

Contents

3D Best Fit Plane	2
命题	2
几何	2
平面方程 :	2
求解思路	2
正交回归 :	2
具体方法 :	4
抽象方法 :	6
求特征值的方法.....	7
Givens 旋转 :	7
Jacobi 特征值迭代 :	7

3D Best Fit Plane

命题

给定一组点 $P_1(x_1, y_1, z_1), P_2(x_2, y_2, z_2), P_3(x_3, y_3, z_3) \dots P_n(x_n, y_n, z_n)$, 拟合最佳平面, 给出平面方程。

几何

平面方程：

$Ax + By + Cz + D = 0$, 其中平面法向量 $\vec{n} = (A, B, C)$

求解思路

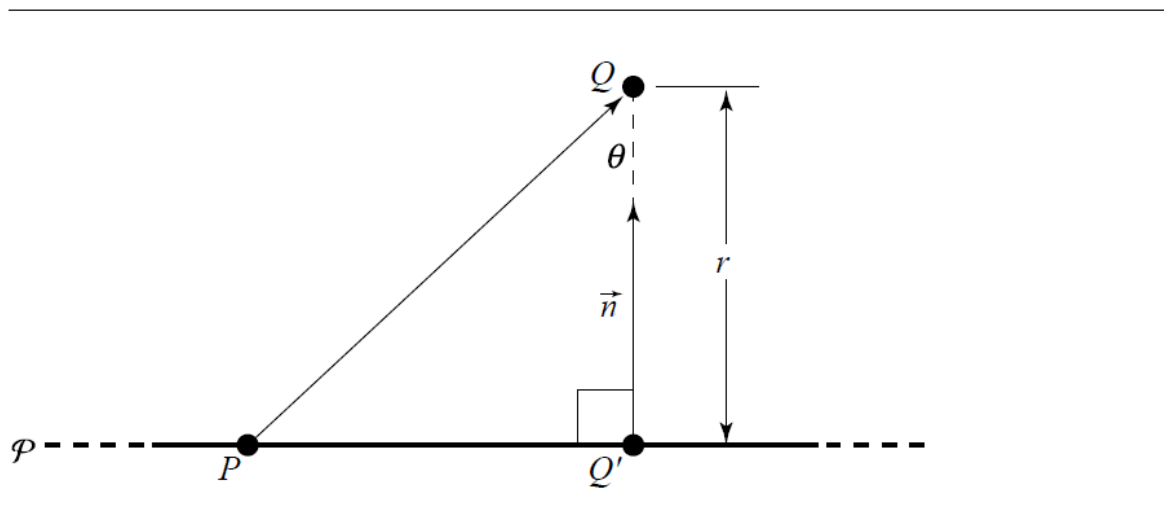
正交回归：

使得所有的点 P 到平面的距离方差最小的平面即所求平面。

几何推导

这里主要需要知道点到平面的距离：

如图



假设 \vec{n} 是平面的法向量, 求点 Q 到平面的距离 r 。

推导：

$$|\overrightarrow{QQ'}| = |\overrightarrow{PQ}| \cos \theta$$

$$|\overrightarrow{QQ'}| = \frac{|\vec{n}| |\overrightarrow{PQ}| \cos \theta}{|\vec{n}|} = \frac{\vec{n} \cdot \overrightarrow{PQ}}{|\vec{n}|}$$

取 \vec{n} 为单位向量，则有

$$|\overrightarrow{QQ'}| = \vec{n} \cdot \overrightarrow{PQ}$$

P 点是平面上的一点，我们可以假设 P 为 CenterOid，即所有给出样本点的数学期望。

假设 P 为 P_0 ,则有 $P_0 = (\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n}, \frac{\sum_{i=1}^n z_i}{n})$ 。我们将 P_0 设为 $P_0 (x_0, y_0, z_0)$

则 P_1 到平面的距离为

$$D_1 = \vec{n} \cdot \overrightarrow{P_0 P_1} = \vec{n} \cdot (P_1 - P_0)$$

$$D_2 = \vec{n} \cdot \overrightarrow{P_0 P_2} = \vec{n} \cdot (P_2 - P_0)$$

⋮

$$D_n = \vec{n} \cdot \overrightarrow{P_0 P_n} = \vec{n} \cdot (P_n - P_0)$$

以下有两种推导方法，我们先使用具体方法推导，较容易理解。

方差为：

$$S = D_1^2 + D_2^2 + \cdots + D_n^2$$

具体方法：

帶入 $D_1, D_2 \cdots D_n$, 則有

$$\begin{aligned}
S &= \left(\left(\vec{n} \cdot \overline{(P_1 - P_0)} \right)^2 + \left(\vec{n} \cdot \overline{(P_2 - P_0)} \right)^2 + \cdots \left(\vec{n} \cdot \overline{(P_n - P_0)} \right)^2 \right) = \\
&\quad \left(A(x_1 - x_0) + B(y_1 - y_0) + C(z_1 - z_0) \right)^2 + \\
&\quad \left(A(x_2 - x_0) + B(y_2 - y_0) + C(z_2 - z_0) \right)^2 + \\
&\quad \vdots \\
&\quad + \\
&\quad \left(A(x_n - x_0) + B(y_n - y_0) + C(z_n - z_0) \right)^2 \\
\\
&= A^2(x_1 - x_0)^2 + B^2(y_1 - y_0)^2 + C^2(z_1 - z_0)^2 + 2AB(x_1 - x_0)(y_1 - y_0) + 2AC(x_1 - x_0)(z_1 - z_0) \\
&\quad + 2BC(y_1 - y_0)(z_1 - z_0) + \\
\\
&\quad A^2(x_2 - x_0)^2 + B^2(y_2 - y_0)^2 + C^2(z_2 - z_0)^2 + 2AB(x_2 - x_0)(y_2 - y_0) + 2AC(x_2 - x_0)(z_2 - z_0) \\
&\quad + 2BC(y_2 - y_0)(z_2 - z_0) + \\
\\
&\quad \vdots \\
&\quad + \\
\\
&\quad A^2(x_n - x_0)^2 + B^2(y_n - y_0)^2 + C^2(z_n - z_0)^2 + 2AB(x_n - x_0)(y_n - y_0) + 2AC(x_n - x_0)(z_n - z_0) \\
&\quad + 2BC(y_n - y_0)(z_n - z_0) \\
\\
&= \sum_{i=1}^n A^2(x_i - x_0)^2 + \sum_{i=1}^n B^2(y_i - y_0)^2 + \sum_{i=1}^n C^2(z_i - z_0)^2 + \sum_{i=1}^n 2AB(x_i - x_0)(y_i - y_0) + \\
&\quad \sum_{i=1}^n 2AC(x_i - x_0)(z_i - z_0) + \sum_{i=1}^n 2BC(y_i - y_0)(z_i - z_0)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= [A \quad B \quad C] \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n (x_i - x_0)^2 & \sum_{i=1}^n (x_i - x_0)(y_i - y_0) & \sum_{i=1}^n (x_i - x_0)(z_i - z_0) \\ \sum_{i=1}^n (x_i - x_0)(y_i - y_0) & \sum_{i=1}^n (y_i - y_0)^2 & \sum_{i=1}^n (y_i - y_0)(z_i - z_0) \\ \sum_{i=1}^n (x_i - x_0)(z_i - z_0) & \sum_{i=1}^n (y_i - y_0)(z_i - z_0) & \sum_{i=1}^n (z_i - z_0)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \\ C \end{bmatrix} \\
&= \mathbf{n}^T M \mathbf{n}
\end{aligned}$$

其中 M 为我们熟悉的二次型。

当我们要求 s 最小时，根据正定矩阵二次型的性质我们可以知道，将 $M = \mathbf{u} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \mathbf{u}^{-1}$

找到特征值最小的 λ_k ，取 \mathbf{n}^T 对应的特征向量 \mathbf{u}_k 即为使得二次型最小。由此求得平法方向。最后带入 P_0 即可求得 D

即 $Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D = 0$,从而求得 D 。

抽象方法：

接下来使用抽象方法推导：

设 $\bar{y}_i = \overline{(P_i - P_0)}$, 使用矩阵, 则有 $\mathbf{y}_i = (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0, \mathbf{y}_i - \mathbf{y}_0, \mathbf{z}_i - \mathbf{z}_0)^T$

$$\begin{aligned}
 S &= D_1^2 + D_2^2 + \dots + D_n^2 \\
 &= \left(\bar{n} \cdot \overline{(P_1 - P_0)} \right)^2 + \left(\bar{n} \cdot \overline{(P_2 - P_0)} \right)^2 + \dots + \left(\bar{n} \cdot \overline{(P_n - P_0)} \right)^2 \\
 &= (\mathbf{n}^T \mathbf{y}_1)(\mathbf{y}_1^T \mathbf{n}) + (\mathbf{n}^T \mathbf{y}_2)(\mathbf{y}_2^T \mathbf{n}) + \dots + (\mathbf{n}^T \mathbf{y}_n)(\mathbf{y}_n^T \mathbf{n}) \\
 &= \mathbf{n}^T (\mathbf{y}_1 \mathbf{y}_1^T) \mathbf{n} + \mathbf{n}^T (\mathbf{y}_2 \mathbf{y}_2^T) \mathbf{n} + \dots + \mathbf{n}^T (\mathbf{y}_n \mathbf{y}_n^T) \mathbf{n} \\
 &= \mathbf{n}^T \left(\sum_{i=1}^n (\mathbf{y}_i \mathbf{y}_i^T) \right) \mathbf{n} \\
 &= \mathbf{n}^T \sum_{i=1}^n \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0 \\ \mathbf{y}_i - \mathbf{y}_0 \\ \mathbf{z}_i - \mathbf{z}_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0 & \mathbf{y}_i - \mathbf{y}_0 & \mathbf{z}_i - \mathbf{z}_0 \end{bmatrix} \mathbf{n} \\
 &= [A \quad B \quad C] \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0)^2 & \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0)(\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_0) & \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0)(\mathbf{z}_i - \mathbf{z}_0) \\ \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0)(\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_0) & \sum_{i=1}^n (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_0)^2 & \sum_{i=1}^n (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_0)(\mathbf{z}_i - \mathbf{z}_0) \\ \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0)(\mathbf{z}_i - \mathbf{z}_0) & \sum_{i=1}^n (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_0)(\mathbf{z}_i - \mathbf{z}_0) & \sum_{i=1}^n (\mathbf{z}_i - \mathbf{z}_0)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \\ C \end{bmatrix} \\
 &= \mathbf{n}^T M \mathbf{n}
 \end{aligned}$$

其中 M 为我们熟悉的二次型。

当我们要求 s 最小时, 根据正定矩阵二次型的性质我们可以知道, 将 $M = \mathbf{u} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \mathbf{u}^{-1}$

找到特征值最小的 λ_k , 取 \mathbf{n}^T 对应的特征向量 \mathbf{u}_k 即为使得二次型最小。由此求得平法方向。最后带入 P_0 即可求得 D

即 $Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D = 0$, 从而求得 D 。

求特征值的方法

在使用计算机求解特征值的时候，我们可以使用迭代的方法来计算。当阶数少于 10 的时候，使用雅克比方法是比较简单的方法。

Givens 旋转：

有空再写。先列出 Wiki Page

https://en.wikipedia.org/wiki/Givens_rotation

Jacobi 特征值迭代：

https://en.wikipedia.org/wiki/Jacobi_eigenvalue_algorithm