

**Использование алгоритмов машинного обучения для решения задачи  
распознавания движений человека в инерциальных измерительных  
системах**

**Using machine learning algorithms to solve the problem of recognizing human  
movements in inertial measuring systems**

**Игонин А.Г., Пирогов , Улыбин В.В., Улыбина Л.В.**

*Игонин Андрей Геннадиевич / Igonin Andrey Gennadievich - кандидат технических наук, доцент, кафедра Вычислительной техники, Ульяновский государственный технический университет, г. Ульяновск.*

*Пирогов Владимир Виталиевич / Pirogov Vladimir Vitalievich - кандидат технических наук, доцент, кафедра Информационных технологий, Ульяновский государственный технический университет, г. Ульяновск.*

*Улыбин Виталий Вячеславович / Ulybin Vitaliy Viacheslavovich - магистр техники и технологии по направлению “Приборостроение”, научный руководитель, компания по разработке промышленного программного обеспечения ООО “Russian IT Group”, технический директор, малое инновационное предприятие ООО “Muscles.AI”, г. Ульяновск*

*Улыбина Людмила Владимировна / Ulybina Ludmila Vladimirovna - магистр социальной работы по направлению “ Социальная работа”, генеральный директор, малое инновационное предприятия ООО “Muscles.AI”, г. Ульяновск*

**Аннотация:** актуальность выбранной темы обусловлена широкой распространенностью нарушений и заболеваний опорно-двигательного аппарата тела человека и различного рода социально-экономическими барьерами для своевременной медицинской диагностики и профилактики таких заболеваний, а также проблемой низкой приверженности пациентов протоколам двигательной реабилитации. В представленной статье выполняется постановка задачи распознавания движений тела человека носимой технологией “программно-аппаратный ассистент” на основе инерциальных измерительных датчиков. Задача декомпозирована авторами на

3 подзадачи: 1. автоматический подбор релевантных признаков каждого отдельного движения по выборке многократных повторений движений, 2. обеспечение темпоральной индифферентности, 3. выделение движений в рамках нулевого класса. Вторая часть статьи посвящена описанию решения сформулированной задачи, реализованного в рамках НИОКР АААА-А20-120110690058-7 “Разработка и верификация математических моделей сверточно-рекуррентных нейронных сетей для решения задачи распознавания и анализа видов физической активности человека.”

**Abstract:** The relevance of the chosen topic is due to the widespread prevalence of disorders and diseases of the musculoskeletal system of the human body and various socio-economic barriers for timely medical diagnosis and prevention of such diseases, as well as the problem of low adherence of patients. motor rehabilitation protocols. The presented article formulates the problem of recognizing the movements of the human body using the wearable technology "software and hardware assistant" based on inertial measuring sensors. The task is divided by the authors into 3 subtasks: 1. automatic selection of the corresponding characteristics of each individual movement based on a sample of multiple repetitions of movements, 2. ensuring temporary indifference, 3. human activity recognition of a zero score. The second part of the article is devoted to the description of the solution of the formulated problem, implemented in the framework of R&D АААА-А20-120110690058-7 “Development and verification of mathematical models of convolutional-recurrent neural networks for solving the recognition problem. and analysis of the types of physical activity of a person ”.

**Ключевые слова:** нарушения опорно-двигательного аппарата, биомеханика движений тела человека, математическое моделирование биомеханики тела человека, машинное распознавание движений тела человека, машинное распознавание человеческой деятельности, машинный анализ мышечной активности, машинный анализ физической активности, программно-аппаратный ассистент, синтез сверточно-рекуррентных нейронных сетей, рекуррентные нейронные сети

**Keywords:** disorders of the musculoskeletal system, biomechanics of human body movements, mathematical modeling of biomechanics of the human body, machine recognition of human body movements, recognition of human activity, analysis of muscle activity, analysis of physical activity, hardware-software assistant, synthesis of convolutional-recurrent neural networks, recurrent neural networks

## 1. Постановка задачи

По данным ВОЗ [1] от 20 до 33% людей в мире в период от подросткового до пожилого возраста страдают заболеваниями опорно-двигательного аппарата, это первая причина инвалидности в мире.

Только в России за 2011 год практикой государственных поликлиник РФ было зарегистрировано 11 762 тыс. случаев болевых синдромов и воспалений мышечных тканей в результате мышечных асимметрий [2].

В настоящее время для контроля и оценки двигательной активности человека все большее распространение получают различные программно-аппаратные ассистенты (ПАА). Базовой функцией таких систем является распознавание и классификация движений человека. В данной статье рассматривается построение подсистемы распознавания движений человека для ПАА, использующих в качестве сенсорной системы сеть инерциальных измерительных блоков (IMU), включающих в себя акселерометры, гироскопы и магнитометры с тремя степенями свободы.

С точки зрения задачи автоматического распознавания, двигательную активность человека можно разделить на три больших класса: периодические движения, такие как ходьба и езда на велосипеде; статические движения, такие как сидение и стояние неподвижно; спорадические движения, такие как целенаправленные жесты (например, питье из чашки, уборка помещения).

Кроме этого, необходимо учитывать, что действия человека часто встроены в большой нулевой класс (нулевой класс соответствует промежуткам времени, которые не охватывают “интересные” для анализа

действия и могут рассматриваться как систематический шум). Распознавание действий, встроенных в нулевой класс, как правило, является более сложным, поскольку система распознавания должна неявно идентифицировать начальную и конечную временную точки, соответствующие конкретному движению.

В настоящее время область исследований по автоматическому распознаванию двигательной активности человека по данным инерциальных измерительных систем является малоизученной и представляет большой практический интерес.

Математически данную проблему можно переформулировать как решение задачи подбора гиперпараметров модели машинного обучения и синтеза нейросетевых вычислителей для построения модуля принятия решений и выработки управляющих сигналов ПАА.

Задачу распознавания движений можно разбить на три подзадачи. Первая — это автоматический подбор релевантных признаков каждого отдельного движения по выборке многократных повторений движений. Движение человека имеют стохастическую природу и обусловлены индивидуальными характеристиками, такими как возраст, пол, вес и т.д. Задача оптимального выбора значимых признаков, характеризующих определенный тип движения, является нетривиальной. Данная задача может быть решена путем разработки соответствующих алгоритмов машинного обучения.

Вторая подзадача состоит в решении проблемы корректного анализа движений для различных значений временных интервалов их выполнения (обеспечение темпоральной индифферентности). Традиционно задача оценки корректности движений решается путем анализа признаков, полученных

эвристическим путем. В настоящее время для автоматизации анализа признаков большинством исследователей используются сверточные нейронные сети. При этом измерительные сигналы развернуты по времени, в результате чего одно и то же движение, выполненное с разной скоростью, может быть классифицированной сверточной нейронной сетью как различное. Для решения данной задачи необходимо явно моделировать временную динамику изменения измерительных сигналов, участвующих в формировании соответствующих признаков движения. Учет временной динамики для обеспечения темпоральной индифферентности может быть реализован путем построения рекуррентной нейронной сети с LSTM-узлами.

Третья подзадача – выделение движений в рамках нулевого класса. Данная задача может быть решена путем реализации последовательного сдвига временного окна.

## **2. Предлагаемое решение**

Для распознавания паттернов двигательной активности человека, была разработана архитектура нейронной сети, сочетающая в себе сверточные и рекуррентные слои. Сверточные слои используются для извлечения признаков движений и обеспечивают абстрактное представление входных данных от инерциальной измерительной системы. Рекуррентные слои моделируют временную динамику активации карт признаков конкретных движений человека. Количество ядер в сверточных слоях и нейронов в полносвязанных слоях в соответствии с предлагаемой архитектурой должно совпадать. В качестве вычислительных блоков рекуррентных слоев используются ячейки LSTM.

В качестве входных данных выступают последовательности коротких временных рядов, полученных инерциальной измерительной системой с

использованием скользящего временного окна, состоящие из нескольких измерительных каналов. Для сегментирования данных было использовано окно фиксированной длины. Экспериментальным путем было установлено, что наилучший результат для решения поставленной задачи дает длина окна 200 мс с размером шага 100 мс. В этой последовательности все каналы имеют одинаковое число отсчетов  $S^l$ . Размер карты признаков двигательных паттернов  $S^l$  варьируется для разных сверточных слоев. Свертка вычисляется только там, где входные данные и размер ядра полностью перекрываются. Таким образом, размер карты признаков определяется как:

$$S^{(l+1)} = S^l - P^l + 1 \quad (1)$$

где  $P^l$  – размер ядра в слое  $l$ .

Сверточно-рекуррентная нейронная сеть (СРНС) – это глубокая нейронная сеть, которая включает в себя сверточный, рекуррентный слои и многомерную логистическую функцию активации (softmax-слой). Во-первых, данные с измерительных каналов преобразуются с помощью четырех операций свертки.

Для задачи анализа временных рядов с измерительных датчиков было использовано 1D-ядро свертки [27]. В области 1D ядро можно рассматривать как фильтр, способный удалять выбросы, фильтровать данные или действовать как детектор признаков. Формально извлечение карты признаков с помощью операции одномерной свертки задается следующим образом:

$$a_j^{(l+1)}(\tau) = \sigma \left( b_j^l + \sum_{f=1}^{F^l} K_{jf}^l(\tau) * a_f^l(\tau) \right) = \sigma \left( b_j^l + \sum_{f=1}^{F^l} \left[ \sum_{p=1}^{p^l} K_{jf}^l(p) a_f^l(\tau - p) \right] \right) \quad (2)$$

где  $a_j^l(\tau)$  означает карту признаков в слое  $l$ ,  $\sigma$  – нелинейная функция,  $F^l$  – число признаков, отображаемых в слое  $l$ ,  $K_{jf}^l$  – ядро свертки на отображении

признаков  $f$  в слое  $l$  для создания отображения признаков в слое  $(l+1)$ ,  $P^l$  – размер ядер в слое  $l$  и  $b^l$  – вектор смещения. При обработке данных с измерительных датчиков, выражение (2) применяется независимо к каждому входному измерительному каналу; следовательно, число отражений признаков на входном слое равно  $F^1 = 1$ . В последующих слоях количество карт признаков будет определяться количеством ядер внутри этого слоя.

Ядро, размер которого мог бы определить определенный паттерн движения, будет использоваться как детектор признаков. Модель с несколькими сверточными слоями, в многослойной конфигурации, в состоянии абстрагировать иерархическую структуру данных, где более глубокие слои постепенно повышают уровень абстракции входных данных.

Сверточные слои обрабатывают входные данные только вдоль временной оси. Количество измерительных каналов одинаково для каждой карты признаков во всех слоях. Эти сверточные слои используют функцию активации (ReLU) для вычисления карт признаков, нелинейная функция которых в выражении (2) определяется как  $\sigma(x) = \max(0, x)$ . Выбор числа рекуррентных слоев производится по результатам, представленным в работе [3], где авторы показали, что число рекуррентных слоев при обработке временных рядов должно быть не менее двух.

Ячейки LSTM расширяют классические рекуррентные нейронные сети с помощью ячеек памяти. Ячейка памяти содержит большое количество параметров и элементов (Рис.1). Эти параметры управляют тем, когда необходимо забыть предыдущие состояния и когда обновить новые состояния. LSTM используют концепцию стробирования: механизм, основанный на компонентном умножении входных данных, который определяет поведение каждой отдельной ячейки памяти. LSTM обновляет

состояние своих элементов, согласно активирующим стробам. Входной сигнал, подаваемый на LSTM, подается в различные стробы, которые управляют тем, какая операция выполняется на ячейке памяти: запись (входной элемент), чтение (выходной элемент) или сброс (забытый элемент). Активация блоков LSTM вычисляется так же, как и в рекуррентной нейронной сети согласно выражению (2). Вычисление скрытого значения  $h_t$  ячейки LSTM обновляется на каждом временном шаге  $t$ . Векторное представление обновления слоя LSTM выглядит следующим образом:

$$\mathbf{i}_t = \sigma_i(W_{ai}\mathbf{a}_t + W_{hi}\mathbf{h}_{t-1} + W_{ci}\mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{b}_i) \quad (3)$$

$$\mathbf{f}_t = \sigma_f(W_{af}\mathbf{a}_t + W_{hf}\mathbf{h}_{t-1} + W_{cf}\mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{b}_f) \quad (4)$$

$$\mathbf{c}_t = \mathbf{f}_t\mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{i}_t\sigma_c(W_{ac}\mathbf{a}_t + W_{hc}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_c) \quad (5)$$

$$\mathbf{o}_t = \sigma_o(W_{ao}\mathbf{a}_t + W_{ho}\mathbf{h}_{t-1} + W_{co}\mathbf{c}_t + \mathbf{b}_o) \quad (6)$$

$$\mathbf{h}_t = \mathbf{o}_t \tanh(\mathbf{c}_t) \quad (7)$$

где  $\mathbf{i}$ ,  $\mathbf{f}$ ,  $\mathbf{o}$  и  $\mathbf{c}$  – входные стробы, забытые стробы, выходные стробы и векторы активации ячеек, каждый из которых имеет такой же размер, что и вектор  $\mathbf{h}$ , определяющий скрытые значения. Члены  $\sigma$  представляют собой нелинейные функции. Вектор  $\mathbf{a}_t$  – состояние ячейки памяти в момент времени  $t$ .  $W_{ai}$ ,  $W_{hi}$ ,  $W_{ci}$ ,  $W_{af}$ ,  $W_{hf}$ ,  $W_{cf}$ ,  $W_{ac}$ ,  $W_{hc}$ ,  $W_{ao}$ ,  $W_{ho}$  и  $W_{co}$  – весовые матрицы.  $\mathbf{b}_i$ ,  $\mathbf{b}_f$ ,  $\mathbf{b}_c$  и  $\mathbf{b}_o$  – векторы смещения.



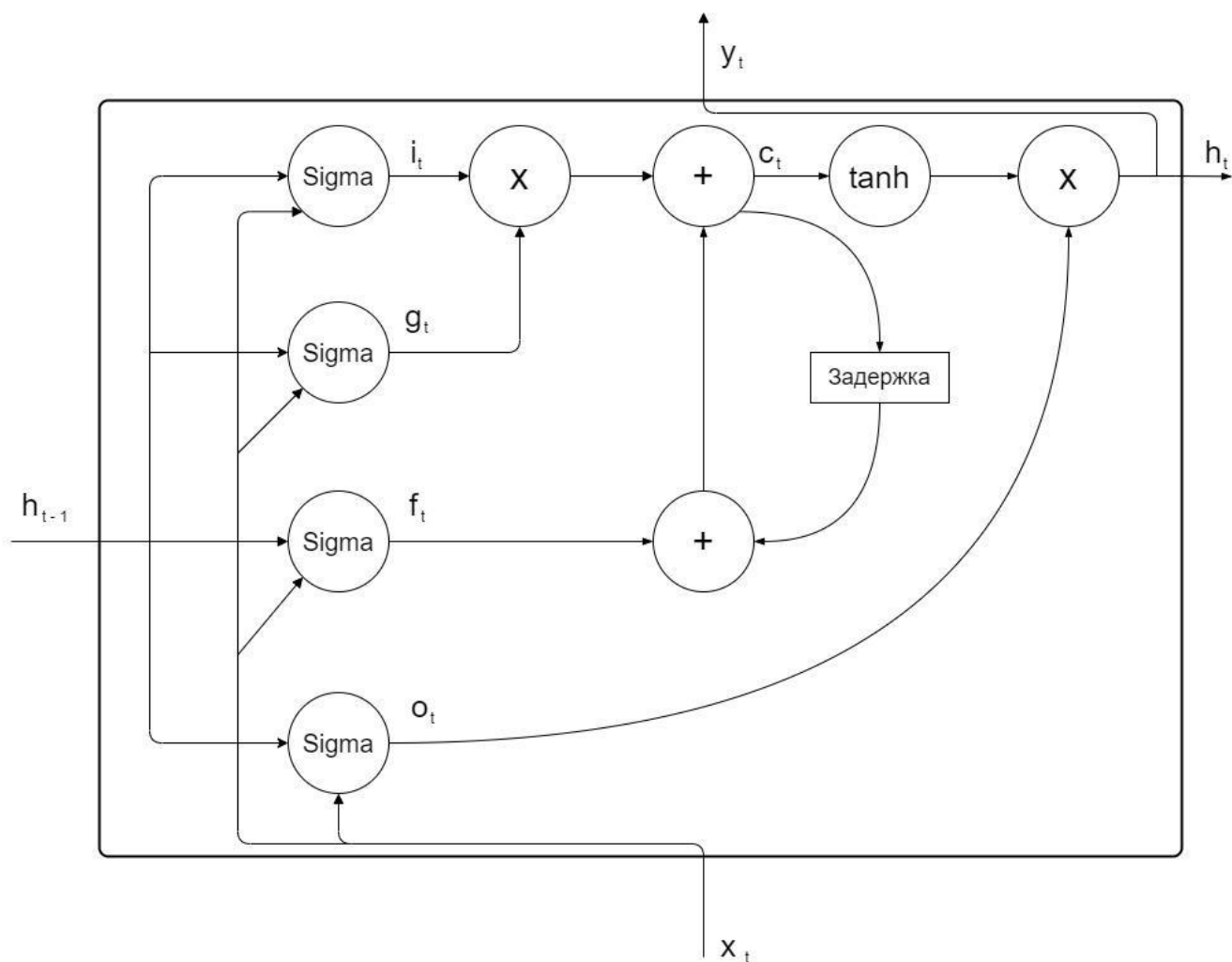


Рис.1 Структура ячейки LSTM

### 3. Реализация модели и обучение

Используемая в данной работе инерциальная система сбора информации представляет собой систему из 12 инерциальных измерительных модулей (IMU), расположенных на теле человека в соответствии со схемой приведенной на Рис.2. В качестве IMU используется микросхема BMX055. Каждый IMU состоит из 3D-акселерометра, 3D-гироскопа и 3D-магнитного датчика, предоставляющего многомодальную сенсорную информацию. Каждая ось датчика обрабатывается как отдельный канал, в результате чего

вводится пространство размерностью 108 каналов. Частота дискретизации этих датчиков составляет 50 Гц.

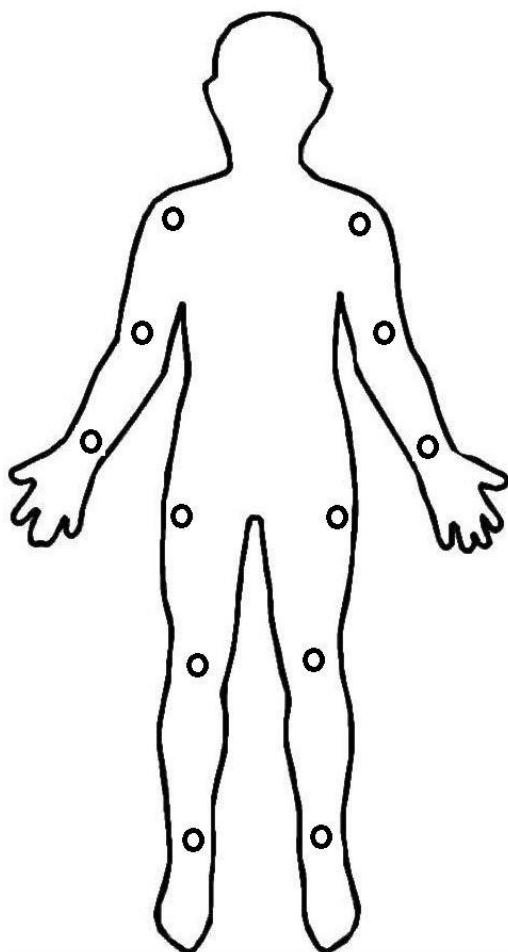


Рис.2 Схема размещения интегральных инерциальных измерительных модулей

Описанные здесь нейронные сети реализованы с использованием библиотеки с открытым исходным кодом для построения и обучения нейронных сетей TensorFlow. Обучение и классификация модели выполняются на GPU ASUS GeForce 1080 OC ROG Strix с 2560 ядрами, тактовой частотой 1733 МГц и 8 ГБ оперативной памяти.

Количество параметров для оптимизации в глубокой нейронной сети варьируется в зависимости от типа слоев, которые оно содержит, и оказывает большое влияние на время, необходимое для обучения сетей. Количество и размер параметров в сетях, подробно описаны в таблице 1.

Layer (type)	Output Shape
conv_19 (Conv)	(None, 384)
conv_20 (Conv)	(None, 20544)
conv_21 (Conv)	(None, 20544)
conv_22 (Conv)	(None, 20544)
dense_23 (Dense)	(None, 942592)
dense_24 (Dense)	(None, 33280)
dense_25 (Dense)	(None, 33280)
softmax_26 (Softmax)	(None, 19)

Таблица 1. Количество и размер параметров для архитектуры СРНС и базовой модели.

В целях повышения эффективности при обучении и тестировании данные сегментируются на мини-пакеты размером по 50 измерений. Модели обучаются со скоростью обучения  $10e^{-3}$  и коэффициентом затухания  $\rho=0.9$ . Весовые коэффициенты инициализируются случайным образом.

В настоящее время система показала точность определения физической активности человека 86,46% на 19 классах двигательным программ.

## Литература

1. Заболевания опорно-двигательного аппарата / Всемирная организация здравоохранения.  
<https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/musculoskeletal-conditions>
2. Каратеев А.Е., Каратеев Д.Е., Орлова Е.С., Ермакова Ю.А. «Малая» ревматология: несистемная ревматическая патология околоуставных мягких тканей верхней конечности. Часть 1. / Современная ревматология №2, 2015, с.4-15.
3. Soderkvist, I., and Wedin, P. (1993). “Determining the movements of the skeleton using well-configured markers,” *Journal of Biomechanics*, 26(12), 1473—1477.
4. Zeng, M.; Nguyen, L.T.; Yu, B.; Mengshoel, O.J.; Zhu, J.; Wu, P.; Zhang, J. Convolutional Neural Networks for human activity recognition using mobile sensors. In *Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Mobile Computing, Applications and Services (MobiCASE)*, Austin, TX, USA, 6–7 November 2014; pp. 197–205.