Классификация текстов

+ gentle reminder on ML course

Задача классификации

- Есть заранее известные классы (2 бинарная классификация, больше мультиклассовая классификация)
- Задача построить алгоритм, который относит объекты в свой класс

Примеры: анализ тональности, определение интента в диалоге, выявление токсичного поведения и много всего другого.

Как будем оценивать качество?

- Как и в любой ML задаче, у нас есть train и test множества: обучаемся на train, проверяем качество на test.
- Метрики качества для бинарной классификации:
 - Доля правильных ответов (accuracy)
 - Точность (precision)
 - Полнота (recall)
 - F-мера
 - AUC-ROC

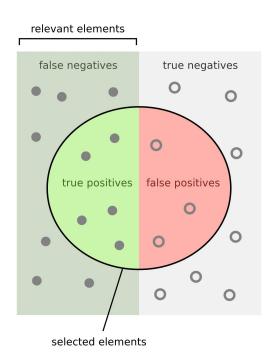
Accuracy, precision, recall

	Y = 0	Y = 1
f(x) = 0	True Negative	False Positive
f(x) = 1	False Negative	True Positive

Полнота (recall) =
$$\frac{T_p}{P}$$

Точность (precision) =
$$\frac{T_p}{T_p + F_p}$$

$$\text{F--mepa} = \frac{2*\operatorname{precision}*\operatorname{recall}}{\operatorname{precision}+\operatorname{recall}}$$





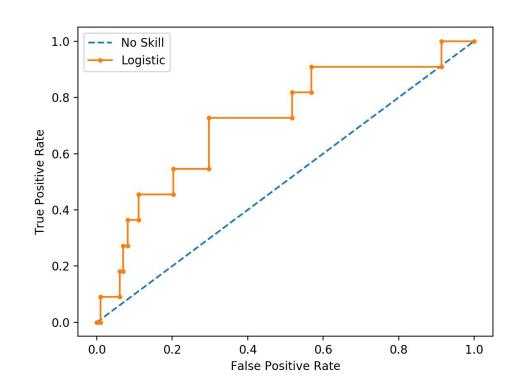


How many relevant items are selected?



AUC-ROC

$$\begin{split} \mathrm{FPR} &= \frac{\mathrm{FP}}{\mathrm{FP} + \mathrm{TN}}; \\ \mathrm{TPR} &= \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}}. \end{split}$$



Многоклассовая классификация: One-VS-All

Обучим K (K = число классов) линейных классификаторов: $b_1(x), \ldots, b_K(x)$

Каждый классификатор (бинарный!) будет отличать $b_k(x) = \langle w_k, x \rangle + w_{0k}$. один класс от всех остальных.

Итоговый класс будем вычислять как наиболее вероятный, исходя из прогнозов всех алгоритмов:

$$a(x) = \underset{k \in \{1, \dots, K\}}{\operatorname{arg max}} b_k(x).$$

Многоклассовая классификация: All-VS-All

Обучим C_K^2 классификаторов (для всех возможных пар классов):

$$b_k(x) = \operatorname{sign}(\langle w_k, x \rangle + w_{0k}).$$

Каждый классификатор (бинарный!) обучаем на подвыборке, содержащей только 2 класса.

Для классификации нового объекта подадим его на вход всем построенным классификаторам; в качестве ответа выберем наиболее "частый" среди ответов класс.

$$a(x) = \underset{k \in \{1, \dots, K\}}{\operatorname{arg \, max}} \sum_{i=1}^{K} \sum_{j \neq i} [a_{ij}(x) = k]$$

Микро- и макро-усреднение

Рассмотрим К двухклассовых задач (one-VS-all), для каждой вычислим матрицу ошибок:

 TP_k, FP_k, FN_k, TN_k

Микро-усреднение:

$$\operatorname{precision}(a, X) = \frac{\overline{\operatorname{TP}}}{\overline{\operatorname{TP}} + \overline{\operatorname{FP}}}, \qquad \overline{\operatorname{TP}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} \operatorname{TP}_{k}$$

$$\overline{\mathrm{TP}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} \mathrm{TP}_{k}$$

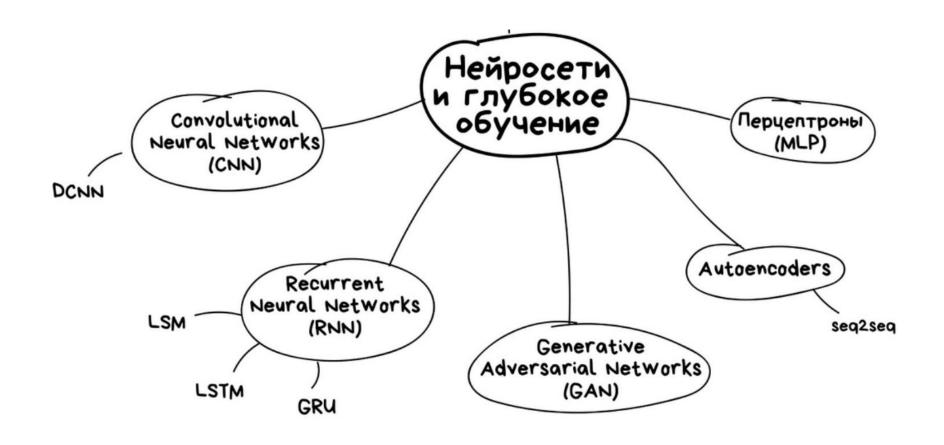
Макро-

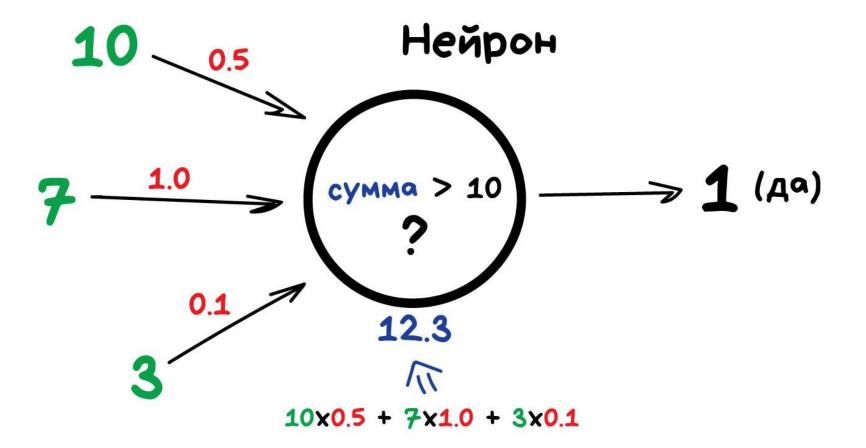
$$\operatorname{precision}(a, X) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} \operatorname{precision}_{k}(a, X); \qquad \operatorname{precision}_{k}(a, X) = \frac{\operatorname{TP}_{k}}{\operatorname{TP}_{k} + \operatorname{FP}_{k}}.$$

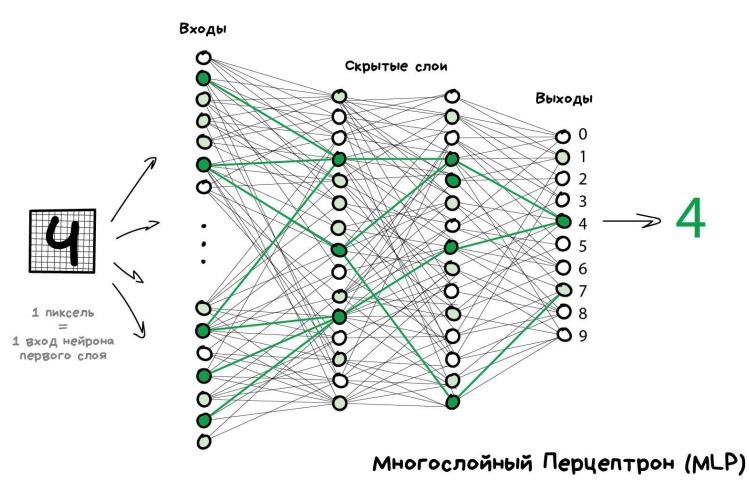
усреднение:

Классические алгоритмы классификации

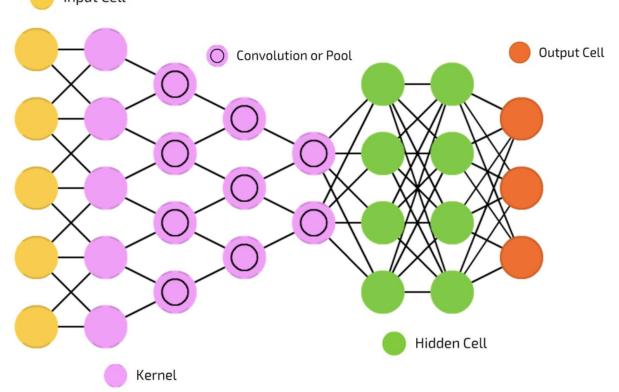
- Метод опорных векторов (Support Vector Machine, SVM)
- Логистическая регрессия
- Метод К ближайших соседей (K Nearest Neighbors, KNN)
- Нейросетевые алгоритмы





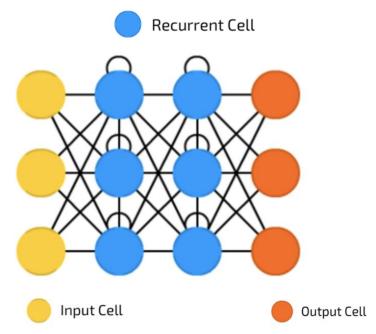


Сверточные нейросети (convolutional neural networks, CNN)



Рекуррентные нейросети (recurrent neural network, RNN)

Все, что связано с последовательностями данных: тексты, речь, музыка, временные ряды и т.д.

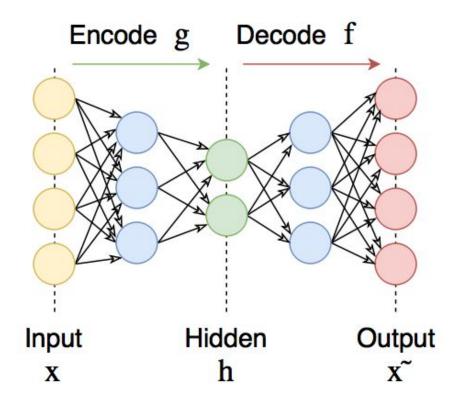


Генеративные состязательные нейросети (generative adversarial network, GAN)

Две нейросети: одна учится генерировать данные, вторая - отличать настоящие от сгенерированных.



Автоэнкодеры (Autoencoders)



Библиотеки для написания моделей

Criteria +	Winner \$	Runner up \$
Community and Support	Tensorflow	Pytorch
Ease of Use	Pytorch	Tensorflow
Academia(Prototyping)	Pytorch	Torch/Caffe
Industry	Tensorflow	Caffe2
Embedded Computer vision	Caffe	Tensorflow

Пример нейросети на Keras

```
model = Sequential()
model.add(Conv2D(32, kernel size=(3, 3),
                 activation='relu',
                 input shape=input shape))
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(num classes, activation='softmax'))
model.compile(loss=keras.losses.categorical_crossentropy,
              optimizer=keras.optimizers.Adadelta(),
              metrics=['accuracy'])
model.fit(x_train, y_train,
          batch size=batch size,
          epochs=epochs,
          verbose=1.
          validation_data=(x_test, y_test))
```

Sum up

- Хороший бейзлайн для классификации fasttext
- Если есть модель эмбеддингов (или можно ее обучить) модели классификации поверх эмбеддингов
- Нейросетевые классификаторы (о них во второй лекции)