

Оценка переобучения в байесовских нейронных сетях

Научный руководитель – Булинский Александр Вадимович

Кондаурова Ксения Сергеевна

Студент (специалист)

Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова,
Механико-математический факультет, Кафедра теории вероятностей, Москва, Россия
E-mail: kseniia.kondaurova@math.msu.ru

Рассматривается важное направление в теории машинного обучения, позволяющее связать поиск минимального достаточного представления исходных данных с некоторой задачей оптимизации. Нас интересует байесовская модель нейронной сети, см., напр., [1], а также методы глубокого машинного обучения, см., напр., [2]. Непосредственно обучение нейронной сети заключается в подборе наилучшего набора параметров данной модели машинного обучения, которые принято называть весами. Стандартным подходом к решению исследуемой задачи является минимизация кросс-энтропийной функции потерь. Минимизацию эмпирического риска следует применять с известной долей осторожности. Если минимум функционала достигается на некотором алгоритме, то это ещё не гарантирует, что алгоритм будет хорошо работать на произвольной контрольной выборке. Когда качество работы алгоритма на новых объектах, не вошедших в состав обучения, оказывается существенно хуже, чем на обучающей выборке, говорят об эффекте переобучения. При решении практических задач с этим явлением приходится сталкиваться очень часто. Однако определенное разложение кросс-энтропийной функции потерь привело к появлению нового способа контроля переобучения, см., напр., [3,4]. При этом ключевую роль играет поведение оценок взаимной информации, содержащейся в весах нейронной сети и обучающих данных. Применяя подход Донскера – Варадана, автору удалось получить новые результаты, связанные с оценками дивергенции Кульбака – Лейблера, см., напр., [5]. Тем самым дается более полная картина влияния априорного распределения весов на оценку взаимной информации. Теоретические выводы также иллюстрируются с помощью компьютерного моделирования.

Источники и литература

- 1 Magris, M., Iosifidis, A. Bayesian learning for neural networks: an algorithmic survey. *Artif. Intell. Rev.* 2023, 56, 11773–11823.
- 2 Wang H., Yeung D-Y. A survey on Bayesian deep learning. *ACM Computing Surveys.* 2020, 53, 5, Article 108, 1-37.
- 3 Kingma D., Salimans T., Welling M.: Variational dropout and the local reparameterization trick. *Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems*, ser. NIPS'15, 2015, 2575–2583.
- 4 Achille A., Soatto S.: Information dropout: Learning optimal representations through noisy computation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 1-12.
- 5 Bulinski A., Dimitrov D. Statistical Estimation of the Kullback–Leibler Divergence. *Mathematics*, 2021, 9, 544, 1-36.