

# Обучение с учителем (Supervised learning)

Синонимы: Обучение контролируемое, Обучение управляемое, Associative learning

Обучение с учителем — это направление машинного обучения, объединяющее алгоритмы и методы построения моделей на основе множества примеров, содержащих пары «известный вход — известный выход».

Иными словами, чтобы алгоритм относился к обучению с учителем, он должен работать с примерами, которые содержат не только вектор независимых переменных (атрибутов, признаков), но и значение, которое должна выдавать модель после обучения (такое значение называется целевым). Разность между целевым и фактическим выходами модели называется ошибкой обучения (невязкой, остатками), которая минимизируется в процессе обучения и выступает в качестве «учителя». Значение выходной ошибки затем используется для вычисления коррекций параметров модели на каждой итерации обучения.

В анализе данных машинное обучение используется в задачах классификации и регрессии. В первом случае в качестве целевой переменной используется метка класса, а во втором — числовая переменная целого или вещественного типа.

В настоящее время разработано большое число алгоритмов обучения с учителем, каждый из которых имеет свои сильные и слабые стороны. Не существует единого алгоритма, который лучше всего подходит для всех задач анализа.

К числу алгоритмов обучения с учителем для решения задач классификации относятся:

- деревья решений;
- машины опорных векторов;
- байесовский классификатор;
- линейный дискриминантный анализ;
- метод k-ближайших соседей;

Алгоритмами обучения с учителем для решения задачи регрессии являются:

- линейная регрессия;
- логистическая регрессия;
- нейронные сети.

Это деление не строгое поскольку, например, нейронные сети могут быть адаптированы для классификации, а некоторые виды деревьев решений (например, CART) позволяют производить численное предсказание.

Формальная общая постановка задачи машинного обучения с учителем имеет вид. Пусть имеется обучающее множество, состоящее из  $N$  примеров. Каждый обучающий пример задается в следующем виде:  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ , где  $x_i$  — вектор входных признаков  $i$ -го примера, а  $y_i$  — целевое значение  $i$ -го примера.

Тогда алгоритм обучения ищет функцию  $g : X \rightarrow Y$ , где  $X$  — пространство входов модели,  $Y$  — пространство выходов. Функция  $g$  является элементом пространства функций  $G$ , которое называют также пространством гипотез.

Функцию  $g$  удобно представлять в виде другой функции  $f : X \times Y \rightarrow \mathbb{R}$ , такой, что  $g$  определяется как возвращающая значение  $y$ , которое обеспечивает равенство  $g(x) = \operatorname{argmax}_y f(x, y)$ , где  $f \in F$ .

Хотя  $G$  и  $F$  могут быть любыми пространствами функций, многие алгоритмы обучения являются вероятностными, где  $g$  имеет вид условной вероятности  $g(x) = P(y|x)$  или  $f$  принимает вид совместной вероятностной модели  $f(x, y) = P(x, y)$ . Например, простой классификатор Байеса и линейный дискриминантный анализ являются моделями совместной вероятности, а логистическая регрессия — условной вероятности.

Существует два основных подхода к выбору функций  $g$  и  $f$ : минимизация эмпирического риска и минимизация структурного риска. Минимизация эмпирического риска ищет функцию, которая наилучшим образом соответствует обучающим данным. Минимизация структурного риска включает в себя функцию штрафа, которая ищет компромисс между смещением и дисперсией (дилемма смещение-дисперсия — чем меньше смещение оценки параметра модели, тем выше ее дисперсия, и наоборот).

В обоих случаях предполагается, что обучающее множество состоит из независимых и одинаково распределенных пар  $(x_i, y_i)$ . С целью проверить насколько хорошо функция соответствует обучающим данным, определяется функция потерь:  $L(y_i, \hat{y})$ , где  $\hat{y}$  — значение, предсказанное моделью для примера  $(x_i, y_i)$ .

Риск  $R(g)$  определяется как потери  $g$ , которые на обучаемых данных могут быть оценены как:

$$R(g) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, g(x_i))$$

Альтернативной техникой является обучение без учителя, когда целевая переменная в обучающих примерах отсутствует. Оно используется при решении задач кластеризации.