

# ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДЕЛЕЙ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА ПАТОЛОГИЧЕСКОГО ТРЕМОРА

Боброва Т.С., Ярмолик В.И., Протченко Е.В.

Кафедра информационных технологий автоматизированных систем, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
Минск, Республика Беларусь

E-mail: {t.bobrova, v.jarmolik, protchenko}@bsuir.by

*В этой статье рассматривается возможность анализа и прогнозирования патологического тремора с использованием модифицированной рекуррентной модели нейронной сети.*

## ВВЕДЕНИЕ

Феномен глобального старения увеличил число людей с возрастными неврологическими двигательными расстройствами, включая болезнь Паркинсона (БП) и эссенциальный тремор (ЭТ). Патологический тремор рук считается одним из наиболее частых двигательных симптомов таких нарушений и может серьезно повлиять на независимость и качество жизни пациентов.

Проблема анализа патологического тремора заключается в разнообразии его видов, субъективной окраске, а также отсутствии значительных объемов экспериментальных данных и общих методов моделирования, которые могли бы в полной мере предоставить спектрально-временные характеристики сигнала движения конечности.

## I. ОСНОВНЫЕ ПРОБЛЕМЫ АНАЛИЗА ПАТОЛОГИЧЕСКОГО ТРЕМОРА

Патологический тремор рук является частым моторным симптомом некоторых возрастных неврологических двигательных нарушений и описывается как произвольные и псевдоритмические движения, влияющие на координацию, точность и скорость предполагаемых движений. В отличие от физиологического тремора, который определяется низкоамплитудными вибрациями в спектральном диапазоне от 6 до 14 Гц, патологический тремор представляет собой движение с более высокой амплитудой, происходящее в более широком диапазоне частот 3–14 Гц и включает следующие виды тремора: *тремор покоя* (3–6 Гц), возникающий, когда конечность расслаблена и на что-нибудь опирается (обычно наблюдается при БП); *тремор действия*, возникающий во время произвольного сокращения мышц; *интенционный тремор*, возникающий при нарушении функции мозжечка (например, вследствие инсульта, травмы, или при рассеянном склерозе).

Тремор действия может быть следующих видов: постуральный, кинетический и изометрический. Постуральный и кинетический тремор обычно наблюдается у пациентов с ЭТ. *Постуральный тремор* (5–8 Гц) наиболее максимален,

когда конечность удерживается в фиксированном положении против действия силы тяжести (например, при вытянутых руках), *кинетический тремор* возникает в заключительной части произвольного движения небольшой амплитуды. Подвидом кинетического тремора является *интенционный тремор* (3–10 Гц), возникающий при целенаправленном движении, его амплитуда высокая, а частота низкая в течение всего движения, но после достижения цели тремор усиливается (например, при пальце-носовой пробе). *Изометрический тремор* действия возникает во время сокращения мышц против жесткого неподвижного объекта, например, при захвате твердого объекта, который блокирует движение конечности и изменяет длину мышц[1].

Тремор верхних конечностей значительно ограничивает людей в повседневной жизнедеятельности. В связи с этим, за последнее десятилетие были предложены методы и технологии, позволяющие погасить или компенсировать произвольное движение тремора, способствуя компоненту произвольного движения пациента. Точность технологии компенсации тремора (например, сложные экзокостюмы, умная ложка и т.д.) в значительной степени зависит от точности оценки тремора, эффективности и спектрально-временного разрешения алгоритма, поскольку неточные или медленные методы обработки не позволяют обеспечить надлежащую компенсацию.

Несмотря на острую потребность в методах компенсации патологического тремора рук, существует потребность в надежной, адаптируемой и общей структуре обработки данных, которая может быть непосредственно использована в клинических условиях для оценки, выделения из общего сигнала движения и прогнозирования тремора с высоким спектрально-временным разрешением.

Подбор дозы и режима терапии также основан информации о тяжести и характеристиках патологического тремора, которые оцениваются и контролируются путем записи и обработки движений рук в клинических условиях при выполнении различных диагностических тестов.

Тем не менее, основной остающейся проблемой при оценке тремора действия является выделение произвольных и непроизвольных компонентов движения, что не является точным при использовании традиционных подходов.

Помимо проблем, связанных с вычислительной мощностью и возможностями существующих структур для окончательной прогностической модели, существует потребность в анализе тремора на основе значительного объема данных, который охватывает возможные патологические вариации, вызываемые различными типами тремора, с точки зрения спектрально-временного поведения, динамической природы, временных зависимостей и основного производимого движения. Все выше перечисленные проблемы возможно решить с использованием техники моделирования глубоких нейронных сетей.

## II. ПРИМЕНЕНИЕ РЕКУРРЕНТНОЙ МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Модели рекуррентной нейронной сети (RNN) являются категорией методов машинного обучения, которые специализируются на анализе последовательности данных и обнаружении долгосрочных и краткосрочных временных зависимостей в сигналах на основе нелинейной встроенной памяти. В отличие от многослойных перцептронов, рекуррентные сети могут использовать свою внутреннюю память для обработки последовательностей произвольной длины. В последнее время наибольшее распространение получили сеть с долговременной и кратковременной памятью (LSTM) и управляемый рекуррентный блок (GRU)[2].

Модель RNN состоит из последовательности скрытых ячеек, используемых для обработки потока данных. В моделях RNN в каждый момент времени комбинация входной последовательности, т. е. сигнала движения руки, и скрытого вектора состояния предыдущего момента времени анализируется вместе, чтобы обновить вектор состояния и передать его в следующий момент времени. Этот процесс продолжается до тех пор, пока вся последовательность измерений движения руки не будет проанализирована.

Типичное представление рекуррентной нейронной сети представлено на рисунке 1.

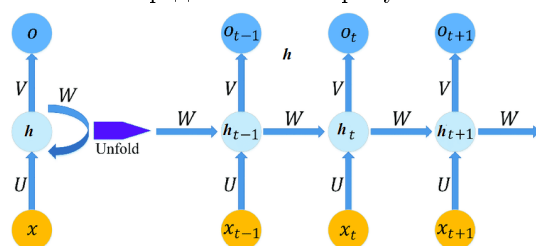


Рис. 1 – Архитектура рекуррентной нейронной сети

Описывается архитектура данной нейронной сети следующими уравнениями:

$$h(t) = f(b + Wh(t-1) + Ux(t_1 : t)) \quad (1)$$

$$O(t) = \text{softmax}(c + (b + Wh(t))) \quad (2)$$

где  $x(t_1 : t) = [x(t_1), \dots, x(t)]^T$  - сигнал движения руки от времени ( $t_1 < t$ ) до времени  $t$  (используется в качестве входной последовательности сети);  $O(t)$  — выходной результат в момент времени  $t$  соответственно,  $h(t)$  - вектор скрытых признаков;  $b$  — вектор смещения для входных узлов;  $W$  — матрица весов для соединений «скрытые-скрытые»;  $U$  обозначает входные-скрытые веса RNN;  $c$  — вектор смещения для выходных узлов;  $V$  — матрица весов для скрытых соединений с выходом;  $f()$  — обозначает нелинейную функцию. Отметим, что веса и смещения в уравнениях 1 - 2 получаются и оптимизируются на этапе обучения сети.

Общей проблемой классических версий моделей RNN является их слабость в обработке длинных входных последовательностей и в случае, когда входная последовательность включает нестационарные шаблоны (например, извлечение сигнала патологического тремора из общего сигнала движения руки. Для решения этой проблемы, используют два шлюза, а именно «ворота сброса» и «ворота обновления», они могут быть интегрированы в обычные скрытые ячейки и ячейки GRU. Ворота сброса определяют степень отбрасывания старой информации и рассмотрения данных из ввода в текущем времени. Шлюз обновления определяет степень обновления скрытого состояния на основе вновь поступивших данных [3].

Используя RNN, можно ожидать, что выходные данные сети для самых начальных входных выборок будут неточными, но по мере того, как информация распространяется по сети и анализируется больше выборок входной последовательности, выходные данные становятся более точными. Следовательно, выходная последовательность становится более надежной после переходной фазы начальных входных данных.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключении следует отметить, что модифицированная архитектура рекуррентной нейронной сети может применяться для обработки сигналов движения рук, а также для оценки и прогнозирования произвольных движений пациентов. Данную архитектуру можно преобразовать в глубокую путем объединения нескольких слоев RNN так, что выходные данные одного уровня служат в качестве входных данных для следующего уровня.

1. Справочник MSD [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://www.msmanuals.com>
2. Яхьяева, Г. Э. Нечеткие множества и нейронные сети / Г. Э. Яхьяева // – 2006. – 316с.
3. Shahtalebi, S., Atashzar, S.F., Samotus, O. et al. PHTNet: Characterization and Deep Mining of Involuntary Pathological Hand Tremor using Recurrent Neural Network Models / S. Shahtalebi, S.F. Atashzar, O. Samotus et al. // Scientific Reports – 2020 - № 2195.