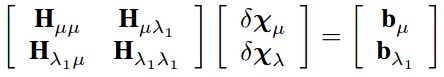
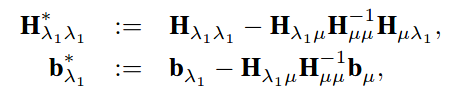
**文献阅读记录**

**文献[1]**为基于非线性优化的VIO实现(OKVIS)，通过imu preintegration、marginalizaition 与 sliding window的策略进行。对于marginalizaition部分表述如下：

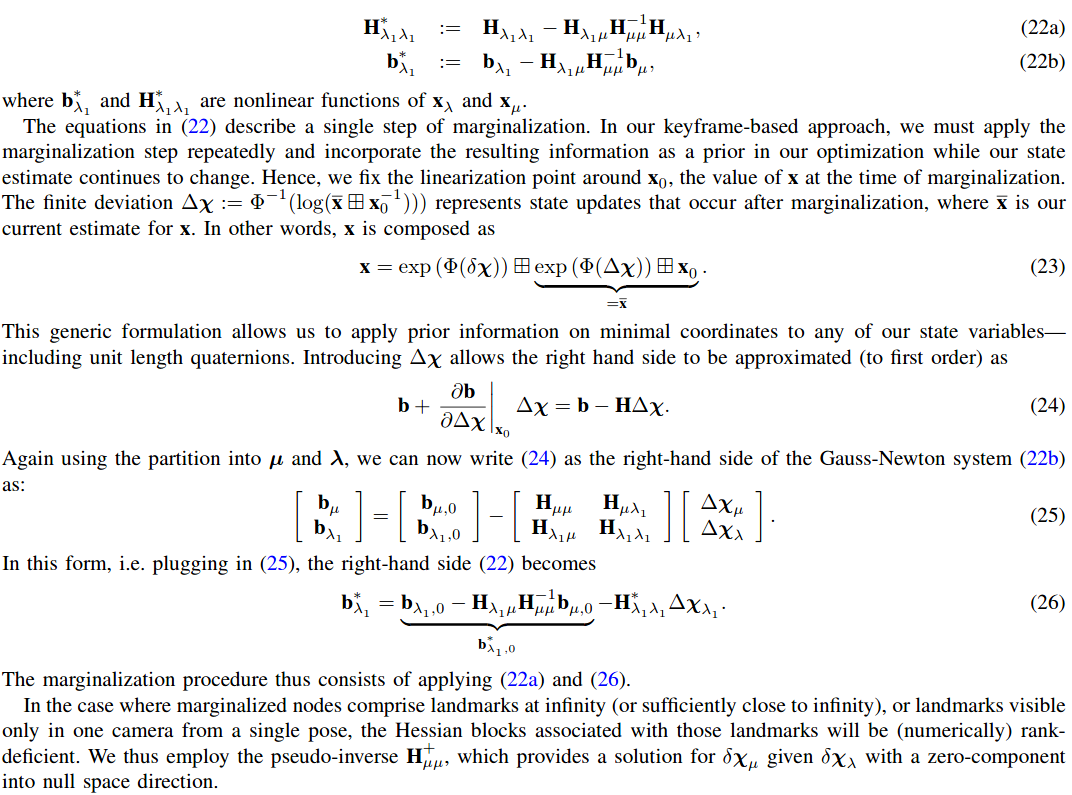
待边缘化的变量，remain的变量为。通过最大似然的负对数形式构建最小二乘问题如下形式：



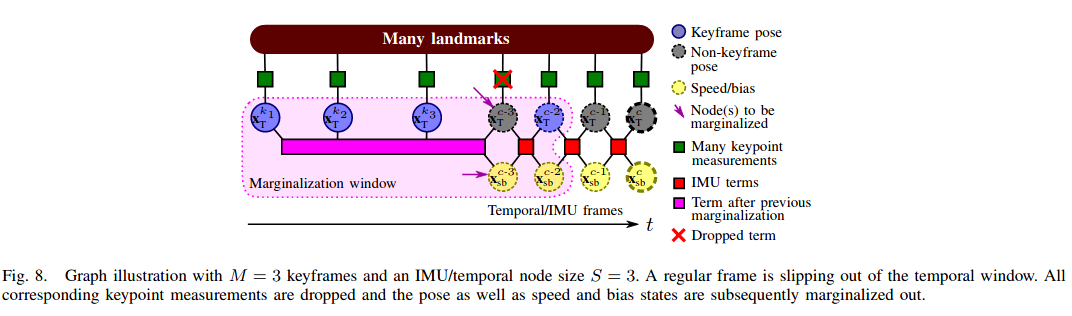
经过矩阵行变换(Schur Complement)变换成：



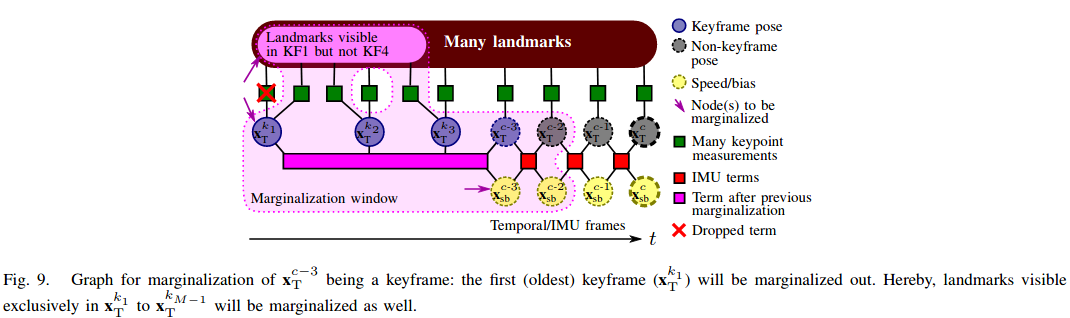
**注意**：此时的线性化点为，FEJ要求后续的优化，对于相关变量jacobian的线性化点仍为这个点。



边缘化策略：



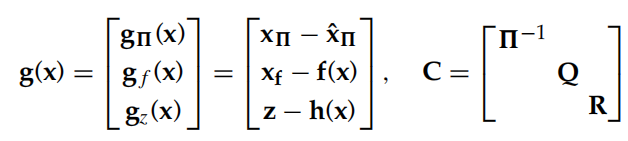
如果不是关键帧，那就drop掉该帧所有的landmark观测以及Speed/bias等状态，不会对观测到的landmark做边缘化，以保证H的稀疏性。(就当这帧不存在)



如果是关键帧，就不能将其观测简单地drop掉，而是边缘化及其观测点，但这些点而没有被后续的帧或者最新帧观测到。这样就能保证H的较稀疏性。

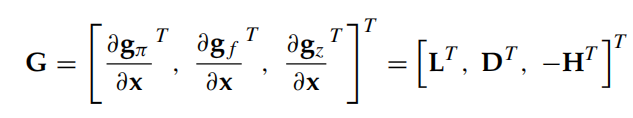
**文献[2]**主要介绍了航天器在着陆过程中双目视觉测量跟踪中的Slide Window Filter技术，相较于传统的filter与BA，slide window的方法既保证了计算的实时性，又控制了一定的计算量，兼顾filter与optimization共同优点。

通过极大后验概率，构造关于先验、测量模型、运动模型的联合后验分布，给出residual模型如下：



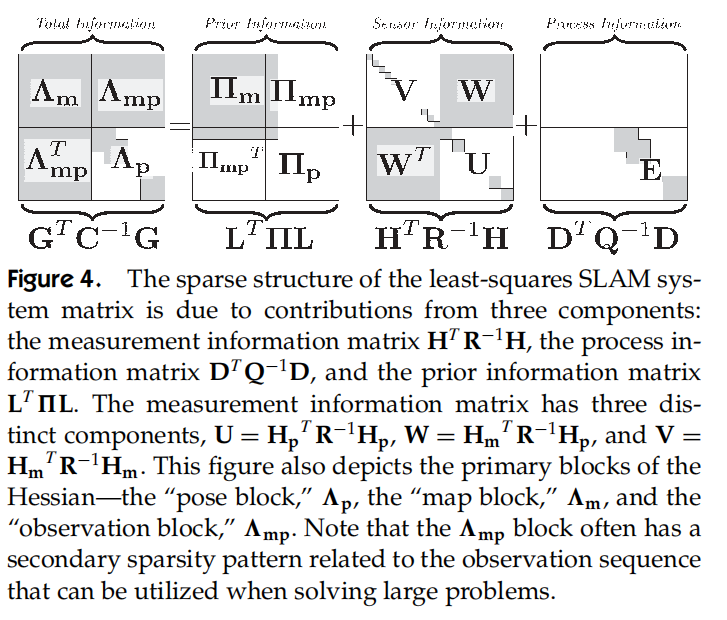
在残差接近于0的情况下，使用GN、LM方法计算的才能近似为真实的H矩阵。

对于求解jacobian如下：



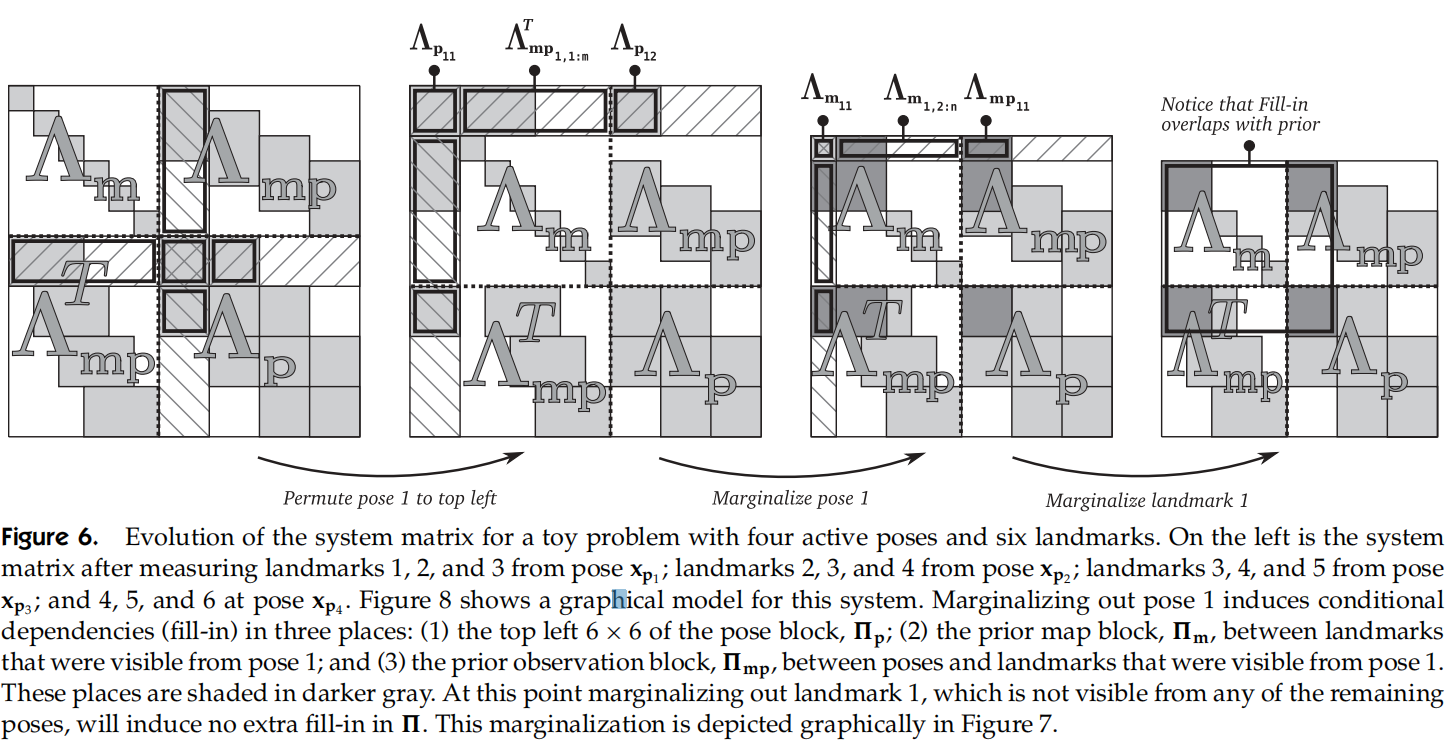
因此近似的H矩阵为：



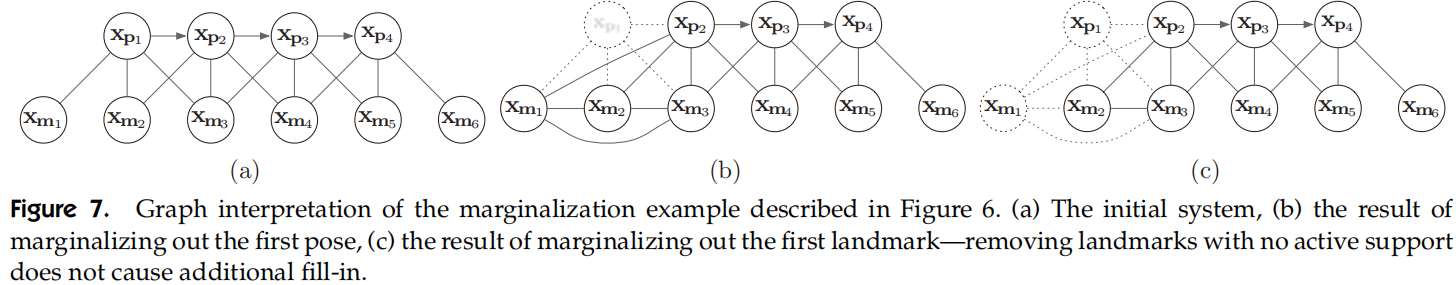


由上图可知，在H中，V、U块矩阵的非对角元素都为0，这说明相应元素都是条件独立的。即在pose边缘化前，相应观测到的空间点是相互独立的，对应到jacobian中就是有多个观测，且只有该residual index行与相应的pose index，landmark index列有非零元。对于D，由pose与pose间有运动约束，所以阴影部分较大(12x12)。对于L先验部分，这里的H矩阵更新就复杂一些，涉及到线性化点的选择。后面详细讨论。

边缘化H矩阵的变化过程如下：



相应的观测可视化：



边缘化带来的问题：由边缘化前后可知，如果边缘化掉pose1，该过程将会造成三个地方被fill-in. 1）与之相关的pose间； 2）观测到的landmark之间； 3）与之相关的pose与观测到的landmark之间。 总之，在关于pose1相互独立的变量，在pose1边缘化掉之后，变得相关(fill-in)。

解决办法： 在边缘化landmark的时候，只边缘化那些在后续帧没有被观测到的landmark。如果是后续帧观测到的landmark，要么不做边缘化，要么直接丢弃。

**参考文献**

1. Stefan Leutenegger,Keyframe-Based Visual-Inertial Odometry UsingNonlinear Optimization IJRR,2015.
2. Gabe Sibley, Sliding Window Filter with Application to Planetary Landing 2010.