

мышленности. Так например, радиационный фон в жилых помещениях формируется, преимущественно, излучением естественных радионуклидов, входящих в состав практически всех природных материалов, в том числе и воды [3]. В результате последствий аварии на ЧАЭС сохраняется высокий уровень содержания радиоактивного Cs и Sr в природных водах. При этом стронций обладает химическим сродством с кальцием. Следовательно, возможна обработка воды коллоидным раствором гидроксида алюминия с целью снижения содержания соединений радиоактивного стронция, поэтому считаем необходимым продолжить работу в этом направлении.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ничипорук А.С., Олиферчик Д.Г., Трофимук В.В. Исследование влияния защитного слоя коллоидного гидроксида алюминия на коррозионные процессы арматуры / Сборник конкурсных научных работ молодых ученых аспирантов и студентов, БГТУ 2004.

2. Ничипорук А.С., Олиферчик Д.Г., Трофимук В.В. Использование коллоидного гидроксида алюминия как активатора поверхности песчаной загрузки фильтров / Сборник конкурсных научных работ молодых ученых аспирантов и студентов, БГТУ 2004.

3. Левчук Н.В., Добрунова В.М. Экологические аспекты технологии бетона. Новые образовательные технологии в экологической подготовке студентов / Материалы областной научно-методической конференции. Брест 2005/

УДК 004.383

БЕЗОБРАЗОВА С.В.

Научный руководитель: Головкин В.А., профессор, д.т.н.

ДИАГНОСТИКА ЭПИЛЕПСИИ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ЭНЦЕФАЛОГРАММ

Введение

Заболевание эпилепсией охватывает около 1% человечества [1,2] во всех возрастных группах. Эпилепсия – это хроническое заболевание головного мозга, протекающее преимущественно в виде судорожных припадков с потерей сознания и изменением личности [3]. Около 60 миллионов людей не имеют возможности жить нормальной, полноценной жизнью, так как могут принести вред себе и своим близким. Лечение эпилепсии на сегодняшний день производится преимущественно проведением хирургической операции по удалению очагов заболевания.

Набор методов и подходов анализа мозговой активности человека ограничен, поэтому их развитие имеет особое значение. Для исследования возможности обнаружения эпилепсии мы будем использовать электроэнцефалограммы. Электроэнцефалограмма (ЭЭГ) представляет собой запись суммарной электрической активности мозга, которая позволяет судить о его физиологической зрелости, функциональном состоянии, общемозговых расстройствах и их характере [3]. Таким образом, сигналы ЭЭГ весьма показательны для обнаружения изменений в работе мозга.

Для обнаружения эпилептических приступов по сигналам ЭЭГ в основном используются линейные (частотно-временные, математические и статистические) методы, которые не дают достаточно точных результатов [2].

Целью настоящей работы является разработка методики точного обнаружения участков эпилепсии по сигналам ЭЭГ.

На основе факта, что динамика работы мозга является хаотической [4], было предложено использовать нейросетевые методы и методы нелинейной динамики, которые позволили реализовать систему обнаружения эпилепсии с приемлемой точностью.

1. Исходные данные и методика

Для исследования мы использовали реальные данные, взятые на сайте [5]. Эти данные представляют собой чистые (отфильтрованные от помех и шумов) сигналы ЭЭГ с различным характером и насыщенностью эпилептических событий. Такие сигналы ЭЭГ позволяют наглядно определить эпилепсию и проверить результаты, получаемые при их анализе (см. рисунок 1).

Исходные данные, сигналы ЭЭГ, описаны в виде текстовых файлов, содержащих отсчеты амплитуды сигнала через каждые 0,03 секунды.

При нормальном состоянии активность мозга человека является хаотической, то есть характеризуется положительным старшим показателем Ляпунова ($\lambda > 0$). Можно предположить, что при нарушении работы мозга в случае эпилептического приступа будет происходить переход от хаоса к порядку, то есть показатель $\lambda \leq 0$.

Для анализа данных будем использовать расчет старшего показателя Ляпунова при помощи прогнозирующей нейронной сети. В данной работе предлагается использовать многослойный персептрон (MLP) с одним обрабатывающим слоем, сигмоидной функцией активации в скрытом слое и линейной – в выходном. Обучение нейронной сети производится на основе данных ЭЭГ в соответствии с методом градиентного спуска по алгоритму обратного распространения ошибки [6].

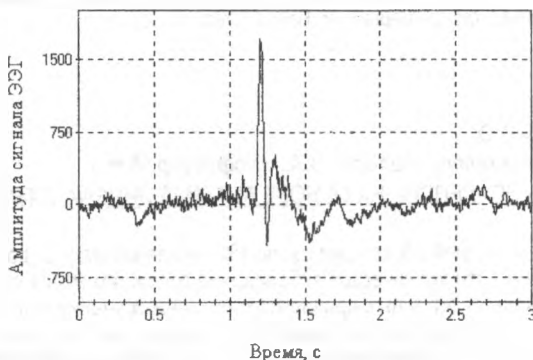


Рисунок 1 - Сигнал электроэнцефалограммы (ЭЭГ), содержащий одно эпилептическое событие в интервале (1,15 -1,35) секунды.

После обучения формируется два входных образа на основе исходных данных, один без изменений, а второй с небольшим отклонением ($d=10^{-8}$), которое вносится в последний элемент входного образа нейронной сети. Параллельно осуществляется два прогноза, то есть мы получаем две близлежащие траектории, по степени расхождения которых определяется λ . Прогнозирование и расчет λ осуществляется из каждой точки обучающей выборки, таким образом, мы получаем зависимость $\lambda(t)$. По такой зависимости сложно производить детекцию эпилепсии, так как она очень нестабильна. Для уточнения результатов производится усреднение $\lambda(t)$ на n точек ($n \approx 10-20$), при этом устраняется излишняя скачкообразность результатов, что позволяет избежать ложной детекции.

По полученной усредненной зависимости можно судить о наличии эпилептических событий в сигналах, пользуясь следующим критерием:

$$\begin{cases} \lambda > 0, \text{ нормальное состояние;} \\ \lambda \leq 0, \text{ эпилепсия.} \end{cases}$$

Однако и в таком случае мы можем получить не достаточно точные результаты. Это вызвано тем, что при прогнозировании тех данных, на которых нейронная сеть не обучалась, погрешность возрастает, следовательно, значения λ также будут рассчитаны с малой точ-

ностью. Для того, чтобы уменьшить погрешность предлагается следующее: производить расчет старшего показателя Ляпунова не на протяжении всей обучающей выборки, а на первые M точек, при этом следующая обучающая выборка формируется с $M+1$ точки. Точность детекции в таком случае зависит от значения M - точек расчета показателя.

2. Анализ результатов

Система, разработанная на основе приведенной методики, дает хорошие результаты, опишем их подробно и проанализируем. Необходимо сравнить результаты, получаемые при расчете старшего показателя Ляпунова на протяжении всей обучающей выборки и на первые M точек. При анализе данных, которые показаны на рисунке 1, получены следующие результаты:

1. Расчет старшего показателя Ляпунова производится на протяжении всей обучающей выборке. Если рассматривать получаемую зависимость $\lambda(t)$ (см. рисунок 2), то очевидно, что она носит неустойчивый характер, содержит много «скачков», которые могут стать ложно-определенными эпилептическими событиями. График усредненной зависимости позволяет определить не только присутствие эпилепсии, но и приблизительный участок наступления эпилептического приступа (0,9-1,6) секунды. Однако результат имеет большую погрешность приблизительно 0,25 секунды.

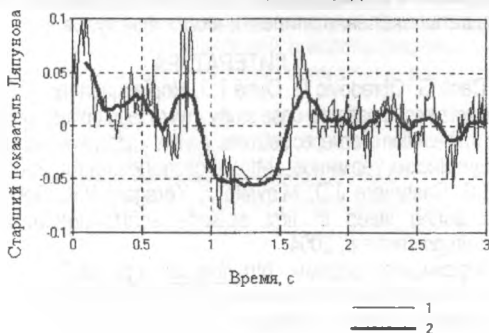


Рисунок 2 – Расчет старшего показателя Ляпунова λ на всей обучающей выборке.

1- Зависимость $\lambda(t)$, 2- усредненная зависимость.

2. Расчет старшего показателя Ляпунова производится на первые M точек обучающей выборки. Будем рассматривать только усредненную зависимость. Из рисунка 3 видно, что точность детекции эпилепсии значительно увеличилась, отсутствуют ложные переходы λ в отрицательные значения. Таким образом, определено одно эпилептическое событие в отрезке (1,1-1,3) секунды. Погрешность составила 0,05 секунды.

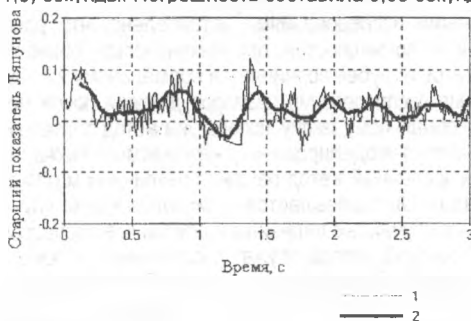


Рисунок 3 – Расчет старшего показателя Ляпунова λ на первые M точек обучающей выборки.

1- Зависимость $\lambda(t)$, 2- усредненная зависимость.

Система тестировалась также и на других данных, которые содержат последовательности пиков (эпилептических событий), которые отделены друг от друга. Полученные такие же результаты, которые подтверждают сделанные предположения.

Заключение

При исследовании реальных временных рядов ЭЭГ получили, что предложенная процедура обработки данных дает хорошие результаты определения переходов от хаотического поведения сигнала к порядку. Описанная методика анализа позволяет детектировать наличие эпилепсии по сигналам ЭЭГ при помощи нейронных сетей. Это подтверждают значения, полученные в результате тестирования. Мы можем не только определить наличие аномалии, но и выделить участки, где наступает эпилептическое событие. Все эпилептические события детектируются, достигается приемлемая точность детекции, отсутствуют ложные определения эпилепсии.

Мы доказали, что при использовании старшего показателя Ляпунова можно зафиксировать изменения мозговой активности человека. Вероятно, такой способ позволит детектировать и другие заболевания, вызывающие изменения в работе мозга.

Дальнейшим развитием исследований в данном направлении является способность системы предсказывать появление эпилептических приступов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Verdes P.F, Deco G, Obradovic D, Dubé L.J, Hopfengaertner R, Stefan H. Detection and prediction of epileptic seizures: a patient's case study. - www.tecn.upf.es/~gdeco/pubeng.html, 2000
2. Litt B, Echauz J. Prediction of epileptic seizures: review. - <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/entrez/>, 2002
3. Словарь медицинских терминов - <http://dictionaries.rin.ru/>, 2005
4. Keshavan M.S, Cashmere J.D, Miewald J, Yeragani V.K. Decreased nonlinear complexity and chaos during sleep in first episode schizophrenia: a preliminary report. - <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/entrez/>, 2004
5. Данные электроэнцефалограмм - <http://republica.pl>, 2002
6. Головкин В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. Книга 1.: Организация и обучение нейронных сетей с прямыми связями. – Брест, БПИ, 1999 – 264 с.

УДК У621.002 К19

РЫБЬЯКОВ Н.А.

Научный руководитель: Монтик С.В., доцент, к. т. н.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПОГРЕШНОСТЕЙ МЕХАНИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТАБЛИЧНОГО ПРОЦЕССОРА EXCEL

Экспериментальными исследованиями установлено, что распределение размеров деталей, а значит и их погрешностей, при механической обработке заготовок с точностью 8, 9, 10 квалитетов и грубее подчиняется нормальному закону.

Для моделирования распределения размеров деталей после механической обработки, распределенных по нормальному закону, используем метод статистического моделирования.

Метод статистического моделирования, называемый также методом Монте-Карло, представляет собой численный метод решения различных математических, инженерных и экономических задач. Он основывается на использовании случайных чисел, которые имитируют различные случайные величины и случайные процессы.

Математической основой метода служат предельные теоремы теории вероятности – теоремы П. Л. Чебышева и Я. Бернулли, т. е. закон больших чисел.

Основная идея метода статистического моделирования заключается в возможности воспроизведения с достаточно высокой достоверностью исследуемого физического процесса при помощи вероятностных математических моделей и вычислении характе-