

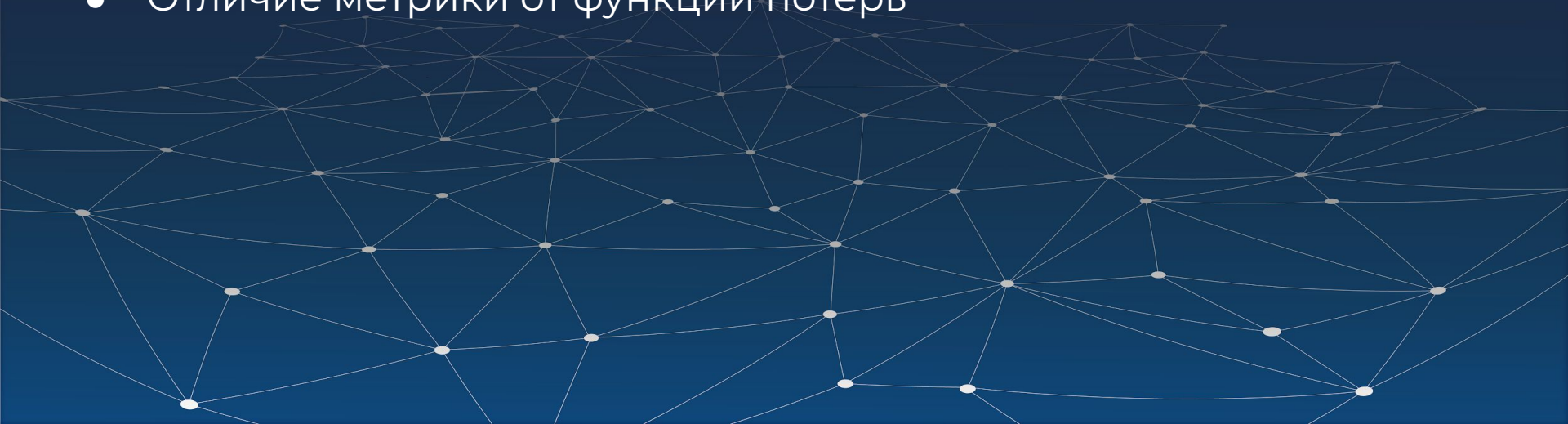


Deep Learning School

Метрики в задаче регрессии

План занятия

- Метрики, их назначение. Виды метрик
- Основные метрики регрессии:
 - MSE, MAE и их вариации,
 - коэффициент детерминации.
- Отличие метрики от функции потерь



Метрики классификации и регрессии

- Accuracy (процент правильных ответов) — метрика классификации
- $$\text{MSE} = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (y_{true}^i - y_{pred}^i)^2$$
 — метрика регрессии

Метрика

Метрика — численный показатель качества работы алгоритма для данной задачи.

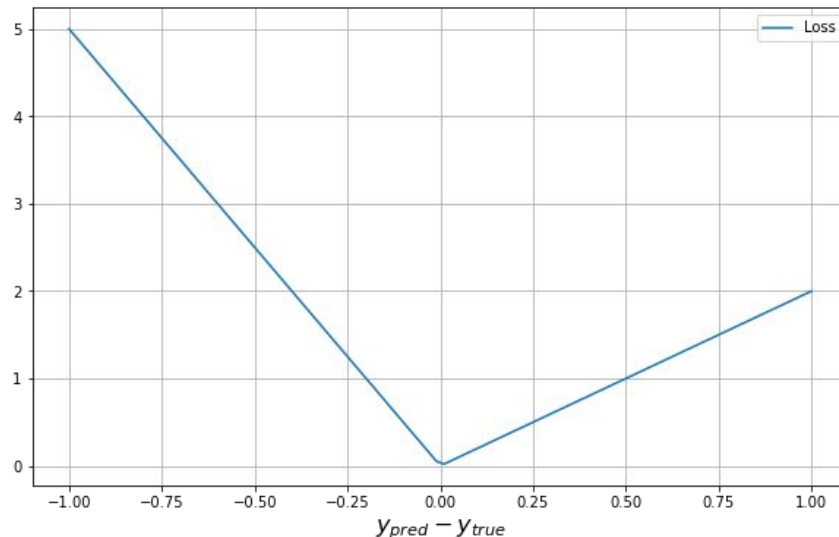
- Принимает на вход правильные ответы и ответы алгоритма.
- Метрика тем больше (или меньше), чем точнее алгоритм предсказывает правильные ответы.
- Для разных задач можно рассматривать специфические метрики.

Более сложные метрики машинного обучения

- Модель предсказания спроса на ноутбуки — задача регрессии
- Реальный спрос составит 15 ноутбуков
- Предсказали 20 ноутбуков — не очень хорошо, но не так страшно
- Предсказали 10 ноутбуков — гораздо хуже

Более сложные метрики машинного обучения

- Модель предсказания спроса на ноутбуки — задача регрессии
- Реальный спрос составит 15 ноутбуков
- Предсказали 20 ноутбуков — не очень хорошо, но не так страшно
- Предсказали 10 ноутбуков — гораздо хуже



$$L(y_{true}, y_{pred}) = \begin{cases} \alpha(y_{true} - y_{pred}), & y_{true} > y_{pred} \\ \beta(y_{pred} - y_{true}), & y_{true} \leq y_{pred} \end{cases}$$

Базовые метрики регрессии

Дано: выборка из ℓ элементов,

y_{true}^i — верный ответ на i -ом объекте, y_{pred}^i — предсказанный ответ.

- Средняя квадратичная ошибка, MSE

$$\frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (y_{true}^i - y_{pred}^i)^2$$

- Средняя абсолютная ошибка, MAE

$$\frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} |y_{true}^i - y_{pred}^i|$$

RMSE и MAPE

- Корень из средней квадратичной ошибки, RMSE

$$\sqrt{\frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (y_{true}^i - y_{pred}^i)^2}$$

- Процентная средняя абсолютная ошибка, MAPE

$$\frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} \left| \frac{y_{true}^i - y_{pred}^i}{y_{true}^i} \right|$$

Коэффициент детерминации

Коэффициент детерминации (R^2):

$$R^2(y_{true}, y_{pred}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{\ell} (y_{true}^i - y_{pred}^i)^2}{\sum_{i=1}^{\ell} (y_{true}^i - \overline{y_{true}})^2}$$

- Если y_{pred}^i равно $\overline{y_{true}}$ для всех i , то R^2 равно 0
- Если y_{pred}^i равно y_{true}^i для всех i , то R^2 равно 1
- R^2 может быть отрицательной
- Для «адекватных» моделей $0 \leq R^2 \leq 1$

Метрика и функция потерь

Метрика

- Необходима для измерения качества работы
- Должна соответствовать бизнес-задаче, важна заказчику
- Должна быть интерпретируемой

Функция потерь

- Необходима для обучения алгоритма
- При обучении её обычно минимизируют
- Должна быть удобной для минимизации

Итоги занятия

Мы изучили:

- метрики, их определение и назначение,
- особые метрики для конкретных задач,
- метрики регрессии: MSE, MAE, RMSE, MAPE, R^2 ,
- отличие метрики от функции потерь.