# Динамика размерности представлений и информации о классе при обучении импульсной нейронной сети

Н. А. Поспелов[*], В. В. Плюснин[‡], О. С. Рогожникова[§], А. А. Иванова[¶], К. А. Торопова[‖], О. И. Ивашкина[**], В. А. Аветисов[‡‡], К. В. Анохин[§§]

Для одной импульсной сети ResNet-18, обученной классификации изображений, во всех её 17 импульсных слоях прослежены в ходе обучения размерность представлений и информация о классе в активности отдельных нейронов. В глубоких слоях размерность сначала снижается и лишь затем возрастает; линейная мера размерности этого сжатия не выявляет. Информация о классе в расчёте на нейрон в первые эпохи возрастает в ранних и средних слоях, затем снижается в них и возрастает в глубоких; эпоха её максимума не убывает с глубиной слоя.

**Ключевые слова:** импульсные нейронные сети, внутренняя размерность, взаимная информация, популяционное кодирование.

[*] *Поспелов Никита Андреевич* — инженер-исследователь, Институт перспективных исследований мозга МГУ имени М. В. Ломоносова (ИПИМ МГУ); автор для переписки, e-mail: nik-pos@yandex.ru, ORCID: 0000-0001-6637-2120.

*Pospelov Nikita Andreevich* — Research Engineer, Institute for Advanced Brain Studies, Lomonosov Moscow State University (IABS MSU); corresponding author.

[‡] *Плюснин Виктор Владимирович* — лаборант-исследователь, ИПИМ МГУ, e-mail: witkax@mail.ru, ORCID: 0000-0001-9784-8283.

*Plusnin Viktor Vladimirovich* — Research Assistant, IABS MSU.

[§] *Рогожникова Ольга Сергеевна* — лаборант-исследователь, ИПИМ МГУ, e-mail: osrogozhnikova@gmail.com, ORCID: 0000-0002-2540-4402.

*Rogozhnikova Olga Sergeevna* — Research Assistant, IABS MSU.

[¶] *Иванова Анна Андреевна* — лаборант-исследователь, ИПИМ МГУ, e-mail: anivis33@gmail.com, ORCID: 0000-0002-2454-1288.

*Ivanova Anna Andreevna* — Research Assistant, IABS MSU.

[‖] *Торопова Ксения Александровна* — м.н.с., ИПИМ МГУ, e-mail: xen.alexander@gmail.com, ORCID: 0000-0003-3081-2133.

*Toropova Ksenia Aleksandrovna* — Junior Researcher, IABS MSU.

[**] *Ивашкина Ольга Игоревна* — м.н.с., ИПИМ МГУ, e-mail: oivashkina@gmail.com, ORCID: 0000-0002-1540-7677.

*Ivashkina Olga Igorevna* — Junior Researcher, IABS MSU.

[‡‡] *Аветисов Владик Аванесович* — д.ф.-м.н., проф., ФИЦ ХФ РАН, e-mail: vladik.avetisov@gmail.com, ORCID: 0000-0002-2516-8868.

*Avetisov Vladik Avanesovich* — DSc (Physics and Mathematics), Professor, Semenov Institute of Chemical Physics, Russian Academy of Sciences.

Опубликовано на условиях лицензии CC-BY 4.0
Published under CC-BY 4.0

**Постановка задачи.** Организация активности слоя нейронной сети характеризуется размерностью многообразия его ответов и количеством информации о решаемой задаче в активности отдельных нейронов. Для сетей с непрерывными активациями известно, что внутренняя размерность по глубине сети сначала возрастает, а затем снижается, причём линейные меры этого не выявляют [1]; такой же профиль по глубине ранее показан нами для импульсной ResNet-18 [2]. В работе рассматривается, как в ходе обучения импульсной сети изменяются размерность каждого слоя и информация о классе в активности его нейронов.

**Методы.** Анализировалась импульсная ResNet-18, обученная на CIFAR-10 [3]. Представлением слоя служил вектор средних по пространственным позициям чисел спайков его каналов за 50 шагов моделирования для 10 000 тестовых изображений; нейроном далее называется такой канал. Рассмотрены 17 импульсных слоёв (входной sn1 и блоки L1–L4) в 26 состояниях сети до эпохи 900. Внутренняя размерность оценивалась методом двух ближайших соседей [1] на шести подвыборках по 5000 изображений; линейной мерой служил коэффициент участия спектра корреляционной матрицы. Информация нейрона о классе — взаимная информация метки и его ответа, дискретизованного на 16 равнозаполненных интервалов (совпадающие границы объединялись, граничное значение относилось к верхнему интервалу). Единая дискретизация делает слои сопоставимыми; остаточное смещение [4] корректировалось вычитанием среднего по трём перестановкам меток (не более 7,3% исходной оценки). Приводится среднее по нейронам слоя, не зависящее от его ширины.

**Сжатие предшествует расширению.** В ранних и средних слоях внутренняя размерность возрастала в течение всего обучения (рис. 1а). В семи глубоких слоях (L4 и часть L3) она сначала снижалась, достигала минимума между эпохами 20 и 70 и затем возрастала (рис. 1б); в шести из них глубина минимума составила 1,7–3,6 при стандартном отклонении по подвыборкам около 0,2, в седьмом — лишь 0,7, на уровне разброса. Минимум сохраняется при добавлении равномерного шума в пределах половины шага значений ответа (три реализации, четыре слоя), то есть не вызван совпадением расстояний между дискретными ответами. Линейная мера минимума не выявляет (рис. 1в).

**Максимум информации о классе смещается к глубоким слоям.** До обучения средняя информация нейрона во всех слоях близка: 0,11–0,18 бит (рис. 1г). К пятой эпохе она возрастает до 0,25–0,41 бит в блоках

[§§] *Анохин Константин Владимирович* — директор ИПИМ МГУ, д.м.н., академик РАН, e-mail: k.anokhin@gmail.com, ORCID: 0000-0003-4437-6002.

*Anokhin Konstantin Vladimirovich* — Director, IABS MSU; DSc (Medicine), Full Member of the Russian Academy of Sciences.

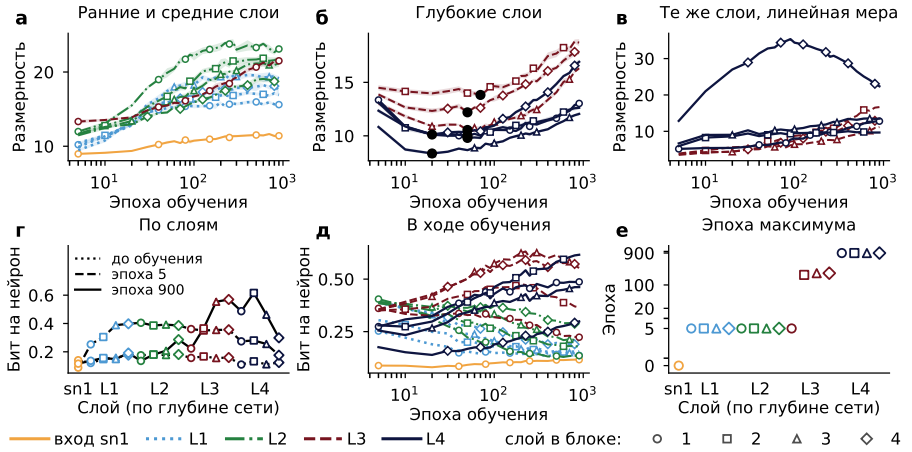



Рис. 1: Внутренняя размерность слоёв без минимума (а) и с минимумом (б; чёрные точки — минимумы); линейная мера для слоёв панели б (в). Информация о классе в расчёте на нейрон: по слоям (г), в ходе обучения (д), эпоха её максимума по слоям (е).

L1–L3 и лишь до 0,18–0,28 бит в L4. Далее динамика в блоках различается (рис. 1д): в L1 и L2 максимум приходится на пятую эпоху, и к концу обучения информация снижается до 0,14–0,29 бит. В трёх из четырёх слоёв L3 максимум достигается на эпохах 200–225 (до 0,63 бит), в первом слое L3 — на пятой. В L4 рост продолжается до конца обучения (0,30–0,62 бит). Итак, эпоха максимума не убывает с глубиной (рис. 1е).

**Обсуждение.** В первые десятки эпох многообразие ответов глубоких слоёв сжимается, а нейроны ранних и средних слоёв в среднем информативнее глубоких. Затем в глубоких слоях растут и размерность, и информация нейронов, а в ранних последняя снижается. Средняя информация нейронов не определяет информацию слоя в целом (при избыточности или синергии кода), и о её распределении между слоями не говорит; причинная связь процессов не проверялась. Ограничения: одна сеть, один запуск обучения; разброс отражает лишь выбор изображений.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Некоммерческого Фонда развития науки и образования «Интеллект».

## Список литературы

[1] A. Ansuini, A. Laio, J. H. Macke, D. Zoccolan, “Intrinsic dimension of data representations in deep neural networks”, *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2019.

[2] N. Pospelov, O. Ivashkina, V. Plusnin, O. Rogozhnikova, A. Ivanova, K. Toropova, K. Anokhin, “Information-plane dynamics during learning across artificial and

biological neural systems", *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2026 (to appear).

[3] N. Pospelov, A. Chertkov, M. Beketov, I. Oseledets, K. Anokhin, "Fast gradient-free activation maximization for neurons in spiking neural networks", *Neurocomputing*, **618** (2025), 129070. DOI: 10.1016/j.neucom.2024.129070.

[4] L. Paninski, "Estimation of Entropy and Mutual Information", *Neural Computation*, **15**:6 (2003), 1191–1253. DOI: 10.1162/089976603321780272.

Статья поступила 9 октября 2026 г.

## Dynamics of representation dimensionality and class information during training of a spiking neural network

N. A. Pospelov, V. V. Plusnin, O. S. Rogozhnikova, A. A. Ivanova, K. A. Toropova, O. I. Ivashkina, V. A. Avetisov, K. V. Anokhin

For a single spiking ResNet-18 trained on image classification, we track, in all 17 layers of spiking neurons during training, the dimensionality of representations and the class information carried by individual neurons. In deep layers the dimensionality first drops and only then grows, and a linear measure does not detect this compression. Per-neuron class information rises in early and middle layers during the first epochs, then declines there and rises in deep layers; the epoch of its maximum does not decrease with layer depth.

**Keywords:** spiking neural networks, intrinsic dimension, mutual information, population coding.

# References

[1] A. Ansuini, A. Laio, J. H. Macke, D. Zoccolan, "Intrinsic dimension of data representations in deep neural networks", *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2019.

[2] N. Pospelov, O. Ivashkina, V. Plusnin, O. Rogozhnikova, A. Ivanova, K. Toropova, K. Anokhin, "Information-plane dynamics during learning across artificial and biological neural systems", *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2026 (to appear).

[3] N. Pospelov, A. Chertkov, M. Beketov, I. Oseledets, K. Anokhin, "Fast gradient-free activation maximization for neurons in spiking neural networks", *Neurocomputing*, **618** (2025), 129070. DOI: 10.1016/j.neucom.2024.129070.

[4] L. Paninski, "Estimation of Entropy and Mutual Information", *Neural Computation*, **15**:6 (2003), 1191–1253. DOI: 10.1162/089976603321780272.

Received on October 9, 2026