Cardiovascular diseases Artifcial intelligence for the electrocardiogram

Ana Mincholé and Blanca Rodriguez

Nature Medicine | VOL 25 | JANUARY 2019 | 20–23 | www.nature.com/naturemedicine

За последние 15 лет два основных достижения заложили основу для бума искусственного интеллекта (ИИ) в инновациях в области здравоохранения.

Во-первых, базы данных и электронные медицинские карты начали систематически собирать интегрированные оцифрованные медицинские данные для большого числа пациентов и лиц, не имеющих симптомов. Во-вторых, мощные вычислительные платформы, основанные на высокопроизводительных вычислениях и облачных вычислениях, стали доступны благодаря усовершенствованию оборудования, особенно в графических процессорах.

Машинное обучение - это область ИИ, основанная на вычислительных статистических алгоритмах, которые позволяют компьютерам учиться непосредственно на основе данных, без явного программирования.

Так, например, у методов машинного обучения есть потенциал для автоматического определения наиболее важных характеристик, связанных с ключевыми различиями в данных о пациентах, то есть между заболеванием и здоровьем.

Оба исследования описывают алгоритмы глубокого обучения, применяемые к большим наборам данных электрокардиограмм (ЭКГ), наиболее широко используемых и, возможно, самых простых записях в клинике, и показывают, что машинное обучение может применяться для выявления нарушений сердечного ритма и механической дисфункции.

Глубокое обучение, тип машинного обучения, основанный на том, как мозг подключен и работает, основан на алгоритмах, также известных как модели, состоящих из взаимосвязанных узлов, называемых нейронами, расположенных в макете сети. Нейроны в сети глубокого обучения активируются в соответствии с входными данными, которые были ЭКГ в этих исследованиях. Их активация распространяется по сети, предоставляя возможность изучить взаимосвязь между входными и выходными данными (такими как классификация пациентов или ритмов) посредством процесса, называемого эмпирическим обучением. После обучения нейронной сети ее производительность оценивается на независимом наборе данных, который не использовался для обучения, и вычисляются такие статистические показатели, как чувствительность, специфичность и точность.

В центре внимания исследования находится классификация сердечного ритма с использованием глубокой нейронной сети, построенной на большом наборе клинических данных из 91232 амбулаторных записей ЭКГ в одном отведении от 53 877 пациентов. Целью авторов было выявление 12 классов сердечного ритма по данным ЭКГ. Проверка была проведена на основе независимого набора тестовых данных, аннотированного сертифицированной комиссией кардиологов. Алгоритм показал отличную производительность при определении индивидуальных классов ритмов.

Классификация ритмов также была в центре внимания предыдущих исследований машинного обучения с использованием ряда методов, таких как линейные и квадратичные дискриминанты, опорные векторные машины, случайные леса и нейронные сети.

Большинство этих исследований основывались на выводе характеристик на основе ЭКГ, способных классифицировать различные типы сердечных сокращений, а также на таких методах, как выбор признаков для лучшего обобщения и рабочих характеристик. Явным преимуществом представленных здесь подходов глубокого обучения является то, что они не требуют извлечения характеристик ЭКГ, поскольку они извлекаются из данных как часть обучения алгоритма.

Известное ограничение современных методов машинного обучения состоит в том, что сложно понять причину их результатов. Алгоритмы не могут объяснить патофизиологическую основу результатов классификации, поскольку они не могут выявить функциональные зависимости между входными данными и классами. С этой целью кардиологи обычно используют информацию об известных характеристиках ЭКГ, таких как ширина QRS, интервал QT или морфология зубца T, поскольку они напрямую связаны с сокращением и расслаблением сердца и были исследованы с использованием компьютерное моделирование и симуляция, основанные на человеке. Однако для извлечения биомаркеров ЭКГ требуется очертание ЭКГ, то есть идентификация ключевых точек кривых ЭКГ, для которых методы экспертных систем все еще актуальны, даже несмотря на то, что попытки глубокого обучения выглядят многообещающими. В отличие от общепризнанного успеха подходов глубокого обучения для сегментации изображений, глубокое обучение для определения границ ЭКГ остается проблемой. Таким образом, одним из ограничений анализа с глубоким обучением является то, что он не может надежно и автоматически получать ключевые физиологически значимые биомаркеры ЭКГ из больших наборов данных, которые они анализируют.

In the last 15 years, two main advances have laid the foundations for a boom in AI in healthcare innovation.

Firstly, databases and electronic health records have started to systematically collect integrated digitalized medical data for large numbers of patients and asymptomatic individuals. Secondly, powerful computing platforms based on high performance computing and cloud computing have become available through hardware improvements, particularly in graphics processing units.

Machine learning is a field of AI and is based on computational statistical algorithms that allow computers to learn directly from data, without being explicitly programmed.

Thus, for example, machine-learning techniques have the potential to automatically identify the most important features related to key differences in patient data, that is, disease versus healthy.

Both studies describe deep-learning algorithms applied to large datasets of electrocardiograms (ECGs), the most widely used and perhaps simplest recordings in the clinic and indicate that machine learning can be applied to identify heart rhythm abnormalities and mechanical dysfunction.

Deep learning, a type of machine learning inspired by how the brain is connected and works, is based on algorithms, also known as models, consisting of interconnected nodes called neurons arranged in a network layout. Neurons in the deep-learning network are activated according to the data inputs, which were ECGs in these studies. Their activation propagates through the network, providing the ability to learn the relationship between input and the output data (such as patient or rhythm classification) through a process called empirical learning. Once the neural network is trained, its performance is evaluated on an independent dataset that was not used for training, and statistical metrics such as sensitivity, specificity, and accuracy are calculated.

The focus of the study is cardiac rhythm classification using a deep neural network built on a large clinical dataset of 91,232 single-lead ambulatory ECG recordings from 53,877 patients. The authors’ goal was the identification of 12 classes of cardiac rhythm from the ECG data. Validation was performed against an independent test dataset annotated by a certified board of cardiologists. The algorithm showed excellent performance in its ability to identify individual rhythm classes.

Rhythm classification has also been the focus of previous machine-learning studies using a range of techniques such as linear and quadratic discriminants, support vector machines, and random forests and neural networks, as explained in a recent review.

Most of these studies relied on the derivation of ECG-based features able to classify different beat types as well as on techniques such as feature selection for better generalization and performance properties. A clear advantage of the deep-learning approaches presented here is that they do not require extraction of ECG features, as these are learned from the data as part of the algorithm training.

A known limitation of current machine-learning methods is that it is challenging to understand the rationale behind their results. The algorithms are not able to provide explanations for the pathophysiological basis of classification outcomes, as they are unable to reveal the functional dependencies between data inputs and classes. To this end, cardiologists generally use information on well-known ECG properties, such as the QRS width, the QT interval, or the T wave morphology, as these are directly linked to the contraction and the relaxation of the heart and have been investigated using human-based omputational modeling and simulation. However, extraction of ECG biomarkers requires the delineation of the ECG, i.e., the identification of key points of the ECG waveforms for which expert system techniques are still the state, even though deep-learning attempts are showing promise. In contrast to the established success of deep-learning approaches for image segmentation, deep learning for ECG delineation remains a challenge. Thus, one of the limitations of deep-learning analyses is that they are not able to reliably and automatically yield key physiologically meaningful ECG biomarkers from the large datasets that they analyze.