **К**ритерий)
- **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
- **Прикладные задачи машинного обучения:**
очень много, очень разных,
во всех областях бизнеса, науки, производства