

# Курсовая работа

Кузнецов М.А.

24 мая 2012

# Вводный слайд

Тензоры широко используются в

- физике,
- дифференциальной геометрии,
- многофакторном анализе,
- психометрике,
- хемометрики.

# Каноническое разложение

## Определение

Тензором  $A$  размерности  $d$  назовем многомерный массив, элементы которого  $A(i_1, i_2, \dots, i_d)$  имеют  $d$  индексов.

$1 \leq i_k \leq n_k$ ;  $n_k$  называются модовыми размерами (размерами мод)

## Определение

Каноническим разложением многомерного массива (*тензора*) называется представление вида

$$A(i_1, i_2, \dots, i_d) = \sum_{\alpha=1}^r U_1(i_1, \alpha) U_2(i_2, \alpha) \dots U_d(i_d, \alpha), \quad (1)$$

где  $U_k$  называются *факторами* канонического разложения, а  $r$  — каноническим рангом.

# Мотивировка

Конечная цель: задача об интерполяции многомерных данных  
Есть набор точек  $(x_i, y_i)$ ;  $x_i = \{x_1, \dots, x_d\}$   $y_i = f(x_i)$  и нужно  
построить интерполяцию функции  $f(x)$

# Цель курсовой работы

Целью курсовой работы является изучение метода переменных направлений для канонической аппроксимации тензора, и написание его эффективной реализации. К программе предъявляются следующие требования:

- 1 Она должна работать для любой размерности тензора.
- 2 Реализация на Python

# Простейший функционал

Пусть задан тензор  $A$  с элементами  $A_{i_1 \dots i_d}$ . Задача состоит в том, чтобы найти его каноническое приближение, а именно найти такие матрицы  $U_1, \dots, U_d$

$$A_{i_1, \dots, i_d} \approx \sum_{\alpha=1}^r U_1(i_1, \alpha) U_2(i_2, \alpha) \dots U_d(i_d, \alpha). \quad (2)$$

Математическая постановка задачи состоит в том, чтобы решить задачу (2) в смысле наименьших квадратов

$$F = \sum_{i,j,k=1} (A_{ijk} - \sum_{\alpha=1}^r U_{i\alpha} V_{j\alpha} W_{k\alpha})^2.$$

# Метод ALS: идея

Основная идея алгоритма, состоит в том, чтобы фиксировать все факторы, кроме одного, канонического разложения и искать минимум функционала

$$F = \sum_{i,j,k=1} (A_{ijk} - \sum_{\alpha=1}^r U_{i\alpha} V_{j\alpha} W_{k\alpha})^2.$$

только по нему. Путем циклических перестановок, используя уже полученные факторы, строятся последующие, до тех пор, пока не будет достигнута требуемая точность аппроксимации или, пока не сработают другие критерии остановки алгоритма

# Формулы метода ALS

Найдем частную производную функционала  $F$  по  $U_{i\hat{\alpha}}$  и приравняем ее к 0:

$$\frac{\partial F}{\partial U_{i\hat{\alpha}}} = 2 \left( \sum_{i,j,k} (A_{ijk} - \sum_{\alpha} U_{i\alpha} V_{j\alpha} W_{k\alpha}) \right) \left( - \sum_{\check{\alpha}} (V_{j\check{\alpha}} W_{k\check{\alpha}}) \frac{\partial U_{i\check{\alpha}}}{\partial U_{i\hat{\alpha}}} \right) = 0;$$

$$\frac{\partial U_{i\check{\alpha}}}{\partial U_{i\hat{\alpha}}} = \delta_{i,\hat{i}} \delta_{\check{\alpha}\hat{\alpha}};$$

Окончательно, получаем следующие соотношения:

$$\sum_{j,k} A_{ijk} V_{j\hat{\alpha}} W_{k\hat{\alpha}} = \sum_{j,k,\alpha} U_{i\alpha} V_{j\alpha} W_{k\alpha} V_{j\hat{\alpha}} W_{k,\hat{\alpha}},$$



# Формулы ALS

Обозначим через  $M_{\alpha\hat{\alpha}}$  матрицу с элементами

$$M_{\alpha,\hat{\alpha}} = \left( \sum_j V_{j,\alpha} V_{j,\hat{\alpha}} \right) \left( \sum_k W_{k\alpha} W_{k\hat{\alpha}} \right); \quad (3)$$

тогда

$$\sum_{\alpha} U_{i,\alpha} M_{\alpha,\hat{\alpha}} = \sum_{j,k} A_{i,j,k} V_{j,\hat{\alpha}} W_{k,\hat{\alpha}}; \quad (4)$$

Через  $F_{i,\hat{\alpha}}$  обозначим правую часть. Тогда, имеем

$$\sum_{\alpha} U_{i\alpha} M_{\alpha\hat{\alpha}} = F_{i\hat{\alpha}}. \quad (5)$$

## В виде системы

или в виде системы линейных уравнений

$$UM = F. \quad (6)$$

где  $M \in \mathbb{R}^{r \times r}$ .

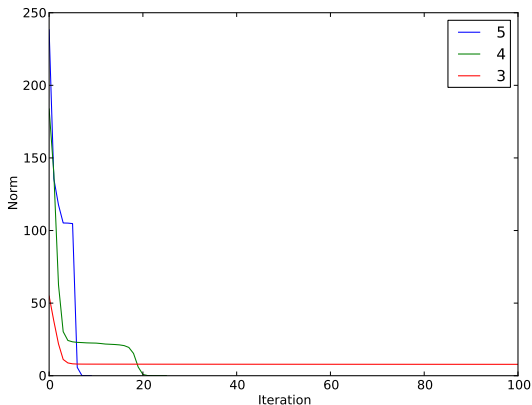
# Реализация на Python

Поставленная задача реализации алгоритма ALS на Python предполагает:

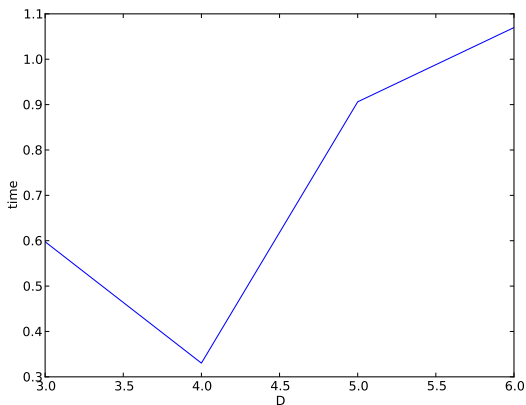
- Реализацию алгоритма в виде единой процедуры для любой размерности
- Реализацию функций вычисления правой и левой частей системы (6), используя математические ухищрения и возможности Python, для того чтобы обойти проблему неопределенной размерности, так как предыдущий пункт эту проблему ставит.
- Ограничение инструментария стандартными функциями библиотек (довольно богатых), чтобы избежать потерь в скорости, так как Python интерпретируемый скриптовый язык.

# Численные эксперименты

## Поведение невязки при разных размерностях тензора

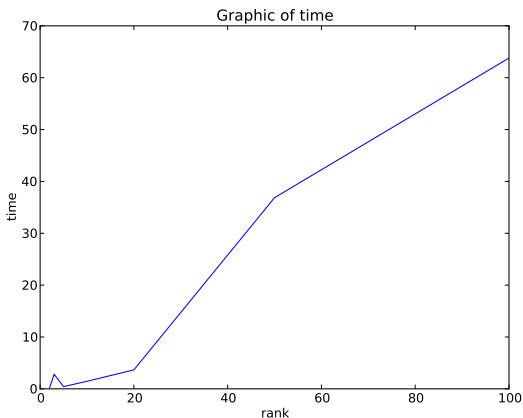


## Зависимость времени выполнения программы от размерностей тензора

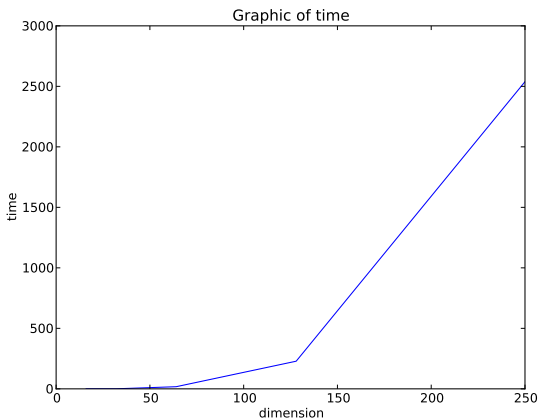


# Численные эксперименты2

Зависимость времени выполнения программы от различных рангов



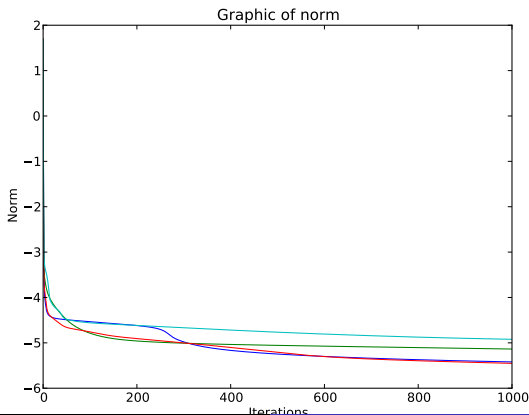
## Зависимость времени выполнения программы от различных размеров мод



# Численные эксперименты3

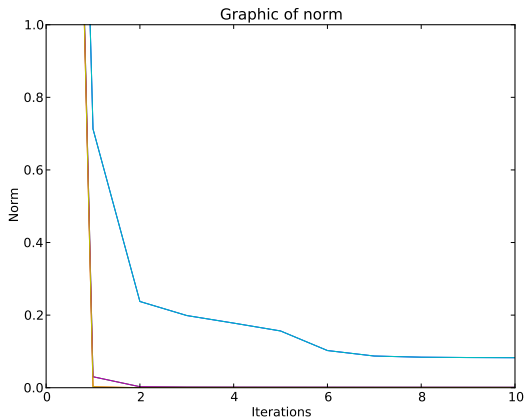
$$A[i, j, k] = \frac{1}{i + j + k + 1}, i, j, k = 1, 2, \dots, n - 1$$

Поведение невязки с разных стартов



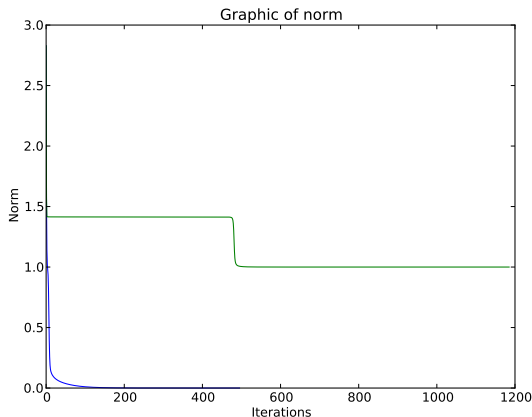


## Поведение невязки при изменении ранга 5,20,37



# Тензор матричного умножения

Поведение невязки тензора матричного умножения при ранге 7  
и 6



# Выводы и планы

В ходе выполнения работы была получена реализация алгоритма ALS, удовлетворяющая требованиям:

- 1 Независимости от размерности тензора
- 2 Реализации с помощью библиотек и стандартных средств языка Python

Результаты расчетов по реализации программы на Python согласуются с известными результатами.

В дальнейшем полученный опыт планируется распространить на другие форматы и функционалы: TT (TensorTrain) и на задачу интерполяции многомерных функций