Извлечение пространственно-временных зависимостей с помощью методов самообучения

Марусов Александр Эдуардович

Acnupahm

Программма вычислительные системы и анализ данных, Сколковский институт науки и технологий, Москва, Россия

E-mail: A.Marusov@skoltech.ru

Научный руководитель — Зайцев Алексей Алексеевич

Модели глубокого обучения состоят из двух частей: кодировщика и решающей головы. Кодировщик формирует сжатое векторное представление исходных данных, подаваемых ему на вход. Решающая голова на основе этого представления формирует предсказание для целевой задачи. При использовании обучения с учителем моделям нужно достаточно большое количество данных с метками. Их получение часто дорого, а иногда и вовсе невоможно в большом объеме. Поэтому активно развиваются методы самообучения, которые обучают кодировщик на неразмеченных данных. В таком случае для решения целевой задачи на небольшом количестве размеченных данных дообучается только решающая голова.

Традиционно методы самообучения делятся на *генеративные* и *дискриминативные*. Среди последних выделяют **контрастивные** подходы, основанные на сближении представлений *положительных* пар, т.е. семантически близких объектов, и отдалении *негативных*. Такой подход позволяет естественным образом предотвратить явление *коллапса*, т.е. ситуации, когда представления для разных объектов полностью одинаковы.

Изначально методы самообучения были разработаны для задач компьютерного зрения [1], но затем эти подходы были расширены и на другие домены [2]. Так для эффективной обработки временных рядов была разработана архитектура TS2Vec [3], использующая в своей основе идею контрастивного обучения на разных временных масштабах. TS2Vec является универсальным подходом для работы с временными рядами, показывая высокое качество на разных наборах данных. Пространственно-временное моделирование является обобщенным вариантом временных рядов, в котором также нужно производить учет пространственных зависимостей. Оценка климатических характеристик в средней и долгосрочной перспективе для заданных регионов[4] является одним из наиболее актуальных при-

меров пространственно-временного моделирования.

В данной работе мы предложили обобщение модели TS2Vec на пространственно-временной случай и применили ее для прогноза засухи в частях выбранного региона на год вперед. Предложенное решение превосходит по качеству базовую модель, взятую из [4], на 40% для всех рассмотренных регионов, выбранных в Индии, США, Казахстана и Восточной Европы.

Литература

- Chen T., Kornblith S., Norouzi M., and Hinton G. A simple framework for contrastive learning of visual representations. In International conference on machine learning, PMLR, 2020, P. 1597–1607.
- 2. Marusov A., and Zaytsev A. Noncontrastive Representation Learning for Intervals From Well Logs. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, Vol.20, P. 1–5.
- 3. Yue Z., Wang Y., Duan J., Yang T., Huang C., Tong Y., and Xu B. Ts2vec: Towards universal representation of time series. In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2022, Vol. 36, No. 8, P. 8980-8987.
- 4. Marusov A., Grabar V., Maximov Y., Sotiriadi N., Bulkin, A., and Zaytsev A. Long-term drought prediction using deep neural networks based on geospatial weather data. Environmental Modelling & Software, 2024, Vol.179, P. 106127.