

Для указанной кривой показатель AUC составил 0,92, что соответствует отличному качеству модели.

Таким образом, нами был обучен бинарный классификатор для определения наличия солнечных панелей на фотографиях. Такая модель может быть использована для оценки масштабов применения данной технологии по аэрофотоснимкам.

Качество работы предложенного классификатора может быть улучшено привлечением к работе экспертов, которые смогут профессионально определить наличие солнечных панелей на фотографиях.

Список цитированных источников

1. Boucher, O. 2013: Clouds and Aerosols / O. Boucher, D. Randall, P. Artaxo, C. Bretherton // In: Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. – Cambridge University Press, 2013. – P. 571–657.
2. Hinton, G. A fast learning algorithm for deep belief nets / G. Hinton, S. Osindero, Y. Teh // Neural Computation. – 2006. – Vol. 18. – P. 1527–1554.
3. Long, J. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation / J. Long, E. Shelhamer, T. Darrell // The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2015. – P. 3431–3440.

УДК 004.8.032.26

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СИСТЕМ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ПАТОЛОГИЙ В СИГНАЛАХ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММ

Лаврущик А.И.

*Брестский государственный технический университет, г. Брест
Научный руководитель: Артёмко С.В., к. т. н.*

Одним из направлений исследований в области искусственного интеллекта, основанном на попытках воспроизвести нервную систему человека, является нейронная сеть.

Прототипом для создания нейронных сетей послужили биологические нейронные сети. А именно: способность нервной системы обучаться и исправлять ошибки, что должно позволить смоделировать, пусть и достаточно грубо, работу человеческого мозга.

Существуют методы нестандартного применения нейронных сетей, в частности, в медицинской отрасли при диагностике возможных патологий при считывании сигналов головного мозга с помощью электроэнцефалографии.

Однако и здесь есть некоторые трудности. Первая – это правильно выбрать структуру нейронной сети. Вторая – реализовать правильное обучение выбранной модели, при котором необходимо исключить вариант «необнаружения» тревожных сигналов и минимизировать оповещение о ложных случаях.

Электроэнцефалография – метод записи электрической активности различных отделов головного мозга, которая преобразуется в соответствующую кривую, называемую электроэнцефалограммой (ЭЭГ). Прибор, с помощью которого выполняется электроэнцефалография, называется энцефалографом. Электроэнцефалограмма с помощью ря-

да характеристик отражает состояние головного мозга человека и уровень его сознания. Электроэнцефалография применяется главным образом для диагностики и определения участков головного мозга, пораженных эпилепсией.

Нейронные сети представляют собой нелинейные системы, позволяющие гораздо лучше классифицировать данные, чем обычно используемые линейные методы. В приложении к медицинской диагностике они дают возможность значительно повысить специфичность метода, не снижая его чувствительности. Широкому привлечению методов нейросетевого моделирования к медицинским задачам способствуют и некоторые особенности таких методов по сравнению с линейными:

- 1) нейронные сети не требуют формулировки каких-либо правил для принятия решения, они обучаются на примерах;
- 2) нейронные сети обладают способностью «видеть» сквозь шум;
- 3) нейронные сети обладают способностью извлекать идеальное из несовершенных входов – что позволяет применять их к широкому классу задач распознавания образов.

Исходя из анализа современной зарубежной и российской литературы, можно сделать вывод, что нейронные сети на данный момент применяются для анализа ЭЭГ.

Одним из классов нейронных сетей в ЭЭГ являются нейронные сети глубокого обучения [3]. Изучение и использование данного вида нейронных сетей существенно упростило задачу распознавания образов.

Отличие данных сетей от обычных состоит в наличии большего числа скрытых слоев. Эти слои находятся между первым, или входным, и последним, выходным, слоем нейронов. Каждый последующий скрытый слой в иерархии получает на вход выходные данные предыдущего слоя.

Вариантами применения таких нейросетей являются:

– разработка диагностической системы, которая состоит из четырех модулей: предобработка, сегментация, расчет старшего показателя Ляпунова, обнаружение, что позволяет анализировать сигналы ЭЭГ (нейросетевой модуль для расчета старшего показателя Ляпунова сигналов ЭЭГ), осуществлять локализацию эпилептических вспышек в группе сигналов одной регистрации и выявлять те сигналы, в которых раньше других происходит появление эпилептической активности [1];

– использование совокупности нейронных сетей, объединенных в каскад, для анализа получаемой информации с каждого датчика, и проведение попытки интерпретации результатов, используя номера групп. Таким образом, каскадная структура нейронной сети позволит на 1 уровне каскада найти закономерности в каждом ЭЭГ-датчике и сформировать кластеры активности, выделенные из ЭЭГ, на 2 уровне каскада, используя сформированные кластеры активности, выделенные из ЭЭГ, возможно интерпретировать конечный результат. Предложенный подход является одним из возможных для интерпретации результатов ЭЭГ [2].

Применение глубоких нейронных сетей по сравнению с моделью многослойного персептрона [1] может дать следующие результаты:

- уменьшение вероятности потери сигнальных вспышек и ложных срабатываний;
- уменьшение времени диагностирования сигналов ЭЭГ;
- повышение диагностической эффективности.

Следовательно, актуальной задачей является применение глубокой нейронной сети, способной автоматически анализировать, классифицировать, локализовать изменения ритмов и вспышки активности в группе сигналов, формировать заключения о ЭЭГ, сохраняя высокую диагностическую эффективность в процессе использования в клинической практике.

Список цитированных источников

1. Артёмко, С.В. Нейросетевые алгоритмы обработки электроэнцефалограмм для диагностики эпилепсии: автореферат диссертации. – Минск, 2016.
2. Жиганов, С.В. Использование каскада нейронных сетей для анализа ЭЭГ данных // Вестник научного общества студентов, аспирантов и молодых ученых. – 2015. – №1. – С. 14-22.
3. Peter Flach. Machine learning – The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data. 2015.

УДК 004.021

SIMULATION MODELLING OF PSEUDORANDOM SEQUENCES FOR DIGITAL COMMUNICATION CHANNELS

Меньших Т.Ю.

Брестский государственный технический университет,

г. Брест, Республика Беларусь

Научный руководитель: Дереченник С.С., к. т. н., доцент

We demonstrate a model of pseudorandom numbers generation using a random number generator (RNG), described in details in [1]. Pseudorandom sequences formation is needed to identify the processes at the succeeding computational experiments. The random number generator which is started every time from the same position realizes this identity via initial random number. Thus the processes occurring in the communication channel can exist simultaneously. For example, to form signal depression and station interference simultaneously. Therefore each process needs its own and independent of other sequences of pseudorandom numbers. Formed model is use initial numbers of auxiliary RNG to generate numbers for each block of the signal. In this case, we use the following scheme for model implementation:



Fig.1 – Scheme of pseudorandom sequences generation

The scheme was implemented with Matlab software, version R2011b. For example, consider an initial random number DXO=143. On 16-bit RNG we generate random numbers, for example, for the five main blocks. The follow result values were assigned >> GENERATION