

Министерство образования и науки Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра динамического моделирования и биомедицинской инженерии

**ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ К ЗАДАЧЕ РАЗМЕТКИ
ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММЫ И ФИЛЬТРАЦИИ АРТЕФАКТОВ,
ВОЗНИКАЮЩИХ ПРИ МОРГАНИИ**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 4 курса 461 группы

направления 12.03.04 «Биотехнические системы и технологии»

код и наименование направления

факультета нано- и биомедицинских технологий

наименование факультета

Герасимовой Инессы Вадимовны

фамилия, имя, отчество

Научный руководитель

ассистент, к.ф.-м.н.

должность, уч. степень, уч. звание

дата, подпись

М.В. Корнилов

инициалы, фамилия

Заведующий кафедрой:

д.ф.-м.н., доцент

должность, уч. степень, уч. звание

дата, подпись

Е.П. Селезнев

инициалы, фамилия

Саратов 2016 г.

Одним из популярных на сегодняшний день неинвазивных методов исследования активности головного мозга является поверхностная электроэнцефалография. Однако результаты, полученные этим методом зачастую искажены большим количеством артефактов: сетевыми наводками, низкочастотные тренды, связанные, например, с дыхательной активностью, резкие пики, связанные с движениями, и т.п. Среди прочих широко встречаются искажения, связанные с моргательной активностью. Выделением такого рода помех во временных рядах электроэнцефалограммы детей страдающих ДЦП и посвящена данная работа.

Для выделения временных интервалов электроэнцефалограммы головного мозга, содержащих артефакты моргания, использовалась искусственная нейронная сеть. Такой выбор был обусловлен тем, что последнее время все чаще применяются методы анализа данных, основанные на построении искусственных нейронных сетей. Это объясняется универсальностью их работы в различных сферах, в том числе и медицине.

Особенность нейронных сетей заключается в следующем:

1. Обладают большим диапазоном возможностей. Нейронные сети способны рассчитывать и воспроизводить сложнейшие зависимости, тем самым можно сказать, что они являются отличным методом моделирования. Одна из главных особенностей нейросетей – нелинейность. В течении долгих лет, во многих областях науки, в качестве основного метода моделирования использовали линейный метод, так как для этого метода были хорошо разработаны процедуры оптимизации, но имеется множество задач, для которых линейная аппроксимация не подходит, соответственно, для них линейные модели будут работать неудовлетворительно.

2. Простое применение. Нейронные сети имеют способность обучаться на примерах, для этого изначально подбираются предварительные данные, после чего запускается алгоритм обучения, который автоматически будет воспринимать структуру данных. При обучении сети необходимо обладать

знаниями о подборе данных, об их подготовке, о том, как подбирать нужную архитектуру и о правильной интерпретации результатов.

В данной работе при помощи предварительно обученной нейронной сети производится автоматическая разметка временных рядов электроэнцефалограммы детей, страдающих ДЦП. В результате которой выделяются интервалы, содержащие моргательные артефакты.

Выпускная квалификационная работа состоит из введения трех глав и заключения.

Во введении обоснована актуальность и определены цели и задачи бакалаврской работы, описан объект исследования – нейронные сети, история их возникновения и особенности работы.

В первой главе приводится описание нейронной сети, которое заключается в следующем:

Искусственная нейронная сеть состоит из набора, связанных между собой, нейронов (рис. 1). Обычно, передаточные функции всех нейронов в нейронной сети фиксированы, а веса – параметры нейронной сети и они способны изменяться. В нейронной сети некоторые входы помечаются как внешние входы, а выходы- как внешние выходы нейронной сети. Когда на входы подаются какие-либо числа, на выходах нейронной сети мы получаем какой-то набор чисел. Это преобразование будет задаваться весами нейронной сети.

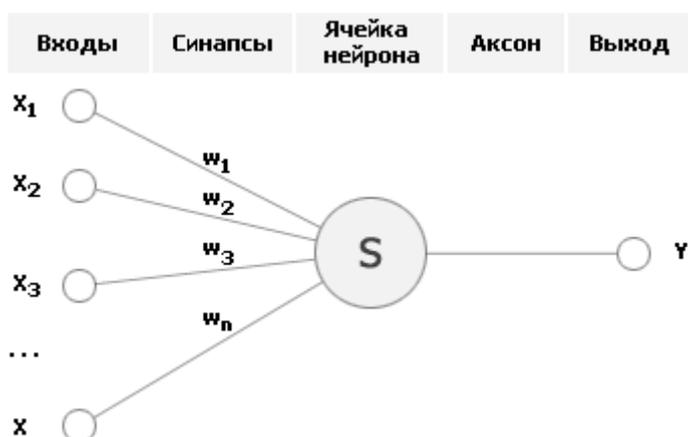


Рис. 1. Искусственный нейрон.

У нейрона есть группа синапсов – это однонаправленные входные связи, которые соединены с выходами других нейронов. Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи или ее весом w_i .

У каждого нейрона есть своё текущее состояние, обычно оно определяется, как взвешенная сумма его входов:

$$s = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (1)$$

У нейрона имеется аксон – выходная связь этого нейрона, из аксона сигнал (возбуждения или торможения) попадает на синапсы последующих нейронных элементов.

Выход нейрона является функцией состояния этого нейрона:

$$y = f(s) \quad (2)$$

Архитектура нейронной сети

Однослойные искусственные нейронные сети.

Самая простая сеть содержит группу нейронов, которые образуют слой, следующим образом:

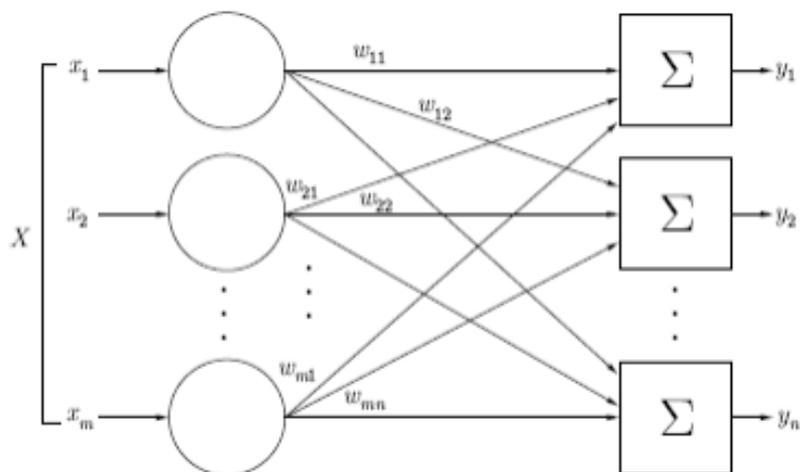


Рис. 2 Архитектура однослойной нейронной сети, которая имеет m входов и n нейронов

Показанные на рисунке 2 круги-вершины предназначены для распределения входных сигналов. Они не считаются слоем потому, что не производят никаких вычислительных работ. Квадратами обозначены нейроны.

Многослойные нейронные сети.

Многослойные сети не могут привести к увеличению вычислительной мощности по сравнению с однослойной сетью, если активационная функция между слоями линейна. Вычисление выхода слоя заключается в умножении входного вектора на первую весовую матрицу с последующим умножением (если отсутствует нелинейная активационная функция) результирующего вектора на вторую весовую матрицу

$$OUT=(XW_1) W_2 \quad (3)$$

Поскольку умножение матриц ассоциативно, то имеет место

$$(XW_1)W_2=X(W_1W_2) \quad (4)$$

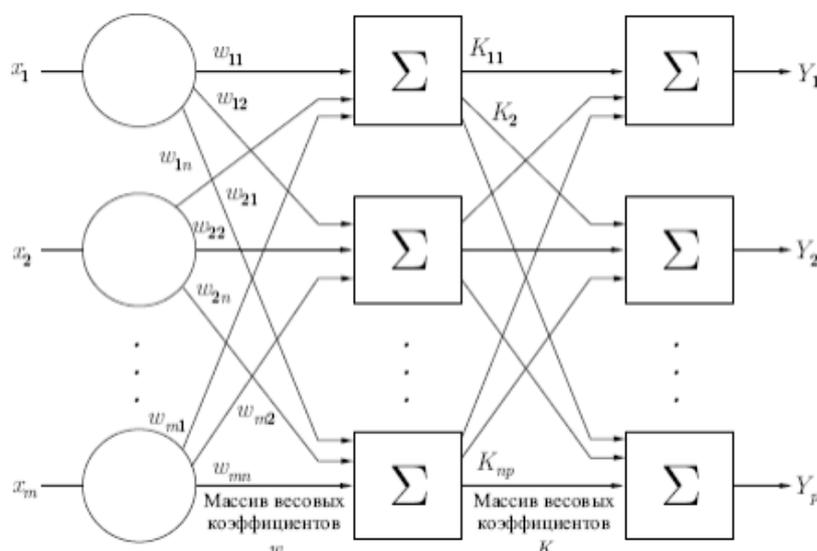


Рис. 3 Архитектура многослойной нейронной сети.

Обучение искусственных нейронных сетей

Сеть необходимо обучать с целью того, чтобы дать необходимое количество выходов для некоторого множества входов.

Каждое такое входное (или выходное) множество рассматривается как вектор. Обучение производится путём последовательного предъявления входных векторов с одновременной подстройкой весов в соответствии с определенной процедурой. На протяжении обучения веса сети постепенно становятся такими, чтобы каждый входной вектор мог вырабатывать выходной вектор.

Большая часть, имеющихся на данный момент времени, алгоритмов обучения строились по концепции канадского физиолога и нейropsychолога

Дональда Олдинга Хебба. Ученым была предположена модель обучения без учителя, в этой модели синаптическая сила (вес) возрастает, если активированы оба нейрона, источник и приемник. Исходя из этого, пути, которые используются чаще в сети усиливаются и феномены привычки и обучения через повторение получают объяснение. В искусственной нейронной сети, которая использует обучение по Хеббу, наращивание весов определяется произведением уровней возбуждения передающего и принимающего нейронов.

Это можно представить следующим образом:

$$u'_{ij}(n + 1) = u'(n) + \alpha OUT_i OUT_j \quad (5)$$

где $u'_{ij}(n)$ - это значение веса от нейрона i к нейрону j до подстройки $u_{ij}(n + 1)$ - значение веса от нейрона i к нейрону j после подстройки называют коэффициентом скорости обучения.

Вторая глава бакалаврской работы описывает особенности работы электроэнцефалограммы:

Электроэнцефалограмма представляет собой регистрацию внезапной электрической активности головного мозга за достаточно короткий промежуток времени, это обуславливается тем, что запись идет от множества электродов, размещенных на голове.

Генерация электрического заряда в головном мозге достигается за счет миллиардов нейронов. Благодаря трансмембранным белкам, осуществляется поляризация нейронов, которые перекачивают ионы через их мембраны. Нейроны постоянно осуществляют обмен ионов с внеклеточной средой, к примеру, для того чтобы поддержать остаточный (следовой) потенциал и распространить потенциалы действия. Одинаково заряженные ионы отталкиваются друг от друга, когда ионы синхронно выпускаются из нейронов, они сталкиваются с соседними ионами, которые, в свою очередь, так же сталкиваются с соседними ионами и так далее. Этот процесс называют объемным проведением. Когда волна ионов достигает электродов на поверхности головы, они могут выталкивать, или вытягивать электроны по

металлическим пластинкам (электродам). Коль скоро металл свободно выталкивает и вытягивает электроны, разность потенциалов любых двух электродов можно измерить вольтметром. ЭЭГ будет регистрировать эти потенциалы.

Накладываясь на запись ЭЭГ, даже небольшие посторонние сигналы, способны исказить запись, это обусловлено тем, что потенциалы мозга имеют очень маленькую величину.

Артефакты – это посторонние сигналы, которые не связаны с потенциалами головного мозга. Для дальнейшей работы с артефактами (ознакомлением, фильтрацией) необходимо их зарегистрировать.

Существует несколько видов артефактов:

1. Артефакты, которые связаны непосредственно с прибором.

Такие артефакты появляются из-за: недостаточности подавления сетевых помех, шумов усилителей и других.

Артефакты этого типа представляется возможным распознать при калибровке каналов.

2. Появление артефактов может быть вызвано плохим креплением электродов или же обрывом проводов, которые подсоединяют электроды, или плохим общим заземлением прибора. Такие артефакты выражаются в виде 50 Гц наводки. Такая 50 Гц наводка способна легко распространяться на записи при высокой скорости протягивания ленты, а так же может быть представлена в виде резких высоковольтных скачков потенциала.

3. Физиологические артефакты. Такие артефакты связаны с поведением самого испытуемого. Выделяют артефакты: моргания, напряжения шейных мышц, движения губ и т.д. Чаще всего подобные артефакты регистрируют в височной, затылочной и лобной областях головного мозга.

В третьей главе описывается практическая часть бакалаврской работы:

В работе использовались представленные доктором Клементиной ван Райн экспериментальные данные, которые представляли собой 32-х

канальную поверхностную электроэнцефалограмму с частотой дискретизации 1000 Гц, снятую с детей, страдающих детским церебральным параличом. Так как наличие искажений, связанных с морганием характерны для временных рядов отведений снимающих ЭЭГ активность лобной и предлобной областях головного мозга, рассматривались временные ряды отведений, (Fp1, Fp2, F3, F4, FC5, FCz.).

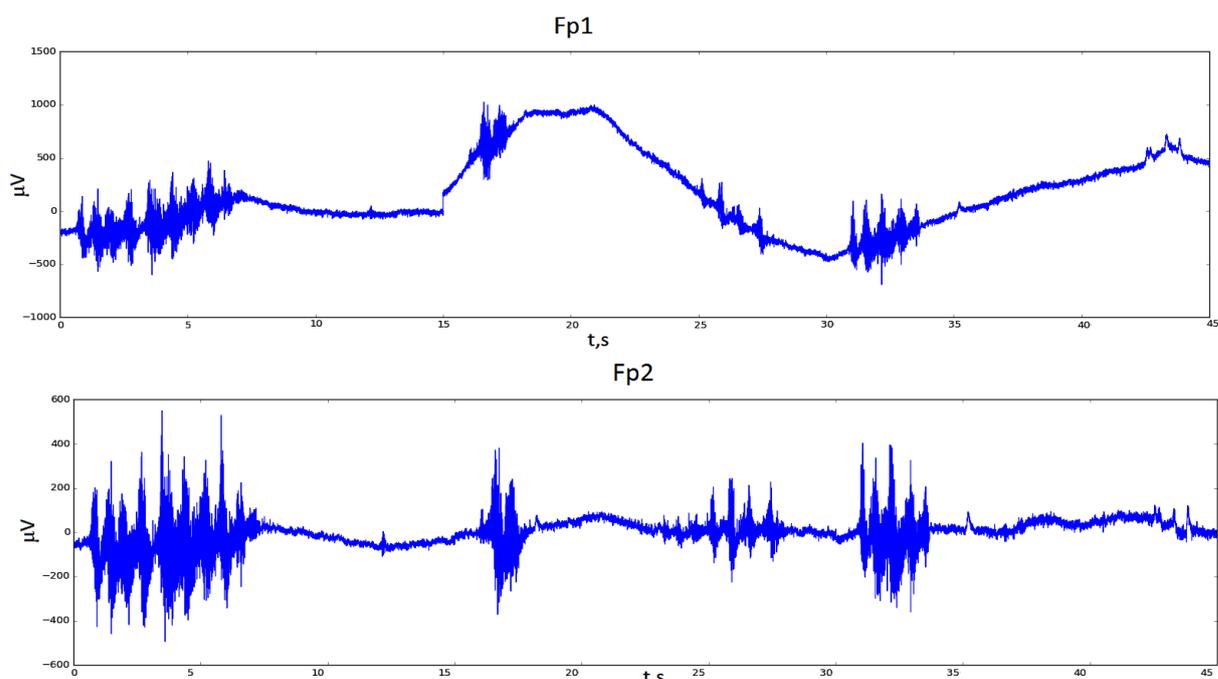


Рис 4. Временные реализации для отведений Fp1, Fp2

Полученные сигналы (рис. 4) имели большое количество артефактов: низкочастотный тренд, 50 Гц наводка, моргательные артефакты и другие. Для дальнейшей работы с полученной временной реализацией и её анализа, необходимо было провести фильтрацию. Для фильтрации сигнала использовался полосовой фильтр, с полосой пропускание 0.5 - 45 Гц. Отфильтрованные временные ряды, представлены на рис. 5.

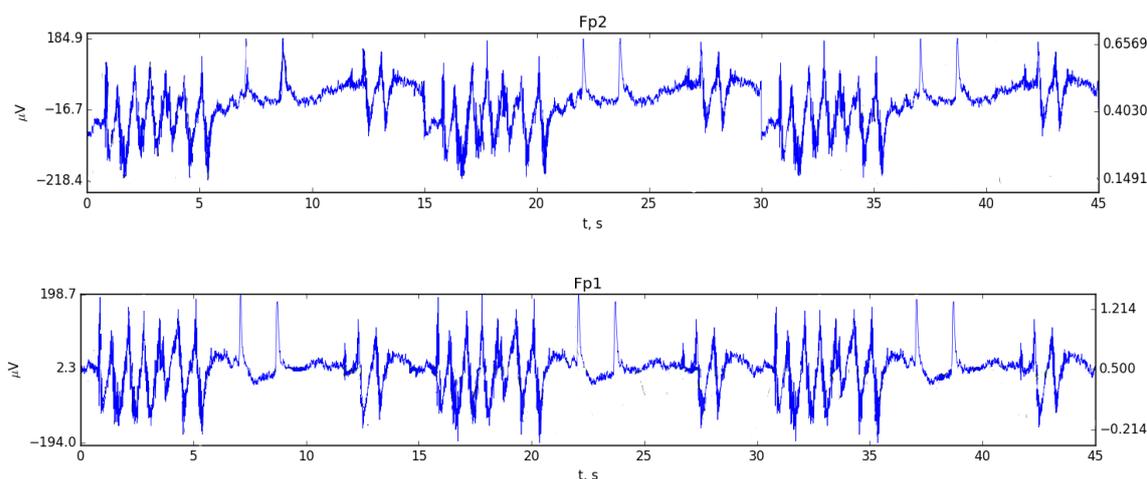


Рис.5. Сигналы для отведений Fp1, Fp2.

При записи ЭЭГ наблюдаются скачки. Величина скачков и временной интервал, за который происходит скачок, зависит от длительности моргания и от того, насколько сильно были сжаты круговые мышцы глаза.

Одним из методов выделения артефактов моргания на ЭЭГ является метод выявления артефактов с помощью эксцесса. С помощью эксцесса и асимметрии можно установить симметричность распределение случайной величины X относительно $M(X)=I$.

Сначала необходимо найти третий центральный момент, который характеризует асимметрию закона распределения случайной величины.

Если третий центральный момент будет равен нулю $\mu_3=0$ - это значит, что случайная величина X имеет симметричное распределение относительно математического ожидания $M(X)$. Так как размерность μ_3 соответствует размерности случайной величины в кубе, то имеет смысл ввести безразмерную величину-коэффициент асимметрии:

$$As = \mu_3 / \sigma^3 \quad (6)$$

Для определения эксцесса используется центральный момент четвертого порядка, он характеризует островершинность или плосковершинность плотности вероятности $f(x)$.

Эксцесс вычисляется по формуле:

$$Es = (\mu_4 / \sigma^4) - 3. \quad (7)$$

$Es=0$ для нормального закона распределения. Если эксцесс положительный $Es>0$, то на графике функция распределения будет представлять острую вершину и для отрицательных значений $Es<0$ более пологую. Следовательно, можно установить отклонения заданного закона распределения от нормального.

Для дальнейшего использования в автоматической разметке рядов ЭЭГ эксцесс, а также минимальное и максимальное значение амплитуды вычислялись для 0.5 с интервалов. Значения эксцессов 0.5 с интервалов представлено на рис. 6.

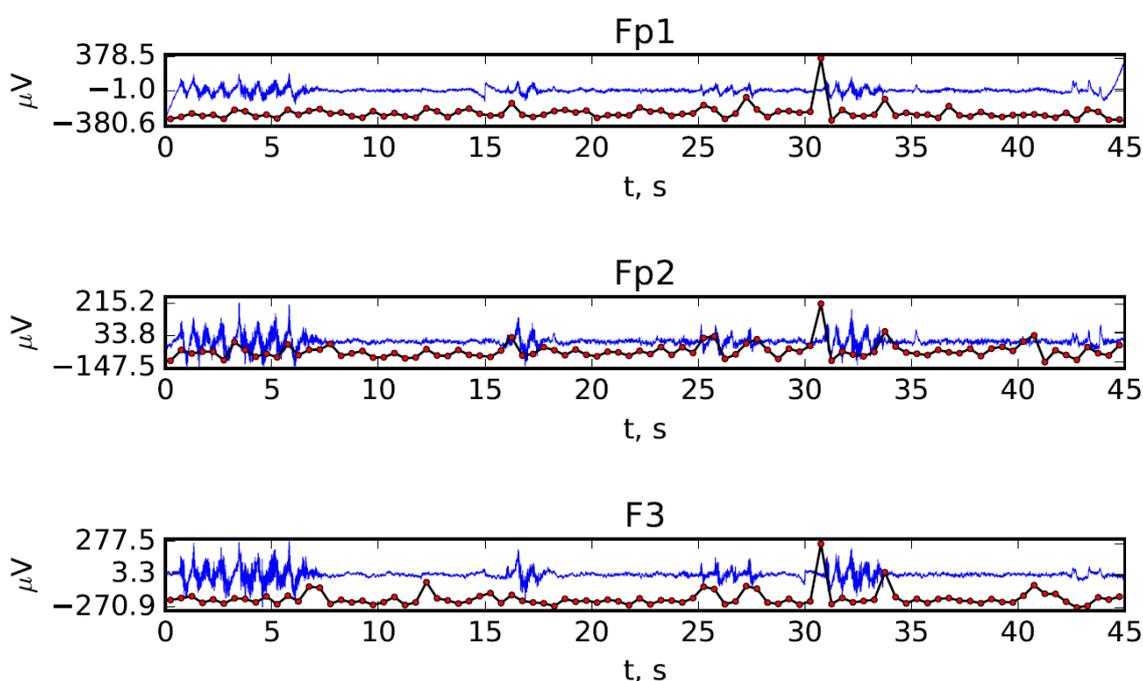


Рис. 6. Расчёт эксцесса для отведений Fp1, Fp2, F3. Прямой линией показаны значения временного ряда отведения ЭЭГ, точками отмечены значения эксцесса в 0.5 с интервале.

Главной задачей дипломной работы стояло обучение нейронной сети распознавать и выделять моргательные артефакты на электроэнцефалограмме.

Обучение искусственной нейронной сети проходило в несколько этапов:

Шаг 1. На первом этапе производилось программное разбиение временной выборки на интервалы по 0,5 секунд (рис. 7).

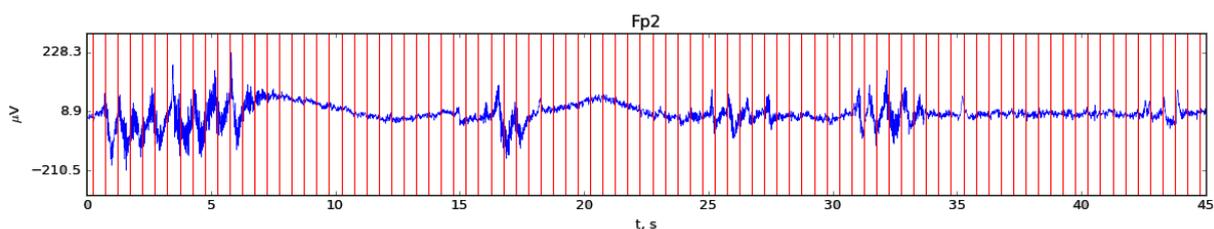


Рис. 7. Разбиение ЭЭГ отведения Fp2 на 0.5 с интервалы.

Шаг 2. Производилось ручное выделение интервалов, содержащих артефакты, связанные с морганием.

Шаг 3. Построение искусственной нейронной сети. Для распознавания моргательных артефактов использовалась нейронная сеть состоящая из 5 нейронов на входе, 9 – скрытых и 1 – на выходе, большее количество нейронов в среднем слое лишь существенно увеличивало время обучения нейронной сети.

На вход нейронной сети подавалось значение эксцесса в текущем, предыдущем и последующем интервалах, а также максимальное и минимальное значения амплитуды в интервале. Обучение проходило на заранее размеченных вручную рядах ЭЭГ.

Обученная нейронная сеть должна была распознавать артефакты, вызванные при моргании и на выходе выдавать значения ≥ 1 – при наличии моргательного артефакта и ~ 0 – при отсутствии такового.

Результаты работы обученной нейронной сети представлены на рис. 8. На верхнем графике представлен временной ряд отведения F3, на нижнем – сравнение ручной разметки и результата работы нейронной сети (черным показан вручную размеченный временной ряд ЭЭГ, а серым – результат работы нейронной сети). Дополнительно проводилась оценка специфичности работы нейронной сети, которая оказалась равная 72%. Данный результат отчасти обусловлен тем, что данные детей оказались сильно искажены различного рода артефактами.

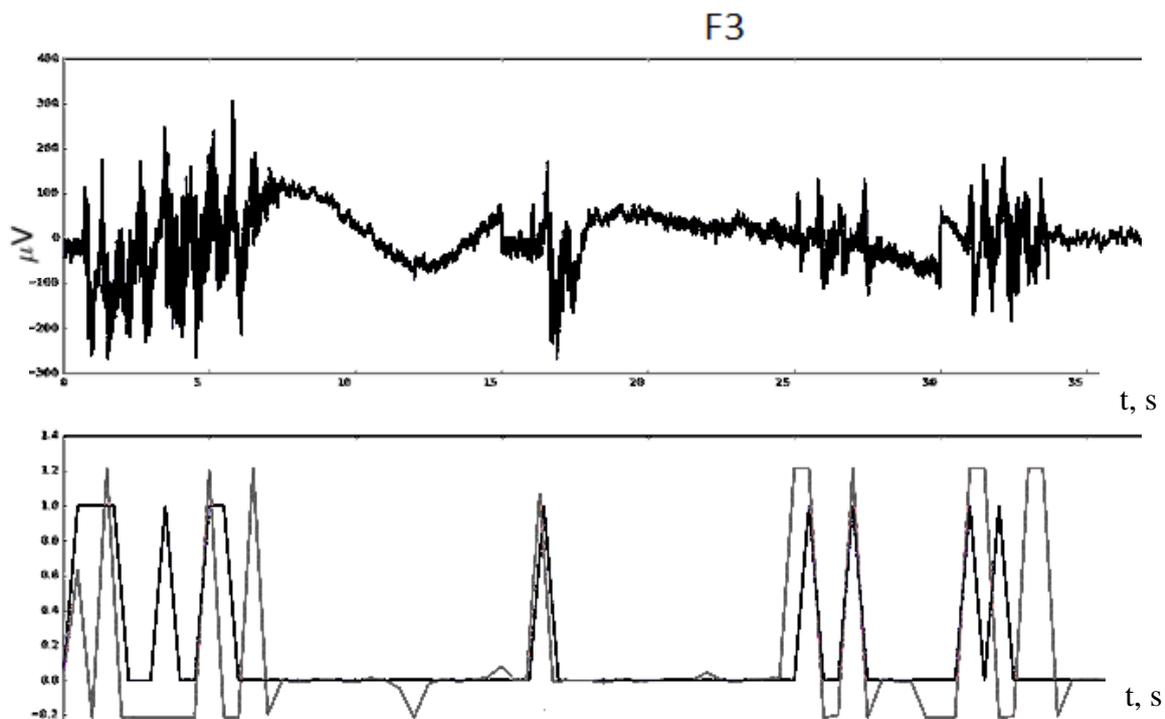


Рис. 8. Работа обученной нейронной сети для отведений F3.

В **заключении** бакалаврской работы описаны основные результаты обучения нейронной сети, произведен расчёт специфичности нейронной сети. В результате работы над бакалаврской работой была создана программа в среде python, на основе которой было освоено применение нейронных сетей к задаче автоматической разметки рядов ЭЭГ. Было показано, что обученная нейронная сеть демонстрирует неплохую специфичность для выявления моргательных артефактов, присутствующих в ЭЭГ детей страдающих ДЦП.