

Решение задачи классификации с помощью интерференционной модели нейронной сети

Н. А. Бабич¹

Классические искусственные нейронные сети имеют ряд недостатков. Для устранения этих недостатков предлагается принципиально новая модель искусственной нейронной сети, названная интерференционной моделью. Она основана на строении биологических нейронов головного мозга человека. Данная работа описывает структуру и принципы работы интерференционной модели на примере решения задачи классификации данных. Результаты работы показывают, что интерференционная модель не содержит недостатков классических ИНС и хорошо подходит для решения задачи классификации, а также для распознавания образов.

Ключевые слова: нейронная сеть, интерференционная модель, интерференция, классификация данных, нейромедиатор, синапс, рецептор, распознавание образов.

1. Введение

Классические искусственные нейронные сети, такие как, например, многослойный персептрон, свёрточные нейронные сети, имеют ряд недостатков. Для обучения нейронных сетей обычно необходимо большое количество данных (а, следовательно, и время), они обладают большим количеством параметров, а процесс их изменения зачастую не является наглядным, что усложняет реализацию нейронной сети для решения той или иной практической задачи, а также их чаще всего нельзя дообучать [1], [2].

Интерференционная модель принципиально отличается от классических моделей нейронных сетей. Описание главных структурных элементов модели нейрона можно разделить на четыре составляющих: описание процесса выделения нейромедиатора синапсами и его влияния на рецепторы, описание свойств перемещения рецепторов, описание условий генерации выходного импульса нейрона (спайка), описание критерия расхождения запомненной информации и той, которая поступает на ней-

¹Бабич Николай Александрович — аспирант (стажёр-исследователь), Институт проблем машиноведения Российской академии наук, e-mail: nickware@mail.ru.

Babbysh Nikolay Aleksandrovich — PhD student, Russian academy of Sciences, Institute of machine science problems.

рон после обучения [3]. Рассмотрим процессы обучения и распознавания сигналов.

Графическое представление процесса обучения нейрона на примере сигнала, состоящего из двух импульсов, изображено на рисунке 1. Нейрон интерференционной модели может содержать десятки синапсов и рецепторов, но для наглядности рассмотрим два синапса и один рецептор.

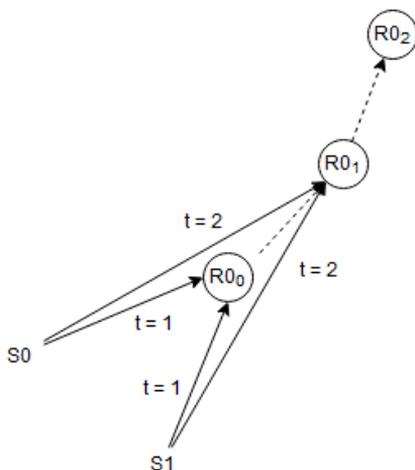


Рис. 1. Графическое представление процесса обучения нейрона

Здесь S_0 и S_1 – синапсы, выделяющие нейромедиатор, а R_0 – рецептор, реагирующий на него. Когда импульс поступает на вход нейрона на первом такте ($t = 1$), синапсы выделяют определённое количество нейромедиатора, что вызывает смещение рецептора с начальной позиции R_{00} на позицию R_{01} . Когда на нейрон поступает второй импульс ($t = 2$), происходит тоже самое, рецептор смещается на некоторую конечную позицию R_{02} и, поскольку обучение закончено, он закрепляется там, координаты сохраняются. Такой рецептор называется эталонным, потому что в дальнейшем его координаты будут использоваться для вычисления критерия расхождения при распознавании всех других сигналов, поступающих на нейрон после завершения процесса обучения.

При распознавании сигнала используются виртуальные копии рецепторов. Такие рецепторы называются фантомными, поскольку их координаты используются только для сравнения сигналов в конечный момент времени и не сохраняются. Таким образом, критерием расхождения может быть принято среднее расстояние от эталонных рецепторов до фантомных. На рисунке 2 графически изображён процесс распознавания та-

кого же сигнала из двух импульсов, но отличающегося от обучающего. $R0'$ – рецептор, в начальный момент времени координаты которого совпадают с координатами $R0$ ($R0'_0 = R0_0$).

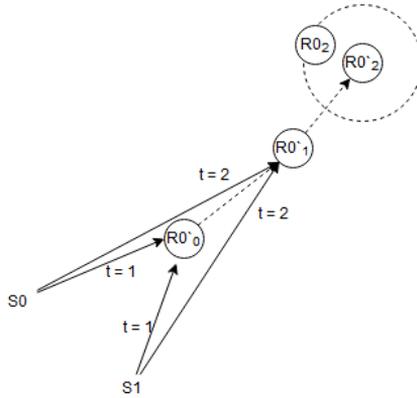


Рис. 2. Графическое представление процесса обучения нейрона

На первом и последующих тактах происходит всё тоже самое, что и при обучении нейрона – импульс поступает на синапсы, они выделяют нейромедиатор, рецептор смещается. Но поскольку сигнал несколько отличается от того, который использовался для обучения нейрона, траектория движения рецептора изменилась. В конечный момент времени (после импульса на втором такте) фантомный рецептор занимает позицию $R0_2$, которая отличается от позиции эталонного рецептора ($R0_2$). Чтобы понять, насколько велики эти различия, необходимо вычислить значение критерия расхождения. Устанавливая некоторое пороговое значение, означающее допустимую степень отклонения, можно принимать решение о том, является ли распознанный сигнал того же класса, что и тот, которому был обучен нейрон.

При объединении нейронов в сеть за один класс сигналов может отвечать один или группа обособленных нейронов (ансамбль). В этом случае классификация будет осуществляться путём подачи на обученные нейроны или ансамбли нейронов распознаваемого сигнала и расчёта критерия расхождения для них. Класс распознаваемого сигнала соответствует тому классу, нейрон (ансамбль нейронов) которого имеет наименьшее значение критерия расхождения.

Таким образом, интерференционная модель отлично подходит для решения задач классификации данных. Экспериментальные исследования показывают, что она имеет ряд достоинств над классическими нейронными сетями: требуется меньшее количество данных для обучения

(зачастую достаточно всего одного образца на класс, чтобы сеть смогла распознавать данные), имеет меньшее количество изменяемых параметров и обладает наглядностью при их изменении, имеет возможность дообучаться, а также имеет архитектурную возможность распараллелить вычисления относительно нейронов и даже рецепторов. Модель может заменять и свёрточные нейронные сети, так как она может быть использована для распознавания образов, что открывает новые возможности при решении прикладных задач, таких как, например, динамический анализ данных в системе реального времени или диагностика отклонений в работе мозга по сигналам ЭЭГ[4] [5].

Интерференционная модель реализована в виде открытой свободно-распространяемой C++ библиотеки Interference [6]. Она позволяет создавать, обучать и применять нейронные сети к решению практических задач, а также поддерживает параллельные вычисления, что позволяет ускорять вычислительные процессы на многоядерных системах.

Data classification using interferential neural network model **Babbysh N.A.**

Classical models of artificial neural networks have several disadvantages. To eliminate these shortcomings, a fundamentally new model of an artificial neural network, called the interferential model, is proposed. This model is based on the structure of biological neurons of the human brain. This work describes principles of work of interferential model. The results of the work show that the interferential model does not contain the disadvantages of classical neural networks. It is well suited for running classification task, as well as for pattern recognition.

Keywords: neural network, interferential model, interference, data classification, neurotransmitter, synapse, receptor, image recognition.

References

- [1] Simon Haykin, “Neural Networks: A Comprehensive Foundation Second Edition”, *Neural Networks*, 2018, 1104.
- [2] Sakshi Indolia, Anil Kumar Goswami, S.P. Mishra, Pooja Asopa, “Conceptual Understanding of Convolutional Neural Network - A Deep Learning Approach”, *Procedia Computer Science*, **132** (2018), 679–688.
- [3] N.A. Babbysh, “Parametric synthesis of the interferential neural network”, *Bulletin of modern research*, **1** (2019), 13.
- [4] N.A. Babbysh, M.L. Ostanin, “Object recognition in high-resolution images using an interferential neural networks”, *Proceedings of the XI All-Russian Youth Scientific Technical Conference, BSTU “Voenmeh”*, 2019, 485.
- [5] N.A. Babbysh, “On the application of an interference neural network for dynamic data analysis in real time”, *Automation in Industry*, **4** (2020), 19–21.

- [6] NickWare Group LLC, “Interference C++ library. GitHub open repository.”, *GitHub*, 2019.