

关于奇异值分解

1.对 A 进行奇异值分解,从 $A^T A$ 分解出左右奇异向量:

$$Av_i = \sigma_i u_i, \sigma_i(\text{奇异值}) = \sqrt{\lambda_i}, 1 \leq i \leq k, k = \text{Rank}(A)$$

该等式是把右奇异正交向量 v_i 映射成为左奇异正交向量 u_i , 奇异值 σ_i 就是映射后的正交基的模的大小. 奇异值的求取:

对任意 $m \times n$ 实矩阵 A 的奇异值分解 $A = USV^T$, 有:

$$A^T A = VS^T SV^T$$

$$(A^T A)v_i = VS^T SV^T v_i = \sigma_i^2 v_i$$

这不就是特征值分解吗。也就是说 v_i 是 $A^T A$ 的特征向量, 其对应的特征值是 σ_i^2 , 同理 u_i 是 AA^T 的特征向量, 其对应的特征值也是 σ_i^2 。可以从这个角度出发求解特征值和特征向量。

注意: $A^T A$ 特征值分解得到右奇异向量, AA^T 特征值分解得到左奇异向量

2. 比较特征值分解和奇异值分解

方阵的特征值分解:

$$D^T D = \sum_{i=1}^4 \sigma_i^2 u_i u_i^T, \text{这里的 } u_i \text{ 是 } D \cdot \text{transpose} * D \text{ 的特征向量, 也是对应 } D \text{ 的右奇异向量}$$

非方阵的奇异值分解:

$$A = \sum_{i=1}^k \sigma_i u_i v_i^T, \text{这里的 } u_i \text{ 对应 } A \text{ 的左奇异向量, } v_i \text{ 对应 } A \text{ 的右奇异向量}$$

3. 奇异值, 秩, 零空间的关系

A. 非零奇异值的个数就是矩阵的秩

B. 由于 $r(A) + r(\text{零空间}) = n(A \text{ 的列数})$, 因此矩阵零空间的维数就是 0 奇异值的个数

4. 作业,证明:

证明:

$$\min_y \|Dy\|_2^2 = \min_y (Dy)^T (Dy) = y^T D^T D y$$

令 $f(y) = y^T D^T D y = y^T \sum_{i=1}^4 \sigma_i^2 u_i u_i^T y$ (u_i 是右奇异向量, σ_i 是奇异值)

令 $y = u_4 + v$, $y = u_4$

则 $f(y) = \sum_{i=1}^4 \sigma_i^2 (u_4 + v)^T u_i u_i^T (u_4 + v)$

$$= \sigma_4^2 (u_4^T u_4)^2 + \underbrace{\sum_{i=1}^3 \sigma_i^2 u_i^T v u_i^T v}_{\geq 0} \geq \sigma_4^2 (u_4^T u_4)^2 = \sigma_4^2 = f(y)$$

即 $y^T D^T D y \geq y^T D^T D y$

再令 $y = u_1$ 则 $f(y) = f(u_1) = \sigma_1^2 (u_1^T u_1)^2 = \sigma_1^2$

同理 $f(u_2) = \sigma_2^2$ $f(u_3) = \sigma_3^2$

$\therefore \sigma_1 > \sigma_2 > \sigma_3 > \sigma_4$

因此 $y = u_4$ 是最低解. 得证

也即 $\min_y \|Dy\|_2^2$ 的最低解是 D 的最小非零奇异值对应的右奇异向量.

5. 代码块:

这里要注意, y 要大于 0, 因此不能直接 `llt` 求解或者 `svd` 求解, 因为 D 很容易满秩, 从而解出来的结果是 0. 根据理论, 此时有两种解法:

1. 求 $D \cdot \text{transpose} * D$ 的特征向量, 注意特征向量的排列是按照特征值的从小到大由左至右排列, 因此选取最后一列。
2. 求 D 的右奇异向量, 奇异向量的排列是按照奇异值从大到小由左至右排列, 因此选最后一列。

```
Eigen::MatrixXd D(2*(end_frame_id-start_frame_id),4);
Eigen::VectorXd b(Eigen::VectorXd::Zero(2*(end_frame_id-start_frame_id)));
for(int i=start_frame_id;i<poseNums;i++){
    Eigen::Matrix3d Rcw = camera_pose[i].Rwc.transpose();
    Eigen::Vector3d tcw = -Rcw * camera_pose[i].tcw;
    Eigen::Matrix4d T=Eigen::Matrix4d::Zero();
    T.topLeftCorner(3,3) = Rcw;
    T.topRightCorner(3,1) = tcw;
    T(3,3) = 1;
```

```

        D.block((i-start_frame_id)*2,0,1,4) = camera_pose[i].uv[0]*T.row(2) -
T.row(0);
        D.block((i-start_frame_id)*2+1,0,1,4) = camera_pose[i].uv[1]*T.row(2) -
T.row(1);
    }
    std::cout<<D<<std::endl;
    Eigen::MatrixX<double> DTD = D.transpose()*D;
//    Eigen::Vector4d y=DTD.llt().solve(D.transpose()*b);// llT 分解要求D 是正
定阵

    ///直接求解
//    Eigen::JacobiSVD<Eigen::MatrixX<double>> svd(D,Eigen::ComputeThinU |
Eigen::ComputeThinV);//构建最小二乘问题
//    Eigen::Vector4d y = svd.singularValues();
//    y=svd.solve(b);
//std::cout<<y.transpose()<<std::endl;

    ///通过求 DTD 的特征向量
//    Eigen::SelfAdjointEigenSolver<Eigen::MatrixX<double>> eigenSolver(DTD);
//    std::cout<<std::endl;
//    std::cout<<eigenSolver.eigenvalues()<<std::endl;
//    Eigen::Matrix4d U = eigenSolver.eigenvectors();
//    std::cout<<std::endl;
//    std::cout<<U<<std::endl;
//    Eigen::Vector4d leastEigenVec = U.col(0);
//    P_est = leastEigenVec.head(3)/leastEigenVec[3];

    ///通过求D 的奇异向量
    Eigen::JacobiSVD<Eigen::MatrixX<double>> svd(D,Eigen::ComputeThinU |
Eigen::ComputeThinV);
    Eigen::Matrix4d V = svd.matrixV();
    std::cout<<std::endl;
    std::cout<<V<<std::endl;
    Eigen::Vector4d leastEigenVec = V.col(3);
    P_est = leastEigenVec.head(3)/leastEigenVec[3];

```