

МЕТОДЫ РАСШИРЕНИЯ ДАННЫХ В ЗАДАЧАХ КЛАССИФИКАЦИИ ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАММ

Гурьянова Валерия Николаевна

Аспирант

Факультет ВМК МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, Россия

E-mail: kibitovavaleria@gmail.com

Недавно компанией CardioQvark [7] был изобретен прибор, который позволяет считывать электрокардиограммы (ЭКГ) человека в домашних условиях. Эти ЭКГ отличаются от традиционных кардиограмм тем, что они измеряются только с одного отведения, а не с двенадцати. Стоит вопрос о том, какие болезни можно определять с помощью таких ЭКГ и с каким качеством. Одним из подходов к решению таких задач является использование нейронных сетей, так как с их помощью в настоящее время успешно решаются многие задачи классификации сигналов. Обучение нейронных сетей затрудняет проблема небольшого объема имеющихся данных, поэтому задача расширения имеющихся данных является актуальной на текущий момент.

Существуют различные методы расширения данных, которые могут быть применимы к ЭКГ-сигналам. Некоторые из них, а также предложенные их модификации, будут описаны ниже.

Метод смешивания был предложен авторами [5] с целью улучшения устойчивости нейронных сетей. Метод состоит в следующем: пусть x_1, x_2 — два случайных объекта из обучающей выборки. Новый объект создается как:

$$x_3 = mx_1 + (1 - m)x_2, \quad (1)$$

где $m \in (0, 1)$.

Существуют следующие простые методы для расширения данных: установление в ноль случайных точек сигнала [3] или окрестностей сигнала [6]; ресемплинг всего сигнала [6]; ускорение и замедление частей сигнала [2]; добавление гауссовского шума в сигнал [3]; применение фильтров со случайными параметрами и добавление в выборку частей исходных сигналов [2].

Метод на основе трех сигналов [4] состоит в следующем: исходный сигнал нормализуется, затем генерируется синусоида и случайный гауссовский шум, а затем все три сигнала объединяются.

Метод, основанный на применении автокодировщика [1] состоит в получении сокращенного представления данных. Затем для каждого

сигнала находятся к ближайших. Для каждой пары ближайших объектов новый объект генерируется как их взвешенная сумма. Так как в ЭКГ решающую роль играют окрестности R-пиков, то было предложено получать внутреннее представление не для всего сигнала, а для некоторой усредненной окрестности R-пика.

Также для расширения данных было предложено заменять некоторые окрестности R-пика окрестностями R-пиков сигнала, схожего с данным, а также усреднять такие окрестности.

Для сравнения вышеописанных методов использовались следующие данные: 4662 ЭКГ (3276 здоровых и 1386 больных) для определения ишемической болезни сердца; 5336 ЭКГ (4099 здоровых и 1237 больных) для определения туберкулеза.

Исследование проводилось на двух архитектурах: рекуррентной и сверточной. Оценка качества проводилась на отложенной выборке. В ходе применения различных методов удалось повысить качество модели более чем на 3 процента.

Литература

1. DeVries T., Taylor G. W. Dataset augmentation in feature space //arXiv preprint arXiv:1702.05538. – 2017.
2. Le Guennec A., Malinowski S., Tavenard R. Data augmentation for time series classification using convolutional neural networks //ECML/PKDD Workshop on Advanced Analytics and Learning on Temporal Data. – 2016.
3. Schlüter J., Grill T. Exploring Data Augmentation for Improved Singing Voice Detection with Neural Networks //ISMIR. – 2015. – С. 121-126.
4. Tan J. H. et al. Application of stacked convolutional and long short-term memory network for accurate identification of CAD ECG signals //Computers in Biology and Medicine. – 2018.
5. Zhang H. et al. mixup: Beyond empirical risk minimization //arXiv preprint arXiv:1710.09412. – 2017.
6. Zihlmann M., Perekrestenko D., Tschannen M. Convolutional Recurrent Neural Networks for Electrocardiogram Classification //arXiv preprint arXiv:1710.06122. – 2017.
7. Страница сайта CardioQvark: <http://www.cardioqvark.ru>