

Применение нейронной сети для классификации гемодинамических состояний человека

Е. А. Соколова

Институт экспериментальной медицины

evgenyaagent@gmail.com

Т. В. Сергеев

Институт экспериментальной медицины

stim9@yandex.ru

Аннотация. В работе рассмотрено применение специально разработанной нейронной сети для классификации гемодинамических состояний человека. Для обучения на вход нейронной сети, подавался подготовленный набор данных, включающий в себя группы значений частоты сердечных сокращений, систолического и диастолического артериального давления, ударного объема крови, а также значение, определяющее номер класса. В результате было установлено, что нейронная сеть справляется с поставленной перед ней задачей с приемлемой степенью точности.

Ключевые слова: гемодинамика; нейронные сети; анализ данных; классификация

I. ВВЕДЕНИЕ

A. Постановка задачи

В настоящее время, совершенствование нейронных сетей для сферы здравоохранения, представляет большой интерес. Это связано с тем, что, обрабатывая большие объемы информации, нейронные сети способны «видеть» закономерности там, где человек не может. Поскольку для точной диагностики состояния человека, требуется анализ большого потока данных, появляется необходимость разработать систему, которая могла бы выполнять такую задачу. В качестве примера, может выступать нейронная сеть, обученная на значениях гемодинамических показателей. Такая сеть дает возможность определить в каком состоянии находится сердечно-сосудистая система человека. Такая нейронная сеть может использоваться в системах диагностики различных заболеваний, связанных с нарушением гемодинамики.

Таким образом, перед нами стояла цель, сделать нейронную сеть, способную определять по значениям показателей гемодинамики, в каком состоянии находится сердечно-сосудистая система испытуемого. Каждое состояние относится к одному из трех классов (0, 1 и 2): и определяется положением тела испытуемого: вертикальное (ВРТ), лежа в спокойном состоянии (ФОН) и лежа при постуральном воздействии – качании ложа

подвижного стола, на котором находится испытуемый (СТЛ).

B. Материалы и методы

Для выполнения работы использовалась среда Spyder для разработки на языке Python, а также материалы по программированию нейронных сетей для задачи классификации.

II. ПОДГОТОВКА ДАННЫХ И ОБУЧЕНИЕ

A. Создания набора данных

Перед началом работы, были подготовлены данные, на которых будет происходить обучение нейронной сети. В качестве данных использовались гемодинамические показатели человека, зарегистрированные в лаборатории физиологии биопреуправления ФГБНУ «Института экспериментальной медицины». Данные получены при различных положениях тела человека.

Фрагмент данных в файле Excel, приведен на рис. 1.

Файл включает в себя записи трех положений испытуемого: ВРТ, ФОН и СТЛ. Для каждого состояния были зарегистрированы четыре показателя: частота сердечных сокращений (ЧСС), систолическое артериальное давление (САД), диастолическое артериальное давление (ДАД), ударный объем крови (УОК).

Полученные данные, были представлены в виде, подходящем для подачи на вход нейронной сети. Для этого был создан датафрейм (датафрейм – представляет собой двумерную структуру данных со столбцами и строками [1]). Перед этим, из данных были исключены строки, содержащие пропуски значений. Таким образом, был сформирован набор данных, включающий в себя по три значения ЧСС, САД, ДАД, УОК, а также значение Class, обозначающее принадлежность к одному из трех классов, который обозначается цифрой от 0 до 2 (ВРТ – 0, ФОН – 1, СТЛ – 2).

Врт-1					Фон-1					Стл-1				
Время	ЧСС	САД	ДАД	УОК	Время	ЧСС	САД	ДАД	УОК	Время	ЧСС	САД	ДАД	УОК
0.2	94.3	187.00	137.00	63	0.8	74.4	140	106	97.8	0.3	70.4	132	85	
0.9	97.7	184.00	133.00	43.7	1.6	75.9	152	105	94.8	1.2	71.4	135	85	
1.5	103.8	181.00	132.00	43.1	2.4	70.6	150	112	105.5	2.0	66.4	135	86	
2.1	103.8	180.00	131.00	93.7	3.2	66.8	149	106	104	2.9	62.4	137	85	
2.7	103.8	185.00	132.00	67.7	4.1	70.4	148	104	102.6	3.9	66.4	134	83	
3.2	100.3	188.00	135.00	53.5	5.0	75.6	144	105	95	4.8	66.5	130	82	
3.8	98	185.00	138.00	63.5	5.7	73.2	146	106	109	5.7	63.6	133	82	102.9
4.4	100.7	185.00	138.00	38.2	6.6	72.8	147	106	106.3	6.6	65.1	131	80	86.5
5	101	185.00	138.00	91	7.4	78.5	145	105	96.2	7.6	69.0	125	78	102.3
5.6	97.7	189.00	137.00	62.5	8.2	78.9	145	107	101.4	8.4	65.1	128	79	113.9
6.2	89.3	187.00	139.00	64.8	8.9	73.3	149	107	100.4	9.4	67.0	127	77	105.9
6.9	89.8	187.00	135.00	53.9	9.7	69.4	149	107	104.2	10.3	70.3	124	76	77.1
7.6	95.5	185.00	133.00	50.3	10.6	74.1	148	105	106	11.1	69.4	123	77	114.7
8.2	94.6	184.00	135.00	83.7	11.4	77.7	145	106	97.8	12.0	66.5	125	77	111.1
8.8	95.8	185.00	134.00	62.3	12.2	71.6	146	107	106.9	12.9	68.5	124	75	97
9.5	100	184.00	134.00	54.9	13.0	68.2	148	105	98.3	13.7	70.8	119	74	92
10.1	106	180.00	132.00	48.6	13.9	71.9	145	104	101.2	14.6	66.4	123	76	113.6
10.6	108.3	179.00	129.00	46.1	14.7	77.3	143	105	95	15.5	63.4	123	74	105.2
11.2	109.1	179.00	127.00	62.8	15.5	75.0	144	105	112.2	16.4	68.2	122	73	91.7
11.7	109.5	183.00	129.00	79.3	16.3	69.8	145	105	101.6	17.3	71.1	119	74	88.7

Рис. 1. Фрагмент файла записей данных испытуемого, где для каждого класса (ВРТ, ФОН и СТЛ) были записаны показатели ЧСС, САД, ДАД и УОК

Фрагмент созданного датафрейма приведен на рис. 2, который впоследствии использовался для обучения нейронной сети.

	CHSS_1	CHSS_2	CHSS_3	CAD_1	CAD_2	...	DAD_3	YOK_1	YOK_2	YOK_3	Class
0	94.3	97.7	183.8	187.0	184.0	...	132.0	63.0	43.7	43.1	0
1	97.7	103.8	183.8	184.0	181.0	...	131.0	43.7	43.1	93.7	0
2	103.8	103.8	183.8	181.0	180.0	...	132.0	43.1	93.7	67.0	0
3	103.8	103.8	180.3	180.0	185.0	...	135.0	93.7	67.7	53.5	0
4	103.8	100.3	98.0	185.0	188.0	...	138.0	67.7	53.5	63.5	0
...
1203	78.3	79.6	70.6	128.0	129.0	...	88.0	72.9	90.8	96.5	2
1204	79.6	70.6	69.4	129.0	132.0	...	86.0	90.8	96.5	106.8	2
1205	70.6	69.4	75.9	132.0	131.0	...	83.0	96.5	106.8	75.3	2
1206	69.4	75.9	75.0	131.0	129.0	...	85.0	106.8	75.3	91.3	2
1207	75.9	75.0	69.0	129.0	127.0	...	84.0	75.3	91.3	98.1	2

[1208 rows x 13 columns]

Рис. 2. Фрагмент созданного датафрейма

В. Создание нейронной сети для классификации

Поскольку для обучения нейронной сети, используются данные, полученные от одного человека, было принято решение; на первом этапе исследований построить простую трехслойную нейронную сеть.

```
def build_model():
    model = Sequential()
    model.add(Dense(16, activation='relu', input_shape=(X_train.shape[1],)))
    model.add(Dense(8, activation='relu'))
    model.add(Dense(3, activation='softmax'))
    return model
```

Рис. 3. Код функции построения нейронной сети на языке Python

Перед обучением нейронной сети, подготовленный набор данных был разбит на тренировочный, валидационный и тестовый.

Для написания нейронной сети, использовалась библиотека keras, предназначенная для глубокого обучения [2]. На рис. 3, приведен код функции построения нейронной сети на языке Python. В дальнейшем, чтобы вывести на экран структуру модели нейронной сети, была использована команда model.summary(), результат выполнения которой, приведен в табл. 1.

Использована последовательная модель (sequential) с тремя полносвязными (dense) слоями, где layer обозначает слой, output shape – выходная форма слоя, а param – количество весовых параметров [3].

ТАБЛИЦА I. СТРУКТУРА МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Модель: «последовательная»		
Слой (тип)	Слой (тип)	Параметры#
Полносвязный (Полносвязный)	(None, 16)	208
Полносвязный_1 (Полносвязный)	(None, 8)	136
Полносвязный_2 (Полносвязный)	(None, 3)	27
Всего параметров:	371	
Обучаемые параметры:	371	
Необучаемые параметры:	0	

Перед обучением нейронной сети, была проведена компиляция нейронной сети, а также выбран оптимизатор (optimizer) и функция потерь (loss). В качестве оптимизатора, был выбран алгоритм (adam), а в качестве функции потерь категориальная кроссэнтропия (categorical crossentropy).

Оптимизатор Adam представляет собой стохастический метод градиентного спуска, основанный на адаптивной оценке моментов первого и второго порядка [4].

Категориальная кроссэнтропия используется в тех случаях, когда речь идет о двух и более классах [5].

С. Обучение нейронной сети

Обучение сети осуществлялось на 20 эпохах. На вход нейронной сети подавался тренировочный набор данных, а проверка работы нейронной сети в процессе обучения осуществлялась на валидационном наборе.

На рис. 4, приведен график значений столбцов CHSS_1, CAD_1, DAD_1, YOK_1, Class датафрейма. Данные каждого класса на графике обозначаются фиолетовой полосой с номером класса.

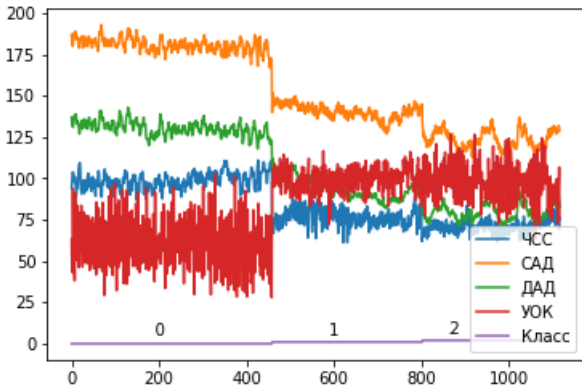


Рис. 4. Значения столбцов CHSS_1, CAD_1, DAD_1, YOK_1 и Class из датафрейма, где фиолетовой линией обозначается номер класса

На рис. 5, приведен набор данных, используемый для тестирования (тестовая выборка).

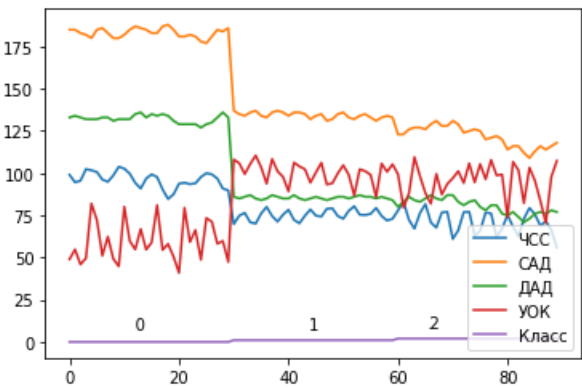


Рис. 5. Значения столбцов CHSS_1, CAD_1, DAD_1, YOK_1 и Class тестовой выборки данных испытуемого, где фиолетовой линией обозначается номер класса

В результате обучения, были получены графики изменения значений функции потерь и точности обучения (рис. 6 и 7). Таким образом, было установлено, что на момент окончания обучения, точность на валидационном наборе данных составила 1, а функция потерь 0,0195. При проверке работы нейронной сети на тестовом наборе данных, было установлено, что точность обучения составила 1, таким образом, количество правильных и неправильных предсказаний составило 90 и 0. Результат представлен на рис. 8.

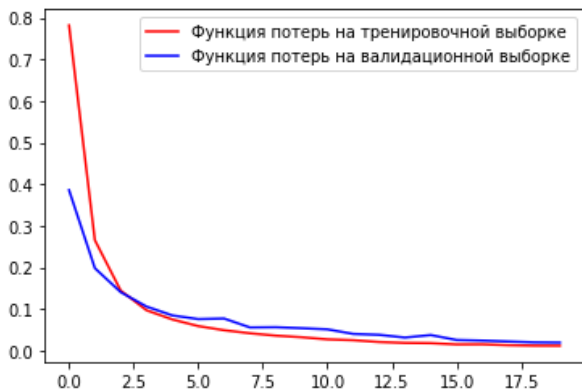


Рис. 6. Изменение значения функции потерь во время обучения нейронной сети

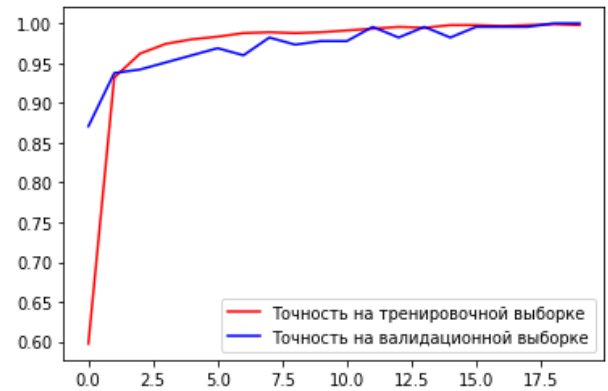


Рис. 7. Изменение значения точности во время обучения нейронной сети

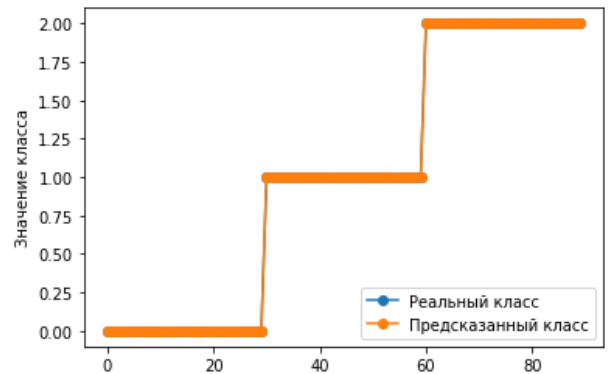


Рис. 8. Результат работы нейронной сети при выполнении классификации состояний человека

Кроме того, была проведена проверка работы нейронной сети на тестовых данных от того же испытуемого, но в которых отсутствовали физиологические показатели для класса 2. На рис. 9 представлены данные, использующиеся в проверке.

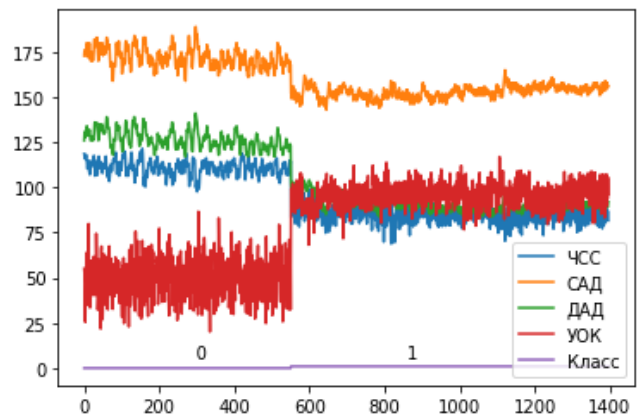


Рис. 9. Значения столбцов CHSS_1, CAD_1, DAD_1, YOK_1 и Class тестовой выборки данных испытуемого, где фиолетовой линией обозначается номер класса

В результате сеть смогла определить класс с точностью 1, количество правильных и неправильных ответов составило 1397 и 0. Результат классификации представлен на рис. 10.

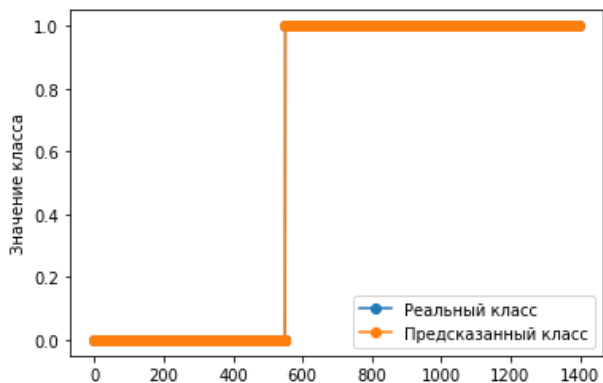


Рис. 10. Результат работы нейронной сети при выполнении классификации состояний человека

Можно увидеть, что при обучении нейронной сети на показателях одного человека, можно добиться высокой точности классификации.

D. Проверка работы нейронной сети на данных другого человека

Поскольку нейронная сеть была обучена и проверена на данных одного человека, для оценки ее работы с данными другого человека, был построен тестовый набор данных, фрагмент которого приведен на рис. 11.

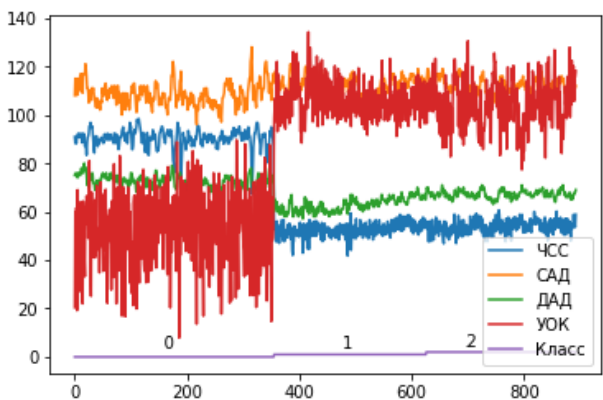


Рис. 11. Значения столбцов CHSS_1, CAD_1, DAD_1, YOK_1 и Class тестовой выборки другого испытуемого, где фиолетовой линией обозначается номер класса

Нейронная сеть произвела классификацию представленных данных, в результате точность составила 0,299, а количество правильных и неправильных ответов 267 и 626 соответственно.

На рис. 12 приведен результат работы классификатора.

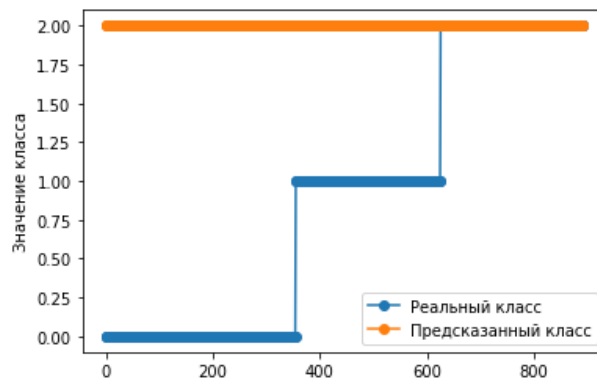


Рис. 12. Результат работы нейронной сети при выполнении классификации состояний другого человека

III. ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что классификатор работает с высокой точностью при обучении сети на данных, полученных от одного человека. Однако это может нести свои недостатки, такие как невозможность использования такой сети для классификации данных другого испытуемого.

Таким образом, можно сделать вывод, что при классификации необходим индивидуальный подход, т. е. обучать нейронную сеть для каждого испытуемого отдельно. Возможно, что обучение нейронной сети на данных множества испытуемых может позволить осуществлять классификацию состояний для разных людей с помощью одной обученной нейронной сети.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Подводя итог, следует сказать, что нейронные сети имеют огромный потенциал при оценке гемодинамических состояний. Поскольку даже небольшая нейронная сеть может показать высокую точность результатов обучения при использовании персонализированного подхода.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Особая благодарность сотрудникам лаборатории физиологии биопреуправления ФГБНУ «ИЭМ» за предоставление и подготовку гемодинамических данных.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Структуры данных в pandas / pd 2, URL: <https://pythonru.com/biblioteki/struktury-dannyh-v-pandas> (дата обращения: 12.02.2024)
- [2] Keras: Deep Learning for humans, URL: <https://keras.io/> (дата обращения: 14.02.2024)
- [3] Модели и слои, URL: https://www.tensorflow.org/js/guide/models_and_layers?hl=ru (дата обращения: 22.02.2024)
- [4] Adam, URL: <https://keras.io/api/optimizers/adam/> (дата обращения: 22.02.2024)
- [5] tf.keras.losses.CategoricalCrossentropy, URL: https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/losses/CategoricalCrossentropy (дата обращения: 23.02.2024)