

Нейросетевой подход к поиску циркулянтных предобуславливателей для систем с теплицевыми матрицами

Осень 2024

Содержание

| | | |
|---|-----------------------|---|
| 1 | Постановка задачи | 1 |
| 2 | Подбор функционала | 1 |
| 3 | Преобразование Фурье? | 2 |

1 Постановка задачи

Имеется СЛАУ с теплицевой (пока симметричной матрицей):

$$\mathbf{T}\mathbf{x} = \mathbf{f},$$

Требуется найти *удачный* правый циркулянтный предобуславливатель \mathbf{S}^{-1} . Под удачным понимается предобуславливатель, ускоряющий сходимость итерационных методов, например, GMRES.

2 Подбор функционала

Для начала мы хотим определить функционал / функционалы, которые будем использоваться для обучения сети. Архитектуру пока отодвигаем в сторону, будем учить многослойный персептрон, который гарантированно «выучит все».

Существует несколько общих мотиваций, из которых можно строить функционалы:

- На скорость сходимости в итерационных методах влияет спектр матрицы $\mathbf{I} - \mathbf{T}\mathbf{C}^{-1}$
 - Зажимаем его в ноль равномерно, оптимизируем нормы: спектральный радиус, вторая норма (∞ -норма вектора сингулярных чисел), норма Фробениуса (2-норма вектора сингулярных чисел).
 - На самом деле мы не против небольшого количества выборок среди собственных значений, то есть нас интересует (устраивает) малость спектра матрицы $\mathbf{I} - \mathbf{T}\mathbf{C}^{-1} - \mathbf{R}$, где \mathbf{R} – матрица малого ранга. В этом случае подходит ядерная норма (1-норма вектора сингулярных чисел), но она дорогая для вычисления. Звучит, как будто ее можно использовать как регуляризатор, но не на постоянной основе, а каждый батч / матрицу с вероятностью p штрафовать за нее.
- Можно учиться на быструю разрешимость конкретным методом, например, GMRES'ом. В этом подходе видятся несколько проблем:
 - Что считать функцией потерь? Невязку на n -ом шаге? Число итераций до сходимости? Штрафовать за число итераций или за распределение числа итераций?
 - Кажется, что учить «с нуля» такую сеть будет сложно, поскольку понятие «хороший спектр» для сходимости GMRES немного размыто, мы скорее можем указать конкретные случаи, когда мы знаем, что сходимость должна быть быстрой, но есть ощущение (возможно, с подтверждением из линала), что в начале обучения сеть будет много «путаться» и в итоге медленно учиться, возможно, можно выделить несколько «голов» сети и надеяться, что каждая выучит свою зависимость.

3 Преобразование Фурье?

Мы знаем, что существует связь между спектром теплицевой матрицы \mathbf{T} и частичной суммой ряда Фурье. Отсюда кажется, что вход нейронной сети есть гармоники. Отсюда возникает интересная связь: если учить персептрон на гармониках, это будет «соответствовать» обучению сверточной сети во временной области, так как

$$\mathcal{F}^{-1}(\hat{\mathbf{W}}\hat{\mathbf{x}}) = \mathcal{F}^{-1}(\hat{\mathbf{W}}) * \mathcal{F}^{-1}(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{W} * \mathbf{x} = \int \mathbf{W}(t - \tau)\mathbf{x}(\tau)d\tau$$

То есть на уровне махания руками учить:

$$\mathbf{T} \rightarrow \text{Perceptron}(\boldsymbol{\Theta}) \rightarrow \mathbf{C}^{-1}$$

Равносильно тому, что учить

$$\mathbf{T} \rightarrow \mathcal{F}^{-1} \rightarrow \text{CNN}(\boldsymbol{\Theta}) \rightarrow \mathcal{F} \rightarrow \mathbf{C}^{-1}$$

Равносильно с точки зрения выразительной способности, но

- сверточные сети можно учить и применять на данных разных размерностей
- сверточные сети могут дать тот же скор при меньшем числе параметров