

Выявление локальных особенностей сигнала электроэнцефалографа с использованием искусственной нейронной сети

Д.Е. Судаков, П.С.Ш. Матея, В.М.Д.К. Фуши, С.В. Фролов

Тамбовский государственный технический университет, Тамбов

Аннотация: В статье рассматривается применение алгоритмов на основе искусственных нейронных сетей при работе с нестационарными сигналами, в частности биомедицинскими, такими, как сигнал электроэнцефалографа, для выявления и обработки локальных особенностей сигнала. Использование при снятии ЭЭГ обычных накладных электродов ведет к появлению шумов и требует специальной обработки сигнала. Для этого применяется полосовая вейвлет-фильтрация. Полученные данные подвергаются последующей обработке с использованием искусственной нейронной сети для выявления в биомедицинском сигнале информации, содержащейся в ограниченном интервале. Для обучения нейронной сети применялся метод Левенберга-Марквардта, как оптимальный и соответствующий предъявляемым требованиям.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, электроэнцефалография, вейвлет-фильтрация, биомедицина, нестационарный сигнал, системный анализ.

Использование алгоритмов на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) при обработке сигналов сейчас встречается в самых различных областях биомедицинской техники [1]. Такое распространение происходит благодаря тому, что ИНС дают возможность исследовать данные, математическая модель которых не известна, а также использовать для этого ограниченный объем исходных данных [2].

Ярким примером может послужить сигнал, получаемый при электроэнцефалографическом исследовании (ЭЭГ) – он является нестационарным и его частотные характеристики сильно меняются от времени, что затрудняет его анализ стандартными методами математической обработки [3].

Для проведения исследований ИНС снимем реальный сигнал ЭЭГ.

Во время снятия сигнала доброволец будет совершать движения глазами вверх и вниз, данные движения и станут локальными особенностями, которые должна будет выявлять ИНС.

При снятии ЭЭГ использовались обычные накладные электроды, уровень шума которых не позволяет нам напрямую, без обработки, использовать данный сигнал. Так как сигнал нестационарный, обоснованным является применение полосовой вейвлет-фильтрации [4].

Вейвлет-функцию $\psi(t)$ мы разбиваем на две части - на низкочастотную и высокочастотную составляющие, имеющие частоту раздела, равную $\omega/2$, т.е. это можно представить, как реализацию двух фильтров.

В результате обработки данных на основе вейвлет-фильтров остается около пятидесяти процентов частотных компонентов сигнала, исключая частоты, не попадающие в полосу прозрачности. Выполняется операция децимации частоты и исходный сигнал представляется двумя последовательностями коэффициентов l и h . Последовательности l и h имеют размер, уменьшенный в два раза. После этого проводится декомпозиция сигнала по l [5].

После исследования сигнала на разных частотах, был выбран такой диапазон частот, при котором обрабатываемый сигнал будет иметь наибольшее количество информации, при наиболее низком уровне шума [6]. Это поможет свести к минимуму погрешности при дальнейшем обучении нейронной сети заданным локальным участкам исходного сигнала.

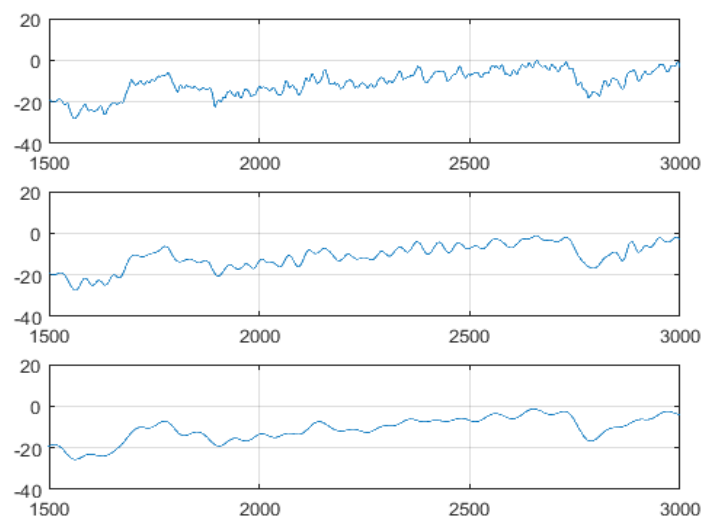


Рис. 1. Сигнал на различных частотах

Одним из самых применяемых и распространенных алгоритмов обучения ИНС - это метод обратного распространения ошибки, но при этом, несмотря на широкое применение и большое количество преимуществ метода, он имеет такие весомые недостатки, как медленная сходимость и, что при анализе нестационарного сигнала ЭЭГ является особенно важным - негативное влияние локальных минимумов [7]. Данных недостатков лишен метод обучения нейронных сетей Левенберга-Марквардта, который использует как основной критерий среднеквадратичную ошибку модели на обучающей выборке [8]. Хотя этот метод и менее распространен, он все же имеет определенную популярность ввиду своих достоинств.

В ходе анализа различных методов обучения ИНС метод обучения нейронных сетей Левенберга-Марквардта был выбран как оптимальный и соответствующий предъявляемым требованиям для данной работы.

Особое внимание необходимо уделить расчету количества нейронов скрытого слоя [9]. Для эффективной работы алгоритма необходимо выбрать оптимальную структуру нейронной сети, которая определяется на основе оценки погрешности при обучении [10]. Исследование структуры сети для оптимальной структуры сети показано на рисунке 2.

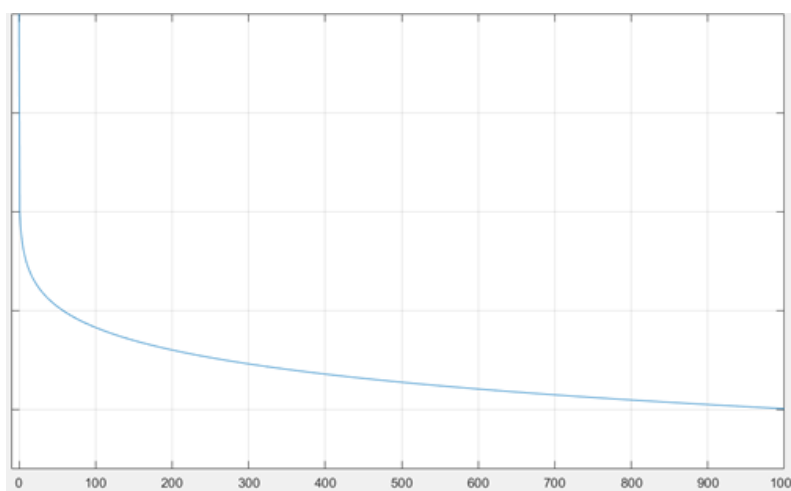


Рис. 2 Зависимость погрешности обучения от числа нейронов внутреннего слоя

Погрешность сначала резко снижается, но потом темпы ее падения постепенно снижаются. В зависимости от количества скрытых слоев, меняется скорость обучения нейронной сети. При 10 нейронах она составляет все 8 секунд, но при 300 она равна 5 часам и 53 минуты. При проверке на 1000 нейронах время обучения достигало 12 часов. Исходя из этих данных, возьмем количество нейронов скрытого слоя равным 300.

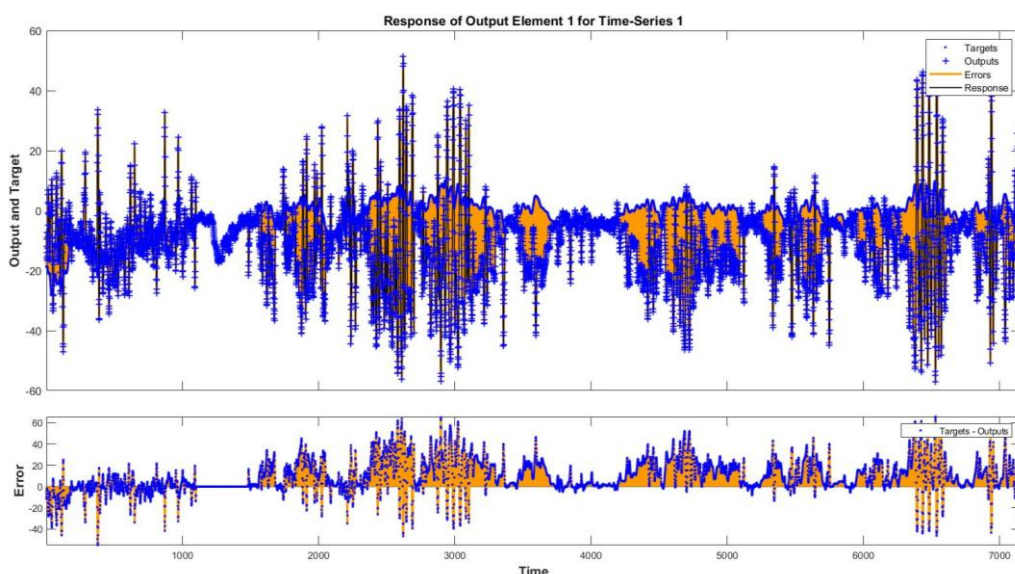


Рис. 3 Результаты работы ИНС

Для того, чтобы проверить работоспособность написанной нейронной сети, обучим ее, для начального теста, выявлять одно движение глазного яблока, а именно - вниз.

Участок исходного сигнала, который соответствует движению глазного яблока вниз, нейронная сеть определила, как цель, что показано на рисунке 4. Для наглядности этот участок приближен и искомая область выделена красным маркером в виде прямоугольной рамки.

Для получения более наглядного результата, в численном виде, построим гистограмму ошибок средствами Matlab.

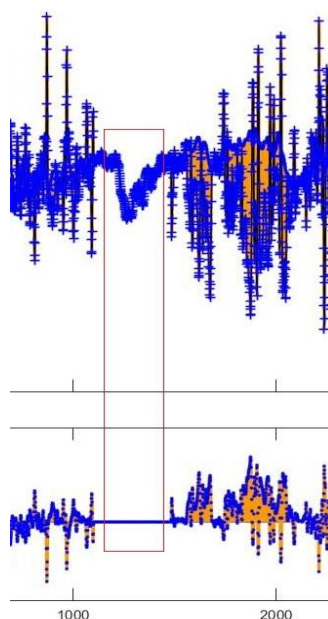


Рис. 4. Искомый участок сигнала

На гистограмме видно, что средняя погрешность работы нейронной сети равна 0,87 в процентном представлении, что вполне соответствует требованиям, которыми мы руководствовались при выборе метода обучения и количества нейронов в скрытом слое нейронной сети.

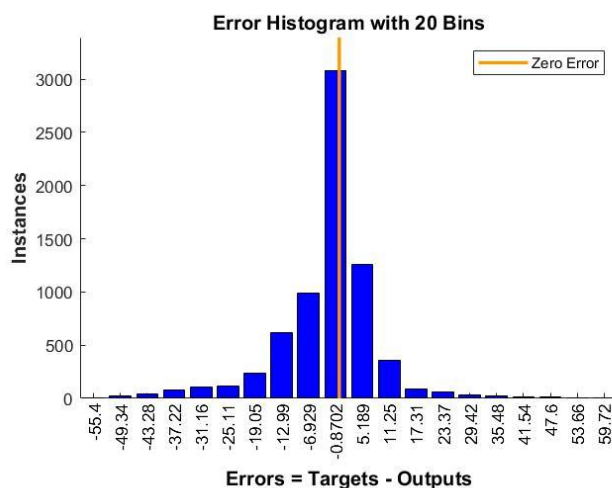


Рис. 5. Ошибки результатов работы ИНС

Проведенные исследования наглядно показывают, что такой инструмент анализа данных, как ИНС может являться незаменимым при работе с нестационарными биомедицинскими сигналами в целом и ЭЭГ в частности. При правильной настройке и грамотном подборе коэффициентов нейронная сеть может с приемлемыми скоростью и точностью выявлять локальные особенности сигнала, необходимые при диагностике заболеваний.

Литература

1. Фролова М.С., Фролова Т.А., Толстухин И.А. Информационная модель медицинской техники на основе объектно-ориентированного подхода // Вопросы современной науки и практики. 2015. №4. 139-145 с.
2. Судаков Д.Е., Дубровин В.В. Модель электронного глаза человека с использованием искусственной нейронной // Энергосбережение и эффективность в технических системах. 2016. 521-522 с.
3. Дубровин В.В., Рязанов И.С., Голубятников О.О. Аппаратно-программные средства повышения точности медицинских приборов на основе нейронных сетей // Математические методы в технике и технологиях. Т.27. №3. 2014. 131-132 с.
4. Журавов Д.В., Степанов А.Б. Реализация процедуры вейвлет-сжатия на цифровом сигнальном процессоре // Юбилейная 70-я всероссийская научно-техническая конференция, посвященная Дню радио: сб. науч. ст. (Санкт-Петербург, 21–29 апреля, 2015 г.). Санкт-Петербург, 2015. 86–87 с.
5. Смоленцев, Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в Matlab. Пресс. 2005. 304с.
6. Дьяконов В. П., Абраменкова И. MATLAB. Обработка сигналов и изображений. Специальный справочник. 2002. 608с.

7. Zhou Y.L. Wang F. Envelop spectrum analysis of pressure fluctuation based on wavelet decomposition // Applied Mechanics and Materials. 2014. Vol. 448-453. pp. 3392-3396.
8. Wang C.G., Wang L.C., Liu B. A new method to detect voltage sag based on wavelet energy entropy // Applied Mechanics and Materials. 2014. Vol. 448-453. pp. 2254-2258.
9. Астапов К.А. Применение вейвлет-преобразования для сокращения области значения искусственных нейронных сетей на примере задачи распознавания речи // Инженерный вестник Дона, 2009, №1. URL: ivdon.ru/magazine/archive/n1y2009/105
10. Романов Д.Е. Нейронные сети обратного распространения ошибки // Инженерный вестник Дона, 2009, №3. URL: ivdon.ru/magazine/archive/n3y2009/143

References

1. Frolova M.S., Frolova T.A., Tolstuhin I.A. Voprosy sovremennoj nauki i praktiki. 2015. №4. pp. 139-145.
2. Sudakov D.E., Dubrovin V.V. Model' Jenergoberezhenie i jeffektivnost' v tehniceskikh sistemah. 2016. pp. 521-522.
3. Dubrovin V.V., Rjazanov I.S., Golubjatnikov O.O. Matematicheskie metody v tehnikе i tehnologijah. T.27. №3. 2014. pp. 131-132.
4. Zhuravov D.V., Stepanov A.B. Jubilejnaja 70-ja vsrossijskaja nauchno-tehnicheskaja konferencija, posvjashhennaja Dnju radio: sb. nauch. st. (Sankt-Peterburg, 21–29 aprelja, 2015 g.).Sankt-Peterburg, 2015. pp. 86–87.
5. Smolencev, N.K. Osnovy teorii vejvletov. Vejvlety v Matlab [Fundamentals of the theory of wavelets. Wavelets in Matlab]. Press. 2005. P. 304.
6. D'jakonov V. P., Abramenkova I. MATLAB. Obrabotka signalov i izobrazhenij [MATLAB. Signal and Image Processing]. Special'nyj spravochnik. 2002. P. 608.



7. Zhou Y.L. Wang F. Applied Mechanics and Materials. 2014. Vol. 448-453. pp. 3392-3396.
8. Wang C.G., Wang L.C., Liu B. Applied Mechanics and Materials. 2014. Vol. 448-453. pp. 2254-2258.
9. Astapov K.A. Inzhenernyj vestnik Dona, 2009, №1. URL: ivdon.ru/magazine/archive/n1y2009/105.
10. Romanov D.E. Inzhenernyj vestnik Dona, 2009, №3. URL: ivdon.ru/magazine/archive/n3y2009/143.