

主题：VIO中后端优化相关问题

1.SLAM中常用的优化方法有哪些？

1.1 Gauss-Newton；LM；Dog-leg；Conjugate Gradient(CG,共轭梯度法)与Preconditional Conjugate Gradiem method(PCG,预优共轭梯度法)

1.2 GN,LM,Dog-leg三种优化方法的分析与对比见[链接1](#) [链接2](#). CG与PCG方法的原理与实现见[链接](#).

1.3 开源VIO算法中VINS用到了Dog-leg. 项目EIBA确认用了PCG，ICE-BA也用了.

2.一阶与二阶优化方法的区别？

2.1 一阶与二阶的定义：

从 cost function开始说，构建error function 之后，就有了cost function. 我们对cost function进行泰勒展开

In this section, we will briefly explain the reason of poor convergence by discussing the approximation of the Hessian matrix, which serves as the normal matrix in both the GN solution and LM solution. The function $f(\mathbf{X})$ in (3) can be approximated using Taylor series expansion around the current guess \mathbf{X}_k , written as

$$f(\mathbf{X}) \approx f_k + \mathbf{g}_k(\mathbf{X} - \mathbf{X}_k) \quad (4)$$

here, $f_k = f(\mathbf{X}_k)$ and $\mathbf{g}_k = \nabla f(\mathbf{X}_k) = 2\mathbf{J}_k^T \mathbf{r}$, where \mathbf{J}_k is the Jacobian matrix calculated using the first derivate of observations with respect to the unknown parameters \mathbf{X} .

To determine the descent direction and step size, we can compute the incremental values $\Delta \mathbf{X}_k$ by enforcing the first derivate of the function (4) as zero, i.e.,

$$(\mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k + \frac{\partial^2 \mathbf{r}}{\partial \mathbf{X}^2} \mathbf{r}) \Delta \mathbf{X}_k = -\mathbf{g}_k \quad (5)$$

Here $\mathbf{J}_k^T \mathbf{J}_k + \frac{\partial^2 \mathbf{r}}{\partial \mathbf{X}^2} \mathbf{r}$ is called a Hessian matrix, and then the solution is termed as Newton solution. In this letter, the first and the second items are called the *L-derivative matrix* and the *H-derivative matrix*, respectively. Many experimental results in public

其中泰勒展开的阶次则对应着一阶和二阶。

2.2 一阶是最速下降方法，有可能收敛慢，不一定准；二阶比较准，不容易奇异Hessian,较慢。GN方法是近似的二阶。

一阶，二阶，GN，LM方法的分析与速度对比见[链接](#).

2.3 优化问题几大要素

- costfunction的构建。
- 初值的选取（一般代数法结果作为初值，然后数值迭代）
- 迭代方向的确定

- 步长的确定（牛顿法是木有的，GN的步长默认为1）

2.4 深度学习优化方法总结见[链接](#).

3.什么时候使用线搜索或者置信域方法？

3.1 [线搜索](#)与[置信域](#)的解释与说明。

3.2 讨论结论来看，大家一般都可能用直接现成的库，其实内部核心只是配置相关参数而已。

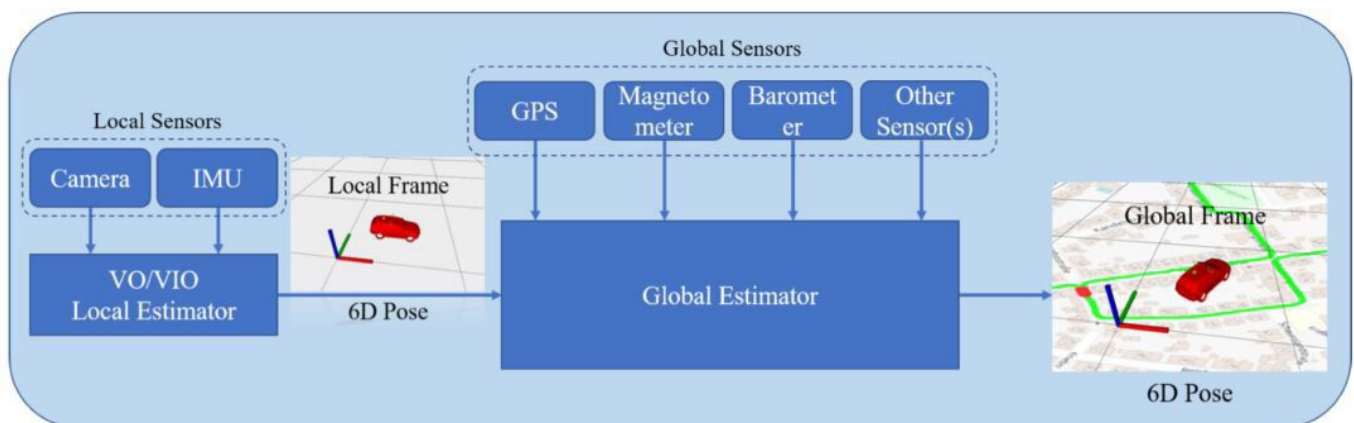
4.深度学习用于SLAM优化求解器的前景怎么样？

虽然也有很多Demo在做，譬如无监督的端到端的[unDeepVO](#).但是泛化能力一直是一个很难解决的问题，现在得到的反馈都是在数据集上确实能有很好的效果，但将模型运用到自己数据集上并不能得到很好的效果。而且端到端的问题是有可能是一个黑盒，没有很好的办法去debug。

5.多传感器融合的约束对于后端优化的帮助有多大？（比如vins现在开源的接口添加了各种全局位姿传感器的目的是消除vo的累积误差）

5.1 BA (Bundle Adjustment) 又叫捆集调整，摄影测量学又叫光束法平差，测绘学又叫空三（空中三角测量）。

5.2 多传感器譬如IMU的引入能够减小累计误差，而且IMU与Vision是相辅相成的。[Vins-fusion](#)中IMU与视觉是紧耦合的，vio与GPS等是松耦合的。



5.3 GPS以及回环都是可以减小全局误差的，另外讨论中提到了回环问题，其实也算是Pose Graph问题，它形象上讲是将误差匀一匀，但不一定是均分，使得整体误差最小，因为每个节点对总体误差的贡献程度不一样。