

Block-Term Decomposition

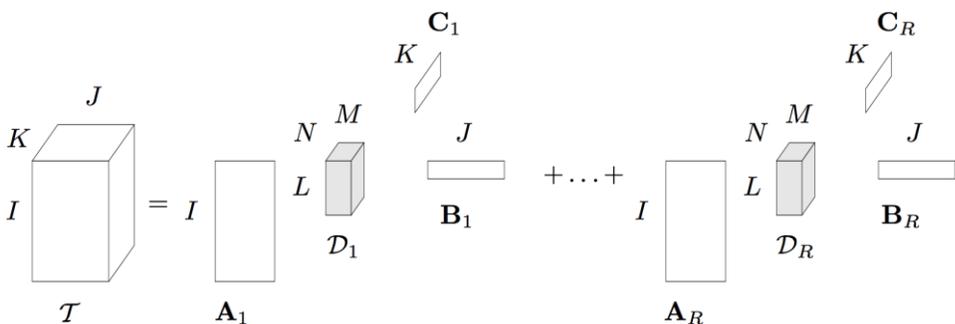
Made by: @BuG_17



BTD概述

2008年Lieven De Lathauwer等人提出了Block Term Decomposition (BTD), 这种张量分解在一些论文中也被称为Block Component Decomposition (BCD)。

BTD (Block-Term Decomposition) 是一种将N阶张量分解为R个成员张量形式的分解, 一个 $rank - (L_r, M_r, N_r)$ 的分解如下:



采用数学表达式写为:

$$\mathcal{T} = \sum_{r=1}^R \mathcal{D}_r \times_1 \mathbf{A}_r \times_2 \mathbf{B}_r \times_3 \mathbf{C}_r$$

其中, \mathcal{D}_r 是一个 $rank - (L_r, M_r, N_r)$ 的张量, $\mathbf{A}_r \in \mathbb{R}^{I \times L}$ 是一个秩为I的矩阵。

显然, BTD可以看作Tucker分解和CP分解的结合形式。

当 $R = 1$ 时, 成员张量只有一个, 此时这个分解就是 $rank - (L, M, N)$ 的Tucker分解。

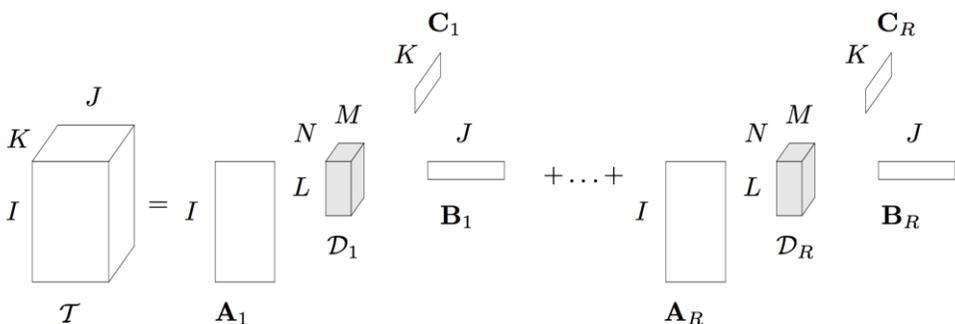
而当每一个成员张量都是秩1张量($rank - 1$ 分解)时, BTD退化为CP分解, 即将一个张量分解为R个秩1张量。

这说明了BTD具有很强的泛化能力。

BTD概述

BTD (Block-Term Decomposition)

是一种将 N 阶张量分解为 R 个成员张量形式的分解, 一个 $\text{rank} - (L_r, M_r, N_r)$ 的分解如下:



采用数学表达式写为:

$$\mathcal{T} = \sum_{r=1}^R \mathcal{D}_r \times_1 \mathbf{A}_r \times_2 \mathbf{B}_r \times_3 \mathbf{C}_r$$

其中, \mathcal{D}_r 是一个 $\text{rank} - (L_r, M_r, N_r)$ 的张量, $\mathbf{A}_r \in \mathbb{R}^{I \times L}$ 是一个秩为 I 的矩阵。

对于矩阵, 列秩和行秩是相等的。而且, 它们等于矩阵可以分解的秩1项的最小个数。这是矩阵可以通过在列空间和行空间中的基变换对角化的结果。

另一方面, 张量通常不能通过模1、模2和模3向量空间中的基变换来对角化。这就导致了mode-n rank三元组和张量rank的区别。有趣的是, 高阶张量的“秩”实际上是两个方面的结合: 应该指定块的数量, 以及它们的大小。

特殊的BTD

前文已经介绍，CP分解和Tucker分解是BTD的两种特殊形式。下面从几种特殊的BTD详细介绍Block Term Decomposition.

仍以三阶张量 $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$ 为例，定义：

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_R]$$

$$\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_R]$$

$$\mathbf{C} = [\mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_R]$$

- $rank - (L_r, L_r, 1)$ 分解

当每个成员张量退化为 $L_r \times L_r$ 矩阵时，可以得到 $rank - (L_r, L_r, 1)$ 分解，即：

DEFINITION 2.2. A decomposition of a tensor $\mathcal{T} \in \mathbb{K}^{I \times J \times K}$ in a sum of $rank - (L_r, L_r, 1)$ terms, $1 \leq r \leq R$, is a decomposition of \mathcal{T} of the form

$$(2.2) \quad \mathcal{T} = \sum_{r=1}^R \mathbf{E}_r \circ \mathbf{c}_r,$$

in which the $(I \times J)$ matrix \mathbf{E}_r is $rank - L_r$, $1 \leq r \leq R$.

将 \mathbf{E}_r 分解为 $\mathbf{A}_r \cdot \mathbf{B}_r^T$ 的形式，其中， $\mathbf{A}_r \in \mathbb{K}^{I \times L_r}$ ， $\mathbf{B}_r \in \mathbb{K}^{J \times L_r}$ ，都是秩为 L_r 的矩阵， $r = 1, \dots, R$ 。则将分解写为：

$$\mathcal{T} = \sum_{r=1}^R (\mathbf{A}_r \cdot \mathbf{B}_r^T) \circ \mathbf{c}_r.$$

令：

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_R]$$

$$\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_R]$$

$$\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_R]$$

以张量的矩阵展开形式表示该分解，为：

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_{IJ \times K} &= [(\mathbf{A}_1 \odot_c \mathbf{B}_1) \mathbf{1}_{L_1} \ \dots \ (\mathbf{A}_R \odot_c \mathbf{B}_R) \mathbf{1}_{L_R}] \cdot \mathbf{C}^T, \\ \mathbf{T}_{JK \times I} &= (\mathbf{B} \odot \mathbf{C}) \cdot \mathbf{A}^T, \\ \mathbf{T}_{KI \times J} &= (\mathbf{C} \odot \mathbf{A}) \cdot \mathbf{B}^T. \end{aligned}$$

特殊的BTD

以张量的slices形式表示该分解，为：

$$\mathbf{T}_{J \times K, i} = \mathbf{B} \cdot \text{blockdiag}([\mathbf{A}_1]_{i1} \dots [\mathbf{A}_1]_{iL_1}]^T, \dots, [(\mathbf{A}_R)_{i1} \dots (\mathbf{A}_R)_{iL_R}]^T \cdot \mathbf{C}^T, \quad i = 1, \dots, I, \quad (2.7)$$

$$\mathbf{T}_{K \times I, j} = \mathbf{C} \cdot \text{blockdiag}([\mathbf{B}_1]_{j1} \dots [\mathbf{B}_1]_{jL_1}], \dots, [(\mathbf{B}_R)_{j1} \dots (\mathbf{B}_R)_{jL_R}] \cdot \mathbf{A}^T, \quad j = 1, \dots, J, \quad (2.8)$$

$$\mathbf{T}_{I \times J, k} = \mathbf{A} \cdot \text{blockdiag}(c_{k1} \mathbf{I}_{L_1 \times L_1}, \dots, c_{kR} \mathbf{I}_{L_R \times L_R}) \cdot \mathbf{B}^T, \quad k = 1, \dots, K. \quad (2.9)$$

分解的唯一性 (essentially unique) 可以保证，不考虑下面的不确定因素 (trivial indeterminacies)：

- 这些 $\text{rank} - (L_r, L_r, 1)$ 的块项可以被任意排列；
- 矩阵 \mathbf{A}_r 可以被右乘一个任意非奇异的矩阵 $\mathbf{F}_r \in \mathbf{K}^{L_r \times L_r}$ ，只要保证矩阵 \mathbf{B}_r 同时也被左乘矩阵 \mathbf{F}_r 的逆；
- 同一个 $\text{rank} - (L_r, L_r, 1)$ 块项的因子的系数可以被任意标定，只要保证这些因子的乘积不变。

特殊的BTD

对表达进行如下的规范：对向量 \mathbf{c}_r 扩展（或缩放），使其具有单位长度，对 \mathbf{E}_r 进行奇异值分解，使得： $\mathbf{E}_r = \mathbf{A}_r \cdot \mathbf{D}_r \cdot \mathbf{B}_r^T$ ，其中， \mathbf{D}_r 为对角矩阵，也可以被解释为 $L_r \times L_r \times 1$ 的张量。则分解式就写为了下面的形式：

$$\mathcal{T} = \sum_{r=1}^R \mathbf{D}_r \bullet_1 \mathbf{A}_r \bullet_2 \mathbf{B}_r \bullet_3 \mathbf{c}_r.$$

在表达式中，每一个块项都表示为 HOSVD 的形式，分解如下图所示：

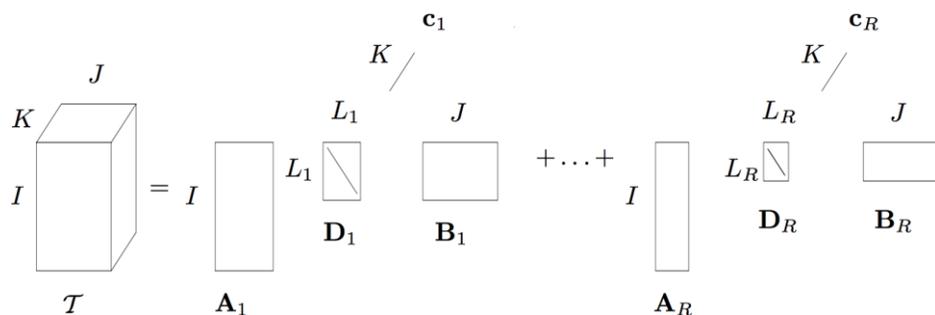
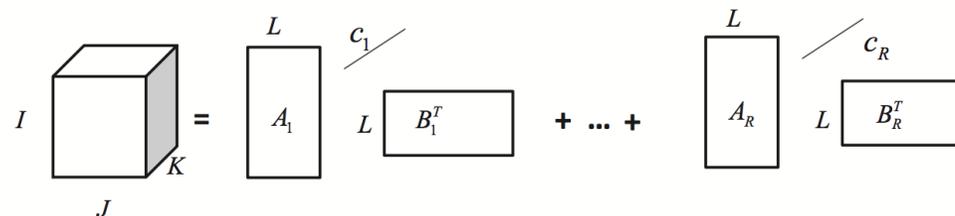


FIG. 2.1. Visualization of the decomposition of a tensor in a sum of rank- $(L_r, L_r, 1)$ terms, $1 \leq r \leq R$.

- rank - $(L, L, 1)$ 分解

当 rank - $(L_r, L_r, 1)$ 分解的每一个 L_r 取值为一一致，即为 L 时，可以得到 rank - $(L, L, 1)$ 分解，即：



DEFINITION 2.1. A decomposition of a tensor $\mathcal{T} \in \mathbb{K}^{I \times J \times K}$ in a sum of rank- $(L, L, 1)$ terms is a decomposition of \mathcal{T} of the form

$$(2.1) \quad \mathcal{T} = \sum_{r=1}^R \mathbf{E}_r \circ \mathbf{c}_r,$$

in which the $(I \times J)$ matrices \mathbf{E}_r are rank- L .

Block Term Decomposition

rank - $(L_r, L_r, 1)$ decomposition.

$$\mathcal{T} = \sum_{r=1}^R \underbrace{(A_r \cdot B_r^T)}_{\text{rank } L_r} \circ C_r$$

or $\sum_{r=1}^R \underbrace{E_r}_{\text{rank } L_r} \circ C_r \rightarrow \text{SVD. } E_r = A_r \cdot D_r \cdot B_r^T$

rank - $(L, L, 1)$ decomposition.

(let $L_r = L$.)

$$\sum_{r=1}^R \underbrace{A_r}_{I \times L_r} \cdot \underbrace{D_r}_{L_r \times L_r} \cdot \underbrace{B_r^T}_{L_r \times J} \circ C_r \quad (K \times 1)$$

D_r : $L_r \times L_r$ matrix

B_r : $J \times L_r$ matrix.

$$\xrightarrow{X_1 A_r (I \times L_r)} \quad \underbrace{D_r X_1 A_r}_{I \times L_r \text{ matrix}} \quad \xrightarrow{X_2 B_r (J \times L_r)} \quad \underbrace{D_r X_1 A_r X_2 B_r}_{I \times J \text{ matrix}}$$

$$\xrightarrow{X_3 C_r (K \times 1)} \quad T_r \cdot (I \times J \times K \text{ tensor})$$

or: $I \times J \times 1$ tensor.
take mode 3 into consideration.

特殊的BTD

- $rank - (L, M, N)$ 分解

将张量 $\mathcal{T} \in \mathbb{K}^{I \times J \times K}$ 表示为一系列 $rank - (L, M, N)$ 张量的和, 即为 $rank - (L, M, N)$ 分解。

DEFINITION 2.3. A decomposition of a tensor $\mathcal{T} \in \mathbb{K}^{I \times J \times K}$ in a sum of $rank - (L, M, N)$ terms is a decomposition of \mathcal{T} of the form

$$(2.11) \quad \mathcal{T} = \sum_{r=1}^R \mathcal{D}_r \bullet_1 \mathbf{A}_r \bullet_2 \mathbf{B}_r \bullet_3 \mathbf{C}_r,$$

in which $\mathcal{D}_r \in \mathbb{K}^{L \times M \times N}$ are full $rank - (L, M, N)$ and in which $\mathbf{A}_r \in \mathbb{K}^{I \times L}$ (with $I \geq L$), $\mathbf{B}_r \in \mathbb{K}^{J \times M}$ (with $J \geq M$), and $\mathbf{C}_r \in \mathbb{K}^{K \times N}$ (with $K \geq N$) are full column rank, $1 \leq r \leq R$.

类似地, 令:

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_R]$$

$$\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_R]$$

$$\mathbf{C} = [\mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_R]$$

以张量的矩阵展开形式表示该分解, 为:

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_{JK \times I} &= (\mathbf{B} \odot \mathbf{C}) \cdot \text{blockdiag}((\mathcal{D}_1)_{MN \times L}, \dots, (\mathcal{D}_R)_{MN \times L}) \cdot \mathbf{A}^T, \\ \mathbf{T}_{KI \times J} &= (\mathbf{C} \odot \mathbf{A}) \cdot \text{blockdiag}((\mathcal{D}_1)_{NL \times M}, \dots, (\mathcal{D}_R)_{NL \times M}) \cdot \mathbf{B}^T, \\ \mathbf{T}_{IJ \times K} &= (\mathbf{A} \odot \mathbf{B}) \cdot \text{blockdiag}((\mathcal{D}_1)_{LM \times N}, \dots, (\mathcal{D}_R)_{LM \times N}) \cdot \mathbf{C}^T. \end{aligned}$$

分解的唯一性 (essentially unique) 可以保证, 不考虑下面的不确定因素 (trivial indeterminacies):

- 这些 $rank - (L, M, N)$ 的块项可以被任意排列;
- 矩阵 \mathbf{A}_r 可以被右乘一个任意非奇异的矩阵 $\mathbf{F}_r \in \mathbb{K}^{L \times L}$, 矩阵 \mathbf{B}_r 可以被右乘一个任意非奇异的矩阵 $\mathbf{G}_r \in \mathbb{K}^{M \times M}$, 矩阵 \mathbf{C}_r 可以被右乘一个任意非奇异的矩阵 $\mathbf{H}_r \in \mathbb{K}^{N \times N}$, 只要保证张量 \mathcal{D}_r 被 $\mathcal{D}_r \times_1 \mathbf{F}_r^{-1} \times_2 \mathbf{G}_r^{-1} \times_3 \mathbf{H}_r^{-1}$ 取代;

特殊的BTD

定义:

$$\mathcal{D} = \text{blockdiag}(\mathcal{D}_1, \dots, \mathcal{D}_R)$$

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_R]$$

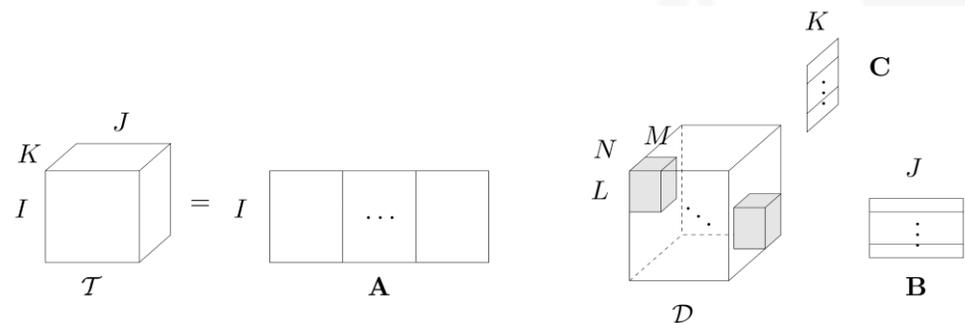
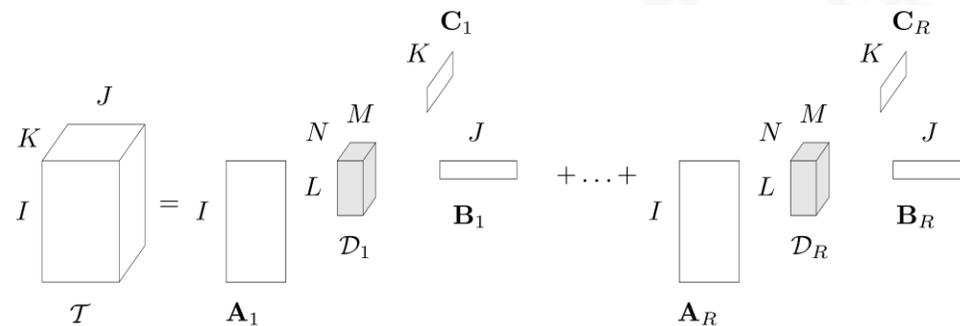
$$\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_R]$$

$$\mathbf{C} = [\mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_R]$$

以HOSVD的方式表示rank - (L, M, N)分

解:

$$\mathcal{T} = \mathcal{D} \bullet_1 \mathbf{A} \bullet_2 \mathbf{B} \bullet_3 \mathbf{C}.$$



rank- (L, M, N) decomposition.

$$T = \sum_{r=1}^R D_r \times_1 A_r \times_2 B_r \times_3 C_r.$$

T $I \times L$ $J \times M$ $K \times N$

core tensor.
 $L \times M \times N$

$D_1, D_2, \dots, D_R \rightarrow$ the same size.

$A_1, A_2, \dots, A_R \rightarrow$ the same size.

$B_1, B_2, \dots, B_R \rightarrow$ the same size.

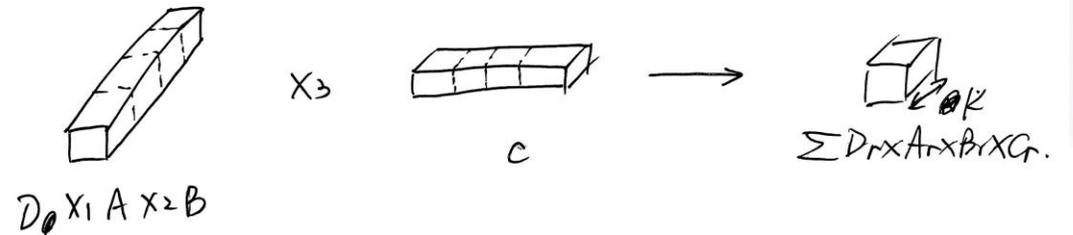
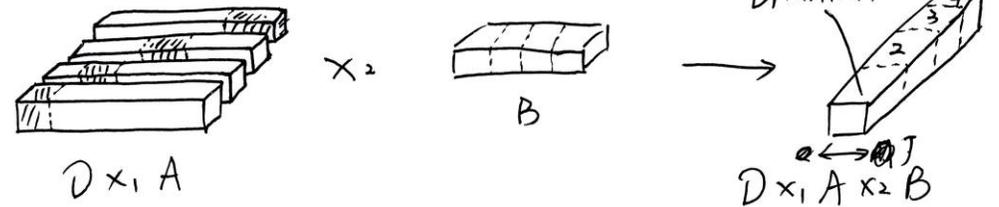
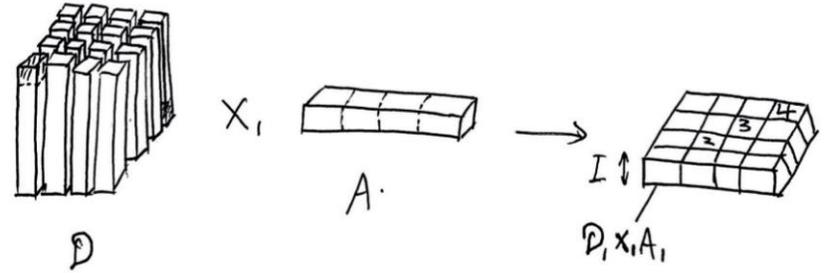
$C_1, C_2, \dots, C_R \rightarrow$ the same size.

define:

$$D = \text{blockdiag}(D_1, D_2, \dots, D_R). \quad R \times R \times R.$$

$$A = [A_1 \dots A_R]. \quad B \dots C \dots$$

$1 \times R.$ $1 \times R$ $1 \times R.$



特殊的BTD

- rank - (L, M, \cdot) 分解

将张量 $\mathcal{T} \in \mathbb{K}^{I \times J \times K}$ 表示为一系列 rank - (L, M, \cdot) 张量的和, 即为 rank - (L, M, \cdot) 分解。

DEFINITION 2.4. A type-2 decomposition of a tensor $\mathcal{T} \in \mathbb{K}^{I \times J \times K}$ in a sum of rank- (L, M, \cdot) terms is a decomposition of \mathcal{T} of the form

$$(2.16) \quad \mathcal{T} = \sum_{r=1}^R C_r \bullet_1 \mathbf{A}_r \bullet_2 \mathbf{B}_r,$$

in which $C_r \in \mathbb{K}^{L \times M \times K}$ (with mode-1 rank equal to L and mode-2 rank equal to M) and in which $\mathbf{A}_r \in \mathbb{K}^{I \times L}$ (with $I \geq L$) and $\mathbf{B}_r \in \mathbb{K}^{J \times M}$ (with $J \geq M$) are full column rank, $1 \leq r \leq R$.

在文献的定义中, 将这种分解描述为一种 type-2分解 (a type-2 decomposition), 这实际上是参考了Tucker-2分解。在上一次汇报中提到过, 这是Tucker分解的一种特例。

Tucker分解有一些重要的特例:

- Tucker2分解: 对于三阶张量, 固定一个因子矩阵为单位阵。例如, 固定 $\mathbf{C} = \mathbf{I}$, 则 Tucker2分解为:

$$\mathbf{X} = \mathcal{G} \times_1 \mathbf{A} \times_2 \mathbf{B} = \llbracket \mathcal{G}; \mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{I} \rrbracket.$$

- Tucker1分解: 进一步, 固定两个因子矩阵为单位阵。例如, 固定 $\mathbf{C} = \mathbf{I}$, $\mathbf{B} = \mathbf{I}$, 则 Tucker1分解为:

$$\mathbf{X} = \mathcal{G} \times_1 \mathbf{A} = \llbracket \mathcal{G}; \mathbf{A}, \mathbf{I}, \mathbf{I} \rrbracket.$$

这与标准的二维PCA (主成分分析) 相同, 因为:

$$\mathbf{X}_{(1)} = \mathbf{A} \mathbf{G}_{(1)}.$$

特殊的BTD

令：

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_R]$$

$$\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_R]$$

以张量的矩阵展开形式表示该分解，为：

$$\mathbf{T}_{IJ \times K} = (\mathbf{A} \odot \mathbf{B}) \cdot \begin{pmatrix} (\mathbf{C}_1)_{(LM \times K)} \\ \vdots \\ (\mathbf{C}_R)_{(LM \times K)} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{T}_{JK \times I} = [(\mathbf{C}_1 \bullet_2 \mathbf{B}_1)_{JK \times L} \dots (\mathbf{C}_R \bullet_2 \mathbf{B}_R)_{JK \times L}] \cdot \mathbf{A}^T,$$

$$\mathbf{T}_{KI \times J} = [(\mathbf{C}_1 \bullet_1 \mathbf{A}_1)_{KI \times M} \dots (\mathbf{C}_R \bullet_1 \mathbf{A}_R)_{KI \times M}] \cdot \mathbf{B}^T.$$

定义： $\mathbf{C} \in \mathbf{K}^{LR \times MR \times K}$ 是一个全零张量，

除了下面这些元素：

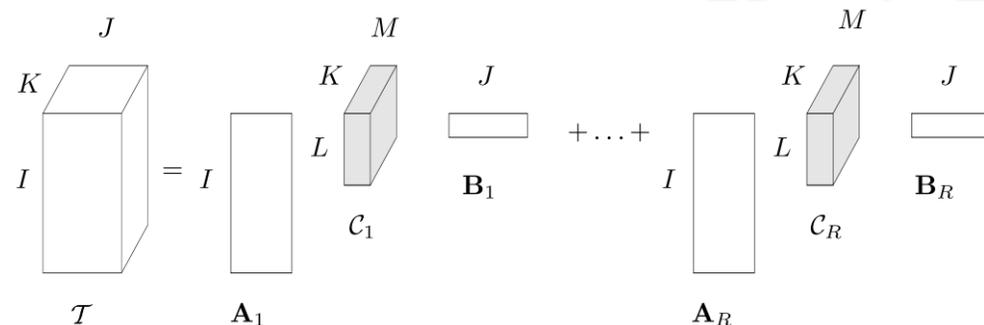
$$(\mathbf{C})_{(r-1)L+l, (r-1)M+m, k} = (\mathbf{C}_r)_{lmk} \quad \forall l, m, k, r.$$

则分解可以被写为：

$$\mathbf{T} = \mathbf{C} \bullet_1 \mathbf{A} \bullet_2 \mathbf{B}.$$

分解的唯一性 (essentially unique) 可以保证，不考虑下面的不确定因素 (trivial indeterminacies)：

- 这些 $rank - (L, M, \cdot)$ 的块项可以被任意排列；
- 矩阵 \mathbf{A}_r 可以被右乘一个任意非奇异的矩阵 $\mathbf{F}_r \in \mathbf{K}^{L \times L}$ ，矩阵 \mathbf{B}_r 可以被右乘一个任意非奇异的矩阵 $\mathbf{G}_r \in \mathbf{K}^{M \times M}$ ，只要保证张量 \mathbf{C}_r 被 $\mathbf{C}_r \times_1 \mathbf{F}_r^{-1} \times_2 \mathbf{G}_r^{-1}$ 取代；



BTD求解

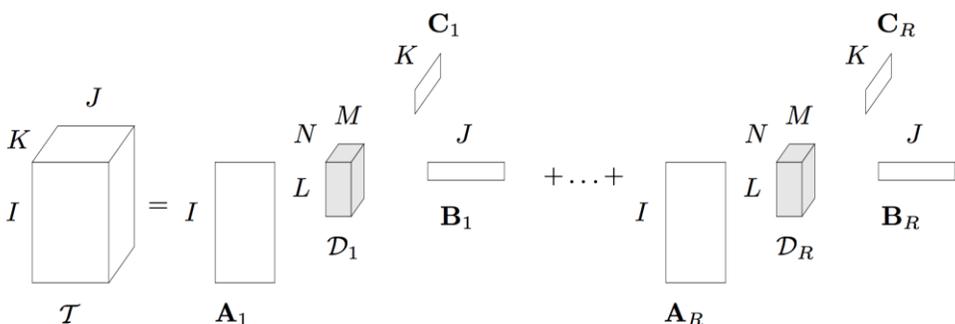
BTD现在的求解算法有很多，比如非线性最小二乘法，交替最小二乘算法（ALS），张量对角算法等，其中交替最小二乘算法形式最为简单。

➤ rank - (L, M, N)分解

以三阶张量 $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$ 为例，定义：

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_R]$$

$$\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_R]$$



将张量写为矩阵的形式，BTD如下表达式：

$$\mathbf{T}_{JK \times L} = (\mathbf{B} \otimes \mathbf{C}) \cdot \text{Blockdiag}(\mathcal{D}_{1(MN \times L)}, \dots, \mathcal{D}_{R(MN \times L)}) \mathbf{A}^T$$

$$\mathbf{T}_{KI \times J} = (\mathbf{C} \otimes \mathbf{A}) \cdot \text{Blockdiag}(\mathcal{D}_{1(NL \times M)}, \dots, \mathcal{D}_{R(NL \times M)}) \mathbf{B}^T$$

$$\mathbf{T}_{IJ \times K} = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) \cdot \text{Blockdiag}(\mathcal{D}_{1(LM \times N)}, \dots, \mathcal{D}_{R(LM \times N)}) \mathbf{C}^T$$

将张量写为矢量的形式，得到如下表达式：

$$\mathbf{t}_{IJK} = (\mathbf{A} \odot \mathbf{B} \odot \mathbf{C}) \cdot \begin{pmatrix} (\mathcal{D}_1)_{LMN} \\ \vdots \\ (\mathcal{D}_R)_{LMN} \end{pmatrix}$$

当更新某一个因子矩阵或者张量的时候，固定其它元素即可进行求解。如当求解 \mathbf{A} 时，固定 \mathcal{D}_r 和 \mathbf{B} 以及 \mathbf{C} ，令：

$$\mathbf{M} = (\mathbf{B} \otimes \mathbf{C}) \cdot \text{Blockdiag}(\mathcal{D}_{1(MN \times L)}, \dots, \mathcal{D}_{R(MN \times L)})$$

因此，得到 \mathbf{A} 的更新规则为：

$$\mathbf{A} = (\mathbf{M}^\dagger \cdot \mathbf{T}_{JK \times L})^T$$

BTD求解

同理可以得到其它矩阵或者张量的更新规则。因此采用ALS算法求解BTD ($rank - (L, M, N)$ 分解) 的步骤如下 (算法中的QR分解是为了防止算法出现数值计算错误) :

-
- Initialize $\mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathcal{D}$
 - Iterate until convergence:

1. Update \mathbf{A} :

$$\tilde{\mathbf{A}} = \left[\text{blockdiag}((\mathcal{D}_1)_{MN \times L}^\dagger, \dots, (\mathcal{D}_R)_{MN \times L}^\dagger) \cdot (\mathbf{B} \odot \mathbf{C})^\dagger \cdot \mathbf{T}_{JK \times I} \right]^T$$

For $r = 1, \dots, R$: QR-factorization: $\tilde{\mathbf{A}}_r = \mathbf{Q}\mathbf{R}, \mathbf{A}_r \leftarrow \mathbf{Q}$

2. Update \mathbf{B} :

$$\tilde{\mathbf{B}} = \left[\text{blockdiag}((\mathcal{D}_1)_{NL \times M}^\dagger, \dots, (\mathcal{D}_R)_{NL \times M}^\dagger) \cdot (\mathbf{C} \odot \mathbf{A})^\dagger \cdot \mathbf{T}_{KI \times J} \right]^T$$

For $r = 1, \dots, R$: QR-factorization: $\tilde{\mathbf{B}}_r = \mathbf{Q}\mathbf{R}, \mathbf{B}_r \leftarrow \mathbf{Q}$

3. Update \mathbf{C} :

$$\tilde{\mathbf{C}} = \left[\text{blockdiag}((\mathcal{D}_1)_{LM \times N}^\dagger, \dots, (\mathcal{D}_R)_{LM \times N}^\dagger) \cdot (\mathbf{A} \odot \mathbf{B})^\dagger \cdot \mathbf{T}_{IJ \times K} \right]^T$$

For $r = 1, \dots, R$: QR-factorization: $\tilde{\mathbf{C}}_r = \mathbf{Q}\mathbf{R}, \mathbf{C}_r \leftarrow \mathbf{Q}$

4. Update \mathcal{D} :

$$\begin{pmatrix} (\mathcal{D}_1)_{LMN} \\ \vdots \\ (\mathcal{D}_R)_{LMN} \end{pmatrix} \leftarrow (\mathbf{A} \odot \mathbf{B} \odot \mathbf{C})^\dagger \cdot \mathbf{t}_{IJK}$$

BTD求解

➤ rank - $(L_r, L_r, 1)$ 分解

$$\mathcal{T} = \sum_{r=1}^R (\mathbf{A}_r \cdot \mathbf{B}_r^T) \circ \mathbf{c}_r$$

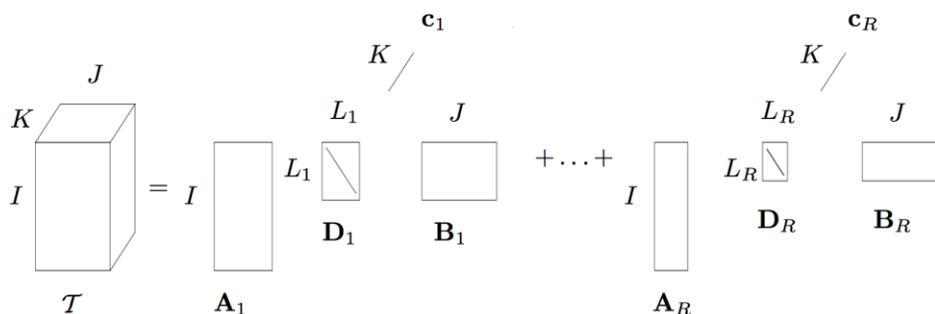
其中, $\mathbf{A}_r \in \mathbb{K}^{I \times L_r}$, $\mathbf{B}_r \in \mathbb{K}^{J \times L_r}$, 都是秩为 L_r 的矩阵, $r = 1, \dots, R$.

以三阶张量 $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$ 为例, 定义:

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_R]$$

$$\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_R]$$

$$\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_R]$$



将张量写为矩阵的形式, 得到如下表达式:

$$\mathbf{T}_{IJ \times K} = [(\mathbf{A}_1 \odot_c \mathbf{B}_1) \mathbf{1}_{L_1} \dots (\mathbf{A}_R \odot_c \mathbf{B}_R) \mathbf{1}_{L_R}] \cdot \mathbf{C}^T,$$

$$\mathbf{T}_{JK \times I} = (\mathbf{B} \odot \mathbf{C}) \cdot \mathbf{A}^T,$$

$$\mathbf{T}_{KI \times J} = (\mathbf{C} \odot \mathbf{A}) \cdot \mathbf{B}^T.$$

- Initialize \mathbf{B}, \mathbf{C}
- Iterate until convergence:
 1. Update \mathbf{A} :

$$\mathbf{A} \leftarrow [(\mathbf{B} \odot \mathbf{C})^\dagger \cdot \mathbf{T}_{JK \times I}]^T$$

2. Update \mathbf{B} :

$$\tilde{\mathbf{B}} = [(\mathbf{C} \odot \mathbf{A})^\dagger \cdot \mathbf{T}_{KI \times J}]^T$$

For $r = 1, \dots, R$: QR-factorization: $\tilde{\mathbf{B}}_r = \mathbf{Q}_r \mathbf{R}_r$, $\mathbf{B}_r \leftarrow \mathbf{Q}_r$

3. Update \mathbf{C} :

$$\tilde{\mathbf{C}} = \left\{ [(\mathbf{A}_1 \odot_c \mathbf{B}_1) \mathbf{1}_{L_1} \dots (\mathbf{A}_R \odot_c \mathbf{B}_R) \mathbf{1}_{L_R}]^\dagger \cdot \mathbf{T}_{IJ \times K} \right\}^T$$

For $r = 1, \dots, R$: $\mathbf{c}_r \leftarrow \tilde{\mathbf{c}}_r / \|\tilde{\mathbf{c}}_r\|$

BTD求解

➤ rank - (L, M, \cdot) 分解

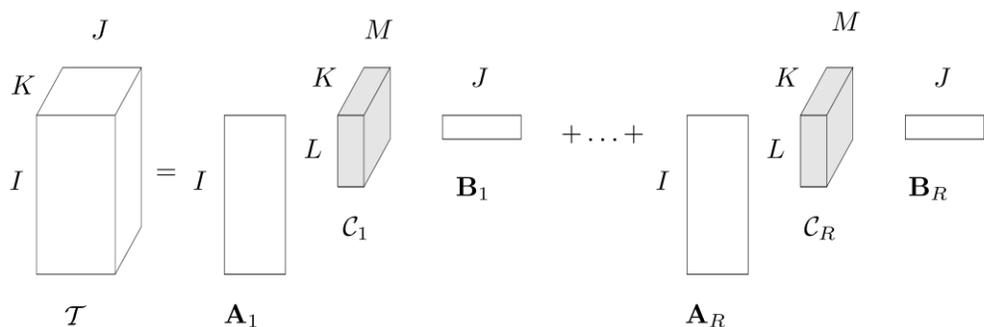
$$\mathcal{T} = \sum_{r=1}^R \mathbf{C}_r \bullet_1 \mathbf{A}_r \bullet_2 \mathbf{B}_r$$

其中, $\mathbf{C}_r \in \mathbb{K}^{L \times M \times K}$ (with mode - 1 rank equals L , mode - 2 rank equals M), $\mathbf{A}_r \in \mathbb{K}^{I \times L}$ ($I \geq L$), $\mathbf{B}_r \in \mathbb{K}^{J \times M}$ ($J \geq M$), 都是列满秩的矩阵, $r = 1, \dots, R$.

以三阶张量 $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{I \times J \times K}$ 为例, 定义:

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_R]$$

$$\mathbf{B} = [\mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_R]$$



将张量写为矩阵的形式, 得到如下表达式:

$$\mathbf{T}_{IJ \times K} = (\mathbf{A} \odot \mathbf{B}) \cdot \begin{pmatrix} (\mathbf{C}_1)_{(LM \times K)} \\ \vdots \\ (\mathbf{C}_R)_{(LM \times K)} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{T}_{JK \times I} = [(\mathbf{C}_1 \bullet_2 \mathbf{B}_1)_{JK \times L} \dots (\mathbf{C}_R \bullet_2 \mathbf{B}_R)_{JK \times L}] \cdot \mathbf{A}^T,$$

$$\mathbf{T}_{KI \times J} = [(\mathbf{C}_1 \bullet_1 \mathbf{A}_1)_{KI \times M} \dots (\mathbf{C}_R \bullet_1 \mathbf{A}_R)_{KI \times M}] \cdot \mathbf{B}^T.$$

- Initialize $\mathbf{B}, \mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_R$
- Iterate until convergence:
 1. Update \mathbf{A} :

$$\tilde{\mathbf{A}} = \left\{ [(\mathbf{C}_1 \bullet_2 \mathbf{B}_1)_{JK \times L} \dots (\mathbf{C}_R \bullet_2 \mathbf{B}_R)_{JK \times L}]^\dagger \cdot \mathbf{T}_{JK \times I} \right\}^T$$

For $r = 1, \dots, R$: QR-factorization: $\tilde{\mathbf{A}}_r = \mathbf{Q}\mathbf{R}$, $\mathbf{A}_r \leftarrow \mathbf{Q}$

2. Update \mathbf{B} :

$$\tilde{\mathbf{B}} = \left\{ [(\mathbf{C}_1 \bullet_1 \mathbf{A}_1)_{KI \times M} \dots (\mathbf{C}_R \bullet_1 \mathbf{A}_R)_{KI \times M}]^\dagger \cdot \mathbf{T}_{KI \times J} \right\}^T$$

For $r = 1, \dots, R$: QR-factorization: $\tilde{\mathbf{B}}_r = \mathbf{Q}\mathbf{R}$, $\mathbf{B}_r \leftarrow \mathbf{Q}$

3. Update $\mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_R$:

$$\begin{pmatrix} (\mathbf{C}_1)_{(LM \times K)} \\ \vdots \\ (\mathbf{C}_R)_{(LM \times K)} \end{pmatrix} \leftarrow (\mathbf{A} \odot \mathbf{B})^\dagger \cdot \mathbf{T}_{IJ \times K}$$