

**ЛУЦЕНКО Ю. Г., ЛУЦЕНКО Д. Ю.**  
**РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ МНОГОКЛАССОВОЙ КЛАССИФИКАЦИИ**  
**ОСЛОЖНЕНИЙ ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ У БОЛЬНЫХ**  
**САХАРНЫМ ДИАБЕТОМ С ЯЗВЕННО-НЕКРОТИЧЕСКИМ**  
**ПОРАЖЕНИЕМ НИЖНИХ КОНЕЧНОСТЕЙ**

УДК 616-001.17+355:614.212-054+51:575, ВАК 05.13.18/1.2.2, ГРНТИ 28.23.37

Решение задачи многоклассовой классификации осложнений при помощи нейронной сети у больных сахарным диабетом с язвенно-некротическим поражением нижних конечностей

Solving the problem of multiclass classification of complications using a neural network in patients with diabetes mellitus with ulcerative-necrotic lesions of the lower extremities

<sup>1</sup> Ю. Г. Луценко, <sup>2</sup> Д. Ю. Луценко

<sup>1</sup> Yu. G. Lutsenko, <sup>2</sup> D. Y. Lutsenko

<sup>1</sup> Государственная образовательная организация высшего профессионального образования «Донецкий национальный медицинский университет имени М.Горького», г. Донецк;

<sup>1</sup> State educational organization of higher professional education "Donetsk National Medical University named after M. Gorky", Donetsk;

<sup>2</sup> Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург

<sup>2</sup> Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg

*На основе анализа 782 историй болезней была разработана нейронная сеть на базе модели класса Sequential из библиотеки для глубокого обучения Keras, реализованная на языке Python для прогнозирования возникновения осложнений у больных сахарным диабетом с язвенно-некротическим поражением нижних конечностей. С помощью данной нейронной сети решена задача многоклассовой классификации, где входные данные представлены набором признаков описаний каждого пациента (тип диабета, степень по Вагнеру левая, степень по Вагнеру правая, пол, тяжесть при поступлении), а выходные – результатом предсказания наличия того или иного*

*Based on the analysis of 782 case histories, a neural network based on the Sequential class model from the Keras deep learning library, implemented in Python, was developed to predict the occurrence of complications in diabetic patients with ulcerative necrotic lesions of the lower extremities. With the help of this neural network, the problem of multiclass classification was solved, where the input data is represented by a set of feature descriptions of each patient (diabetes type, Wagner degree left, Wagner degree right, gender, severity at admission), and the output data is the result of predicting the presence of a particular complication in sick in the future. As a metric for evaluating the*

*осложнения у больного в будущем. В качестве метрики оценки работы сети была выбрана точность прогнозирования, которая была вычислена на тестовом множестве и составила 82%.*

*network performance, the prediction accuracy was chosen, which was calculated on the test set and amounted to 82%.*

**Ключевые слова:** нейронная сеть, задача многоклассовой классификации, сахарный диабет, осложнения.

**Keywords:** neural network, multiclass classification problem, diabetes mellitus, complications.

## Введение

Одним из тяжелейших осложнений сахарного диабета (СД) является поражение нижних конечностей, приводящее к развитию гнойно-некротических процессов на стопе у 6–15% больных [1, 6, 8]. По данным ряда исследователей, после ампутации нижних конечностей послеоперационные осложнения наблюдаются у 64% больных, средние сроки пребывания в стационаре составляют 58,2–65,7 дней [8, 9], а у каждого второго пациента продолжительность жизни после операции не превышает 2 лет [7].

Определённым компромиссом между параметрическим и метрическими методами является решение задачи классификации с использованием нейронных сетей [2, 3]. Нейронные сети являются непараметрическими моделями, не требующими предположений о вероятностном распределении данных, однако они не используют меры расстояний. Таким образом их можно использовать в качестве универсального классификатора и добиваться результатов даже в случаях, когда параметрические и метрические классификаторы не обеспечивают приемлемого решения.

Поэтому сегодня актуальна разработка прогностических нейросетевых шкал при лечении данной категории больных, направленных на предупреждение развития послеоперационных осложнений.

## Материалы и методы

Для построения нейронной сети использовались данные 782 историй болезни пациентов с синдромом диабетической стопы и находившимися на лечении в хирургическом отделении ГБУ ЦГКБ № 9 города Донецка в период с 2018-2021 гг. Из 782 пациентов, принимавших участие в исследовании, 370 (57,3%) были мужчины, 412 (42,7%) – женщины. Средний возраст пациентов, включенных в исследование, составил  $65,75 \pm 8,2$  лет. Длительность заболевания СД варьировалась в пределах  $14,2 \pm 6,4$  лет. В работе использовалась классификация Wagner (1979).

Реализации нейронной сети осуществлена средствами открытой программной библиотеки для машинного обучения TensorFlow, а также на базе модели класса Sequential из библиотеки для глубокого обучения Keras, языка

Python третьей версии [3, 4]. Для обработки и анализа данных использовалась библиотека для поддержки высокоуровневых математических функций, предназначенных для работы с многомерными массивами – Numpy.

### **Подготовка данных**

База данных представляет собой Excel таблицу, в которую заносились данные пациентов. Поэтому для начала следует удалить лишнюю информацию, которая никак не повлияет на итоговый результат: порядковый номер пациента, его ФИО и номер истории болезни.

После этого разделим полученный датасет на наборы для обучения и тестирования с помощью функции `train_test_split` с параметром `test_size=0.1`, который определяет количество данных для тестирования модели в процентном отношении к общему количеству данных, в данном случае 10% данных будут использоваться для тестирования, а оставшиеся 90% для обучения.

### **Создание и обучение модели**

Нейронная сеть должна знать, какую размерность данных ожидать на входе. В связи с этим, первый слой модели `Sequential` должен содержать информацию о размерности входных данных [2, 5]. Зададим ее, передав аргумент `input_shape` со значением `(5, 1)`, указывающий, что ожидается одномерный массив данных из пяти числовых значений. Структура данного массива следующая:

1. Тип диабета (1 или 2)
2. Степень по Вагнеру левая (0–5)
3. Степень по Вагнеру правая (0–5)
4. Пол (0 – муж., 1 – жен.)
5. Тяжесть при поступлении (1 – относительно удовлетворительное, 2 – средней тяжести, 3 – тяжелое)

Далее идут 4 скрытых полносвязных слоя, с функциями активации `selu`, `relu`, `sigmoid` и `softplus`, а также выходной слой с функцией активации `softmax`, выходом которого является вероятность возникновения того или иного осложнения в будущем. Осложнения закодированы следующим образом:

- 0 – гематомы,
- 1 – раневая инфекция,
- 2 – некроз окружающих тканей,
- 3 – расхождение краев раны,
- 4 – кровотечения из раны.

На рисунке 1 представлено описание полученной модели:

Layer (type)	Output Shape	Param #
flatten_1 (Flatten)	(None, 13)	0
dense_5 (Dense)	(None, 256)	3584
dense_6 (Dense)	(None, 512)	131584
dense_7 (Dense)	(None, 256)	131328
dense_8 (Dense)	(None, 64)	16448
dense_9 (Dense)	(None, 4)	260

=====  
Total params: 283,204  
Trainable params: 283,204  
Non-trainable params: 0  
=====

Рисунок 1. Описание полученной модели

Теперь скомпилируем модель, используя оптимизатор `adam`, функцию потерь — категориальную кросс-энтропию, а в качестве метрики оценки возьмем точность. В итоге нейронная сеть будет иметь архитектуру, показанную на рисунке 2:

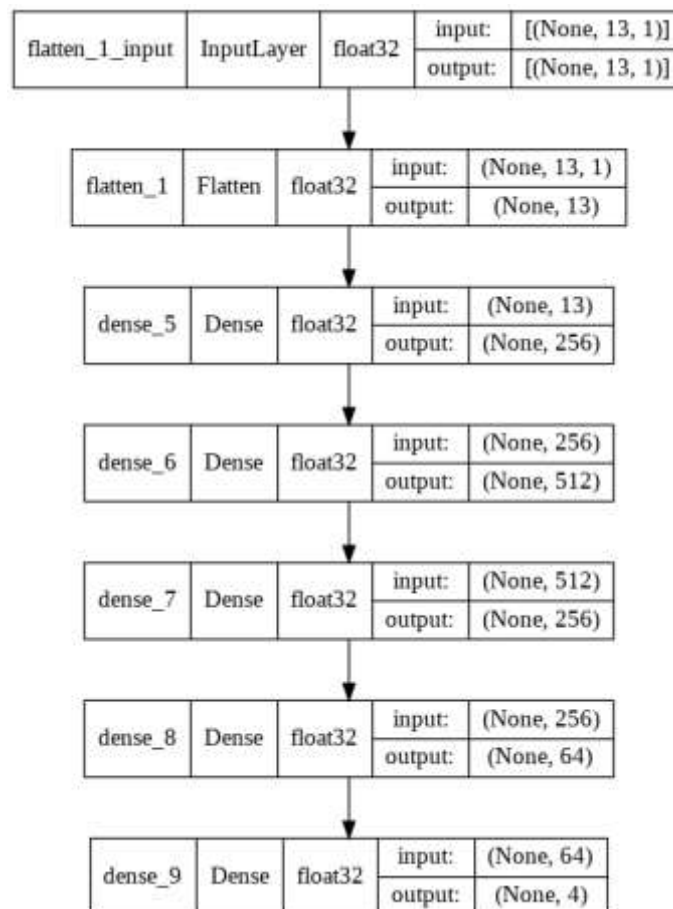


Рисунок 2. Архитектура нейронной сети

Обучим нашу модель на заранее подготовленном наборе данных с размером пакета обучения равным 8 и 64 эпохами и оценим точность предсказания используя тестовый набор данных, которая составила 82%. Добиться её повышения можно с помощью дополнения обучающей выборки новыми данными.

### Интерфейс

Интерфейс представлен текстовым вводом всех 5 параметров с клавиатуры после которого следует вывод вероятностей для каждого из осложнений.

```
Введите тип диабета: 2
Введите степень по Вагнеру левую : 1
Введите степень по Вагнеру правую : 3
Введите пол: 1
Введите тяжесть при поступлении: 2
```

Рисунок 3. Пример ввода входных данных

```
Результаты:
Вероятность гематомы: 0.15643495
Вероятность раневой инфекция: 0.48119965
Вероятность некроза окружающих тканей: 0.3085282
Вероятность расхождения краев раны: 0.04967407
Вероятность кровотечений из раны: 0.0041630995
```

Рисунок 4. Пример вывода результатов прогнозирования

### Выводы

В результате данной работы была создана нейронная сеть с четырьмя слоями, которая может использоваться для прогнозирования возникновения осложнений у больных сахарным диабетом с точностью 82%. Точность данной модели может быть повышена путем расширения исходной базы данных пациентов и как следствие обучение модели на обучающей выборке большего объема.

### Список использованных источников и литературы

1. Галстян Г. Р., Викулова О. К., Исаков М. А. и др. Эпидемиология синдрома диабетической стопы и ампутаций нижних конечностей в Российской Федерации по данным Федерального регистра больных сахарным диабетом (2013–2016 гг.). Сахарный диабет. – 2018. №21(3). – С. 170-177.
2. Джулли А., Пал С. Библиотека Keras — инструмент глубокого обучения = Deep learning with Keras. — ДМК Пресс, 2017. — 294 с.
3. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение = Deep Learning. — М.: ДМК-Пресс, 2017. — 652 с.
4. Шолле Ф. Глубокое обучение на Python = Deep Learning with Python. — Питер, 2018. — 400 с.
5. Петри А., Сэбин К. Наглядная статистика в медицине / Пер. с англ. В.П. Леонова. 3-е изд., перераб. и доп.— М.: ГЭОТАР-МЕДИА. 2015. — 216 с.
6. Синдром диабетической стопы : эпидемиология, патофизиология, диагностика и лечение / В. А. Ступин, Е. В. Силина, К. А. Корейба, С. В. Горюнов. — Москва : Литтерра, 2019. — 198 с.
7. Фатыхов Р. И. Особенности инфузионной лечебной тактики при синдроме диабетической стопы / Р. И. Фатыхов, И. В. Ключкин, К. А. Корейба // Вестник современной клинической медицины. — 2014. Т.7, вып.5. — С.31-34.
8. Баккер К., Апельквист, Дж. Липски, Б.А., Ван Неттен Дж.Дж. Международная рабочая группа по диабетической стопе. Руководящие документы IWGDF 2015 года по профилактике и лечению проблем со стопами при диабете: разработка глобального консенсуса, основанного на фактических данных. Диабет метаб. Рез. Изд. — 2016. (32) — С. 2-6.
9. Дин Тх. и другие. Механизмы, участвующие в развитии и заживлении язв диабетической стопы // Диабет. — 2014. Т. 61 (11). — С. 2937-2947.

### List of references

1. Galstyan G.R., Vikulova O.K., Isakov M.A. Epidemiology of diabetic foot syndrome and lower limb amputations in the Russian Federation according to the Federal Register of Patients with Diabetes Mellitus (2013–2016). Diabetes. -2018.- No.21(3). – P.170-177.
2. Julli A., Pal S. Keras library - a deep learning tool = Deep learning with Keras. – DMK Press, 2017. – 294 p.
3. Goodfellow Ya., Bengio I., Courville A. Deep learning = Deep Learning. - M.: DMK-Press, 2017. – 652 p.
4. Scholle F. Deep Learning with Python = Deep Learning with Python. - Peter, 2018. – 400 p.
5. Petri A., Sabin K. Visual statistics in medicine / Per. from English. V.P. Leonova. 3rd ed., revised. and add. – M.: GEOTAR-MEDIA. 2015. – 216 p.
6. Stupin V.A., Silina E.V., Koreyba K.A., Goryunov S.V. Syndrome of the diabetic foot [Text]: epidemiology, pathophysiology, diagnosis and treatment. - Moscow: Litterra, 2019. – 198 p.

7. Fatykhov R.I. Peculiarities of infusion therapeutic tactics in diabetic foot syndrome / R.I. Fatykhov, I.V. Klyushkin, K.A. Koreiba // Bulletin of modern clinical medicine. – 2014. – V.7, issue 5. – S.31-34.

8. Bakker K., Apelqvist, J. Lipsky, B.A., Van Netten J.J. International Working Group on the Diabetic Foot. The 2015 IWGDF guidance documents on prevention and management of foot problems in diabetes: development of an evidence-based global consensus. Diabetes Metab. Res. Rev. 2016;(32):2–6.

9. Dinh Th. et al. Mechanisms Involved in the Development and Healing of Diabetic Foot Ulceration // Diabetes. – 2014. V. 61(11). – P. 2937-2947