

Компьютерное моделирование идеального газа, распределение Максвелла, флуктуации.

Н. В. Павличенко, А. С. Подкидышев

Московский физико-технический институт
pavlichenko.nv@phystech.edu podkidishev.as@phystech.edu

22 января 2020 г.

Аннотация

В данной статье рассматривается ...

I. Введение

Линейные методы использовались с самого зарождения таких наук как статистика и машинное обучение. Они действительно хороши с теоретической точки зрения: для них доказано много теорем, найдены доверительные интервалы для отклика в различных моделях и, более того, существует аналитическое решение для нахождения оптимальных параметров алгоритма. Однако они имеют существенные проблемы: они очень плохо работают при нелинейных зависимостях в данных. Собственно, хотелось бы иметь метод, который позволял бы использовать все достоинства линейных моделей и, при этом, который позволял бы приближать и нелинейные зависимости определенных видов. Идея ядерных методов заключается в том, что пространство признаков, в котором зависимость нелинейная, можно отобразить в другое пространство, в котором она уже будет линейной. Это пространство называется спрямляющим. При этом на самом деле, достаточно знать только как выражается скалярное произведение в новом пространстве, что мы и будем называть функцией ядра. Далее рассмотрим теоретический аспект подробнее.

II. Задача линейной классификации

Мы будем рассматривать задачу классификации объектов исходных данных. Каждый объект будет отнесён в класс 1 или 2 в зависимости от своих свойств, что очевидно мотивировано в задачах машинного обучения. Более конкретно, для заданного набора $\{x\}_{i=1}^n \subset X$ мы хотим построить классификатор

$$a : X \rightarrow \{0, 1\}.$$

Понятно, что для реальных задач оправдано только $X = \mathbb{R}^n$, то есть классифицировать мы будем численные объекты с некоторым множеством признаков.

III. Метод опорных векторов

IV. Заключение

В данной работе мы рассмотрели задачи классификации и регрессии в машинном обучении. Рассмотрели метод опорных векторов как их возможное решение, поставили задачу оптимизации и предложили алгоритм ее решения для обучения метода. Результаты показали, что метод применим для получения хорошего качества как на синтетических данных, так и на реальных. Кроме того, идеи перевода

признаков в спрямляющее пространство применимы не только для линейных алгоритмов, но и для более сложных моделей.

Список литературы

- [Shawe-Taylor, J., Cristianini, N., 2004]
Shawe-Taylor, J., Cristianini, N. (2004).
Kernel Methods for Pattern Analysis.
Cambridge University Press
- [S. Boyd, L. Vandenberghe, 2009] S. Boyd,
L. Vandenberghe (2009). Convex
Optimization. Cambridge University Press