

Подходы к моделированию генеративных импульсных нейронных сетей

Д.И. Антонов
Ульяновский государственный
технический университет
Ульяновск, Россия
d.antonov@ulireran.ru

И.Н. Аглюков
Высшая школа экономики
Москва, Россия
ildariwe@gmail.com

С.В. Сухов
УФИРЭ им. В.А. Котельникова РАН
Ульяновск, Россия
ssukhov@ulireran.ru

Аннотация—Генеративные методы в аналоговых искусственных нейронных сетях в настоящее время испытывают взрывообразное развитие. По сравнению с аналоговыми сетями, методы обучения импульсных нейронных сетей (ИмНС) разработаны недостаточно полно, а генеративные методы для ИмНС практически отсутствуют. В настоящей работе разработаны оригинальные генеративные методы для ИмНС с учетом стохастической природы нейронов.

Ключевые слова— импульсная нейронная сеть, генеративная нейронная сеть, генеративно-состязательная сеть, вариационный автокодировщик

1. ВВЕДЕНИЕ

Два основных подхода в машинном обучении можно определить как дискриминационный и генеративный (1). В генеративном подходе статистическая модель стремится воспроизвести полную вероятность распределения исходных данных. В настоящее время большой рост наблюдается среди генеративных методов в аналоговых искусственных нейронных сетях (сетях второго поколения). Это связано с разработкой многочисленных приложений, использующих генеративные модели: генерация фотореалистичных изображений, включая фотографии человеческих лиц, получение изображений со сверхразрешением, постановка медицинских диагнозов, разработка новых формул лекарственных средств (2) и т.д.

Импульсные (спайковые) нейронные сети (ИмНС) являются новым поколением искусственных нейронных сетей, в которых нейроны взаимодействуют с помощью последовательностей коротких импульсов. Интерес к этим сетям обусловлен, с одной стороны, возможностью моделирования с их помощью динамики нейронных сетей мозга. С другой стороны, ИмНС могут служить основой для организации вычислительного процесса в перспективном нейроморфном оборудовании (3). По сравнению с аналоговыми сетями, методы обучения ИмНС разработаны недостаточно полно, а генеративные

методы для ИмНС практически отсутствуют.

2. МЕТОД

В нашей работе мы исследовали импульсные реализации двух самых популярных подходов для ИмНС: генеративно-состязательных сетей (ГСС) (рис. 1) (4) и вариационных автокодировщиков (ВАК) (рис. 2) (5).

Были использованы разновидности импульсных нейронных сетей, кодирующие информацию как частотным, так и временным способом. Нейроны, составляющие ИмНС, моделировались интегрирующими нейронами (integrate-and-fire).

При выполнении исследования были предложены и опробованы различные методы, специфичные для ИмНС. Особенностью спайковых сетей является то, что шумовой сигнал на входе ГСС или в латентном слое ВАК не может описываться непрерывным (например, гауссовым) распределением. Вместо этого нужно использовать дискретные аналоги, например, процесс Бернулли.

Для моделирования ИмНС мы использовали несколько готовых пакетов:

- SNN Toolbox (6) позволяет преобразовывать обычные (аналоговые) нейронные сети в спайковые (импульсные).
- Библиотека SNN-Torch (7) языка Python позволяет обучать ИмНС методом обратного распространения ошибки. Преимуществом этой библиотеки является то, что она содержит различные функции, моделирующие активацию импульсных нейронов, и имеет большое количество гиперпараметров активационных слоев, которые поддаются коррекции с помощью механизма обратного распространения ошибки.
- Библиотека SpykeTorch (8) позволяет обучать

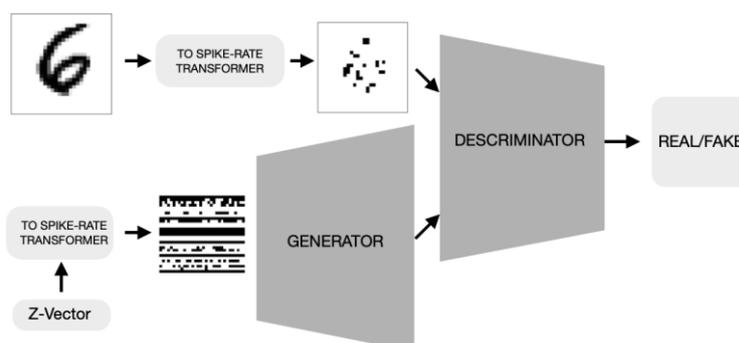


Рис. 1. Диаграмма обучения генеративной состязательной импульсной сети

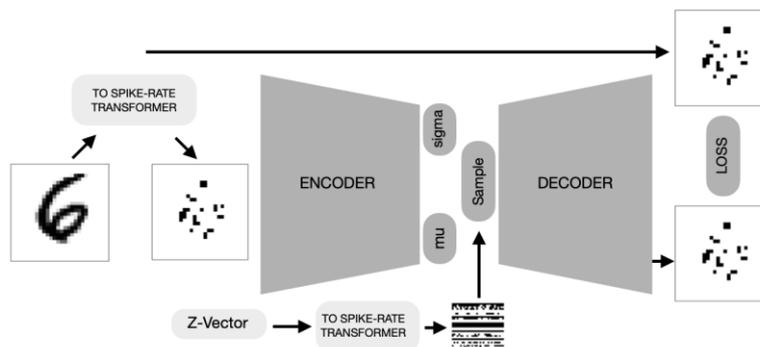


Рис. 2. Диаграмма обучения импульсного вариационного автокодировщика

свёрточные ИмНС с помощью локальных правил без использования обратного распространения ошибки.

При выполнении работы были выделены особенности построения генеративных импульсных сетей, позволившие объединить распространенные архитектурные подходы и различные реализации активационных слоев импульсных нейронов.

3. ВЫВОДЫ

Наиболее существенным преимуществом ИмНС является их низкое энергопотребление, обусловленное тем, что энергия для них требуется только в момент создания импульса.

Реализация генеративно-состязательных сетей и вариационных автокодировщиков на базе ИмНС позволит объединить большие возможности указанных подходов и преимущества импульсных сетей.

БЛАГОДАРНОСТИ

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ (проект № 20-07-00974).

ЛИТЕРАТУРА

- [1]. Ng, A.Y. On discriminative vs. generative classifiers: A comparison of logistic regression and naive Bayes / A.Y. Ng, M.I. Jordan // Advances in neural information processing systems – 2002.
- [2]. Jumper, J. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold / J. Jumper, R. Evans, A. Pritzel, T. Green, M. Figurnov, O. Ronneberger, K. Tunyasuvunakool, R. Bates, A. Židek, A. Potapenko, A. Bridgland // Nature. – 2021. – Vol. 596(7873). – P.583–589.
- [3]. Roy, K. Towards spike-based machine intelligence with neuromorphic computing / K. Roy, A. Jaiswal, P. Panda // Nature – 2019. – Vol. 575 (7784). – P. 607–617.
- [4]. Goodfellow, I. Generative adversarial networks / I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio // Communications of the ACM, – 2020. – Vol. 63(11). – P.139–144.
- [5]. Kingma, D.P. Auto-encoding variational Bayes / D.P. Kingma, M. Welling // Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Representations (ICLR 2014) – 2014.
- [6]. Rueckauer, B. Conversion of continuous-valued deep networks to efficient event-driven networks for image classification / B. Rueckauer, Y. Hu, I.A. Lungu, M. Pfeiffer, S.-C. Liu // Front. Neurosci. – 2017. – Vol. 11. – P. 682.
- [7]. Eshraghian, J.K. Training spiking neural networks using lessons from deep learning / J.K. Eshraghian, M. Ward, E. Nefci, X. Wang, G. Lenz, G. Dwivedi, M. Bennamoun, D.S. Jeong, W.D. Lu // arXiv preprint arXiv:2109.12894.
- [8]. Mozafari, M. Spyketch: Efficient simulation of convolutional spiking neural networks with at most one spike per neuron / M. Mozafari, M. Ganjtabesh, A. Nowzari-Dalini, T. Masquelier // Frontiers in Neuroscience. – 2019. – Vol. 13. – P. 625.