

Table 3 – Some common characteristics

true positive rate	true negative rate	accuracy
0.94	0.85	0.92

Conclusion

In this paper we propose a multi-agent intrusion detection system that organizes joint work of a set of the neural network detectors on the bases of the artificial immune system mechanisms. The detector structure is represented by the integration of two different neural networks namely NPCA and MLP. The model is able to perform a classification of network intrusions by classes as well as by types and cuts down false positives.

Bibliography

1. A software architecture to support misuse intrusion detection / S. Kumar, E.H. Spafford // In Proceedings of the 18th National Conference on Information Security. 1995. – P. 194–204.
2. Animesh. Patcha An overview of anomaly detection techniques: existing solutions and latest technological trends / Patcha Animesh. Park Junq-Min // Computer Networks – 2007. – № 51. – P. 3448–3470.
3. 1999 KDD Cup Competition - Information on: <http://kdd.ics.uci.edu/database/kddcup99/kddcup99.html>.
4. Golovko. V. Dimensionality Reduction and Attack Recognition using Neural Network Approaches / V. Golovko, L. Vaitsekhovich, P. Kochurko, U. Rubanau // In Joint Conference on Neural Networks (IJCNN-2007). – Orlando, FL, USA. 2007. – P. 2734–2739.
5. Vaitsekhovich. L. Multiagent Intrusion Detection Based on Neural Network Detectors and Artificial Immune System / L. Vaitsekhovich, V. Golovko, U. Rubanau // In 10th International Conference on Pattern Recognition and Information Processing (PRIP-2009). – Minsk, Belarus, 2009. – P. 285–289.

УДК 004.8.032.26

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ЭПИЛЕПСИИ

Артеменко С.В.

Брестский государственный технический университет, г. Брест

Введение

Разработано множество методов для изучения и анализа сигналов электроэнцефалограмм (ЭЭГ) с целью выявления патологических изменений мозга во время эпилептических припадков [1, 2]. Многие из этих методов уже используются в клиниках, однако являются малоэффективными. Для автоматического обнаружения эпилептической активности по сигналам ЭЭГ в основном используются линейные (частотно-временные, математические и статистические) методы, в которых не учитывается нелинейность исследуемого сигнала.

Несмотря на проведение широких исследований в области анализа ЭЭГ, самым эффективным считается метод визуальной оценки. При этом даже опытные врачи расходятся во мнении, принимая один и тот же паттерн за аномальную активность либо за артефакт.

Исследования ЭЭГ сигналов показали, что они являются нестационарными и хаотическими [3]. ЭЭГ описывает поведение сложной динамической системы, и характер нормальной активности сигналов является хаотическим, поэтому применение линейных методов анализа является малоэффективным [3].

1. Методы выявления патологической активности в ЭЭГ сигналах

Существующие методы детектирования эпилептической активности в сигналах ЭЭГ можно разделить на несколько основных категорий:

Метод визуальной оценки. Несмотря на проведение широких исследований в области анализа ЭЭГ, самым распространенным является метод визуальной оценки [1]. Однако такая методология не лишена субъективности.

Анализ временных характеристик (периодометрический анализ). Данный метод предполагает использование статистического анализа отдельных частей ЭЭГ и расчет временных характеристик сигналов. Автоматический сбор статистики используется только в качестве дополнительного метода для обнаружения отклонения распределения амплитуд и частот от предполагаемой нормы.

Спектральный анализ. В данном подходе используется разделение ЭЭГ сигнала на компоненты различных частот. Данный метод имеет существенный недостаток – высокая чувствительность к шумам.

Нелинейная обработка. Существует ряд направлений исследования характеристик ЭЭГ, которые используют методы нелинейной обработки данных. Одним из них является вейвлет-анализ. Использование вейвлет-анализа требует применения методов распознавания образов, которые получаются в результате преобразования. Для классификации этих образов применяются пороговое детектирование, нейронные сети и другие подходы. Также входными данными для классификации могут быть как сигналы ЭЭГ, так и различные характеристические величины, рассчитанные по ЭЭГ данным.

Другой подход основан на исследовании ЭЭГ сигнала как хаотического процесса. Существует разница в динамических свойствах ЭЭГ сигнала в нормальном и эпилептическом состоянии. При возникновении во время регистрации ЭЭГ всплеск эпилептической активности отмечается снижение сложности сигнала, что приводит к снижению хаоса [3]. Для оценки таких изменений возможно применение теории хаоса и нелинейной динамики. В качестве характеристических величин применимы корреляционная размерность аттрактора и старший показатель Ляпунова.

2. Нейросетевой анализ ЭЭГ

Приведем нейросетевой алгоритм работы системы с кратким описанием используемых методов для обработки сигнала ЭЭГ [3]:

1) Исходная группа ЭЭГ сигналов обрабатывается при помощи метода независимых компонент (The Independent Component Analysis – ICA). Этот метод позволяет отфильтровать электрическую активность головного мозга от шумов и артефактов. В результате анализа выделяется один полезный ЭЭГ сигнал для последующей обработки.

2) Полученный на этапе 1) сигнал подвергается адаптивной сегментации при помощи прогнозирующей искусственной нейронной сети (ИНС). Так как сигналы ЭЭГ являются нестационарными, то данный подход позволяет получить последовательность сегментов, где в рамках каждого сегмента данные можно считать стационарными.

3) При помощи прогнозирующей ИНС производится оценка старшего показателя Ляпунова на каждом из сегментов. В результате получаем детерминированный ряд $\lambda(t) = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)$, где N – количество сегментов.

4) Согласно критерию (1): если значение $\lambda > 0$, то фиксируется нормальная активность в сегменте, иначе при $\lambda \leq 0$ фиксируется эпилептическая активность. Таким образом в ходе анализа ряда $\lambda(t)$ определяется наличие эпилептической активности в каждом из полученных сегментов:

$$\begin{cases} \lambda > 0, & \text{нормальная активность} \\ \lambda \leq 0, & \text{эпилептическая активность} \end{cases} \quad (1)$$

По результатам исследований автора [3] наилучшие результаты для рассматриваемой задачи получаются при использовании многослойного персептрона с сигмоидной функцией активации в скрытом слое.

3. Результаты экспериментов

Экспериментальное исследование проводилось на 48 наборах ЭЭГ сигналов (регистраций), записанных у 20 пациентов различного возраста. Каждая регистрация представляла собой 16-канальную ЭЭГ (см. рисунки 4.14, 4.15) длительностью по 8 секунд. Из 16

сигналов, каждой регистрации в результате ИСА было получено 6 сигналов, таким образом, всего было проанализировано 288 сигналов.

По результатам исследований получено, что точность классификации предложенного нейросетевого алгоритма на основе оценки хаотичности ЭЭГ сигнала составляет 99,6 %.

Сравним данный результат с другими рассмотренными методиками. Визуальный анализ (ВА) в среднем позволяет корректно идентифицировать эпилептическую активность в 80% случаях [1]. Вейвлет-преобразование ЭЭГ данных с последующим применением порогового детектирования дает результат обнаружения 70%. Вейвлет-преобразование с использованием в качестве классификатора многослойного персептрона выполняет классификацию данных ЭЭГ верно в 85% случаев. Классификация многослойным персептроном (МП) данных ЭЭГ в исходном виде дает результат в 62%. При предварительном расчете ряда характеристических величин, которые являются входными данными для классификатора на основе многослойного персептрона, правильная классификация составляет 68,5%. Если набор характеристических величин поступает на вход нейросетевого классификатора на основе сети с радиально-базисной функцией активации, то классификация составляет 99,3% правильного соотнесения фрагментов с классами [2].

Выводы

Представлено описание нейросетевого алгоритма для анализа ЭЭГ с целью обнаружения эпилептической активности.

Проведены экспериментальные исследования и сравнительный анализ различных методик анализа ЭЭГ. Данные эксперименты показали, что предложенный алгоритм обработки ЭЭГ и обнаружения эпилептической активности является очень эффективным с высокой точностью классификации 99,6%.

Список цитированных источников

1. Ghosh-Dastidar, S. Principal Component Analysis-Enhanced Cosine Radial Basis Function Neural Network for Robust Epilepsy and Seizure Detection / S. Ghosh-Dastidar, H. Adeli, N. Dadmehr // Biomedical Engineering: IEEE Transactions. – NY: IEEE. 2008. – Vol. 55. – P. 512–518.
2. Walczak, S. An Artificial Neural Network Approach to Diagnosing Epilepsy Using Lateralized Bursts of Theta EEGs / S. Walczak, W.J. Nowack // Journal of Medical Systems. – Netherlands: Springer. 2001. – V. 25(1). – P. 9–20.
3. Лаврентьева, С.В. Диагностическая экспериментальная система для анализа эпилептической активности по данным электроэнцефалограммы / С.В. Лаврентьева, О.В. Кистень, В.А. Головкин, В.В. Евстигнеев // Новости медико-биологических наук. – Минск, 2010. – № 1(1). – С. 114–123.

УДК 004.89

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА АНАЛИЗА ОФОРМЛЕНИЯ ТЕКСТОВЫХ ДОКУМЕНТОВ В ФОРМАТЕ DOCX

Гилевский К.А.

*Гомельский государственный университет имени П.О. Сухого, г. Гомель
Научный руководитель: Курочка К.С., к.т.н., доцент*

В современном мире все больше проявляется тенденция к повсеместному использованию электронных документов и отказу от традиционных «бумажных».

Очевидно, что при таком положении дел важно учитывать стандарты оформления документов (регламентированные соответствующими органами или внутри организации). Однако проверка таких параметров как размер литер, используемый шрифт, величина отступов является трудоемкой и рутинной работой, требующей больших временных затрат. Приложение, позволяющее производить проверку документов, с целью нахождения различных ошибок в их оформлении, на основе правил, полученных при анализе образцового документа, позволило бы снизить расходы времени и повысить производительность организаций и предприятий, в которых имеет место проверка оформления документов.