

第十四章:后端优化实践:逐行手写求解器

作业思路提示

主讲人 Horizon



纲要



- > 第一部分:作业完成情况
- ▶ 第二部分:作业内容提示

作业完成情况



● 基础编程题:

大家都完成得不错。

● 总结论文:

对三种不同方法的做法和结果分析总结都很用心。

● 提升编程题(为前两帧添加先验约束):

为前两帧增加先验,和固定前两帧,是两个不同的做法。

纲要



- ▶ 第一部分:作业完成情况
- ▶ 第二部分:作业内容提示

作业基础题



完成单目 BA 求解器 problem.cc 中的部分代码。

- 完成 Problem::MakeHessian() 中信息矩阵 H 的计算。
- 完成 Problem::SolveLinearSystem() 中 SLAM 问题的求解。

完成滑动窗口算法测试函数。

• 完成 Problem::TestMarginalize() 中的代码,并通过测试。

位置 - MakeHessian()



```
MatXX hessian = JtW * jacobian_j;

// 所有的信息矩阵叠加起来

H.block(index_i, index_j, dim_i, dim_j).noalias() += hessian; // TODO:: home work

if (j != i) {

// 对称的下三角

H.block(index_j, index_i, dim_j, dim_i).noalias() += hessian.transpose(); // TODO:: home work
}
```

位置 - SolveLinearSystem()



```
/* Problem::SetOrdering 中定义的 pose 在前,landmark 在后 */
MatXX Hmm = Hessian .block(reserve size, reserve size, marg size, marg size); // TODO:: home work
MatXX Hpm = Hessian .block(0, reserve size, reserve size, marg size);
MatXX Hmp = Hessian .block(reserve size, 0, marg size, reserve size);
VecX bpp = b .segment(0, reserve size);
VecX bmm = b .segment(reserve size, marg size);
// 计算 schur 补
MatXX tempH = Hpm * Hmm inv;
H pp schur = Hessian .block(0, 0, reserve size, reserve size) - tempH * Hmp; // TODO:: home work
b pp schur = bpp - tempH * bmm;
VecX delta x ll(marg size);
/* 将求解出来的 delta x pp 代回到分块矩阵中,构造 delta x ll 的方程,求解 delta x ll */
delta x ll = PCGSolver(Hmm, bmm - Hmp * delta x pp, n); // TODO:: home work
delta x .tail(marg size) = delta x ll;
```

位置 - TestMarginalize()



```
// 准备工作: move the marg pose to the Hmm bottown right
// 将 row i 移动矩阵最下面
Eigen::MatrixXd temp rows = H marg.block(idx, 0, dim, reserve size);  // TODO:: home work
Eigen::MatrixXd temp botRows = H marg.block(idx + dim, 0, reserve size - idx - dim, reserve size);
/* temp rows 是矩阵 H marg 的第 i 行,temp botRows 是矩阵 H marg 的第 i+1 行一直到最后一行 */
H marg.block(reserve size - dim, 0, dim, reserve size) = temp rows;
H marg.block(idx, 0, reserve size - idx - dim, reserve size) = temp botRows;
// 将 col i 移动矩阵最右边
Eigen::MatrixXd temp cols = H marg.block(0, idx, reserve size, dim);
Eigen::MatrixXd temp rightCols = H marg.block(0, idx + dim, reserve size, reserve size - idx - dim);
H marg.block(0, idx, reserve size, reserve size - idx - dim) = temp rightCols;
H marg.block(0, reserve size - dim, reserve size, dim) = temp cols;
```

```
// 完成舒尔补操作
Eigen::MatrixXd Arm = H_marg.block(0, n2, n2, m2); // TODO:: home work
Eigen::MatrixXd Amr = H_marg.block(n2, 0, m2, n2);
Eigen::MatrixXd Arr = H_marg.block(0, 0, n2, n2);
```



- 请总结论文 "On the comparison of gauge freedom handling in optimization—based visual—inertial state estimation": 优化过程中处理 H 自由度的不同操作方式。
- 内容包括:具体处理方式,实验效果,结论。
- 目的:讨论使用最小二乘法解决 VIO 问题时处理不可观自由度 (Gauge Freedom)的三种处理方法和性能对比。
- 不可观自由度在 VIO 问题中为全局位置和全局航向角。



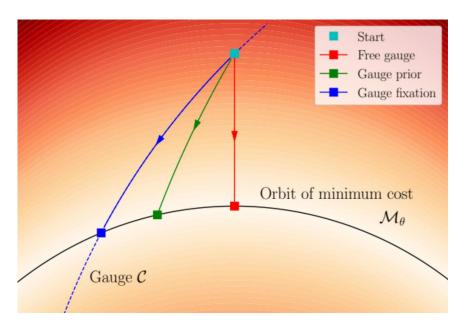
处理不可观自由度的三种方法:

- Fixed gauge: 固定第一帧的位置和航向角,这相当于引入了新的测量信息,使得原本不可观的状态变得可观,并且使得信息矩阵满秩,可求逆得到唯一最优解;
- Free gauge: 不处理不可观状态,得到的解会在其零空间内漂移。
 信息矩阵不满秩,可以采用广义逆得到最小范数的最小二乘解;
- Gauge prior:介于上面两种方法之间,通过改变残差的权重,添加额外的信息以处理不可观状态,使得信息矩阵满秩。



三种方法的图形化对比:

- Fixed gauge: 将解限定在某一个流形上,得到最优解;
- Free gauge: 获得最小范数的最小二乘解,即"垂线段"最短;
- Gauge prior:介于上面两种方法之间。





三种方法的具体操作:

- Fixed gauge: 对应雅可比矩阵清零,或者将状态量不可观的变量直接剔除,或者将 Gauge prior 的先验权重设置为无穷大;
- Free gauge: 使用 Moore-Penrose 广义逆求解得到范数最小的最小 二乘解,或者给 H 矩阵添加阻尼,即 LM 算法,或者将 Gauge prior 的先验权重设置为无穷小;
- Gauge prior:添加先验边(Prior edge),即额外的惩罚项。



三种方法的实验结果与结论:

- 先验权重:不同先验权值对求解精度没有明显影响,但对计算成本有一定影响。需要正确选择权值以保持较小的计算成本。
- 精度与计算成本: 三种方法的精度几乎相同。Gauge prior 方法需要正确选择权值以保持较小的计算成本; Free gauge 迭代次数更少, 计算更快, 可以直接广义逆或者 LM 求解。
- 协方差: Fixed gauge 方法的协方差矩阵中,第一帧不确定度为零,之后依次增加。Free gauge 方法的不确定度平摊到了协方差矩阵中的每一帧,可以采用 Covariance Transformation 将其转换成有意义的形式。



- 在代码中给第一帧和第二帧添加 prior 约束,并比较为 prior 设定不同权重时, BA 求解收敛精度和速度。
- 代码仿真的是单目视觉系统,因此要同时给前两帧添加先验约束。 源码中已经提供了 EdgeSE3Prior 先验边,只需要仿照其他残差在 前两帧中添加先验边即可。



- Type edge_prior(···) // 使用智能指针初始化先验边
- Something->SetVertex(…) // 对边设置顶点
- Something->SetInformation(***) // 对边设置信息矩阵(权重)
- Something. AddEdge(···) // 为待求解问题添加边



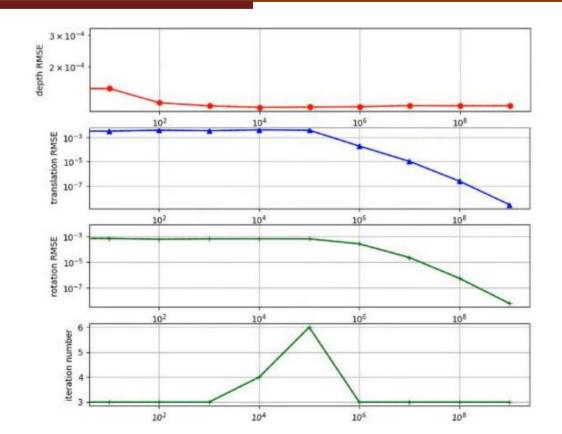
SE3 的先验边的残差计算与雅可比矩阵推导:

$$r^{prior} = \begin{bmatrix} r_R^{prior} \\ r_p^{prior} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta \phi \\ p - p^0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ln \left(\left(R^0 \right)^{-1} R \right)^{\vee} \\ p - p^0 \end{bmatrix}$$

$$J_{r^{prior}} = \frac{\partial r^{prior}}{\partial \begin{bmatrix} R \\ p \end{bmatrix}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial r_{R}^{prior}}{\partial R} & \frac{\partial r_{R}^{prior}}{\partial P} \\ \frac{\partial r_{p}^{prior}}{\partial R} & \frac{\partial r_{p}^{prior}}{\partial P} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{r}^{-1} \left(\ln \left(\left(R^{0} \right)^{-1} R \right)^{\vee} \right) & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}$$



随着权重的增加,存在一个峰值:





感谢各位聆听 / Thanks for Listening •

