三十分钟理解:矩阵Cholesky分解,及其在求解线性方程组、矩阵逆的应用

📵 大饼博士X 🕕 于 2020-03-04 23:59:38 发布 💿 阅读量4w 🏚 收藏 214 👍 点赞数 52

分类专栏: 三十分钟理解系列 算法 文章标签: 算法 机器学习 线性代数

GitCode 开源社区 文章已被社区收录



三十分钟理解系列 同时被2个专栏收录▼

17 订阅 9 篇文章

写一篇关于Cholesky分解的文章,作为学习笔记,尽量一文看懂矩阵Cholesky分解,以及用Cholesky分解来求解对称正定 <mark>线性</mark> 方程组,以及求对和 的逆的应用。

文章目录

直接Cholesky分解

分块Cholesky分解

Cholesky分解应用于求解线性方程组,以及矩阵求逆

参考资料

先简单理解下正定矩阵和半正定矩阵的定义[1][2][3]:

- 给定一个 $\mathbf{n} imes \mathbf{n}$ 的实对称矩阵 \mathbf{A} ,若对于任意长度为 \mathbf{n} 的非零向量 \mathbf{X} ,有 $\mathbf{X}^T \mathbf{A} \mathbf{X} > \mathbf{0}$ 恒成立,则矩阵 \mathbf{A} 是一个正定矩阵。
- 给定一个 $\mathbf{n} imes \mathbf{n}$ 的实对称矩阵 \mathbf{A} ,若对于任意长度为 \mathbf{n} 的非零向量 \mathbf{X} ,有 $\mathbf{X}^{\mathrm{T}} \mathbf{A} \mathbf{X} \geq \mathbf{0}$ 恒成立,则矩阵 \mathbf{A} 是一个半正定矩阵。

等价命题

对于n阶实对称矩阵A,下列条件是等价的:

- (1) A是正定矩阵;
- (2) A的一切顺序主子式均为正;
- (3) A的一切主子式均为正;
- (4) A的特征值均为正;
- (5) 存在实可逆矩阵C, 使A=C'C;
- (6) 存在秩为n的m×n实矩阵B,使A=B'B;
- (7) 存在主对角线元素全为正的实三角矩阵R, 使A=R'R

直接Cholesky分解

 $oldsymbol{oldsymbol{z}}$ 定理——若 $A\in R^{n imes n}$ 是对称 $oldsymbol{oldsymbol{L}}$ 定矩阵 ,则存在一个对角元全为正数的下三角矩阵 $L\in R^{n imes n}$,使得 $A=LL^T$ 成立。

$$L = \begin{pmatrix} l_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ l_{21} & l_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & l_{nn} \end{pmatrix}$$

$$L = \begin{pmatrix} l_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ l_{21} & l_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & l_{nn} \end{pmatrix} \qquad L^T = \begin{pmatrix} l_{11} & l_{21} & \cdots & l_{n1} \\ 0 & l_{22} & \cdots & l_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & l_{nn} \end{pmatrix}$$

推导 $A = LL^T$: 我们先令

$$\mathbf{A} = egin{bmatrix} \mathbf{a}_{11} & \mathbf{A}_{21}^{\mathrm{T}} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{L} = egin{bmatrix} \mathbf{l}_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{L}_{21} & \mathbf{L}_{22} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{L}^{\mathrm{T}} = egin{bmatrix} \mathbf{l}_{11} & \mathbf{L}_{21}^{\mathrm{T}} \\ \mathbf{0} & \star^{\mathrm{TT}} \end{bmatrix}$$

其中 a_{11} 和 l_{11} 是一个标量, A_{21} 和 L_{21} 是一个列向量, A_{22} 是一个n-1阶的方阵,而 L_{22} 是一个n-1阶的下三角形。那么:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & A_{21}^T \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 \\ L_{21} & L_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_{11} & L_{21}^T \\ 0 & L_{22}^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{11}^2 & l_{11}L_{21}^T \\ l_{11}L_{21} & L_{21}L_{21}^T + L_{22}L_{22}^T \end{bmatrix}$$

未知量只有标量 l_{11} ,列向量 L_{21} ,和下三角形 L_{22} ,也是我们要求的。很容易得到:

$$l_{11} = \sqrt{a_{11}}$$

$$L_{21} = \frac{1}{l_{11}} A_{21}$$

$$L_{22}L_{22}^T = A_{22} - L_{21}L_{21}^T$$

其中 l_{11} , L_{21} 我们直接可以求出来了,并且可以求出 $A_{22}^\prime = A_{22} - L_{21}L_{21}^{\mathrm{T}}$ 。

而 $A_{22}'=L_{22}L_{22}^{T}$ 又是一个Cholesky分解! 被分解的矩阵是一个n-1阶方阵 A_{22}' 。因此,Cholesky分解算法具有递归性质,每一轮可以求出L的一列,求,就可以把整个L求出来。

一个例子[4]:

$$A = \begin{bmatrix} 25 & 15 & -5 \\ 15 & 18 & 0 \\ -5 & 0 & 11 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{11} & 0 & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_{11} & l_{21} & l_{31} \\ 0 & l_{22} & l_{32} \\ 0 & 0 & l_{33} \end{bmatrix}$$

根据上文的公式,有:

$$\begin{split} l_{11} &= \sqrt{a_{11}} = 5 \\ L_{21} &= \frac{1}{l_{11}} A_{21} = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 15 \\ -5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} \\ A_{22} - L_{21} L_{21}^T &= L_{22} L_{22}^T \\ A_{22} - L_{21} L_{21}^T &= L_{22} L_{22}^T \\ \begin{bmatrix} 18 & 0 \\ 0 & 11 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{22} & 0 \\ l_{32} & l_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_{22} & l_{32} \\ 0 & l_{33} \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 9 & 3 \\ 3 & 10 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{22} & 0 \\ l_{32} & l_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_{22} & l_{32} \\ 0 & l_{33} \end{bmatrix} \end{split}$$

(注意,这里已经是n-1阶的Cholesky分解)

$$\begin{split} l_{22} &= \sqrt{9} = 3 \\ l_{32} &= \frac{1}{3} 3 = 1 \\ 10 &= l_{32}^2 + l_{33}^2 = 1 + l_{33}^2 \\ l_{33} &= \sqrt{10 - 1} = 3 \end{split}$$

综上:

$$A = \begin{bmatrix} 25 & 15 & -5 \\ 15 & 18 & 0 \\ -5 & 0 & 11 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 0 \\ -1 & 1 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & 3 & -1 \\ 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}_{00}$$

另外,上述的方法需要进行开方,这有可能损失精度和增加运算量,为了避免开方,Cholesky分解有个改进的版本。将对称正定矩阵通过分解成A = 其中L是单位下三角矩阵(单位下三角矩阵的对角线右上方的系数全部为零,左下方的系数全为一),D是对角均为正数的对角矩阵。把这一分解叫做LC Cholesky分解的变形。具体先不展开了,可以参考[5],以及其中的参考代码。

分块Cholesky分解

这一部分其实原理和上面是一样的,只是 l_{11} 也是一个矩阵块来做,这样算法就是在一个矩阵块粒度递归往下做,效率上快很多,可以比较容易利用到加速。我主要参考了文献[6]的内容,只做一个笔记用。

首先,把A矩阵分块,其中 A_{11} 是一个 $r \times r$ 方阵,r是我们设定的可以采用直接cholesky分解算法求解的块大小。

$$A = \left[\frac{A_{11} | B^{\mathsf{T}}}{B | \hat{A}} \right] \quad A_{11} \in \Re^{r \times r}$$

$$A = \begin{bmatrix} \frac{A_{11}}{B} & B^{\mathsf{T}} \\ B & \hat{A} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{L_{11}}{S} & 0 \\ \hline S & \hat{L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{L_{11}^{\mathsf{T}}}{O} & \hat{L}^{\mathsf{T}} \\ \end{bmatrix}$$

类似的,位面可以得到:

$$L_{11} = cholesky(A_{11}) \tag{7}$$

$$S = B \cdot L_{11}^{-T} \tag{8}$$

$$\hat{L} \cdot \hat{L}^{\mathrm{T}} = \hat{A} - S \cdot S^{\mathrm{T}} \tag{9}$$

其中公式(8) 其实我们一般计算的是线性方程组:

$$S \cdot L_{11}^T = B$$

其中 ${
m L}_{11}^{
m T}$ 是一个上三角形,因此,我们可以比较容易求出S(先直接可以求出S的第一列,然后是第二列,以此类推)。可以直接调用各种BLAS库的 ${
m trs}$

公式(9)又是一个Cholesky分解,一直递归下去采用分块Cholesky分解,直到 $\hat{\mathbf{A}} - \mathbf{S} \cdot \mathbf{S}^T$ 的size小于等于 $\mathbf{r} \times \mathbf{r}$ 就不在分解了,最后采用一次直接C解。

示意图以及流程总结如下:

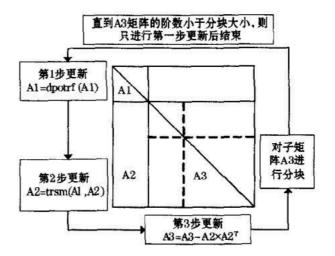


图 1 基于块的 Cholesky 分解 a code new binworld

基于块的 Cholesky 分解算法如下:

Step1 使用 Intel MKL 库中的 dpotrf 函数计算第一个子块 A1 的 Cholesky 分解:

Step2 使用 BLAS 库中的 Level 3 函数 trsm 求解矩阵方程 $X \times A1^{\mathrm{T}} = A2$:

Step3 使用 BLAS 库中的 Level 3 函数 syrk 更新尾部矩阵 $A3 = A3 - A2 \times A2^{T}$:

Step4 对尾部矩阵 A3 重新分块并针对 A3 重复执行以上 三步,直到计算完最后一个子块的 Cholesky 分解则结束。

在余部矩阵 A3 的阶数较大时, Step 3 占据一次循环约 80% 的计算时间。而 A1 由于分块大小的固定, 计算量不会改变, Step 1 所占的计算时间非常小。当 A2 的行远大于分块值时, Step 2 几乎占据了剩余 20% 的计算时间。

到这里就把Cholesky分解的计算方法讲清楚了。

Cholesky分解应用于求解线性方程组,以及矩阵求逆

如果A为对称正定矩阵,现在要求解线性方程组AX=B: 步骤:

- 1. 求 \mathbf{A} 的Cholesky分解,得到 $\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{L}^{\mathrm{T}}$
- 2. 把AX看成 $L(L^TX) = LY$,求LY = B,得到Y
- $3. 求L^TX = Y$. 得到X

这样就求出了线性方程组AX = B的解X。

类似的,如果A为对称正定矩阵,我们要求 A^{-1} ,我们实际上只要求解线性方程组AX=I: 步骤:

- 1. 求 \mathbf{A} 的Cholesky分解,得到 $\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{L}^{\mathrm{T}}$
- 2. 把AX看成 $L(L^TX) = LY$,求LY = I,得到Y
- $3. 求L^T X = Y$. 得到X

这样就求出了逆矩阵 $X = A^{-1}$ 。

参考资料

- [1] https://www.jiqizhixin.com/articles/2019-03-05-8
- [2] https://www.cnblogs.com/marsggbo/p/11461155.html
- [3] https://baike.baidu.com/item/%E6%AD%A3%E5%AE%9A%E7%9F%A9%E9%98%B5/11030459?fr=aladdin
- [4] https://www.qiujiawei.com/linear-algebra-11/
- [5] https://blog.csdn.net/ACdreamers/article/details/44656847
- [6] 使用GPU加速计算矩阵的Cholesky分解,沈聪,高火涛
- [7] https://blog.csdn.net/zb1165048017/article/details/70207812

Cholesky分解 gg 42148307的t

文章目录定义案例分析代码实现 定义 Cholesky分解的条件: Hermitian matrix(复数:埃尔米特<mark>矩阵</mark>):类比于实数对称<mark>矩阵</mark>。 Positive-definite:正定。 可以证明,只要.

Eigen常用矩阵分解以及求解线性方程组方法 浅析

Eigen常用<mark>矩阵分解</mark>以及<mark>求解线性方程组</mark>方法 浅析 关于矩阵分解的理论知识,可参考一下博客: https://blog.csdn.net/u013354805/article/details/48250547 我只是简单整

3条评论



🙆 BaLa_Boom 🙏 看了半天A22'怎么来的,原来不是转置。这里描述不太i清楚,容易误解为转置,其实只是一个新的参数变量赋值为A22-...

