



УДК 573.6.086.83.001.12

НЕЙРОСЕТЕВОЕ УПРАВЛЕНИЕ БИОНИЧЕСКИМ ПРОТЕЗОМ

Д.А. Бранчукова, О.О. Перегудова, А.И. Киллер, П.Г. Попов, М.Г. Попов

Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова,
г. Новочеркасск

В статье рассматривается задача применения элементов нейросетевого управления бионической конечностью. Выбраны временные функции для выделения признаков ЭМГ сигнала. Построен алгоритм считывания и детектирования сигнала ЭМГ с помощью нейросетевого подхода. С целью повышения точности классификации жеста и предотвращения ложного срабатывания бионической конечности на этапе предобработки сигнала, одновременно с вычислением максимального значения сегмента ЭМГ-сигнала, вычисляется средняя длительность превышения порогового значения ЭМГ-сигнала в окне данных в режиме реального времени, затем после центрирования и нормализации полученного сигнала принимается решение о возникновении управляющего сигнала. В процессе работы системы результат распознавания жеста преобразуется в соответствующую управляющую команду и передается на приводы бионического протеза кисти.

Ключевые слова: бионический протез, конечность, управление, ЭМГ – сигнал, моделирование, Multisim.

NEURAL NETWORK MANAGEMENT OF BIONIC PROSTHESIS

D.A. Branchukova, O.O. Peregudova, A.I. Killer, P.G. Popov, M.G. Popov

Platov South-Russian State Polytechnic University (NPI), Novochoerkassk

The article considers the problem of using elements of neural network control of a bionic limb. Temporal functions were selected to highlight the signs of an EMG signal. An algorithm for reading and detecting an EMG signal using a neural network approach is constructed. In order to increase the accuracy of the classification of the gesture and prevent false triggering of the bionic limb at the signal pre-processing stage, simultaneously with calculating the maximum value of the EMG signal segment, the average duration of exceeding the threshold value of the EMG signal in the data window in real time is calculated, then after centering and normalization of the received signal, a decision is made on the occurrence of a control signal. During the operation of the system, the result of gesture recognition is converted into the appropriate control command and transmitted to the drives of the bionic prosthesis of the hand..

Keywords: bionic prosthesis, limb, control, EMG - signal, modeling, Multisim.

В настоящее время существует постоянная потребность в улучшении протезов верхней конечности, которые были бы способны восстановить полные двигательные функции и сенсорные способности ампутированной конечности. Техническая проблема состоит в осуществлении автономного полнофункционального управления для выполнения низкоуровневых задач манипуляции интеллектуальным бионическим протезом конечности, которое позволило бы воспринимать указанный протез как естественную конечность.

Задачей является разработка надежного функционального интеллектуального бионического протеза конечности с обратной тактильной связью, управляемого посредством нейромышечных сигналов с использованием нейросетевого решателя;

Понижение когнитивной нагрузки на человека и повышение эффективности управления протезом достигается за счет использования гибридной системы управления, которая сочетает в себе способы декодирования электронейромиосигналов с элементами автономных роботизированных манипуляций по захвату предмета при достижении порогового значения расстояния до него посредством



принятия решения, не требующего участия пользователя, о начале или прекращении выполнения схвата с помощью информации от дополнительных датчиков (температуры и расстояния), и о силе сжатия предмета с помощью информации от датчиков.

Точность классификации и предотвращения ложного срабатывания протеза достигаются за счет одновременного формирования максимального значения и средней длительности превышения порогового значения нейромиосигнала в окне данных в режиме реального времени, затем после центрирования и нормализации принимается решение о возникновении управляющего сигнала.

Электрмиография (ЭМГ, ЭНМГ, миография, электронейромиография) - метод исследования биоэлектрических потенциалов, возникающих в скелетных мышцах человека и животных при возбуждении мышечных волокон; регистрация электрической активности мышц.

Электронейромиография (ЭНМГ) - это комплексное электрофизиологическое исследование, необходимое для определения функционального состояния периферической нервной системы и мышц [1].

Предварительно осуществляют предобработку сигнала и создание входного вектора признаков ЭМГ-сигнала для классификации жестов пациента, которая может выполняться аналогичным образом и при настройке, и при работе системы.

Для того чтобы различать и классифицировать мышечные движения, должны быть извлечены наиболее значимые части ЭМГ (признаки), которые представляют собой характеристики с достаточной для классификации информацией. По данным исследований, для классификации ЭМГ-сигналов верхних конечностей применяются различные типы функций в частотной области, такие как коэффициенты авторегрессии, коэффициенты косинусного преобразования Фурье и вейвлет-коэффициенты.

Более подходящими для анализа являются признаки ЭМГ-сигнала во временной области на основе амплитуд сигналов. Такие признаки могут быть легко ЭМГ. Для достижения лучших результатов, функция (признак) должна содержать достаточное количество информации, чтобы представлять существенные свойства ЭМГ-сигнала, и должна быть достаточно простой для быстрой обработки и классификации. В некоторых вариантах осуществления в качестве признаков могут использоваться следующие величины во временной области, измеренные как функции времени: интегральная ЭМГ; среднее арифметическое; среднее значение модуля; конечные разности; сумма элементарных площадей; дисперсия; средне-квадратичное отклонение; длина сигнала; максимальное значение ЭМГ-сигнала, более подробно информация о выборе признаков для классификации раскрыта в работе авторов [2].

Формулы для расчета этих величин показаны на рисунке 1.

Оценка эффективности признаков осуществляется по двум главным параметрам - производительность нейронной сети и время работы - как наиболее важным для использования в реальном времени. Согласно предыдущим исследованиям, описанным в источнике информации [3], для условия выполнения требований работы в режиме реального времени время распознавания сигнала должно занимать не более 25 мс.



Название функции (признака)	Математическое выражение
Интегральная (или комплексная) ЭМГ (<i>IEMG</i> , <i>ИЭМГ</i>) где N — число отсчетов в сегменте, x_i — отображает мгновенную амплитуду ЭМГ-сигнала в k -том сегменте i -ой точки отсчета	$IEMG_k = \sum_{i=1}^N x_i $
Среднее арифметическое (<i>MV</i>)	$MV_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$
Среднее значение модуля (<i>MAV</i>)	$MAV_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $
Среднее абсолютное значение наклона кривой (вычисление конечных разностей) (<i>MAVS</i>)	$MAVS_k = MAV_{k+1} - MAV_k$
Суммирование элементарных площадей (<i>SSI</i>)	$SSI_k = \sum_{i=1}^N x_i^2 $
Дисперсия сигнала (<i>VAR</i>)	$VAR_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(x_i - \bar{x} \right)^2$
Среднеквадратичное отклонение (<i>STD</i>)	$STD_k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
Длина сигнала (<i>WL</i>)	$WL_k = \sum_{i=1}^{N-1} x_{i+1} - x_i $
Максимальное значение (<i>MAX</i>)	$x_k = \max x_i $

Рис. 1 – Временные функции для выделения признаков ЭМГ сигнала

Для комфортной работы пользователя производительность, или точность распознавания (процентное отношение верных случаев классификации ко всем рассматриваемым случаям) должна быть не ниже 95%, как показано в источнике.

Пример осуществления обработки сигнала представлен на рисунке 2.

С целью повышения точности классификации жеста и предотвращения ложного срабатывания бионической конечности на этапе предобработки сигнала, одновременно с вычислением максимального значения сегмента ЭМГ-сигнала, вычисляется средняя длительность превышения порогового значения ЭМГ-сигнала в окне данных в режиме реального времени, затем после центрирования и нормализации полученного сигнала принимается решение о возникновении управляющего сигнала.

Данные нейромышечной активности (данные матрицы каналов электромиографа) получают от устройства миоэлектрического считывания и оцифровывают посредством АЦП, затем проверяют условие возникновения активного сигнала (соответствующего выполнению жеста), например, 30% от заданной в настройках амплитуды. Далее разбивают полученный оцифрованный сигнал неперекрывающимся окном на сегменты, длиной, например, 25 мс. В некоторых вариантах осуществления технического решения используют функцию максимального значения сегмента, как наиболее эффективную и легко вычисляемую.

$$x_k = \max |x_i|$$

где x_k - k -й сегмент сигнала, x_i - i -е значение сегмента. Далее полученные значения нормируются следующим образом:

$$X = X_i / \max(X);$$

где X - массив данных сигнала, X_i - i -е значение сигнала;



Рис. 2 – Пример осуществления обработки сигнала от системы считывания.
Для каждого сегмента вычисляется его максимальное значение по формуле:



И центрируют:

$$X = X_i / (\bar{X});$$

где $\bar{X}$ - среднее арифметическое сигналов X .

Таким образом, получают входной вектор признаков (по которому осуществляется классификация жестов) для каждого канала, с более низкой размерностью, чем у исходного сигнала (в зависимости от ширины окна): вектор длиной k вместо первоначального вектора длиной $k \cdot i$, что снижает вычислительную нагрузку на микроконтроллер. Размерность понижается за счет того, что находят одно значение среди i значений.

На этапе настройки системы после создания входного вектора признаков ЭМГ-сигнала происходит обучение искусственной нейронной сети (ИНС). В некоторых вариантах осуществления используют ИНС на основе радиальной базисной функции (но не ограничиваясь ей). В некоторых вариантах осуществления может использоваться многослойный персептрон нейронной сети или метод опорных векторов.

Для того чтобы распознать жесты, извлеченные признаки должны быть классифицированы в отличительные классы. Классификатор должен быть в состоянии справиться с факторами, которые оказывают заметное влияние на шаблоны ЭМГ в течение времени, такие, как существенное изменение сигналов ЭМГ, расположение электродов, пот и усталость, описанные в источнике информации.

Вышеуказанный способ использует трехзвенную архитектуру управления (база данных - сервер - клиент) при обработке набора признаков ЭМГ-сигнала. Во входном слое количество нейронов равно размерности вектора признаков (который в данном случае равен числу каналов передачи данных, по которым передаются данные с датчиков), который в примере реализации изобретения может быть равен восьми: $x_i, i=1, 2 \dots 8$. Скрытый слой, где число нейронов не было определено заранее, так как они были сформированы в ходе процедуры обучения, был разделен на четырнадцать субскрытых слоев (по количеству классов в учебных данных - четырнадцать жестов). В выходном слое число нейронов было равно количеству классов в наборе обучающих данных (четырнадцать нейронов). Базисной функцией нейронной сети в скрытом слое является функция Гаусса, а выход k -го нейрона в скрытом слое для каждого данного входа $X=[x_1, x_2, \dots, x_8]^T$ может вычисляться по следующей формуле:

$$\psi_k(X) = \sum_{i=1}^8 \frac{((X - C)^T u_i)^2}{a_i^2} - 1.$$

Это уравнение описывает 8-мерный гауссиан с центром в точке $C=[C_1, C_2, \dots, C_8]^T$ и вращается вдоль ортонормированного базиса $\{U_1, U_2, \dots, U_8\}$, что позволяет нейрону покрывать поле данных соседа без смещения или любого изменения размера. Ширина этого гауссиана вдоль каждой оси равна $a_i, i=1, 2 \dots 8$. Поскольку входные векторы признаков для каждого образа являются восьмимерными, координаты, соответствующие этим векторам, представляют собой базис вида $[1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]^T, [0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0]^T \dots [0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0]^T$. Таким образом, компонента x_i каждого входного вектора X по отношению к новым осям может быть вычислена как:

$$x_i = X^T u_i$$



Вращение вдоль базисных векторов позволяет нейронам покрыть все близлежащие данные без увеличения радиуса. На рисунке 3 показано, каким образом нейрон пытается приспособиться, чтобы покрыть новые данные; в правой части рисунка показано нахождение данных нейроном.

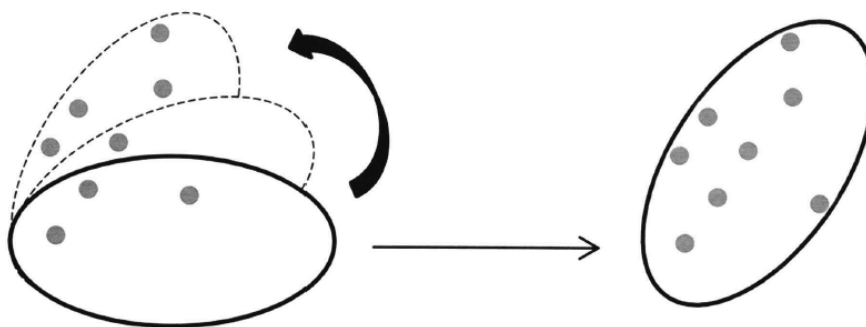


Рис. 3 – Захват данных по ортонормированному базису с помощью ротации.

Слева: попытка нейрона приспособиться, чтобы покрыть новые данные.

Справа: конечное положение нейрона после нового покрытия данных.

Во время настройки системы происходит запись сигнала пользователя в базу данных, данные в которой накапливаются, и используются для дообучения сети. Для каждого пользователя имеется вектор признаков с размером $8 \times N$ (где 8 - число каналов, N - число обучающих данных), полученный с помощью описанного выше способа (сегментации неперекрывающимися окнами). Перед процедурой обучения каждый набор данных перемешивается, а затем делится на наборы в соотношении 2:1:1 (по числу обучающих данных N) с данными для этапов обучения, тестирования и контроля соответственно. Ортонормированный базис вычисляется через собственный вектор ковариационной матрицы. Поскольку обучающие данные вводятся в сеть последовательно, вектор средней и ковариационная матрица вычисляются рекурсивно. Для N выборок $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, в котором, $j=1, \dots, N$ вектор средних значений рассчитывается следующим образом:

$$\mu_{new} = \frac{N}{N+1} \mu_{old} + \frac{x_{N+1}}{N+1}$$

где μ_{old} - это вектор средних значений множества данных X ; x_{N+1} - новый вектор данных, добавляемый во множество данных X .

Затем ковариационная матрица вычисляется как:

$$\tau_{new} = \frac{N}{N+1} \tau_{old} + \theta$$
$$\theta = \frac{(x_{N+1} x_{N+1}^T)}{N+1} - \mu_{new} \mu_{new}^T + \mu_{old} \mu_{old}^T - \frac{\mu_{old} \mu_{old}^T}{N+1}$$

Чтобы найти ортонормированный базис для РБФ, используется концепция анализа главных компонент. Собственные величины $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_8\}$ и соответствующие им собственные векторы $\{U_1, U_2, \dots, U_8\}$ вычисляются от уровня ковариационной матрицы. Далее множество собственных ортогональных векторов образуют ортонормированный базис, что показано в источнике информации.

Процедуру обучения нейронной сети во время настройки системы более подробно можно описать следующим образом.



Пусть $X = \{(x_j, t_j) | 1 \leq j \leq N\}$ есть множество N обучающих данных (обучающая выборка), где x_j является вектор-функцией (компонент, где – множество обучающих данных) и t_j является классом, с которым необходимо соотнести жест.

Пусть $\Omega_k = \{\Omega_k | 1 \leq k \leq m\}$ это набор из m нейронов. Каждый нейрон имеет пять параметров:

$$\Omega_k = (C^k, S^k, N_k, A_k, d_k),$$

где C_k - центр k -го нейрона, S_k - ковариационная матрица k -го нейрона, N_k - это количество данных, соответствующих k -му нейрону, A_k - ширина вектора k -го нейрона, и d_k - класс-метка k -го нейрона.

Вся процедура обучения может быть сведена к следующим шагам.

Осуществляется инициализация вектора ширины пространства. В данном случае используется восьмимерный вектор признаков, для простоты расчетов примем радиус восьмимерной сферы Гаусса равным 1: $A_0 = [1; 1; 1; 1; 1; 1; 1; 1]^T$.

Затем на вход ИНС подается множество обучающих данных (x_j, t_j) . Когда нейрона нет в составе сети ($K=0$), $K = K+1$, новый нейрон Ω_k формируется с учетом следующих параметров: $N_k=1$, $d_k=t_j$, $A_k=A_0$. Затем обучающие данные сбрасываются.

Далее определяют ортонормированный базис Ω_k , после чего на выходе k -го нейрона определяют значение:

$$\psi_k(X_j) = \sum_{i=1}^n \frac{((X_j - C_{new}^k)^T u_i)^2}{(a_i^k)^2} - 1$$

где X_j - j -е значение входа и цели, C_{new}^k - центр нового нейрона, u_i - координата ортонормированного базиса, a_i^k - координата вектора ширины гауссиана.

Если значение $\psi_k(X_j) \leq 0$, то нейрон охватывает данные так, что временные параметры настраиваются на его основные параметры. В противном случае, при $\psi_k(x_j) > 0$, создается новый нейрон.

Поскольку новые нейроны могут быть автоматически добавлены к сети и располагаться очень близко друг к другу, возможна реализация стратегии слияния нескольких нейронов во избежание роста сети до максимальной структуры (одного нейрона для каждой единицы данных), что подробно описано в источнике информации. Обученная нейронная сеть позволяет точно подстроиться под пациента. В результате обучения ИНС сохраняют новые значения весовых коэффициентов нейронной сети в микропроцессор протеза напрямую или в хранилище данных. Однако следует учитывать, что другие типы ИНС, как и другие методы классификации, также могут быть осуществлены в данном изобретении специалистом в своей области.

Таким образом, в процессе работы системы результат распознавания жеста преобразуется в соответствующую управляющую команду (например, мысленное сжатие в «кулак» пользователем - «кулак» на протезе) и передается на приводы бионического протеза кисти [4-6].

Работы выполнены с использованием оборудования ЦКП «Диагностика и энергоэффективное электрооборудование» ЮРГПУ(НПИ).

Список использованных источников

1. Коуэн Х.Л., Брумлик Дж. Руководство по электромиографии и электродиагностике: Пер. с англ. - М.: Медицина, 2005. - 192 с.



2. Будко Р.Ю., Старченко И.Б. Создание классификатора мимических движений на основе анализа электромиограммы // Труды СПИИРАН. 2016. Вып. 46. С. 76-89.
3. Englehart K, Hudgins B: A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control. IEEE Trans Biomed Eng 2003, 50(7): 848-854.
4. М.Г. Попов, М.В. Козырева, А.И. Киллер, Г.А. Столбовой Биомеханическая рука с нейросетевым управлением // Электронный научный журнал «Вестник молодёжной науки России» – 2019 – №3. – 57. Режим доступа: https://07992ba4-dcc8-4e97-a627-2ff245129607.filesusr.com/ugd/96814c_c9cbe9b63524451c83f063f9a9496ce8.pdf (дата обращения: 20.02.2020).
5. М.Г. Попов, М.В. Козырева, А.И. Киллер, Г.А. Столбовой Проектирование биомеханического роботизированного протеза // Электронный научный журнал «Вестник молодёжной науки России» – 2019 – №3. – 58. Режим доступа: https://07992ba4-dcc8-4e97-a627-2ff245129607.filesusr.com/ugd/96814c_087ca37bb7f94cf69c2f7d279b06902e.pdf (дата обращения: 20.02.2020).
6. Г.А. Столбовой, М.Г. Попов, М.В. Козырева, А.И. Киллер Программное обеспечение биомеханического протеза // Электронный научный журнал «Вестник молодёжной науки России» – 2019 – №2. – 63. Режим доступа: https://07992ba4-dcc8-4e97-a627-2ff245129607.filesusr.com/ugd/96814c_ba0031e9208945d3a5ee325f6fd8a2c5.pdf (дата обращения: 20.02.2020)

© Д.А. Бранчукова, О.О. Перегудова, А.И. Киллер, П.Г. Попов, М.Г. Попов 2020