

## СИСТЕМА БИОУПРАВЛЕНИЯ ТРЕНАЖЕРОМ ДЛЯ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ПОДВИЖНОСТИ КИСТИ

### SIMULATOR BIO CONTROL SYSTEM FOR RESTORING BRUSH MOBILITY

**I. Stebakov  
D. Shutin  
V. Romanov**

*Summary.* The article addresses the issue of biofeedback with a simulator to restore brush mobility. A method based on the classification of the positions of the brush using the registration of electromyographic signals is proposed. A description of the simulator's operating principle is presented. The results of modeling the control system are shown. To confirm the applicability of the proposed method, an experiment was conducted to classify the positions of the brush by a neural network.

*Keywords:* rehabilitation, rehabilitation simulator, classification, neural networks, biocontrol.

**Стебаков Иван Николаевич**

ФГБОУ ВО «Орловский государственный  
университет имени И. С. Тургенева»  
chester50796@yandex.ru

**Шутин Денис Владимирович**

К.т.н., доцент, ФГБОУ ВО «Орловский  
государственный университет имени И. С. Тургенева»  
rover.ru@gmail.com

**Романов Владислав Владимирович**

ФГБОУ ВО «Орловский государственный  
университет имени И. С. Тургенева»  
vlad162615@yandex.ru

*Аннотация.* В статье рассматривается вопрос биоуправления тренажером для восстановления подвижности кисти. Предлагается метод, основанный на классификации положений кисти с помощью регистрации электромиографических сигналов. Представлено описание принципа действия тренажера. Показаны результаты моделирования системы управления. Для подтверждения применимости предложенного метода проведен эксперимент по классификации положений кисти нейронной сетью.

*Ключевые слова:* реабилитация, реабилитационный тренажер, классификация, нейронные сети биоуправление.

### Введение

Лучезапястный сустав является одним из самых сложных в теле человека. Нарушения двигательной сферы в лучезапястном суставе значительно усложняют выполнение повседневных действий, и ведет к ухудшению качества жизни людей с такими нарушениями. Максимально эффективное восстановление двигательных функций достигается не только качественным лечением, но и комплексным подходом к реабилитации [1]. Одним из самых распространенных методов двигательной реабилитации является механотерапия. Механотерапия является важной составляющей физической реабилитации благодаря её тонизирующему и трофическому воздействию на опорно-двигательный аппарат человека, формированию функциональных компенсаций, обратному благоприятному развитию атрофических и дегенеративных процессов, нормализации функциональной целостности и деятельности организма [2]. Также в настоящее время в РФ существует проблема недостаточного уровня оказания помощи по медицинской

реабилитации в амбулаторных условиях. В связи с этим активно разрабатываются новые комплексные методики реабилитации, включающие применение современных технологий, среди которых роботизированные тренажеры [3]. В работах [4,5] представлен обзор существующих решений, а также разработанный реабилитационный тренажер для восстановления подвижности кисти.

Целью данной статьи является разработка системы биоуправления реабилитационным тренажером для восстановления подвижности кисти при помощи регистрации электромиографических (ЭМГ) сигналов. При применении биоуправления осуществляется полный контроль процесса разработки кисти лечащим врачом, без непосредственного контакта с пациентом. Такой подход может применяться в условиях повышенной эпидемиологической и экологической опасности. Также возможно управление процессом разработки самим пациентом в комфортном ему режиме. Другим применением этой технологии является запись программ тренировок для последующего многократного использования.

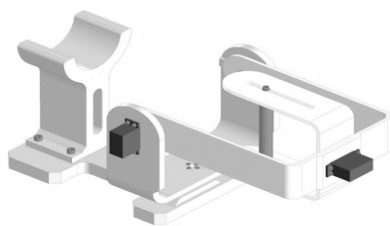


Рис. 1. 3D-модель тренажера

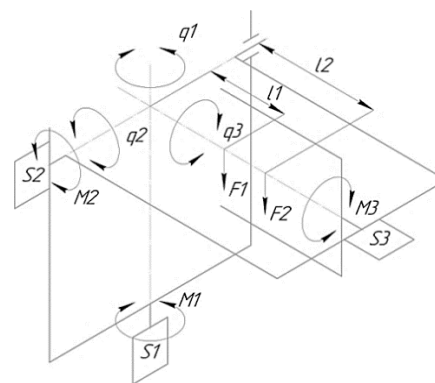


Рис. 2. Расчетная схема тренажера

Кроме того, на основе сбора данных о мышечной активности можно производить анализ процесса восстановления и диагностировать двигательные отклонения. **Предлагаемая система биоуправления роботизированным тренажером реализуется с использованием классификации положений кисти на основе сигналов ЭМГ датчиков.** В статье приводится обоснование выбора метода для классификации положений кисти, описание тренажера и принцип управления его работой. Также представлен эксперимент по классификации движений запястья с использованием искусственной нейронной сети.

#### Выбор метода классификации положений кисти

Одним из основных приложений алгоритмов машинного обучения в восстановительной медицине является классификация набора данных по заданной разметке. Набор данных может представляться измерениями датчиков или физиологических параметров человека, рентгеновскими и другими снимками [6–8].

Помимо классификации в машинном обучении популярной задачей является регрессия, которая заключается в прогнозировании некоторого набора данных. В этом случае на выходе системы получается набор действительных чисел. Например, при определении положения кисти с помощью классификации алгоритм сможет определить одно из заданных распознаваемых положений, в то время как регрессия позволит получить углы отклонения кисти от некоторого начального положения [9,10].

Одним из наиболее перспективных источников информации для анализа движений человека является электромиография — метод исследования биоэлектрических потенциалов, возникающих в скелетных мышцах человека и животных при возбуждении мышечных волокон. Электромиографические сигналы являются одним

из источников информации для организации эффективного реабилитационного лечения на основе методов машинного обучения [10–12].

Для проведения анализа алгоритмов машинного обучения был взят набор данных из статьи [12], включающий в себя измерения 8 каналов ЭМГ для 7 различных классов: 5 классов движений отдельных пальцев, 1 класс жест победы и 1 класс для расслабленной руки. Для сравнения были выбраны следующие методы классификации: логистическая регрессия, метод опорных векторов и нейронная сеть прямого распространения. Логистическая регрессия является наиболее простым из методов классификации данных и ее преимуществом является простота разработки и высокое быстродействие. Метод опорных векторов является более мощным инструментом для классификации, однако данный метод неустойчив к шуму в данных и требует подбора параметров. Нейронные сети позволяют достичь наивысшей точности, однако более сложны для вычислений. При внедрении классификатора для решения реальных задач выбирают тот, который отвечает требуемой точности и является более быстродейственным. Была получена следующая точность при тестировании: логистическая регрессия — 61.45%, метод опорных векторов — 82.19%, двухслойная нейронная сеть — 90.9%. Авторы рассматриваемого набора данных применяли метод опорных векторов, метод k-ближайших соседей и многослойную нейронную сеть [12]. Лучший результат также показала нейронная сеть. Была получена точность 95% при обучении и 92% при онлайн тестировании, что соответствует результатам, полученным в данной статье. Таким образом, **для классификации будет использоваться нейронная сеть, так как приведенный выше сравнительный анализ показал ее эффективность.**

#### Описание тренажера

Была разработана 3D-модель тренажера (рисунок 1), в котором предусмотрено три вида движения в лучеза-

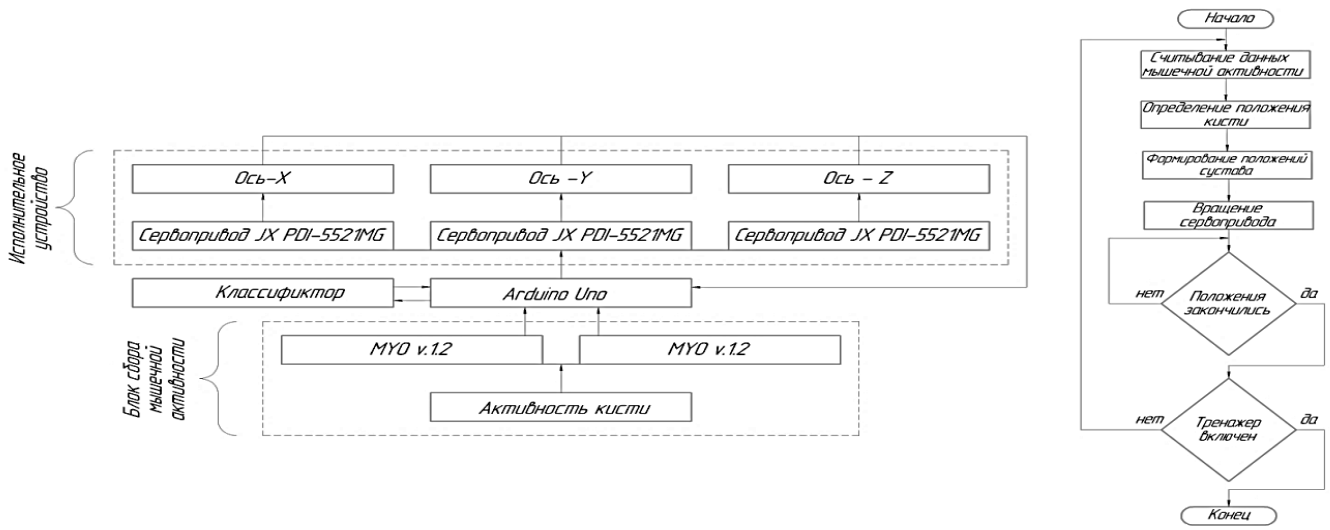


Рис. 3. Структурно-функциональная схема

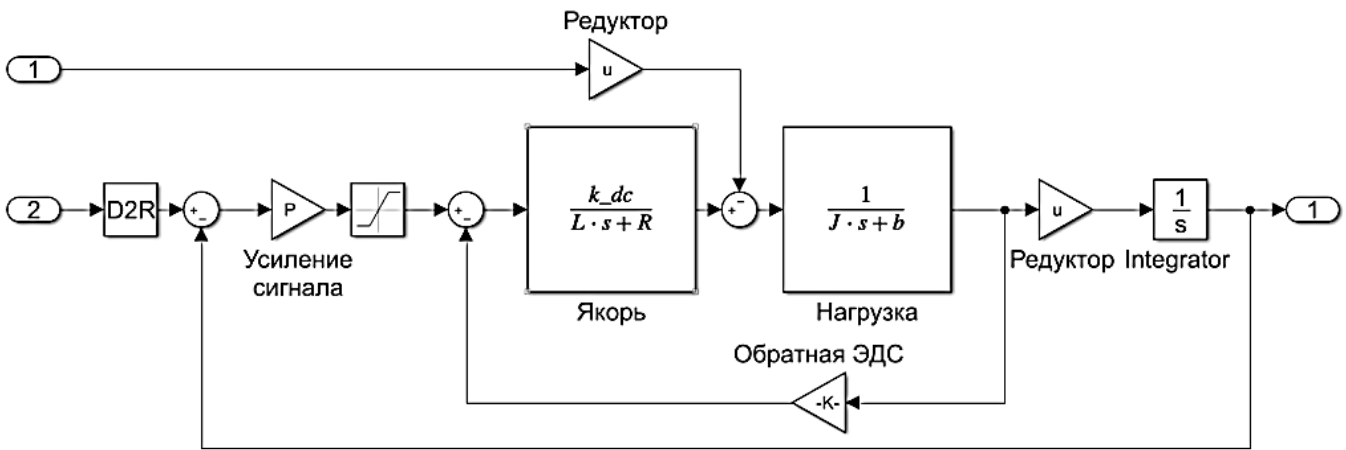


Рис. 4. Модель сервопривода

пястном суставе: отведение-приведение (ось q1) от  $-45^\circ$  до  $45^\circ$ , сгибание-разгибание (ось q2) от  $-60^\circ$  до  $60^\circ$ , пронация-супинация (ось q3) от  $0^\circ$  до  $180^\circ$ .

На рисунке 2 представлена расчетная схема тренажера, где S1, S2, S3 — приводы, q1, q2, q3 — обобщенные координаты, M1, M2, M3 — моменты приводов, F1, F2 — силы тяжести, l1, l2 — плечи сил F1, F2.

Для анализа системы управления тренажера была составлена динамическая модель на основе уравнения Лагранжа 2-го рода. При построении динамической модели были приняты следующие допущения: трение не учитывается; каждая ось рассматривается отдельно; не учитывается сопротивление движению в суставе.

Уравнения Лагранжа 2-го рода в обобщенных координатах:

$$\begin{aligned} J_1 \cdot \ddot{q}_3 &= M_3; \\ J_2 \cdot \ddot{q}_2 &= M_2 + (F_1 l_1 + F_2 l_2) \cos(q_2); \\ J_3 \cdot \ddot{q}_3 &= M_3. \end{aligned} \tag{1}$$

На рисунке 3 представлена структурно-функциональная схема.

Данные активности кисти считываются с помощью ЭМГ датчиков и передаются на контроллер. Далее осуществляется классификация положения кисти с помощью алгоритма, реализованного на контроллере или ПК. Контроллер формирует набор промежуточных по-

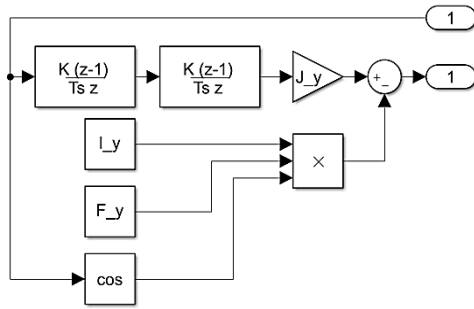


Рис. 5. Модель оси q2

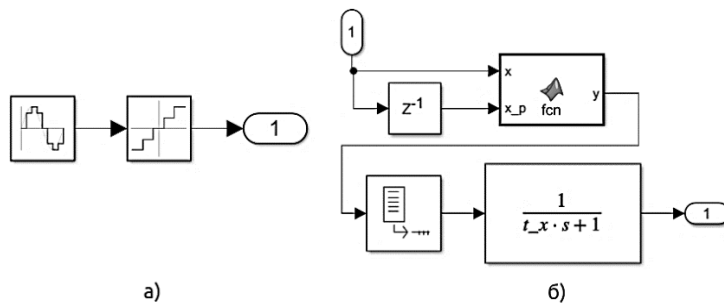


Рис. 6. Процесс дискретизации синусоидального сигнала

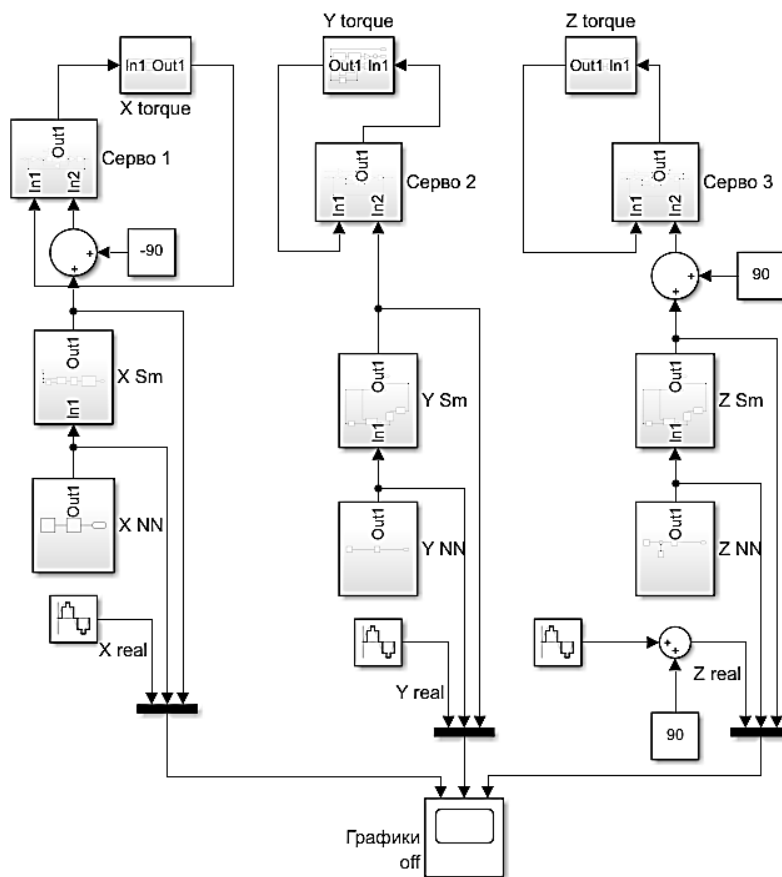


Рис. 7. Общий вид модели управления тренажером

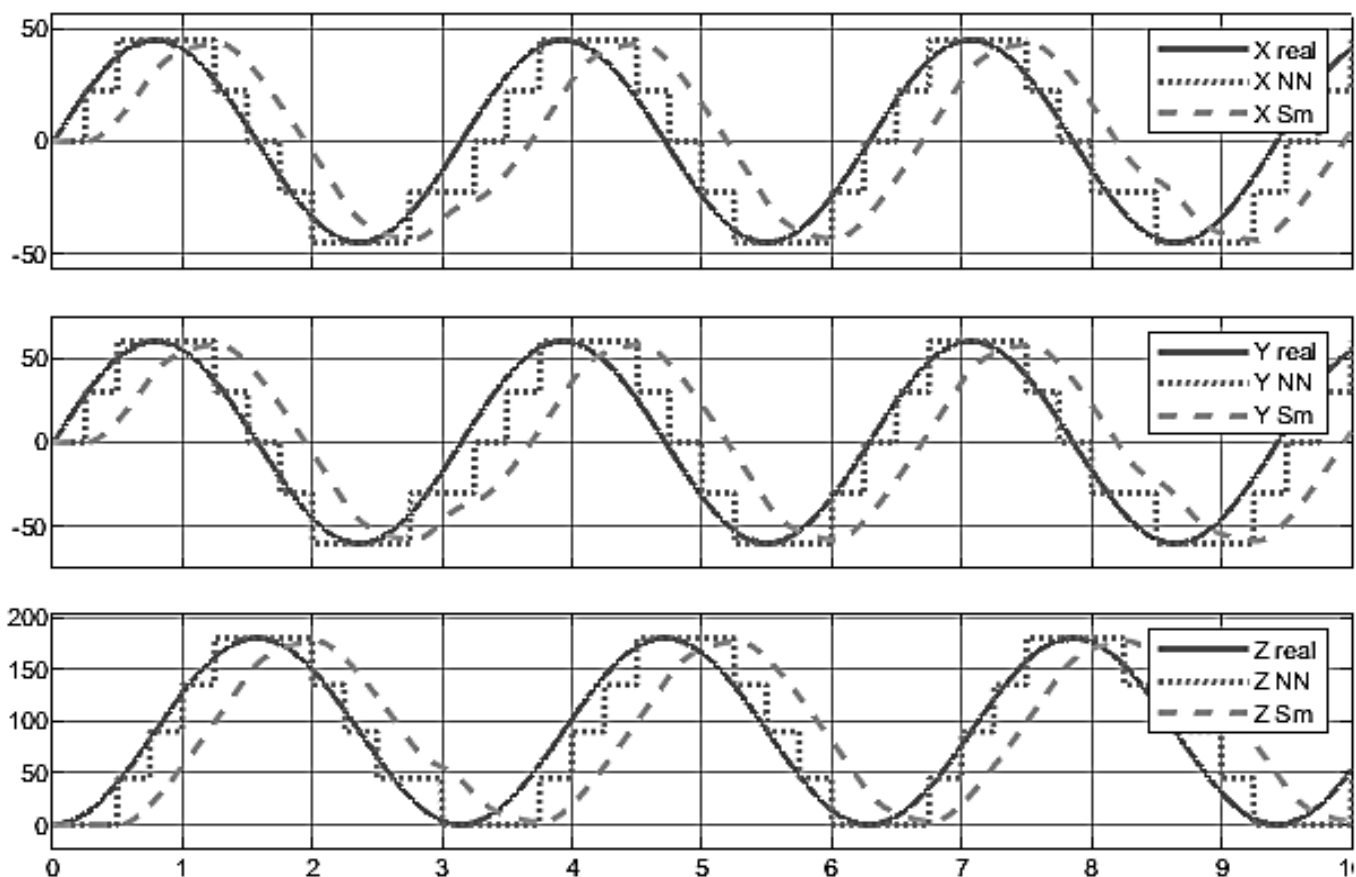


Рис. 8. Результаты моделирования

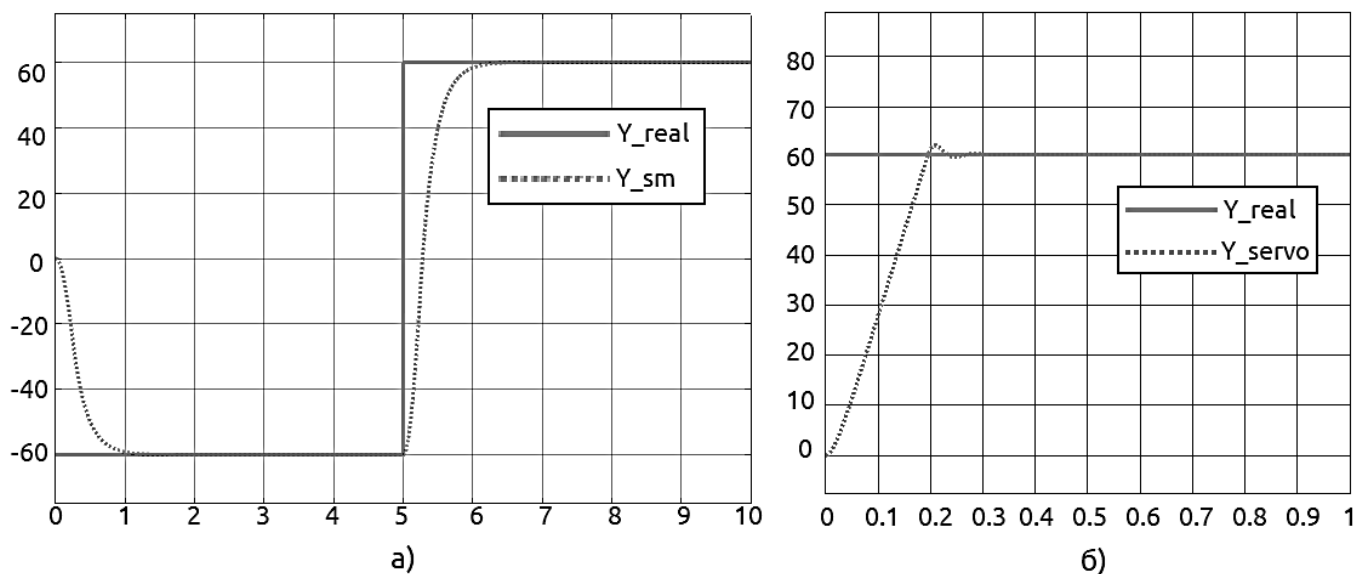


Рис. 9. Сглаживание сигнала

Таблица 1. Параметры записи данных

Фильтрация данных	band-stop фильтр на 50 и 100 Гц и band-pass фильтр 20–100 Гц
Время записи 1 опыта	1 минута
Частота дискретизации	500 Гц
Коэффициент усиления	500*32

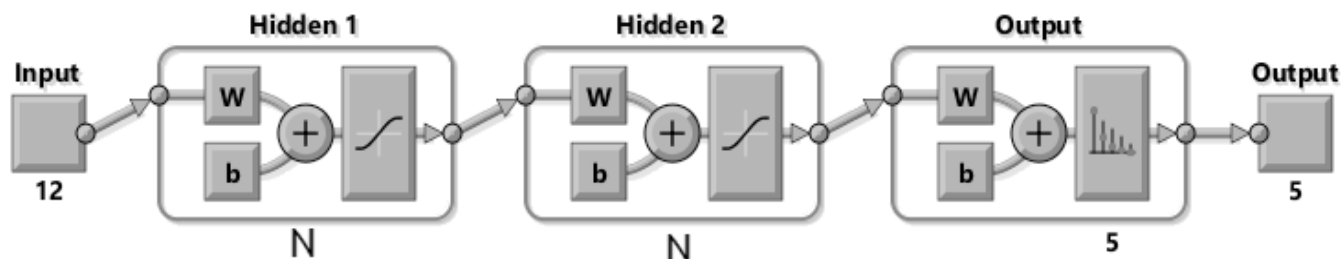


Рис. 10. Архитектура нейросети

ложений сервоприводов между текущим и предыдущим положением кисти и с заданным шагом по времени передает управляющие воздействия на сервопривод. Положения сервоприводов соответствуют положениям осей тренажера и разрабатываемой кисти. Когда все положения заканчиваются, процесс повторяется заново. Разработка кисти происходит только по одной из осей, остальные находятся в нейтральном положении.

#### Система управления тренажером на основе захвата движений

Для разработки системы управления использовалась среда динамического междисциплинарного моделирования сложных технических систем и основной инструмент для модельно-ориентированного проектирования Simulink с 30-дневной временной лицензией. Сначала была сделана модель сервоприводов (рисунок 4). На вход данной подсистемы подается требуемый угол поворота, а также нагрузка. На выходе получаем действительное положение вала.

В качестве нагрузки на сервопривод рассчитывается крутящий момент на каждой оси. Для расчета использовалась разработанная ранее динамическая модель. На рисунке 5 изображена модель оси  $q_2$ .

Управление тренажером будет осуществляться с помощью классификации положений кисти. Для каждой степени свободы будет рассматриваться пять положений, которые будут определяться с периодом в 250 мс. Предполагается выполнение разных типов движений отдельно. Каждому положению кисти будет соответствовать дискретное значение угла поворота. Таким об-

разом, получится ступенчатый сигнал, который можно смоделировать путем дискретизации синусоидального сигнала (рисунок 6(a)). Для оси  $q_1$  интервал дискретизации составит  $22.5^\circ$ , для  $q_2$ – $30^\circ$ , для  $q_3$ – $45^\circ$ . Ступенчатый сигнал не сможет обеспечить плавность движения, поэтому была добавлена подсистема для сглаживания сигнала. Сначала производится интерполяция между текущим и предыдущим положением кисти по прямой, а затем сигнал сглаживается запаздывающим звеном с постоянным коэффициентом времени (рисунок 6(b)).

На рисунке 7 показан общий вид модели управления тренажером. С помощью данной модели сравниваются синусоидальный сигнал, его дискретизированный аналог и сглаженный сигнал, который подается на сервопривод.

Было произведено моделирование системы управления с максимально допустимой нагрузкой на оси при частоте входного сигнала 2 рад/с и были построены графики реального сигнала, дискретизированного и сглаженного (рисунок 8).

Разработанная система управления позволяет довольно точно исходный сигнал при классификации только отдельных положений кисти. Также, в случае резкого изменения входного сигнала, он сгладится таким образом, чтобы движение тренажера происходило плавно. На рисунке 9 показан переходный процесс изменения положения оси  $q_2$  с 0 до 60 градусов.

Таким образом, данная система управления позволяет эффективно воспроизводить движения кисти при их колебательном движении с частотой 2 рад/с. При увели-

чении частоты движений кисти сглаженный сигнал обладает меньшей амплитудой, чем реальный, что в данном случае является плюсом, так как за счёт этого понижается травмоопасность использования тренажёра. Однако при меньшей частоте выполнения движений у сигнала появляется высокочастотная составляющая, из-за чего нарушается плавность выполняемых движений. Исходя из этого, можно выделить следующие пути совершенствования системы управления: увеличение частоты определения положения кисти, применение регрессионных методов машинного обучения, для получения положения кисти в виде реальных чисел. Стоит отметить, что применение регрессионных методов машинного обучения потребует применения большего количества миографических датчиков.

### Искусственная нейронная сеть для классификации движений запястья

Для подтверждения применимости рассмотренного способа управления был проведен эксперимент по классификации положений кисти при сгибании и разгибании. Исследованы следующие положения: два крайних положения амплитуды движения, нейтральное положение и два промежуточных положения между нейтральными и крайними положениями. Для классификации применялась нейронная сеть с двумя скрытыми слоями. На рисунке 10 представлена архитектура нейросети.

Для измерения ЭМГ сигналов использовался модуль MYO v1.2. Модуль обладает встроенной системой усиления и фильтрации сигнала. Оснащен регулируемым усилителем, который позволяет устанавливать наиболее оптимальные параметры для датчика в рамках решаемой задачи [19]. Для сбора данных был составлен рандомизированный план эксперимента, который включает в себя 50 опытов. Для каждого положения было проведено 10 опытов: 5 для датчика на плечелучевой мышце и 5 для датчика на локтевом сгибателе кисти. В таблице 1 приведены параметры записи данных.

Запись данных производилась в положении сидя таким образом, чтобы предплечье располагалось параллельно полу, ладонь направлена внутренней стороной вверх, пальцы полусогнуты. Использовался

контроллер Arduino UNO передающий данные по COM порту на компьютер. Датчик был закреплен на локтевом сгибателе кисти и плечелучевой мышце. Из полученных векторов данных каждого опыта были извлечены сэмплы размером 100 измерений с шагом 20 измерений, из которых были извлечены следующие признаки: среднеквадратичное отклонение, среднеквадратичное значение, минимум, максимум, переходы через ноль, изменение средней амплитуды, амплитуда первого всплеска, амплитуда Уилсона. В итоге было получено 22440 примеров для обучения, 7480 для валидации и тестирования. Размер каждого примера составил 6 признаков. Далее было произведено обучение нейросети на данных плечелучевой мышцы, локтевого сгибателя кисти, а также совмещенных данных двух мышц.

Обучение и тестирование нейросети производилось при разном количестве нейронов скрытых слоев, а именно: 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128. Максимальная точность для плечелучевой мышцы (MYO 2) составила 62.57%, локтевого сгибателя кисти (MYO 1) — 50.2%, совместного действия — 93.96% при 32 нейронах скрытых слоев. Далее было произведено повторное обучение лучшего варианта нейросети, и получена следующая точность: обучение — 95.99%, валидация — 95.51%, тестирование — 93.24%.

### Заключение

Был разработан тренажер для восстановления подвижности лучезапястного сустава, в котором предусмотрено три вида движения в лучезапястном суставе: сгибание-разгибание, отведение-приведение, пронация-супинация. Предложенная система управления позволит эффективно воспроизводить движения кисти при их колебательном движении с частотой 2 рад/с. При увеличении частоты движений кисти сглаженный сигнал обладает меньшей амплитудой, чем реальный, что снижает травмоопасность использования тренажёра. При меньшей частоте выполнения движений у сигнала появляется высокочастотная составляющая, из-за чего нарушается плавность выполняемых движений. Решение данной проблемы подразумевает увеличение сложности и стоимости конечного изделия.

### ЛИТЕРАТУРА

1. García G., Ramírez V., Ramírez O., Rueda J. L., Torres C. R. Simplified Design of a Device for Wrist Rehabilitation // *New Trends in Medical and Service Robotics. Mechanisms and Machine Science*. 2019. vol 65. DOI: 10.1007/978-3-030-00329-6\_5.
2. Герцик Ю.Г., Иванова Г. А., Суворов А. Ю. Методики и аппаратура для активно-пассивной механотерапии в здоровьесберегающих технологиях // *Гуманитарный вестник*. 2013. вып. 4. URL: <http://hmbul.bmstu.ru/catalog/prmed/hidden/57.html>
3. Сон И.М., Евдаков В. А., Бантьева М. Н., Кузнецова В. П. Состояние обеспечения помощи по медицинской реабилитации, оказываемой в амбулаторных условиях населению России // *Менеджер здравоохранения*. 2016. № 3. С. 16–27.

4. Стебаков И.Н., Тучина Л. И., Падерин Д. Р. Функциональные характеристик роботизированных тренажеров для реабилитации запястья // Научное сообщество студентов: междисциплинарные исследования: сб. ст. по мат. LXXV междунар. студ. науч.-практ. конф. 2019. № 16(75). С. 36–45.
5. Шутин Д.В., Грядунова Е. Н., Стебаков И.Н Энергоэффективность роботизированного тренажера для восстановления подвижности кисти // Энерго- и ресурсосбережение — XXI век.: материалы XVII междунар. науч.-практ. конф. Орёл: ОГУ им. И. С. Тургенева. 2019. С. 247–249.
6. You-Wei Wang, Ruey-Feng Chang, Yi-Shiung Horng, Chii-Jen Chen MNT-DeepSL: Median nerve tracking from carpal tunnel ultrasound images with deep similarity learning and analysis on continuous wrist motions // Computerized Medical Imaging and Graphics. 2020. Volume 80. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2019.101687.
7. Yong, Ching & Chew, Kim Mey & Sudirman, Rubita. Human wrist motion classification using decision tree and principle component analysis // Materials Today: Proceedings. 2019. Volume 16, Part 4. P. 1750–1756. DOI:10.1016/j.matpr.2019.06.045.
8. Yalin Liao, Aleksandar Vakanski, Min Xian, David Paul, Russell Baker A review of computational approaches for evaluation of rehabilitation exercises // Computers in Biology and Medicine. 2020. Volume 119. DOI:10.1016/j.combiomed.2020.103687.
9. Fengmei Gao, Linhong Wang, Tao Lin Intelligent wearable rehabilitation robot control system based on mobile communication network // Computer Communications. 2020. Volume 153. P. 286–293. DOI: 10.1016/j.comcom.2020.01.054.
10. Zhen Gang Xiao, Carlo Menon Performance of Forearm FMG and sEMG for Estimating Elbow, Forearm and Wrist Positions // Journal of Bionic Engineering. 2017. Volume 14, Issue 2. P. 284–295. DOI: 10.1016/S1672–6529(16)60398–0.
11. Yang Yu, Chen Chen, Xinjun Sheng, Xiangyang Zhu Multi-DoF continuous estimation for wrist torques using stacked autoencoder // Biomedical Signal Processing and Control. 2020. Volume 57. DOI: 10.1016/j.bspc.2019.101733.
12. Naseer, Noman & Ali, Faizan & Ahmed, Sameer & Iftikhar, Saad & Khan, Rayyan & Gilani, S. Hammad EMG Based Control of Individual Fingers of Robotic Hand // 2018 International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology. 2018. P. 6–9. DOI:10.1109/SIET. 2018.8693177.

© Стебаков Иван Николаевич (chester50796@yandex.ru),

Шутин Денис Владимирович (rover.ru@gmail.com), Романов Владислав Владимирович (vlad162615@yandex.ru).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»



Орловский государственный университет имени И.С. Тургенева