

# Влияние утомления мышц на работу нейромышечного интерфейса

Среднев Никита Александрович

10 класс, МБОУ Лицей № 40 Нижнего Новгорода, Научное объединение «Школа юного

исследователя» АНО ДО «Академ клуб», ИПФ РАН

Научный руководитель Степасюк Василиса Юрьевна,

лаборант кафедры нейротехнологий, ИББМ

*Утомляемость мышц при работе с нейроинтерфейсом изменяет эффективность считывания сигналов, подаваемых человеком, управляющим роботом. Выполнялись упражнения с гантелями на мышцы предплечья, далее с надетым миобраслетом Thalmic Labs Myo Gesture Control измерялось значение ЭМГ сигнала, после чего программа MyoClass рассчитывала ошибку. Была получена зависимость между временем выполнения упражнений и ошибкой, что свидетельствует о наличии корреляции между утомляемостью мышц и качеством работы нейроинтерфейса*

Ежедневно мы сталкиваемся с огромным количеством электронных устройств, некоторыми из которых можно управлять дистанционно. Аналогичными принципами руководствуются разного рода роботы, которые реализуемы уже прямо сейчас. Поэтому критически важна реализация зависимости между мышечным управлением и качеством работы нейромышечных программ.

**Цель работы:** установить зависимость между качеством работы нейроинтерфейса и утомляемостью мышц, и определить характер этой зависимости

## Методическая часть:

Регистрацию ЭМГ-сигналов проводили с помощью 8-канального миобраслета MYO Thalmic (Thalmic Labs, Канада). Электроды в данном устройстве расположены по кольцу вокруг предплечья руки. Такая локализация в определенной степени усложняет задачу распознавания ЭМГ-паттернов по сравнению с более распространенными схемами, где положение электрода определяется локализацией моторных зон изучаемых мышц. Поток данных каждого канала разбивали на окна размером 200 образцов, с учетом частоты дискретизации 2000 Гц это соответствовало временному интервалу 100 мс. Такое кадрирование производилось с шагом 100 образцов (50 мс). Для каждого окна вычисляли средний квадрат сигнала, который в качестве характеристики сигнала (признака) использовали далее для задач классификации:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} * \sum_{n=1}^N x_n^2}$$

где N — количество значений сигнала во временном окне;  $x_n$  — значение сигнала в момент времени n.

Для пропорционального управления использовали среднее абсолютное значение (Mean Absolute Value, MAV) — величину сигнала, взятого по модулю и усредненного по всем отсчетам в окне:

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n|$$

Так как размер окна для успешного пропорционального управления не был известен, и его необходимо было варьировать в ходе экспериментов, а также из-за того, что расчет RMS и MAV мог требовать окон различных размеров, MAV в работе рассчитывали с помощью формулы экспоненциально скользящего среднего, не требующего сегментации данных на окна:

$$MAV_t = \alpha * |x_t| + (1 - \alpha) * MAV_{t-1}$$

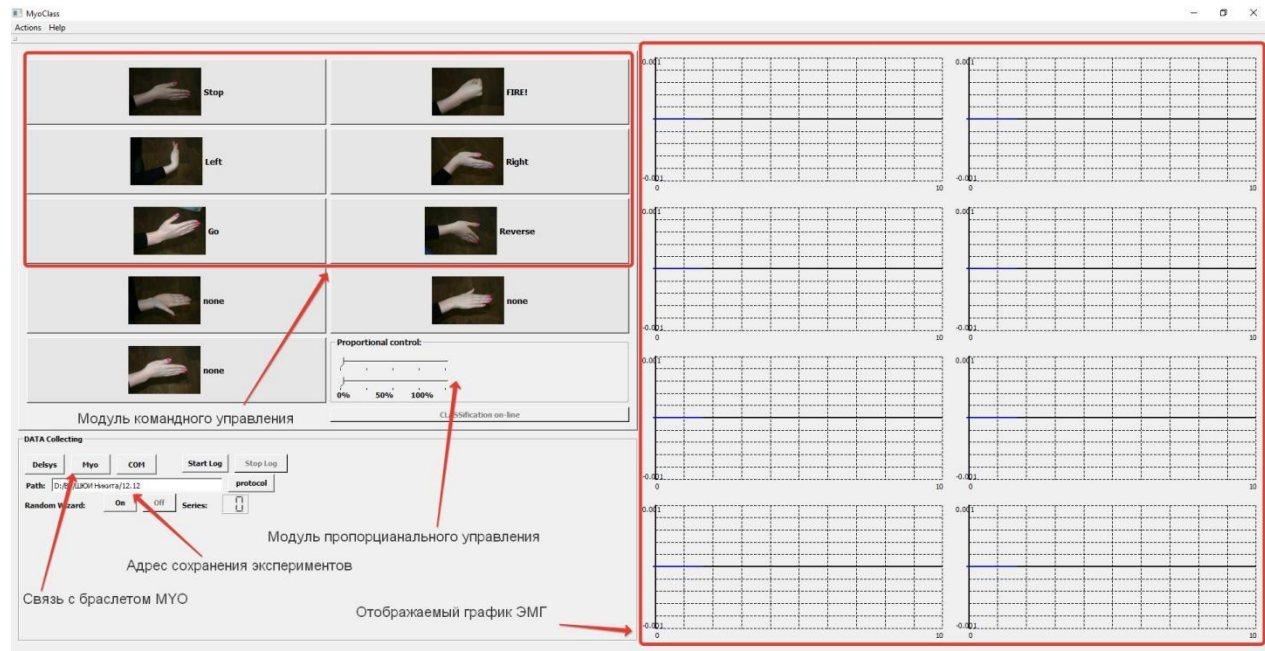
где  $MAV_t$  — экспоненциальное скользящее среднее абсолютное значение в точке t (текущее значение),  $MAV_{t-1}$  — значение экспоненциального скользящего среднего в точке t-1 (предыдущее значение);  $x_t$  — значение ЭМГ-сигнала в момент времени t (последнее регистрируемое значение);  $\alpha$  — коэффициент, характеризующий скорость уменьшения весов. Коэффициент  $\alpha$  характеризует влияние предыдущих значений на текущую величину среднего и может быть выражен через значение окна усреднения:

$$a=2/(n+1),$$

где  $n$  — количество значений исходной функции.

### Практическая часть:

В задаче классификации в качестве моторных паттернов использовали 6 статичных жестов кисти. Испытуемые производили 4 серии по 6 жестов, каждый жест выполнялся в течение 2–3 с. Между разными жестами кисть расслаблялась. Вычисленные по формуле значения RMS всех каналов подавались на вход классификатора, в качестве которого применялась многослойная сеть формальных нейронов со стандартным алгоритмом обратного распространения ошибки. Для машинного обучения требовалось 1000–4000 итераций (эпох), что занимало 15–60 с. После этой процедуры классификатор мог работать в онлайн-режиме, при этом в интерфейсе программы распознанный жест подсвечивался.



**Рис.1.** Скриншот программы «MyoClass» во время проведения эксперимента.

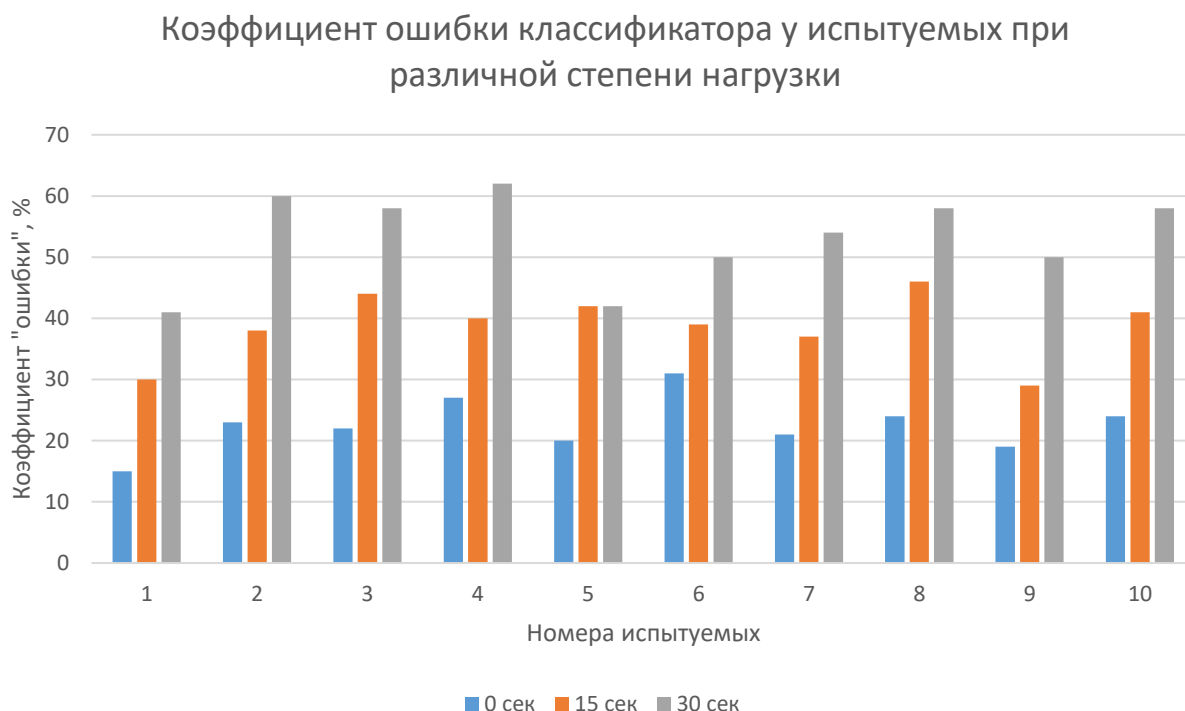
Особое внимание нужно обратить на график ЭМГ и модуль командного управления, при работе программы часть информации будет показываться именно там.

В каждой серии было 10 экспериментов с разным уровнем физической нагрузки. Результаты эксперимента представлены в таблице .

**Табл.** Таблица значений трёх серий эксперимента

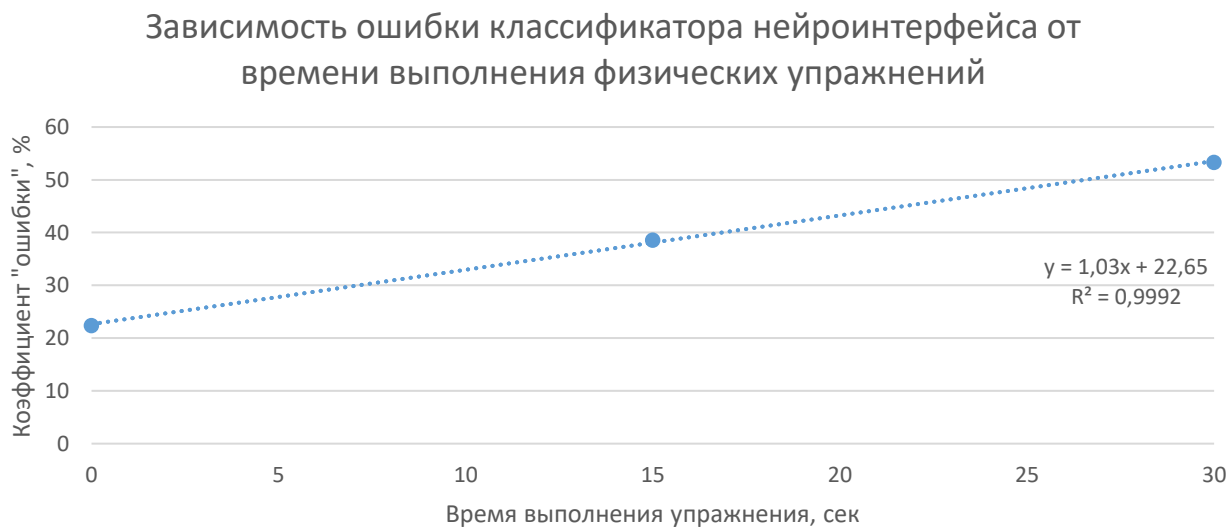
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0 сек	15	23	22	27	20	31	21	24	19	24
15 сек	30	38	44	40	42	39	37	46	29	41
30 сек	41	60	58	62	42	50	54	58	50	58

В таблице представлены результаты при физической нагрузке которая длилась 0, 15 и 30 секунд соответственно, когда испытуемые выполняли упражнения в течении заданного времени на мышцы предплечья, что изменяло их мышечную утомляемость и способствовало увеличению ошибки.



**Рис. 2.** График зависимости ошибок

На графике представлены результаты значений трёх серий эксперимента: по горизонтальной оси номера испытуемых, а по вертикали - их результаты. Голубым показан первый вариант без нагрузки, оранжевым с нагрузкой длившейся 15 секунд, серым 30 секунд. По полученным данным можно сделать выводы, что мышечная утомляемость действительно влияет на результаты измерения. По результатам этого эксперимента была выведена формула зависимости ошибки классификатора нейроинтерфейса от времени выполнения физических упражнений.



**Рис. 3.** Зависимость ошибки в виде точечной диаграммы

На графике видно, что зависимость получается практически линейная, что свидетельствует о довольно высокой точности эксперимента.

#### **Заключение:**

Глобально можно выделить следующие результаты: время выполнения упражнений действительно оказывает серьезное воздействие на то как программа считывает результаты, результаты довольно достоверны. В дальнейшем можно будет продолжать работу с увеличением количества испытуемых для повышения точности или добавлении дополнительных технологий на основе миобраслета.

#### **Список литературы:**

1. Лобов С.А., Хоружко М.А., Крылова Н.П. НЕЙРОКИБЕРНЕТИЧЕСКИЕ ПРИНЦИПЫ УПРАВЛЕНИЯ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИМИ УСТРОЙСТВАМИ. ЧАСТЬ 1: МИОУПРАВЛЕНИЕ. Учебно-методическое пособие. Нижний Новгород: Нижегородский госуниверситет, 2019. – 27 с.
2. Лобов С.А. et al. Программа детектирования и классификации паттернов биоэлектрической активности мышц «MyoClass». 2015. Свидетельство № 2015661634 о государственной регистрации.
3. Lobov S.A., Mironov V.I., Kastalskiy I.A., Kazantsev V.B. Combined use of command-proportional control of external robotic devices based on electromyography signals. *Sovremennye tehnologii v medicine* 2015; 7(4): 30–38, [https:// doi.org/10.17691/stm2015.7.4.04](https://doi.org/10.17691/stm2015.7.4.04).
4. Lobov S., Krilova N., Kastalskiy, I., Kazantsev V., Makarov V. A human-computer interface based on electromyography command-proportional control. In: *Proceedings of the 4th International Congress on Neurotechnology, Electronics and Informatics — Volume 1: NEUROTECHNIX*. Portugal; 2016; p. 57–64, <https://doi.org/10.5220/0006033300570064>.
5. Myo™ Gesture Control Armband — Wearable Technology by Thalmic Labs. URL: <https://www.myo.com/>