作者	生姜 DrGinger
脚本	生姜 DrGinger
视频	崔崔 CuiCui
开源学习资源	https://github.com/Visualize-ML
平台	https://www.youtube.com/@DrGinger_Jiang https://space.bilibili.com/3546865719052873 https://space.bilibili.com/513194466

# 13.2 Cholesky 分解



#### 本节你将掌握的核心技能:

- ▶ Cholesky 分解:只能用于正定矩阵。
- ▶ 几何角度看 Cholesky 分解: "缩放 → 剪切 → 剪切 → 缩放"。
- ▶ 换个几何角度看 Cholesky 分解: "剪切 → 缩放 → 缩放 → 剪切"。
- ▶ LDL 分解:适用于对称矩阵。
- ▶ 几何角度看 LDL 分解: "剪切 → 缩放 → 剪切"。
- ▶ 两种方法产生具有特定相关性的随机数。

本节介绍两种特殊的矩阵分解 Cholesky 分解、LDL 分解。Cholesky 分解仅适用于正定矩阵,LDL 分解适用于对称矩阵。

#### Cholesky 分解

如图 1 所示, Cholesky 分解 (Cholesky decomposition) 把矩阵 A 分解为

$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{R}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{R} \tag{1}$$

其中, R 为上三角矩阵,  $R^{T}$  为下三角矩阵。

▲注意,只有正定矩阵才能 Cholesky 分解。

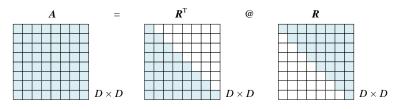


图 1. Cholesky 分解正定矩阵

代码及 PDF 文件下载: https://github.com/Visualize-ML

本书配套微课视频均发布在 B 站——生姜 DrGinger: https://space.bilibili.com/513194466

本 PDF 文件为作者草稿,发布目的为方便读者在移动终端学习,终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。版权归清华大学出版社所有,请勿商用,引用请注明出处。

## 几何视角看 Cholesky 分解

举个例子,给定如下矩阵A

$$A = \begin{bmatrix} 5/4 & -3/4 \\ -3/4 & 5/4 \end{bmatrix}$$
 (2)

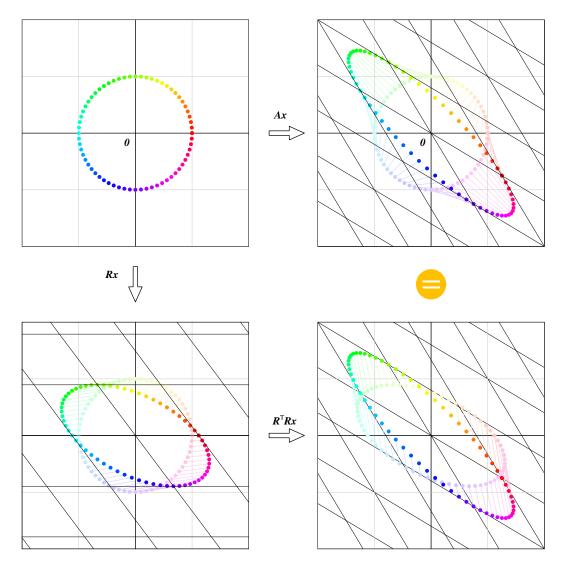
本书之前大家已经对这个矩阵进行特征值分解,大家知道 A 的特征值  $\lambda_1 = 2$ 、 $\lambda_2 = 1/2$ 。方阵 A 是正 定矩阵,可以进行 Cholesky 分解。

对 A 进行 Cholesky 分解得到

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 5/4 & -3/4 \\ -3/4 & 5/4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{5}/2 & 0 \\ -3\sqrt{5}/10 & 2\sqrt{5}/5 \end{bmatrix} @ \begin{bmatrix} \sqrt{5}/2 & -3\sqrt{5}/10 \\ 0 & 2\sqrt{5}/5 \end{bmatrix}$$
(3)

如图 2 所示, Ax 可以写成  $R^TRx$ , 也就是 R 先对 x 进行线性变换, 然后  $R^T$  再作用。

大家可能已经发现R对应的几何操作中含有剪切、缩放两个成分,下面让我们展开分析。



本 PDF 文件为作者草稿,发布目的为方便读者在移动终端学习,终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。 版权归清华大学出版社所有,请勿商用,引用请注明出处。

#### 图 2. 矩阵 A 的 Cholesky 分解对应的线性变换

## 缩放 → 剪切 → 剪切 → 缩放

(3) 中 RT可以写成

$$\mathbf{R}^{\mathrm{T}} = \begin{bmatrix} \sqrt{5}/2 & 0 \\ -3\sqrt{5}/10 & 2\sqrt{5}/5 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \sqrt{5}/2 & 0 \\ 0 & 2\sqrt{5}/5 \end{bmatrix}}_{\mathbf{K}} \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -3/4 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{K}}$$
(4)

也就是 $R^T$ 对应的几何变换可以理解为"剪切  $\rightarrow$  缩放"。K沿纵轴剪切。

R可以写成

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sqrt{5}/2 & -3\sqrt{5}/10 \\ 0 & 2\sqrt{5}/5 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & -3/4 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{K}^{\mathrm{T}}} \underbrace{\begin{bmatrix} \sqrt{5}/2 & 0 \\ 0 & 2\sqrt{5}/5 \end{bmatrix}}_{\mathbf{K}^{\mathrm{T}}}$$
(5)

 $K^{T}$ 沿横轴剪切。

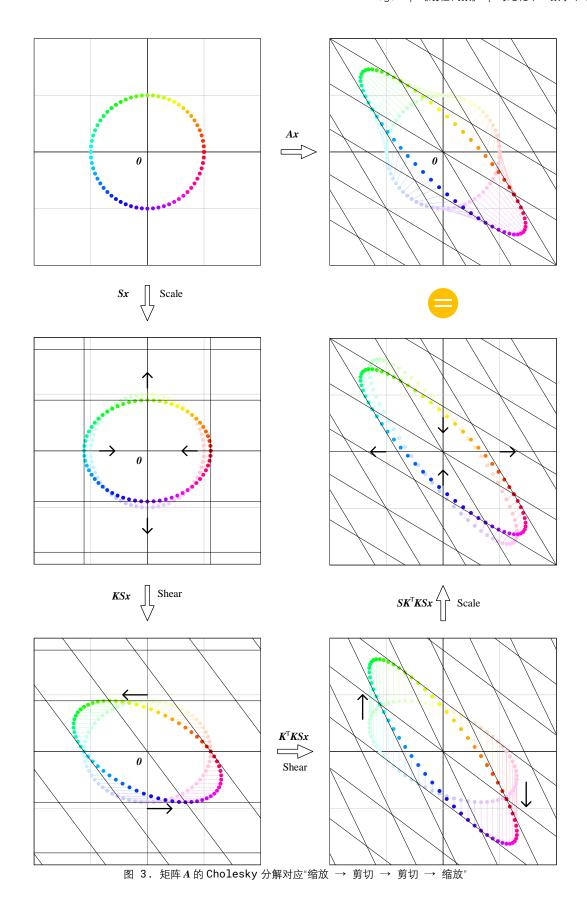
R 可以理解为"缩放 → 剪切"。

这样A可以写成

$$A = \mathbf{R}^{\mathsf{T}} \mathbf{R} = \mathbf{S} \mathbf{K} \left( \mathbf{S} \mathbf{K} \right)^{\mathsf{T}} = \mathbf{S} \mathbf{K} \mathbf{K}^{\mathsf{T}} \mathbf{S}^{\mathsf{T}} = \mathbf{S} \mathbf{K} \mathbf{K}^{\mathsf{T}} \mathbf{S}$$
 (6)

如图 3 所示,这样 A 的线性转换可以理解为"缩放  $(S) \rightarrow 剪切 (K^T) \rightarrow 剪切 (K) \rightarrow 缩放 (S)$ "。

⇒这一点,我们在本书第8章第3节讲过,请大家回顾。



剪切 → 缩放 → 缩放 → 剪切

## (3) 中 $R^{T}$ 还可以写成

$$\mathbf{R}^{\mathrm{T}} = \begin{bmatrix} \sqrt{5}/2 & 0 \\ -3\sqrt{5}/10 & 2\sqrt{5}/5 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -3/5 & 1 \end{bmatrix}}_{L} \underbrace{\begin{bmatrix} \sqrt{5}/2 & 0 \\ 0 & 2\sqrt{5}/5 \end{bmatrix}}_{S}$$
(7)

也就是 $R^T$ 对应的几何变换可以理解为"缩放  $\rightarrow$  剪切"。L 沿纵轴剪切。

R可以写成

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sqrt{5}/2 & -3\sqrt{5}/10 \\ 0 & 2\sqrt{5}/5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{5}/2 & 0 \\ 0 & 2\sqrt{5}/5 \end{bmatrix} \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & -3/5 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{r}^{\mathrm{T}}}$$
(8)

 $L^{T}$ 沿横轴剪切。

这样A可以写成

$$\mathbf{A} = \mathbf{R}^{\mathsf{T}} \mathbf{R} = \mathbf{L} \mathbf{S} \left( \mathbf{L} \mathbf{S} \right)^{\mathsf{T}} = \mathbf{L} \mathbf{S} \mathbf{S}^{\mathsf{T}} \mathbf{L}^{\mathsf{T}} = \mathbf{L} \mathbf{S} \mathbf{S} \mathbf{L}^{\mathsf{T}}$$
(9)

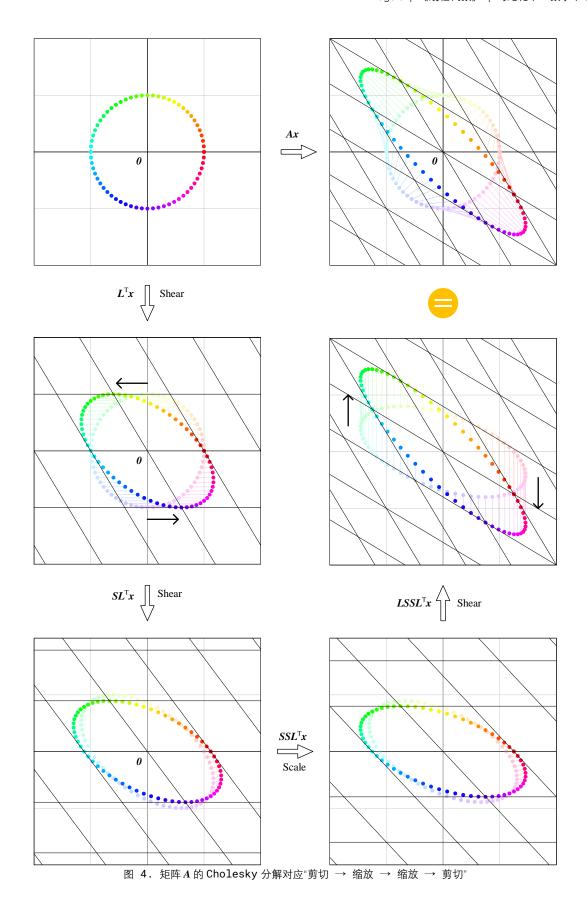
如图 4 所示, A 的线性转换可以理解为"剪切  $(L^T)$  → 缩放 (S) → 缩放 (S) → 剪切 (L)"。

把(9)中两个S合并得到

$$\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{S}^2\mathbf{L}^{\mathrm{T}} \tag{10}$$

A 的线性转换可以理解为"剪切 ( $L^{T}$ ) → 缩放 ( $S^{2}$ ) → 剪切 (L)"。

这实际上引出本节第二个矩阵分解——LDL分解。



## LDL 分解

如图 5 所示,Cholesky 分解可以进一步扩展为 LDL 分解 (LDL decomposition, LDLT decomposition):

欢迎大家批评指教,本书专属邮箱: jiang.visualize.ml@gmail.com

$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{L}\boldsymbol{D}\boldsymbol{L}^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{L}\boldsymbol{D}^{1/2} \left(\boldsymbol{D}^{1/2}\right)^{\mathrm{T}} \boldsymbol{L}^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{L}\boldsymbol{D}^{1/2} \left(\boldsymbol{L}\boldsymbol{D}^{1/2}\right)^{\mathrm{T}}$$
(11)

其中,L为下三角矩阵,但是对角线元素均为 1; D 为对角矩阵,起到缩放作用。

几何角度来看, L 的作用就是"剪切"。也就是说, 矩阵 A 被分解成"剪切  $\rightarrow$  缩放  $\rightarrow$  剪切"。

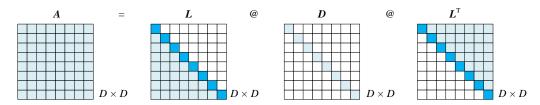


图 5. LDL 分解矩阵运算示意图

对(2)中矩阵 A 进行 LDL 分解得到,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 5/4 & -3/4 \\ -3/4 & 5/4 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -3/5 & 1 \end{bmatrix}}_{I} \underbrace{\begin{bmatrix} 5/4 & 0 \\ 0 & 4/5 \end{bmatrix}}_{I} \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & -3/5 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}}_{I}$$
(12)

(12) 对应的几何操作如图 6 所示。

因此,Cholesky 分解可以看作是 LDL 分解的特例,可以对 LDL 分解得到的 D 进一步开平方。

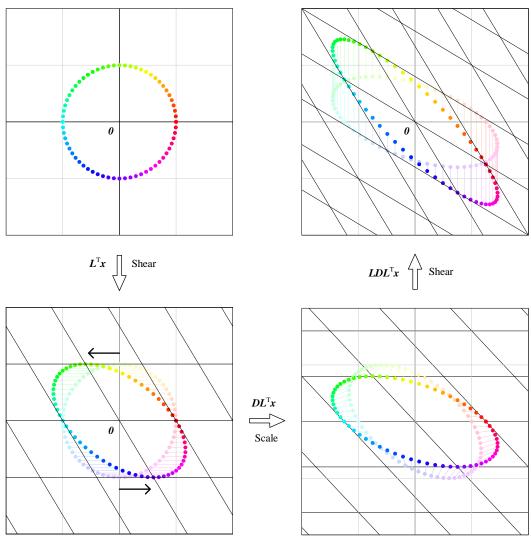
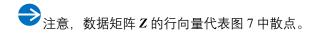


图 6. 矩阵 A 的 LDL 分解对应"剪切  $\rightarrow$  缩放  $\rightarrow$  剪切"

## 产生具有一定相关性的随机数

图 7 所示为质心位于原点、协方差矩阵为单位矩阵的随机数,把图中散点数据写成数据矩阵 Z。



数据矩阵 Z 质心位于原点意味着

$$\mu_{\mathbf{Z}} = \frac{\mathbf{Z}^{\mathsf{T}} \mathbf{I}}{n} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{13}$$

其中, n 为样本数据数量。

数据矩阵 Z 协方差矩阵则为

$$\Sigma_{\mathbf{Z}} = \frac{\mathbf{Z}^{\mathsf{T}} \mathbf{Z}}{n-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \mathbf{I}$$
 (14)

由于数据矩阵 Z 的质心已经是零向量,所以上式没有中心化 (去均值)。

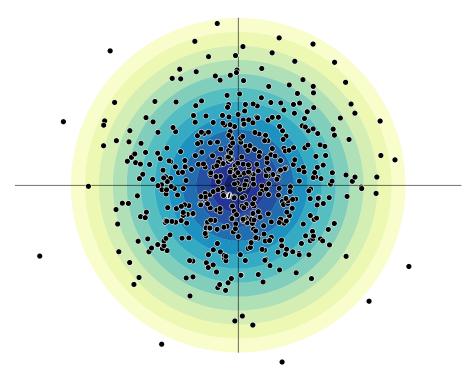


图 7. 质心位于原点、协方差矩阵为单位矩阵的数据矩阵 Z

而图 8 所示为质心位于  $[4,3]^T$ 、协方差矩阵为 [1,1/2;1/2,1] 的随机数,把图中散点数据写成数据矩阵 X。

数据矩阵 X 质心位于  $[4,3]^T$  意味着

$$\mu_X = \frac{X^{\mathsf{T}} \mathbf{1}}{n} = \begin{bmatrix} 4 \\ 3 \end{bmatrix} \tag{15}$$

数据矩阵 X 协方差矩阵则为

$$\Sigma_{X} = \frac{X_{c}^{\mathsf{T}} X_{c}}{n-1} = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 \\ 1/2 & 1 \end{bmatrix}$$
 (16)

其中,  $X_c$  为 X 的中心化, 即

$$X_{c} = X - \mu_{X}^{\mathrm{T}} \tag{17}$$

几何上来看,上式相当于平移。

⇒数据中心化在本书第12章第1节讲过,请大家回顾。

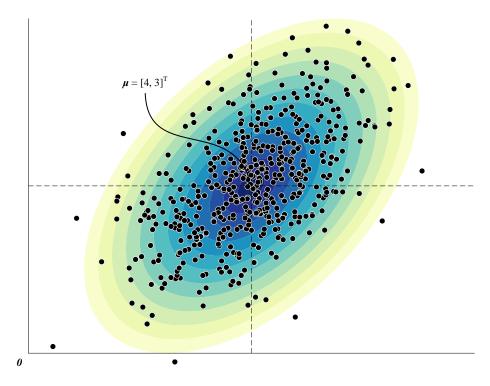


图 8. 质心位于 [4, 3]  $^{\mathrm{T}}$ 、协方差矩阵为 [1, 1/2; 1/2, 1] 的数据矩阵 X

下面介绍如何利用 Cholesky 分解、平移完成 Z、X 相互转换。

首先对 (16) 中  $\Sigma_X$  进行 Cholesky 分解

$$\Sigma_{X} = \mathbf{R}^{\mathrm{T}} \mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1/2 & \sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 \\ 1/2 & 1 \end{bmatrix}$$
(18)

X可以写成

$$X = ZR + \mu_X^{\mathrm{T}} \tag{19}$$

 $\mathbf{Z}$  (图 7) 经过  $\mathbf{R}$  线性变换后得到图 9,数据中心还在原点;然后再用广播原则对数据平移便得到图 8。

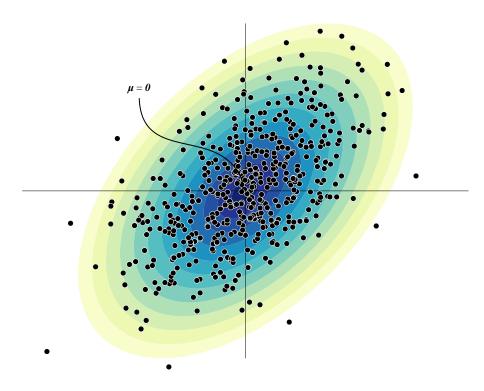


图 9. 数据矩阵 Z@R

#### 验证 X 的协方差矩阵

$$\Sigma_{X} = \frac{\left(X - \boldsymbol{\mu}_{X}^{\mathrm{T}}\right)^{\mathrm{T}} \left(X - \boldsymbol{\mu}_{X}^{\mathrm{T}}\right)}{n - 1} = \frac{\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Z} \boldsymbol{R}}{n - 1} = \boldsymbol{R}^{\mathrm{T}} \frac{\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Z}}{n - 1} \boldsymbol{R} = \boldsymbol{R}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{R}$$
(20)

②本节前文介绍过, R 可以进一步拆解为"剪切→缩放"或"缩放→剪切",请大家写成对应矩阵 分解

# 把(19)反过来看,通过如下运算X还可以变为Z

$$\mathbf{Z} = \left(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}_{\mathbf{X}}^{\mathrm{T}}\right) \mathbf{R}^{-1} \tag{21}$$

注意,上式 R 可逆;这意味着, R 满秩。也就是说,  $\Sigma_X$  正定。

显然,协方差矩阵  $\Sigma x$  为对称矩阵,我们可以对其进行谱分解。既然 Cholesky 可以作为  $X \setminus Z$  的桥梁,谱分解也可以。

对协方差矩阵  $\Sigma_X$  进行谱分解

$$\Sigma_{X} = V \Lambda V^{T} = \begin{bmatrix} \sqrt{2}/2 & -\sqrt{2}/2 \\ \sqrt{2}/2 & \sqrt{2}/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3/2 & 0 \\ 0 & 1/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{2}/2 & \sqrt{2}/2 \\ -\sqrt{2}/2 & \sqrt{2}/2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 \\ 1/2 & 1 \end{bmatrix}$$
(22)

由于特征值均非负, 我们可以把上式写成

$$\Sigma_{X} = \left( V \Lambda^{\frac{1}{2}} \right) \left( V \Lambda^{\frac{1}{2}} \right)^{T} = \begin{bmatrix} \sqrt{3}/2 & -1/2 \\ \sqrt{3}/2 & 1/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{3}/2 & \sqrt{3}/2 \\ -1/2 & 1/2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 \\ 1/2 & 1 \end{bmatrix}$$
(23)

本 PDF 文件为作者草稿,发布目的为方便读者在移动终端学习,终稿内容以清华大学出版社纸质出版物为准。版权归清华大学出版社所有,请勿商用,引用请注明出处。

代码及 PDF 文件下载: https://github.com/Visualize-ML

本书配套微课视频均发布在 B 站——生姜 DrGinger: https://space.bilibili.com/513194466

也就是说,X和Z的关系也可以写成

$$\boldsymbol{X} = \mathbf{Z} \left( \boldsymbol{V} \boldsymbol{\Lambda}^{\frac{1}{2}} \right)^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{X}}^{\mathrm{T}} = \mathbf{Z} \boldsymbol{\Lambda}^{\frac{1}{2}} \boldsymbol{V}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{X}}^{\mathrm{T}}$$
(24)

上式的分步几何操作为"缩放 → 旋转 → 平移"。

单独看缩放的话,数据矩阵  $\mathbf{Z}$  (图 7) 经过  $\mathbf{\Lambda}^{\frac{1}{2}}$  缩放后得到图  $\mathbf{10}$ ,然后再旋转,最后平移也可以得到图  $\mathbf{8}$  。

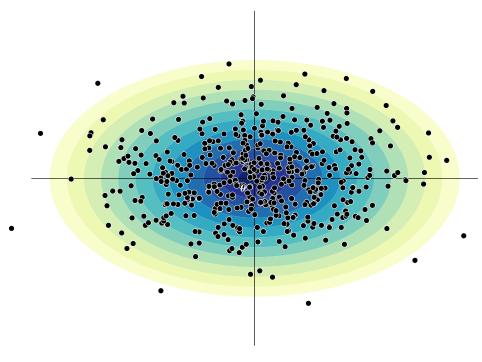


图 10. 数据矩阵 **Z** @  $\Lambda^{\frac{1}{2}}$ 

比较 (18)、(23),我们发现两者有相同的形式!这两个式子都相当于对  $\Sigma x$  开平方。



请大家用 DeepSeek/ChatGPT 等工具完成本节如下习题。

Q1. 请大家学习使用 numpy.linalg.cholesky() 函数,并对 (3) Cholesky 分解

https://numpy.org/doc/2.2/reference/generated/numpy.linalg.cholesky.html

Q2. 请大家学习使用 scipy.linalg.ldl() 函数对 (3) LDL 分解

https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.linalg.ldl.html