KARPOV.COURSES >>>
КОНСПЕКТ

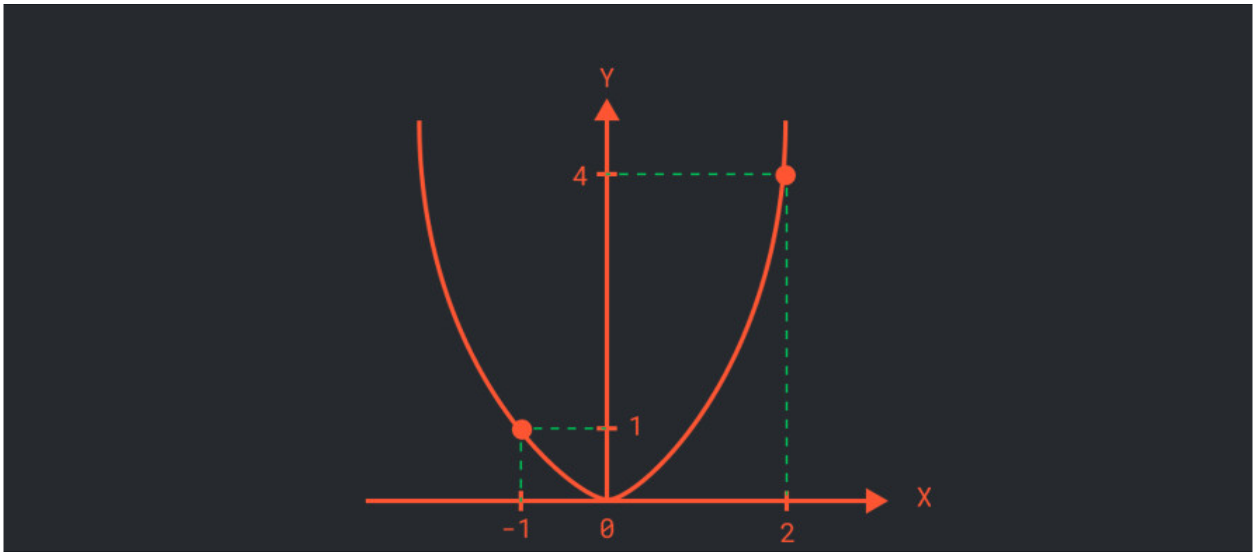
Конспект > 2 урок > Оценка качества работы моделей

>Оглавление

> Ликбез №1: Понятие функции и функциональной зависимости

Функция — это некоторое правило, по которому одно множество связано с другим.

Пример функциональной зависимости, где множество X отображается во множестве Y является формула $y = x^2$



В МО мы также сталкиваемся с необходимостью сопоставления множества одних объектов с другим через определенные функциональные зависимости.

Композиция функций — когда аргументом одной функции является другая функция.

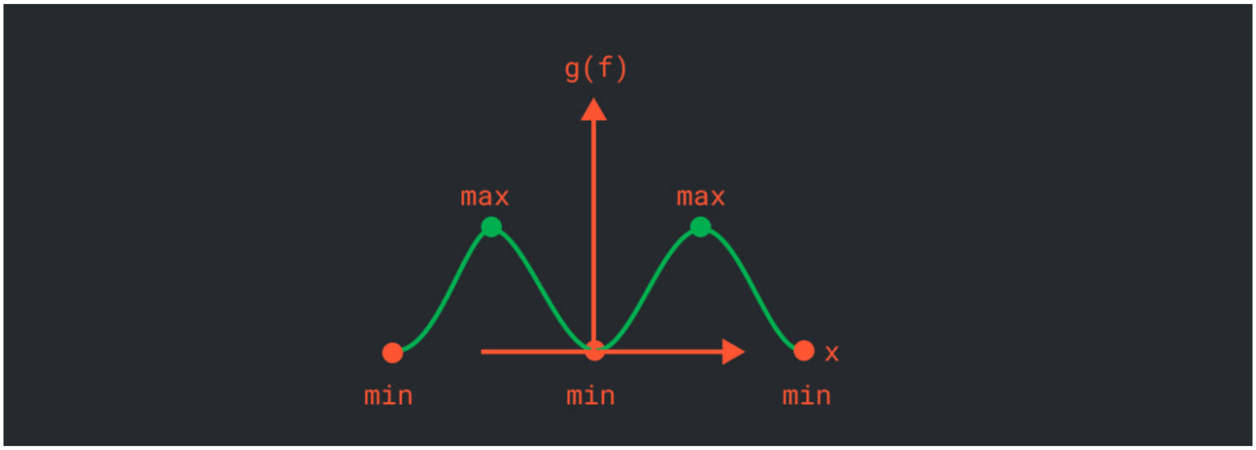
Например, в качестве аргумента (x) берем функцию синуса $f(x) = sin(x)$ и возводим её в квадрат:

$z(x) = g(f(x)) = f(x)^2 = (sin(x))^2$

Чаще всего в МО мы имеем дело с композициями функций.

Минимумы и максимумы функции.

Минимум (максимум) функции — точка (аргумент), в котором значение функции минимально (максимально) в ближайшей окрестности. Локальных минимумов (максимумов) может быть несколько, глобальный только один.



> Функция потерь (Loss function)

Допустим, у нас есть некая модель $a(x)$, определяющая зависимость для пар объект-таргет из выборки

$X = (xi, yi)$

Чтобы понять, хороша ли данная модель, оценим ошибку на одном из объектов.

Для этого нам понадобится функция потерь.

Функция потерь — это ошибка алгоритма на выбранном объекте. Показывает, насколько далек результат, полученный выбранным алгоритмом, от ожидаемого результата.

Одна из самых популярных функций потерь — квадратичное отклонение:

$L(a(xi), yi) = (a(xi) – yi)^2$

В качестве примера допустим, что нам нужно предсказать ответ - цену акции через год по признакам (конкуренты, капитал, текущая цена). Предположим, что год прошел и нам уже известны реальные значения таргета. У нас есть два объекта:

$x_1 = (21, 165, 58), y_i = 45$

$x_2 = (45, 189, 101), y_i = 36$

Также мы имеем оценки, полученные моделью:

$a(x_1) = 46$

$a(x_2) = 33$

Тогда мы можем посчитать потери на каждом объекте:

$L(x_1, y_1) = (46 - 45)^2 = 1$

$L(x_2, y_2) = (33 - 36)^2 = 9$

> Функционал качества и метрики

Если усреднить функцию потерь по всем объектам, то получим среднюю потерю работы нашей модели $a(x)$ на выборке X из m объектов:

$Q(a(x), X) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{m} L(a(x_i), y_i)$

Такая функция позволяет оценить среднюю ошибку модели по всей выборке, а не на одном конкретном объекте и будет в данном случае функционалом качества нашей модели.

Метрика — критерий, по которому мы окончательно замеряем качество модели. В некоторых случаях может совпадать с функционалом качества. Метрика - показатель, более приближенный к бизнес-задачам.

В дальнейшем мы будем говорить о метриках, когда будем разбирать конкретные методы машинного обучения.

Посчитаем функционал качества для предыдущего примера с предсказанием стоимости акций, в котором:

$y_1 = 45, \;\; a(x_1) = 46$

$y_2 = 36, \;\; a(x_2) = 33$

$L(x_1, y_1) = (46 - 45)^2 = 1$

$L(x_2, y_2) = (33 - 36)^2 = 9$

Подставив значения в формулу, получаем функционал качества:

$Q = 1/2(9 + 1) = 5$

Полученное значение называют среднеквадратичным отклонением.

В разных задачах разные метрики, важно найти адекватную метрику для выбранной модели.

> Главные метрики в задачах регрессии

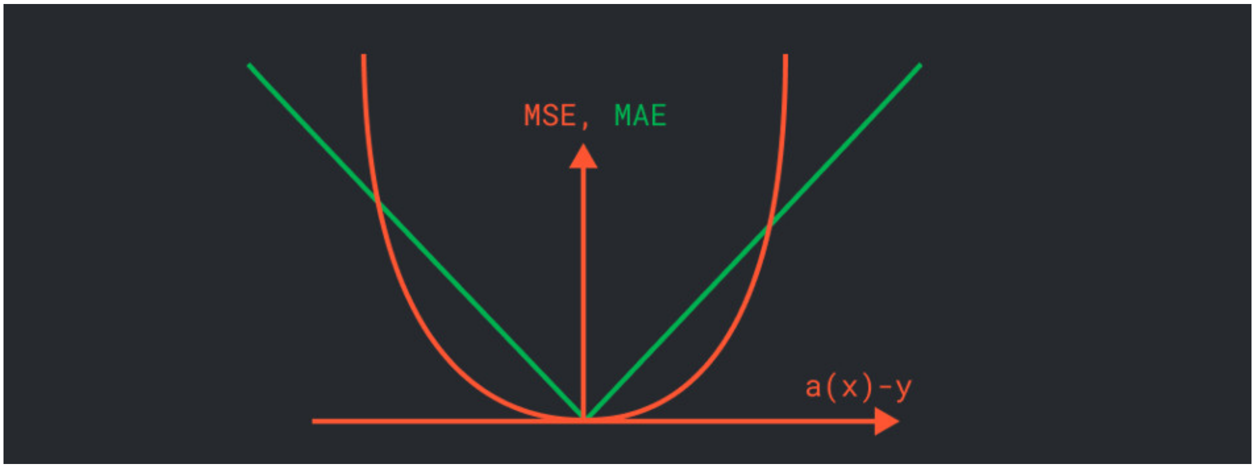
Средняя квадратическая ошибка(MSE - Mean Squared Error) - самый простой и распространенный показатель для оценки регрессии, определяется уравнением:

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}((a(x_i) - y_i))^2$$

где y_i фактический результат, а $a(x_i)$ прогноз модели

Средняя абсолютная ошибка(MAE - Mean Absolute Error) - ошибка рассчитывается как среднее абсолютных разностей между целевыми значениями и прогнозами. Основным преимуществом MAE является то, что она является более устойчивой к выбросам, так как модули так не увеличивают отклонения, как возведение в степень.

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}|a(x_i) - y_i|$$



Полезная статья о применении данных метрика в задачах регрессии.