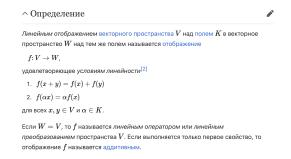
Линейные модели

Задача классификации или регрессии можно рассматривать как поиск <u>линейного отображения</u> из множества *X* в множество предсказываемых значений (features).

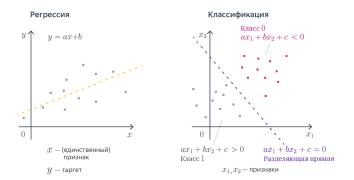


Будем рассматривать функции вида:

у



, **где у**-целевая переменная (искомая, фича)



Hot-encoding - метод для перевода категориальных данных в численные,

заменяя каждую категорию единицей для соответсвующей записи, а остальные типы помечая нулями.

+:

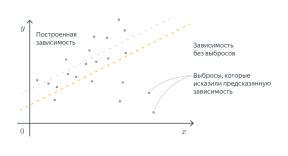
- 1. Линейные модели обладают интерпретируемостью, т е мы можем описать например за что отвечают веса модели, более «важному» признаку соответствует более важный вес (однако это совсем не всегда именно так: малый вес доя скомпенсированности, вес может быть и малый, но критически важен в оазных ситуациях).
- 2. Можем вводить функции от исходных переменных, вместо использования сложных полиноминальных моделей:

 $y \approx w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 \log x_1 + w_4 \mathrm{sgn}(x_1 x_2)$

- дополнительных признаков (сложные функции от исходных)

MHK:

Задача: приблизить f_w(x) к у. Должны научиться измерять качество модели и уметь минимизировать ее ошибку, както меняя ее параметры (в нашем примере это веса w.



Серый пунктир - функция построенная на основе X векторах признаков Оранжевый пунктир - граница отделяющая выбросы функции от основных данных.

Нам нужно как то приближать (оптимизировать) нашу модель (в нашем случае линейная модель у) к настоящим данным. Т.к. вектор предсказаний модели и наш вектор у_і лежат в одном векторном пространстве, то мы можем приближать из с помощью уменья «расстояния» между точками. В качестве расстояния можем взять евклидову норму L^2, это будет функцией потерь (лоссом):

$$\|y-f_w(x)\|_2$$

ысле самого п