MACHINE LEARNING

 \vdash

1. MACHINE LEARNING (INTRO)

1.1. What is machine learning?

Искусственнный интеллект (ИИ, AI) — наука и технология создания интеллектуальных компьютерных программ.

Два подхода к обучению ИИ:

• *дедуктивное* (аналитическое) — знания формулируются экспертом. Программа выводит из них факты и новые правила.

Пример — **экспертные системы**.

• *индуктивное* (статистическое) — программа обучается на собственном опыте. Из эмпирических данных выводит общие правила. Под машинным обучением будет пониматься только этот вид обучения ИИ.

Машинное обучение (ML) — подраздел ИИ, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться.

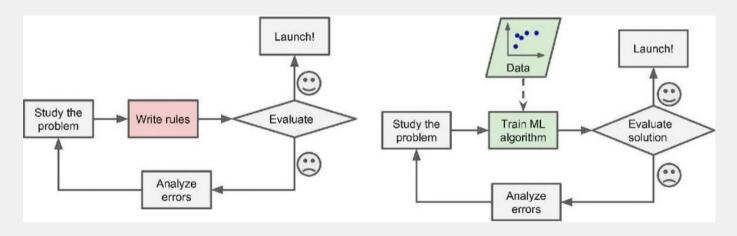


Рис. 1. Традиционный подход к решению задачи и подход на основе ML

В отличие от «классических» алгоритмов обученная машина способна показать поведение, которое в ней *не было* явно запрограммировано.

1.2. Терминология.

Модель = алгоритм(данные) = функция с варьируемыми параметрами, способная обучаться для решения некоторой задачи:

$$y = f_w(x).$$

Параметры (веса) модели — внутренние переменные w модели, которые оптимизируются в процессе обучения модели (от них зависит функция ошибок);

Гиперпараметры модели — величины, которые характеризуют модель, однако не входят в функцию ошибок. Как правило, постоянны во время обучения модели. Гиперпараметры настраиваются до начала обучения модели.

 Φ ункция ошибок (функция потерь, loss) — функция от весов модели, которая показывает насколько сильно ошибается модель.

Обучение (fitting) — процесс минимизации функции ошибок, т.е. настройка весов модели таким образом, чтобы ошибка была минимальна (на каком-то фиксированном наборе данных, называемом **train dataset**).

 $Banu\partial auus$ — проверка качества модели на наборе данных (validation dataset), который не участвовал в процессе обучения.

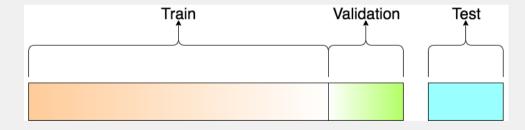
1.3. Виды машинного обучения.

- (1) с учителем (обучение по прецедентам):
 - классификация прогноз метки класса
 - регрессия прогноз вещ. числа (интерполяция либо аппроксимация).
 - ранжирование сортировка по релевантность текста к поисковому запросу
- (2) без учителя:
 - **неконтролируемое преобразование**: сокращ. размерности, поиск компонент
 - кластеризация разбиение на группы схожих элементов (когда не известен правильный ответ)
- (3) обучение с подкреплением (reinforcement learning) обучение алгоритмов реагировать на внешнее окружение:
 - марковский процесс принятия решений

1.4. Подготовка данных и обучение модели.

Деление выборки (dataset) на 3 непересекающиеся части:

- *обучающая* (**training**) используется для настройки (оптимизации) параметров) модели (например, весов нейросети).
- валидационная (validation) используется для выбора наилучшей модели среди обучаемых (оптимизация гиперпараметров).
- *только один раз в конце исследования*.



1.5. Обучение с учителем.

Пусть

X — множество объектов (samples),

D — множество «правильных» ответов (меток) (labels),

 $g: X \to D$ — неизвестная истинная зависимость (true, target).

 $Обучающая \ выборка$ — это множество объектов, для которых известен ответ:

$$X_0 = \{(x_i, d_i)\} \subset X.$$

Пара вида $(x_i, d_i) \in (X, D)$ называется npeuendenm. Т.е. прецендент — объект $x \in X$, для которого известен (истинный) ответ $d \in D$.

 $3a da 4a \ obyчения \ c \ yчителем$ состоит в том, чтобы по обучающей выборке X_0 восстановить зависимость g, т.е. чтобы научиться получать ответ для **любого** объекта $x \in X$.

— это обобщение задачи *аппроксимации* функции на произвольные виды объектов (изображения, видео, тексты, различные нечисловыми или неточные данные).

Пусть y(x) — ответ модели f на объекте $x \in X$.

 $Omu \delta \kappa a$ модели на x — это разность $\varepsilon(x) = d(x) - y(x)$.

Пусть $Y = \{f(x) \mid x \in X\}$ — множество ответов модели. Получаемая таким образом зависимость $f: X \to Y$ называется решающей функцией (decision function).

Таким образом, задача ML — построить решающую функцию f, которая бы приближала целевую (истинную) зависимость g.

Задача регрессии — задача ML для случая $D = \mathbb{R}$.

Например, задача прогнозирования (forecasting).

Задача классификации — для случая $D = \{1, 2, ..., m\}$, где $m \in \mathbb{N}$.

Подмножество объектов $K_d = \{x \in X \mid g(x) = d\}$ называется *классом* с меткой $d \in D$.

Таким образом, задача классификации — ответить на вопрос «какому классу принадлежить объект $x \in X$ »

В задаче распознавании образов классы называются *образами* (pattern).

Функция потерь

 Φ ункция nomepь (loss), ϕ ункция omuбок, ϕ ункция cmoumocmu — неотрицательная функция от параметров модели f, которая характеризует величину ошибки алгоритма на заданном объекте x:

$$L_f = L_f(\varepsilon(x)), \quad \varepsilon(x) = d(x) - y(x).$$

Например,

$$L_f(x) = (d(x) - y(x))^2.$$

 Φ ункционал качества (ф-л средних потерь) алгоритма f на выборке X — это усредненное значение функции потерь на заданном подмножестве объектов:

$$Q_f(X) = avg(L_f(X)) = \frac{1}{|X|} \sum_{x \in X} L_f(x).$$

Соответственно различают: avg train loss, avg valid loss, avg test loss.

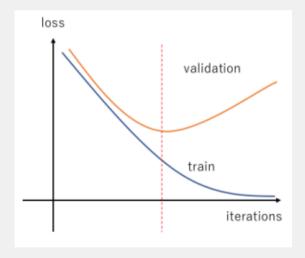
1.6. Вопросы использования моделей.

Две основные стадии:

- (1) обучение (fitting) построение по обучающей выборке X_0 с помощью некоторого метода μ машинного обучения алгоритма (модели) $f_w = \mu(X_0)$.
- (2) *применение* (inference) использование обученной модели f_w для предсказания результата на новых данных: $y = f_w(x)$.

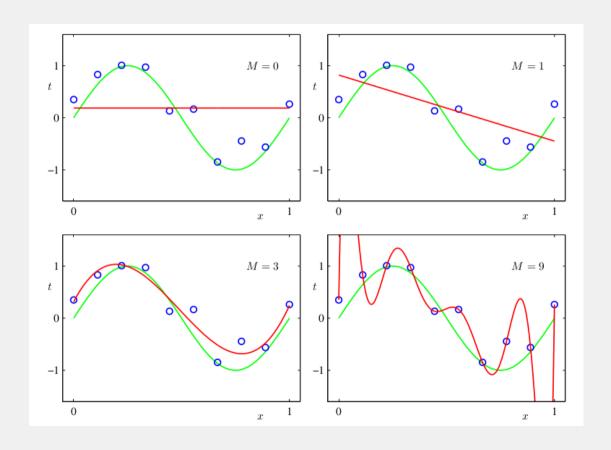
1.7. Overfitting.

Переобучение (overfitting) — ситуация, когда средняя ошибка модели на валидационной (и тестовой) выборке оказывается существенно выше, чем ошибка на обучающей выборке:



Переобученная модель хорошо запоминает образы, на которых обучается, но не обладает достаточной обобщающей способность.

На примере аппроксимации функции полиномом (M- степень полинома):



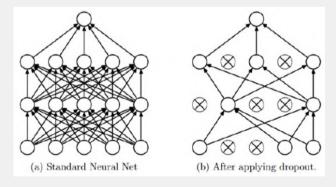
1.8. Методы борьбы с переобучением.

- *Аугментация* (augmentation) увеличение размера обучающей выборке за счет применения к ней различных искажений и деформаций: вращение, аффинные преобразования, цветовое, добавление шума.
- *Регуляризация* (regularization) добавление к функции потерь слагаемого в виде штрафа за сложность модели:

L1: MSE += $\lambda ||W||_1$,

L2: MSE += $\lambda ||W||_2^2$.

• *Dropout* — рандомное «удаление» части нейронов в скрытых полносвязных слоях.



2. Reference

http://www.machinelearning.ru

https://github.com/demidovakatya/vvedenie-mashinnoe-obuchenie

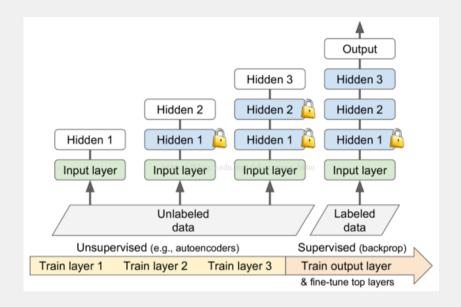


Рис. 2. Предобучение без учителя (unsuperviser pretraining)

2.1. Предобучение.