

НЕЙРОСЕТЕВАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ВЫЯВЛЕНИЯ АНОМАЛИЙ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММ

Л. С. Куравский

Московский городской психолого-педагогический университет,
факультет информационных технологий (Москва)

l.s.kuravsky@gmail.com

Представлена технология распознавания аномальных участков электроэнцефалограмм, использующая возможности вейвлет-преобразований и релаксационных нейронных сетей. Важными практическими преимуществами предложенного подхода являются распознавание аномалий по их единичным образцам и возможности применения для анализа нестационарных сигналов и выявления характера патологий.

Ключевые слова: нейронные сети, вейвлет-преобразования, электроэнцефалограммы.

1 Введение

Большой объем данных, который приходится анализировать врачам-функционалистам при выявлении патологических состояний по электроэнцефалограммам (ЭЭГ), делает актуальным автоматическое выделение в них типовых фрагментов, свидетельствующих о наличии тех или иных аномалий.

Эксперименты, проведенные с достаточно большим количеством ЭЭГ, показали, что выводы о наличии аномальных фрагментов носят более качественный, чем количественный характер. В отличие от электромиографии и кардиографии, в электроэнцефалографии нет каких-либо нормативных таблиц основных параметров сигнала, поэтому каждая ЭЭГ имеет определенный набор характеристик, которые могут варьироваться для разных классов патологий и нормы. В частности, параметры ЭЭГ существенно зависят от возраста. Учитывая это, автоматический анализатор должен иметь критерии оценки ЭЭГ, адаптируемые к естественному разбросу характеристик внутри популяции.

Опыт показывает, что не все феномены ЭЭГ могут быть классифицированы в автоматическом режиме и невозможно с полной уверенностью отличить истинные аномалии от артефактов. Поэтому целесообразна не полная автоматизация процесса анализа ЭЭГ, при которой выдаются категоричные заключения, а выделение «подозрительных» участков сигнала, предназначенных для дальнейшего просмотра экспертом. При этом существенно уменьшается объем анализируемых данных, что повышает эффективность и скорость работы врача. Таким образом, оптимальный режим использования автоматического анализатора предполагает невмешательство в область компетенции эксперта и возможность гибкой настройки параметров распознавания.

Первыми подходами, обеспечившими эффективное выявление аномальных фрагментов ЭЭГ в указанном режиме, оказались методы прогнозирования временных рядов (в частности, оценки на базе моделей авторегрессии), турн-амплитудный анализ, методы спектрального и корреляционного анализа, метод цифровой фильтрации, структурно-лингвистический анализ, а также пороговые методы. Наиболее подходящими по совокупности нескольких критериев были признаны спектральный, корреляционный и структурно-лингвистический анализ.

Однако указанные выше подходы имели ряд недостатков. Во-первых, часть из них (и в частности, спектральный и корреляционный анализ) применима только для стационарных процессов, каковыми аномальные ЭЭГ не являются, что приводило к необоснованным допущениям при обработке данных. Во-вторых, эти методы обеспечивали в большинстве случаев только автономный анализ сигналов с заданных отведений, что недостаточно для полноценного исследования, требующего комплексной многопараметрической оценки данных, полученных с различных отведений ЭЭГ. В-третьих, такие методы, как сравнение с образцами с использованием оценок взаимных корреляционных функций и сравнения различных характеристик сигнала с пороговыми уровнями, требовали слишком детальной адаптации к форме аномалий каждого конкретного пациента, о которых, как правило, нет полной и достаточной информации. Отсутствие такой информации существенно ограничивает применение и метода цифровой фильтрации. Ряд подходов (в частности, структурно-лигвистический анализ) неизбежно приводил к высокой степени неоднозначности при переводе исходного сигнала в используемую при идентификации рабочую форму представления и, как следствие, к произволу в интерпретации результатов.

Перечисленные проблемы сделали актуальным применение более общих и универсальных методов анализа, свободных от указанных ограничений, в том числе вейвлет-преобразований и обучаемых структур, наиболее известными из которых являются нейронные сети. Новые подходы позволили корректно работать с нестационарными процессами и существенно расширили возможности для исследования. В частности, все особенности сигналов, выявляемые с помощью спектрального и корреляционного анализа, можно обнаружить с помощью вейвлет-анализа, а все, что оценивается посредством моделей авторегрессии, воспроизводится как упрощенный (вырожденный) вариант прогноза с помощью нейронных сетей.

Одной из наиболее сложных проблем, возникающих при использовании традиционных обучаемых структур на практике, является недостаток образцов сигналов, необходимых для определения настраиваемых параметров, что обусловлено сложностью формирования репрезентативной обучающей выборки (так называемая «проблема малой выборки»). Чаще всего в этой выборке надлежащим образом представлены только фрагменты сигналов, соответствующие отсутствию патологий. Для решения указанной проблемы предложена новая технология распознавания аномалий ЭЭГ, использующая возможности вейвлет-преобразований и релаксационных нейронных сетей (Куравский et al., 2005, 2007). Предложенный подход показал надежные результаты даже при наличии только одного образца для каждого типа аномалий. В отличие от ряда перечисленных выше методов, он менее чувствителен к качеству преобразований исходной формы сигнала в удобные для распознавания представления; эффективен для выявления как кратковременных аномалий сигнала (типа спайков), так и устойчивых изменений его параметров; пригоден не только для установления факта появления патологии, но и определения ее характера.

2 Технология распознавания

Основные этапы распознавания аномалий ЭЭГ представлены на рисунке 1. Процедура распознавания последовательно выполняется для оцифрованных временных реализаций заданной фиксированной продолжительности, выделенных из анализируемого сигнала. После каждого выполнения указанной процедуры начало исследуемой реализации смещается вдоль этого сигнала на достаточно малый

временной шаг (таким образом, рассмотренный фрагмент «скользит» от начала к концу). Частоты дискретизации эталонных образцов и анализируемого сигнала должны совпадать. На первом этапе распознавания очередная обрабатываемая реализация преобразуется в соответствующее биполярное или бинарное представление (при некоторых схемах распознавания этот этап может быть опущен). Полученное представление затем подается на вход асинхронной сети Хопфилда (Hopfield, 1982) с дискретными состояниями и временем или сети Хэмминга (Lipmann, 1987), чьи весовые коэффициенты вычислены в соответствии с имеющимися эталонными образцами аномалий, а также образцами сигналов, характерных для нормального состояния испытуемых. После циклических вычислений корректно настроенная сеть Хопфилда сходится к так называемому аттрактору, который является предельной точкой в пространстве допустимых выходных сигналов и представляет собой некоторый восстановленный эталонный образец, ближайший к входному сигналу. В свою очередь, сеть Хэмминга сходится к номеру ближайшего эталонного образца непосредственно. На последнем этапе происходит идентификация состояния испытуемого по выходному сигналу, к которому сошлась сеть, после чего начало

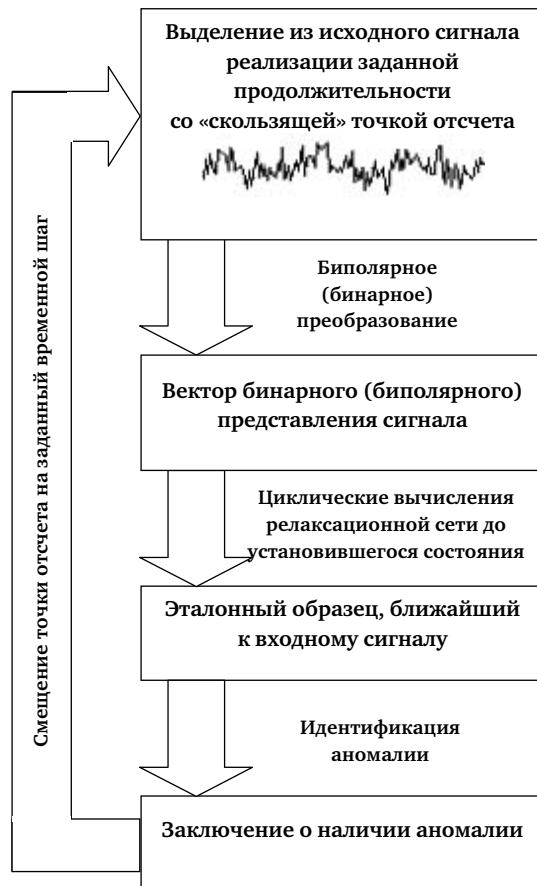


Рис. 1. Распознавание аномалий при использовании бинарного (биполярного) преобразования

анализируемого участка сдвигается на заданный временной шаг и процедура распознавания повторяется. Таким образом, сходство с одним из заданных эталонных образцов определяется нахождением в соответствующей области притяжения в пространстве допустимых представлений входного сигнала.

Применение для распознавания сигналов именно сетей Хопфилда или Хэмминга не является принципиальным. Другие типы релаксационных сетей, такие, например, как двунаправленная ассоциативная память или сеть Коско (Kosko, 1987–1988), могут также оказаться удобными при решении ряда прикладных задач, и их применение может рассматриваться как дальнейшее развитие предлагаемой технологии. Сети Хопфилда и Хэмминга были выбраны благодаря их лучшему математическому обоснованию и предсказуемости результата.

Основные этапы обработки оцифрованных представлений эталонных образцов представлены на рисунке 2.

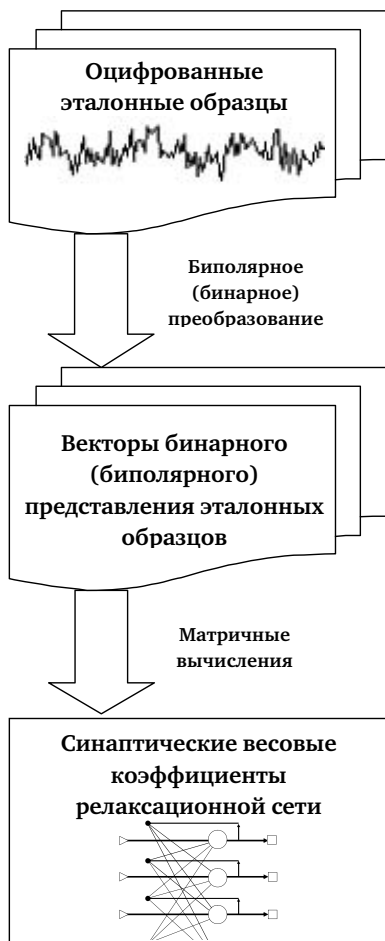


Рис. 2. Ввод эталонных образцов в релаксационную сеть

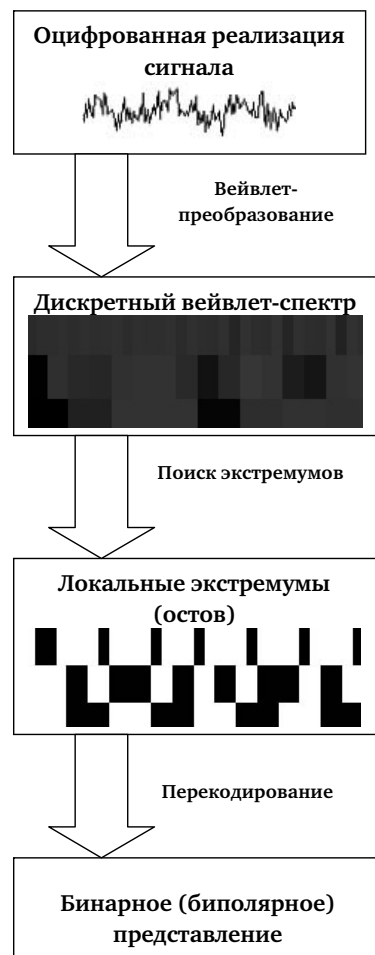


Рис. 3. Бинарное (биполярное) преобразование сигнала

Бинарное (биполярное) преобразование сигналов представлено на рисунке 3. На первом этапе оцифрованная реализация сигнала, снятая с соответствующего отведения, подвергается вейвлет-преобразованию. Его результат, вейвлет-спектр, является функцией двух переменных, которая может быть представлена поверхностью в трехмерном пространстве либо двумерной диаграммой, отображающей значения ее уровней.

На практике обычно используется дискретное вейвлет-преобразование. Для получения бинарного (биполярного) представления необходимо выбрать одну из его упрощенных форм, содержащих достаточное количество информации об исследуемом процессе и пригодных для последующего анализа. Этим условиям хорошо удовлетворяет простая дискретная аппроксимация так называемых остовных функций, которые показывают распределение точек локальных экстремумов дискретного вейвлет-спектра. При построении такой аппроксимации значения локальных экстремумов заменяются на 1, а другие значения – на -1 (в случае биполярного представления) или 0 (в случае бинарного представления).

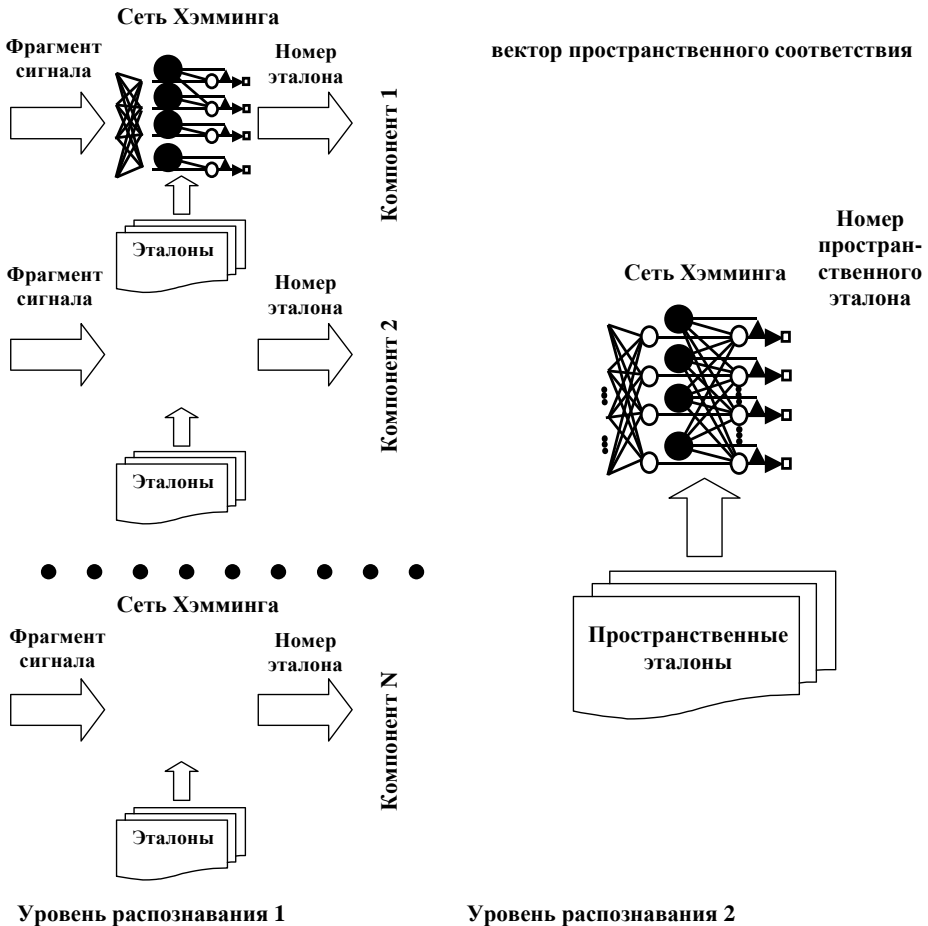


Рис. 4. Двухуровневое распознавание с использованием сетей Хэмминга с радиальными базисными элементами и экспоненциальными функциями активации

Предложенная технология может быть модифицирована для распознавания состояния диагностируемой системы по пространственному распределению наблюдаемых сигналов (одновременно по всем отведениям). Для этого организуется *двухуровневое распознавание* с использованием сетей Хэмминга с радиальными базисными элементами и экспоненциальными функциями активации (рисунок 4).

Полученные векторы пространственного соответствия сравниваются с *пространственными эталонными образцами* – образцами второго (*глобального*) уровня распознавания. Каждый из них представляет пространственное распределение соответствия образцам первого уровня, характерное для определенной патологии. Выявление номера наиболее подходящего образца, как и на первом уровне распознавания, производится с помощью сети Хэмминга, после чего делается окончательное заключение о наличии или отсутствии в анализируемых данных информации о патологии.

3 Приложения

Рассмотренная технология была программно реализована на базе системы программирования *LabVIEW*.

Выявление патологических фрагментов, свойственных эпилепсии – *спайков* и *острых волн* – является одной из наиболее важных задач, решаемых посредством анализа ЭЭГ. Особенностью мозга при эпилепсии является повышенный уровень реакции возбуждения нейронов и синхронизация их активности, что приводит к нарастанию амплитуды волн на ЭЭГ в результате суммации во времени амплитуд синфазных колебаний. Если разряды отдельных нейронов плотно группируются во времени, то, помимо нарастания амплитуды, наблюдается уменьшение длительности суммарного потенциала, приводящее к образованию высокоамплитудной, но короткой аномалии – спайка. Длительность спайка – порядка 5–50 мс. Амплитуда, как правило, превосходит амплитуду фоновой активности и может достигать сотен микровольт. Иногда спайки группируются в пакеты, называемые *полиспайками*. Близкой по происхождению аномалией является острая волна. Внешне она напоминает спайк и отличается от него только растянутостью во времени, имея длительность более 50 мс. Ее амплитуда может достигать тех же значений, что и амплитуда спайков.

Для распознавания аномалий использовались модификации сетей Хэмминга и Хопфилда. Наиболее эффективными оказались сети Хэмминга с радиальными базисными элементами и экспоненциальными функциями активации, обеспечившие успешное распознавание всех имевшихся эталонных образцов. Их эффективность обусловлена возможностью гибкой настройки на различные аномалии и категории испытуемых.

4 Основные результаты и выводы

Разработана и программно реализована технология распознавания аномалий ЭЭГ, основными компонентами которой являются биполярное (бинарное) преобразование, получаемое на базе вейвлет-преобразования наблюдаемого сигнала и биполярной (бинарной) аппроксимации его основной функции, и идентификация состояния системы с помощью релаксационной сети.

Преимуществами используемой технологии являются возможность ее применения в случае небольшого числа (или даже одного) образца для каждого типа аномалий; возможность применения для анализа нестационарных сигналов (эффективное выявление как кратковременных аномалий сигнала, так и устойчивых изменений его параметров); возможность не только установления факта появления патологии, но и определения ее характера; распознавание пространственной картины аномалий ЭЭГ; удобство накопления данных, отражающих изменение индивидуальных образцов ЭЭГ.

Литература

- Куравский Л. С., Баранов С. Н., Буланова О. Е., Кравчук Т. Е. Нейросетевая технология диагностики патологических состояний по аномалиям электроэнцефалограмм // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. 2007. № 4. С. 4–14.
- Hopfield J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // Proc. National Academy of Sciences USA. 1982. P. 2554–2558.
- Kosko B. Competitive adaptive bidirectional associative memories // Proc. IEEE 1st International Conference on Neural Networks. IEEE Press. 1987. V. 2.
- Kosko B. Feedback stability and unsupervised learning // Proc. IEEE 2nd International Conference on Neural Networks. IEEE Press. 1988. V. 3.
- Kuravsky L. S., Baranov S. N. and Kravchuk T. E. Structure condition diagnostics based on the wavelet transform and relaxation networks // Proc. Condition Monitoring 2005. Cambridge, United Kingdom, 2005. P. 119–126.
- Lipmann R. An introduction to computing with neural nets // IEEE Acoustic, Speech and Signal Processing Magazine. 1987. № 2. P. 4–22.

ПСИХОЛОГИЧЕСКИЙ ТРЕНАЖЕР – СИСТЕМА МОДЕЛИРОВАНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ПСИХОЛОГИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ

Л. С. Куравский, А. А. Марголис, Г. А. Юрьев

Московский городской психолого-педагогический университет (Москва)
nezdeshni@gmail.com

Рассматривается принцип организации тренажера, используемого при обучении студентов-психологов, которым при работе с психометрическими методиками часто недостает наблюдений, что обусловлено необходимостью значительных затрат различного рода ресурсов, требуемых для получения полезной информации, а так же опыт его применения.

Ключевые слова: вероятностные нейронные сети, компьютерная модель, психометрические методики, радиальный базисный элемент.

Введение

Эффективность использования тренажерных систем при обучении специалистов позволяет говорить об актуальности разработки психологических тренажеров, позволяющих моделировать и исследовать на компьютере результаты, полученные с помощью психометрических методик для различных типов испытуемых (кон-