

УДК 681.51

АНАЛИЗ И ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ ЭЛЕКТРОМИОГРАММЫ⁷

К.А. Зименко, А.С. Боргуль, А.А. Маргун

Представлен метод обработки и идентификации сигналов электромиограммы для последующего использования в управлении устройствами реабилитации. Метод основан на фильтрации высокочастотной составляющей сигнала, улучшающей соотношение сигнал/шум, использовании вейвлет-преобразования для предварительной обработки сигнала и классификации типа движения с использованием обучаемой искусственной нейронной сети. Достигнутая точность определения типа движения составила 94%.

Ключевые слова: электромиограмма, нейронная сеть, обработка сигналов, вейвлет-преобразование.

На сегодняшний день актуальна задача социальной адаптации инвалидов и лиц, страдающих нарушениями опорно-двигательного аппарата. Электромиография – метод исследования биоэлектрических потенциалов, возникающих в скелетных мышцах животных и человека при возбуждении мышечных волокон. Электромиография используется для оценки функционального состояния двигательного аппарата при восстановлении нарушенной двигательной функции, в ортопедии и протезировании. Информация, содержащаяся в сигнале электромиограммы (ЭМГ), может использоваться при создании и использовании активных протезов, экзоскелетов и других устройств, управление которыми происходит посредством изменения биопотенциалов мышц. Анализ ЭМГ-сигналов позволяет определить планируемое движение человека для приведения в действие исполнительного механизма (например, электродвигателя протеза или экзоскелета).

Успешность реализации предложенных идей во многом определяется степенью достоверности расшифровки биопотенциалов мышцы при планируемом движении. Уровень сигнала в диапазоне частот до 500 Гц лежит в пределах 0–10 мВ [1]. Сегодня точной классификации типа движения препятствует низкое отношение сигнал/шум в измерительной системе. Большинство шумов, присутствующих в сигнале, высокочастотны: шумы электронных устройств, окружающее электромагнитное излучение, паразитные взаимонаводки соединительных проводов электродов. Искажения сигнала могут возникать из-за побочного влияния сигналов электрической активности сердца, сдвигов электродов относительно назначенного положения, изменения биопотенциалов на референте при использовании референтной схемы измерения. Наименее искаженный и достоверный сигнал ЭМГ находится в диапазоне частот 15–150 Гц. Для получения такого сигнала авторами применен фильтр низких частот, выполненный на аппаратном уровне.

Для успешной классификации типа движения рассмотрена возможность применения нечеткой логики, метода слепого разделения источников, генетических алгоритмов и др.

Из существующего многообразия способов классификации был выбран метод искусственных нейронных сетей [2] благодаря малому времени обучения. Наилучший результат показал однослойный перцептрон. Использование многослойных сетей затруднено из-за влияния на работу сети высокого уровня шумов сигнала. Для выбранной нейронной сети применена регуляризируемая функция издержек, при нахождении минимума которой использовался метод сопряженных градиентов с алгоритмом Полака–Рибери для нахождения направления поиска [3]. Суть алгоритма Полака–Рибери состоит в следующем: генерируется последовательность так называемых рабочих векторов \mathbf{g} и направлений поиска \mathbf{h} , таких, что \mathbf{h} взаимно сопряжены. Причем доказано, что если функция издержек, которую необходимо минимизировать, может быть выражена квадратичной формой, то минимизация вдоль первых \mathbf{h} направлений приведет к точному минимуму. Совместно с методом поиска начального размера шага использовался критерий остановки Вульфа–Пауэлла.

Для подтверждения работоспособности предложенного алгоритма проведена серия экспериментов. На мышцы предплечья операторов устанавливались четыре электрода, пятый электрод крепился на плечо и выступал в качестве референта (рис. 1, а). Данные с электродов снимались с помощью девятиканального усилителя KARDi3/9, предназначенного для длительной регистрации электрофизиологических сигналов высокого разрешения в полосе частот 0–350 Гц, и обрабатывались на персональном компьютере. Операторами выступали пять здоровых мужчин в возрасте от 19 до 24 лет. Операторы выполняли четыре типа движения: сгибание кисти вперед–назад и вращение кистью по и против часовой стрелки. Для обучения нейронной сети каждый из операторов выполнял по пять раз каждое из определяемых движений. После обучения классификатор должен был распознавать аналогичные движения оператора с точностью не менее 90%.

Достигнутая на первом этапе точность определения типа движения составила 87%, что недостаточно для управления устройствами реабилитации. Повышению точности определения типа движения способствует предварительная обработка сигнала с использованием Фурье- или вейвлет-преобразования.

⁷ Работа выполнена при поддержке ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009–2013 годы (государственный контракт № 14.740.11.1080).

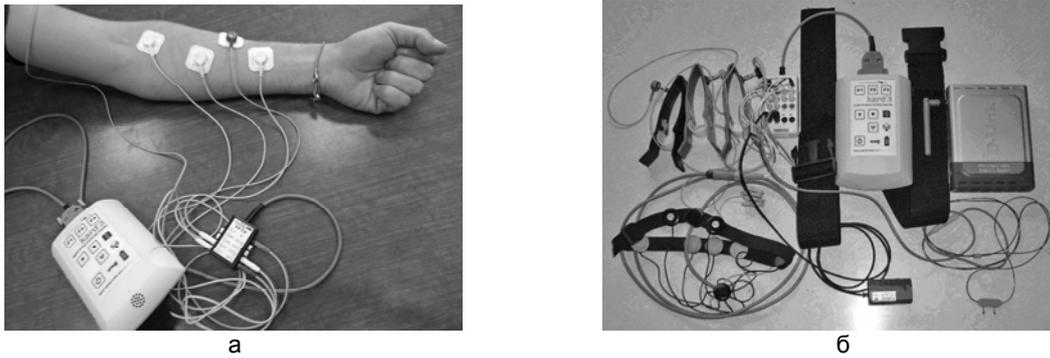


Рис. 1. Схема измерения биопотенциалов (а) и внешний вид регистратора биопотенциалов Kardi3/9 (б)

В связи с тем, что время на обучение нейронной сети и, соответственно, время определения типа движения должно быть минимальным, авторы остановились на вейвлет-анализе с использованием вейвлета Хаара. В отличие от преобразования Фурье, анализирующая функция которого покрывает всю временную ось, двухпараметрическая анализирующая функция одномерного вейвлет-преобразования хорошо локализована и во времени, и по частоте. Помимо этого, при декомпозиции сигнала использование детализирующей функции позволяет уменьшить размерность сигнала вдвое, а также избавиться от низкочастотных шумов, вызванных изменением потенциала на референте и побочным влиянием сигналов электрической активности сердца. Уменьшение размерности сигнала позволяет минимизировать размеры нейронной сети и время ее обучения, что является важным фактором при управлении устройствами реабилитации. Тип планируемого движения определялся по данным, полученным за последние 200 мс, что при частоте дискретизации сигнала 1000 Гц с учетом уменьшения размерности после вейвлет-преобразования составляет 100 отсчетов для каждого из четырех электродов. На рис. 2 представлен сигнал ЭМГ до и после обработки с использованием вейвлет-преобразования.

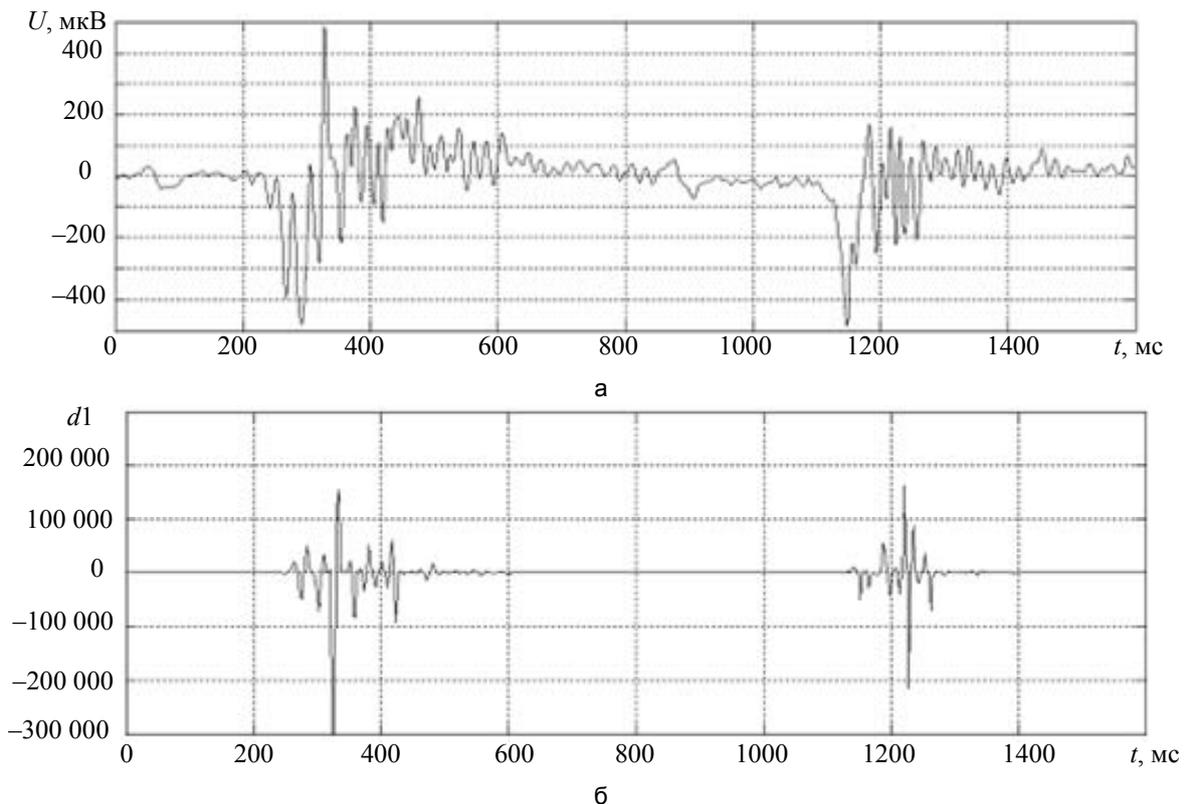


Рис. 2. Сигнал ЭМГ по одному из каналов до (а) и после обработки (б); $d1$ – коэффициент детализации (отн. ед.)

Комбинация фильтрации сигнала по частоте, вейвлет-преобразования исходного сигнала и его классификации на основе искусственной нейронной сети позволила повысить точность распознавания движений до 94%. Предложенный метод обработки сигнала электромиограммы не вносит значительных временных задержек, что актуально для систем, используемых в реабилитации.

Алгоритм обладает высокой скоростью обучения, сравнительно прост в применении и позволяет достичь требуемой точности классификации движений оператора.

Литература

1. Rohtash Dhiman et al. Detecting the useful electromyogram signals—extracting, conditioning and classification // IJCSE. – Aug.–Sep. 2011. – V. 2. – № 4. – P 634–637.
2. Borgul A.S., Margun A.A., Zimenko K.A., Kremlev A.S., Krasnov A.Y. Intuitive Control for Robotic Rehabilitation Devices by Human-Machine Interface with EMG and EEG Signals // 17th international conference on Methods and Models in Automation and Robotics (MMAR 2012). Proceedings. Międzyzdroje: IEEE Xplore digital library, 2012. – P. 308–311.
3. Лемешко Б.Ю. Методы оптимизации. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2009. – 126 с.

- Зименко Константин Александрович* – Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики, студент, kostyazimenko@gmail.com
- Боргуль Александр Сергеевич* – Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики, студент, borgulalexandr@gmail.com
- Маргун Алексей Анатольевич* – Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики, студент, alexeimargun@gmail.com