Метрический анализ пространства параметров глубоких нейросетей.

A Preprint

Эрнест Р. Насыров
nasyrov.rr@phystech.edu

28 февраля 2023 г.

Abstract

Исследуется проблема снижения размерности пространства параметров модели машинного обучения. Решается задача восстановления временного ряда. Для восстановления используются авторегресионные модели: линейные, автоенкодеры, реккурентные сети - с непрерывным и дискретным временем. Проводится метрический анализ пространства параметров модели. Предполагается, что отдельные параметры модели, случайные величины, собираются в векторы, многомерные случайные величины, анализ взаимного расположения которых в пространстве и представляет предмет исследования нашей работы. Этот анализ снижает число параметров модели, оценивает значимости параметров, отбирая их. Для определения положения вектора параметров в пространстве оцениваются его матожидание и матрица ковариации с помощью методов бутстрэпа и вариационного вывода. Эксперименты проводятся на задачах восстановления синтетических временных рядов, квазипериодических показаний акселерометра, периодических видеоданных. Для восстановления применяются модели SSA, RNN, VAE, Neural ODE.

1 Introduction

Высокоразмерные данные избыточны, что представляет сложность для их эффективной обработки и использования. В работе решается задача снижения размерности признакового описания объекта. Ее базовый принцип состоит в том, чтобы отобразить высокоразмерное признаковое пространство в низкоразмерное, сохраняя важную информацию о данных [Jia et al., 2022].

На текущий момент известно много методов снижения размерности данных. В работе [Örnek and Vural, 2019] снижения размерности достигается за счет построения дифференцируемой функции эмбеддинга в низкоразмерное представление, а в [Cunningham and Yu, 2014] обсуждаюся линейные методы. В работе [Isachenko and Strijov, 2022] задача снижения размерности решается для предсказания движения конечностей человека по электрокортикограмме с использованием метода QPFS, учитывающем мультикоррелированность и входных, и целевых признаков.

Наряду с задачей снижения размерности входных данных стоит задача выбора оптимальной структуры модели. В случае оптимизации структуры нейросети, большое внимание уделено изучению признакового пространства модели. В работах [Hassibi et al., 1993] и [Dong et al., 2017] применяется метод OBS (Optimal Brain Surgeon), состоящий в удалении весов сети с сохранением ее качества аппроксимации, причем выбор удаляемых весов производится с помощью вычисления гессиана функции ошибки по весам.

В статье [Грабовой et al., 2019] приводится метод первого порядка, решающий задачу удаления весов, основанный на нахождении дисперсии градиента функции ошибки по параметру и анализе ковариационной матрицы параметров, а в статье [Грабовой et al., 2020] нерелевантные веса не удаляют, а прекращают их обучение.

Приведенные выше задачи понижения размерности данных и выбора оптимальной структуры нейросети основаны на исследовании пространства входных данных и пространства признаков соответственно. На взгляд авторов статьи, существенный недостаткок предыдущих работ состоит в том, что в них анализируются отдельные параметры (скаляры) моделей и их взаимозависимость. Тем самым не учитывается, что на входные данные действуют вектора параметров посредством скалярных произведений, то есть упускается из виду простая структура преобразования.

В данной работе мы решаем задачу восстановления временного ряда, в рамках которой занимаемся проблемой снижения пространства параметров модели, основанном на анализе сопряженного пространства ко входному, которое связывает входное пространство и пространство параметров.

Наше исследование в большой степени полагается на простоту устройства глубоких нейросетей, которые являются композицией линейных и простых нелинейных функций (функций активации). Составной блок нейросети описан формой: $y = \sigma(\mathsf{W}x), y \in \mathbb{R}^m, x \in \mathbb{R}^n, \mathsf{W} \in \mathbb{R}^{m\times n}, \sigma : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$. Раньше элементы W_{ij} исследовались по-отдельности, как скаляры. Авторы работы предлагают изучать их как векторы-строки $\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_m : \mathsf{W} = \begin{pmatrix} \mathbf{w}_1^\mathsf{T} \\ \dots \\ \mathbf{w}_m^\mathsf{T} \end{pmatrix}$. В нейросети эти строки обычно называются нейронами. В SSA $\sigma = Id$, а матрица $\mathsf{W} = \mathsf{W}_k$ это приближение истинной матрицы фазовых траекторий X (матрицы Ганкеля) суммой k элементарных матриц.

Пусть $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_N]^\mathsf{T}, x_i \in \mathbb{R}$ - временной ряд, $1 \le n \le N$ - ширина окна. Точка $\mathbf{x}_t = [x_t, \dots, x_{t+n-1}]^\mathsf{T}$ является точкой фазовой траектории временного ряда в траекторном пространстве $\mathbb{H}_\mathbf{x} \subset \mathbb{R}^n$.

Предполагается, что каждая точка фазовой траектории распределена нормально вокруг своего матожидания. Тогда и временной ряд является случайным, поэтому результат обучения модели на нем, то есть параметры обученной модели, будут случайными.

В работе исследуется положение случайных векторов параметров модели $\mathbf{w}_i$ в метрическом пространстве. С помощью методов бутстрэпа и вариационного вывода [Hastie et al., 2009] оцениваются их матожидания $\mathbf{e}_i = E(\mathbf{w}_i)$ и ковариационные матрицы $D(\mathbf{w}_i) = \mathbf{A}_i^{-1}$. Мы работаем в гипотезе, что эти векторы $\mathbf{w}_i$ распределены нормально, таким образом пара $(\mathbf{e}_i, \mathbf{A}_i^{-1})$ полностью описывает вероятностное распределение вектора $\mathbf{w}_i$.

В качестве графического анализа пространства изображаются положения этих векторов как смеси гауссианов 1. На рисунке изображены плотности функции распределения трех гауссовских векторов (вертикальная ось) в зависимости от их положения на плоскости. В каждой точке плотность равна сумме плотностей трех распределений, отнормированная таким образом, чтобы площадь под графиком равнялась 1. Центрам 'куполов' соответствуют матожидания векторов, а их форма определяется матрицей ковариации. Таким образом, чем ниже и шире 'купол', тем больше дисперсия и наоборот.

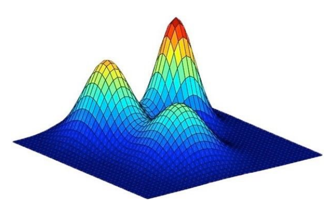

Рис. 1: Смесь гауссианов трех 2-х мерных векторов.

Также изображается 95% доверительная область каждого вектора 2. На картинке изображены эллипсы, соответствующие доверительным областям для гауссовских векторов в 3-х мерном пространстве. Чем больше ширина эллипса вдоль направления, тем больше дисперсия вектора по этому направлению.

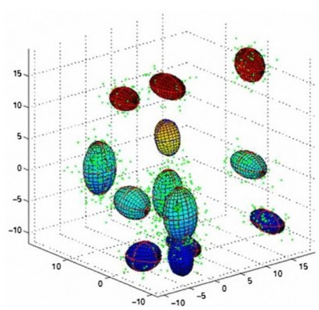

Рис. 2: Доверительные области 3-х мерных векторов.

Уменьшение размерности достигается за счет метрического анализа пространства векторов-параметров путем отбора релевантных строк (с малой дисперсией), замены мультикоррелирующих строк на их линейную композицию с помощью обобщения алгоритма QPFS, изучения структуры сообществ строк.

В качестве базовых моделей используются SSA ([Golyandina et al., 2001]), нелинейный PCA, RNN ([Bronstein et al., 2021]), VAE ([Kingma et al., 2019]) и Neural ODE ([Chen et al., 2018]).

Задача восстановления временного ряда решается на синтетических данных зашумленного sin, данных показания акселерометра в датасете MotionSense3 [Malekzadeh et al., 2018], периодичных видеоданных.

Список литературы

Weikuan Jia, Meili Sun, Jian Lian, and Sujuan Hou. Feature dimensionality reduction: a review. Complex & Intelligent Systems, 8(3):2663–2693, 2022.

Cem Örnek and Elif Vural. Nonlinear supervised dimensionality reduction via smooth regular embeddings. Pattern Recognition, 87:55–66, 2019.

John P Cunningham and Byron M Yu. Dimensionality reduction for large-scale neural recordings. Nature neuroscience, 17(11):1500–1509, 2014.

RV Isachenko and VV Strijov. Quadratic programming feature selection for multicorrelated signal decoding with partial least squares. Expert Systems with Applications, 207:117967, 2022.

Babak Hassibi, David G Stork, and Gregory J Wolff. Optimal brain surgeon and general network pruning. In IEEE international conference on neural networks, pages 293–299. IEEE, 1993.

Xin Dong, Shangyu Chen, and Sinno Pan. Learning to prune deep neural networks via layer-wise optimal brain surgeon. Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 2017.

Андрей Валериевич Грабовой, Олег Юрьевич Бахтеев, and Вадим Викторович Стрижов. Определение релевантности параметров нейросети. Информатика и её применения, 13(2):62–70, 2019.

Андрей Валериевич Грабовой, Олег Юрьевич Бахтеев, and Вадим Викторович Стрижов. Введение отношения порядка на множестве параметров аппроксимирующих моделей. Информатика и её применения, 14(2):58–65, 2020.

Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome H Friedman, and Jerome H Friedman. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction, volume 2. Springer, 2009.

Nina Golyandina, Vladimir Nekrutkin, and Anatoly A Zhigljavsky. Analysis of time series structure: SSA and related techniques. CRC press, 2001.

Michael M Bronstein, Joan Bruna, Taco Cohen, and Petar Veličković. Geometric deep learning: Grids, groups, graphs, geodesics, and gauges. arXiv preprint arXiv:2104.13478, pages 89–95, 2021.

Diederik P Kingma, Max Welling, et al. An introduction to variational autoencoders. Foundations and Trends® in Machine Learning, 12(4):307–392, 2019.

Ricky TQ Chen, Yulia Rubanova, Jesse Bettencourt, and David K Duvenaud. Neural ordinary differential equations. Advances in neural information processing systems, 31, 2018.

Mohammad Malekzadeh, Richard G Clegg, Andrea Cavallaro, and Hamed Haddadi. Protecting sensory data against sensitive inferences. In Proceedings of the 1st Workshop on Privacy by Design in Distributed Systems, pages 1–6, 2018.