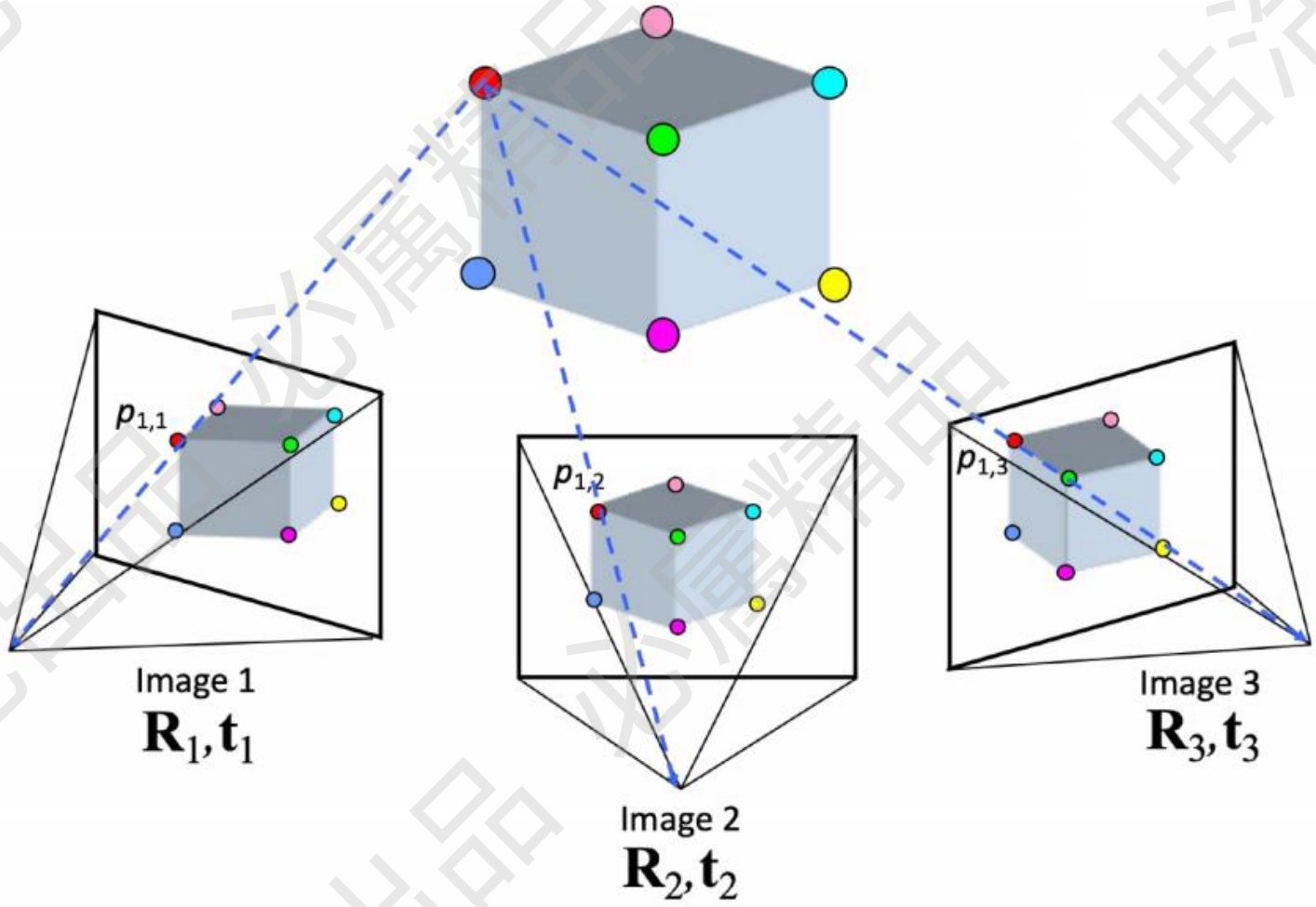
Loftr

- 特征匹配完之后能做什么呢？
  - 两张图像匹配后，我们可以知道它俩的位姿(位移，角度等)变化
  - 这就是咱们在机器人导航和三维重构中非常重要的一个模块
  - 图像相似度计算(基于匹配到的点)，图像检索与匹配等
  - 相当于可以根据关键点的匹配特征得到很多位置相关的信息

Loftr

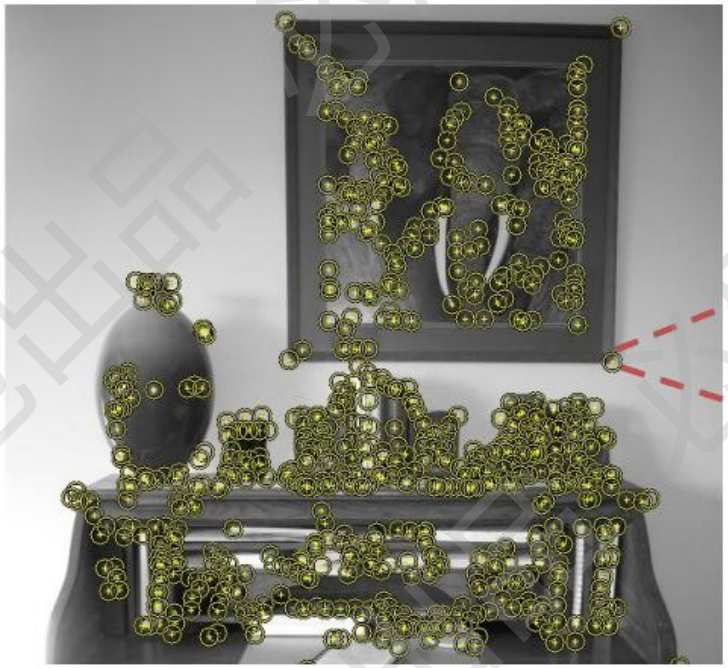
- 特征匹配应用
  - 有了匹配就有位姿
  - 相当于根据点求解RT
  - 这样就可以知道很多信息
  - 相对位置，相对位姿等

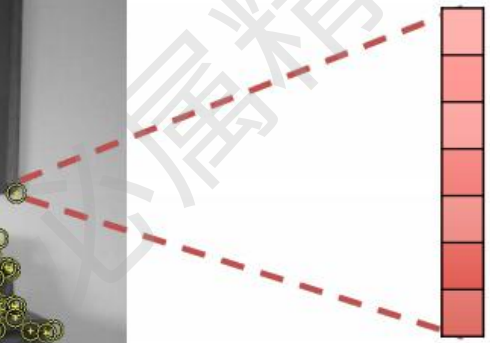


Loftr

- 传统任务流程

  - 传统任务中，完成特征匹配需需要哪些已经条件呢？





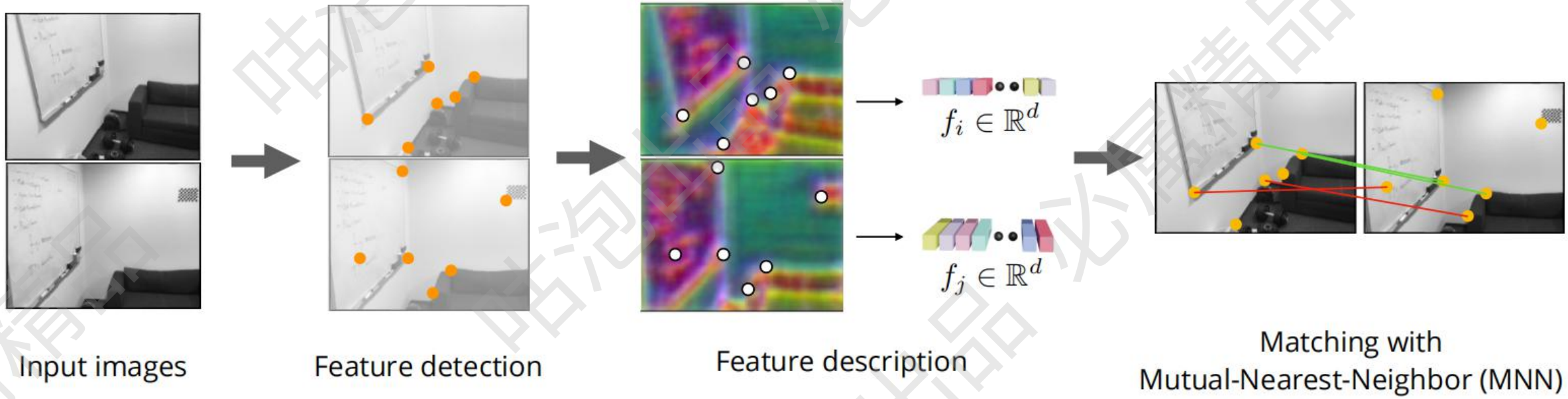
Feature detection

Feature description

Loftr

基本流程

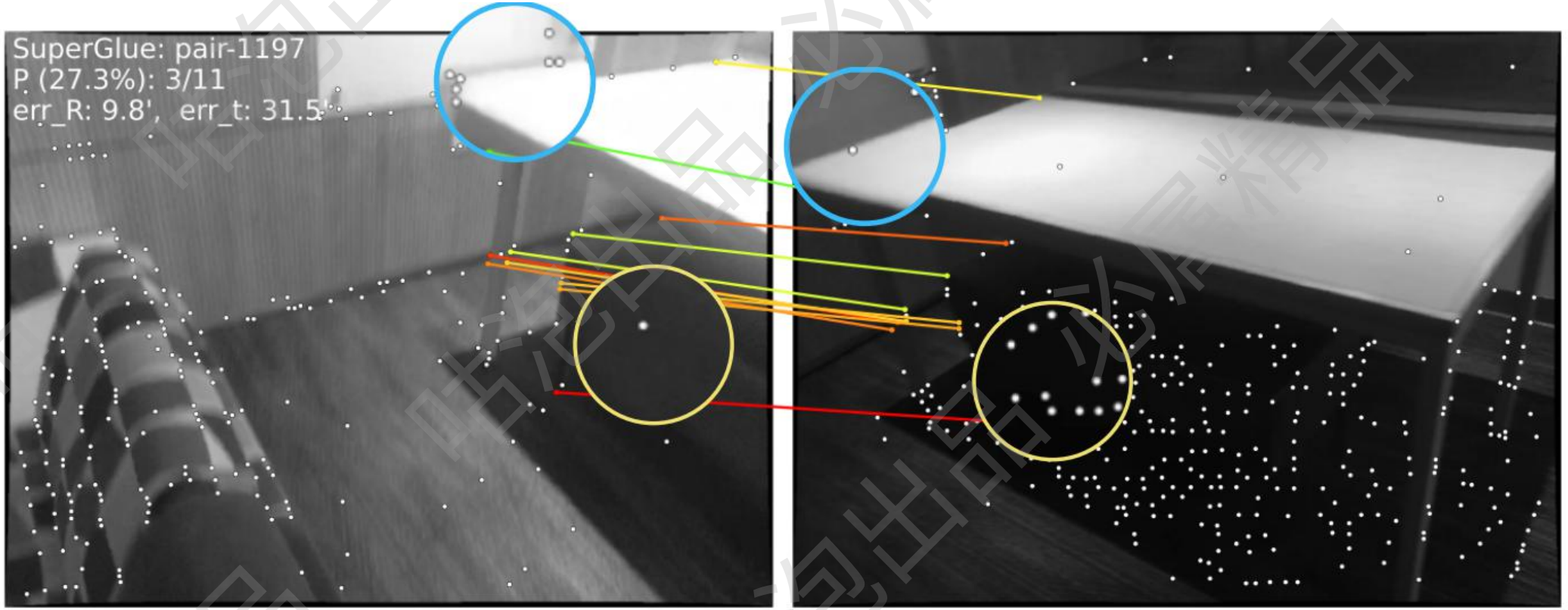
首先找到一些关键点(图像梯度较高，角点检测等)，然后计算特征相似度来匹配



Loftr

- 遇到的问题

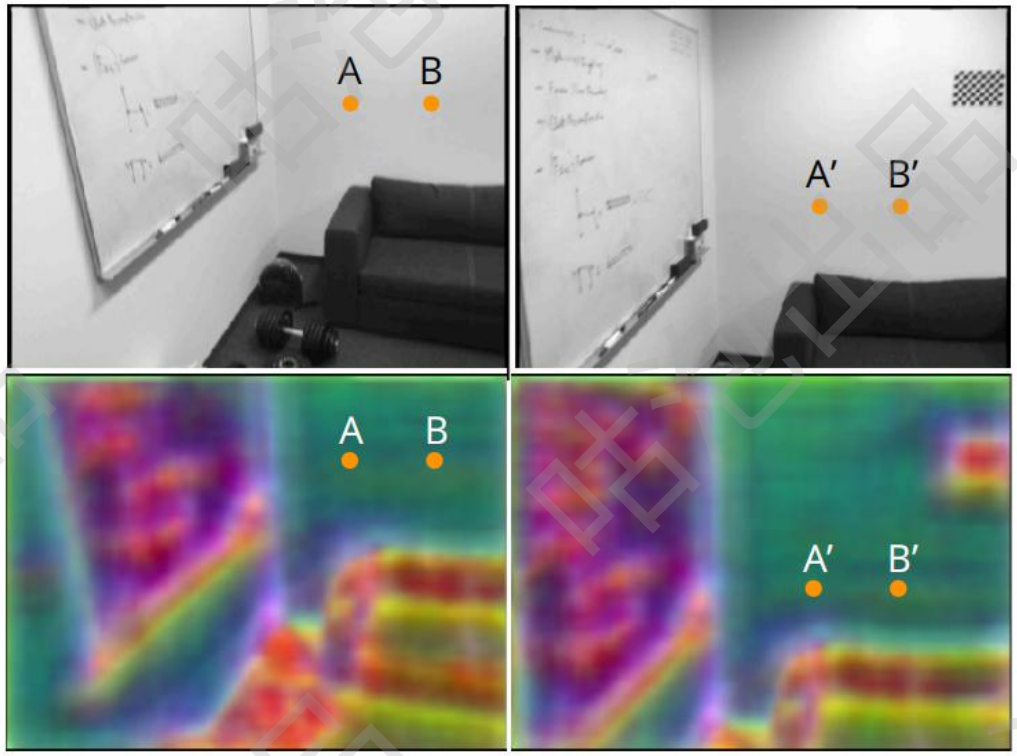
- 这种方法很依赖检测到的特征点，一旦点找不到，那就不用说匹配了

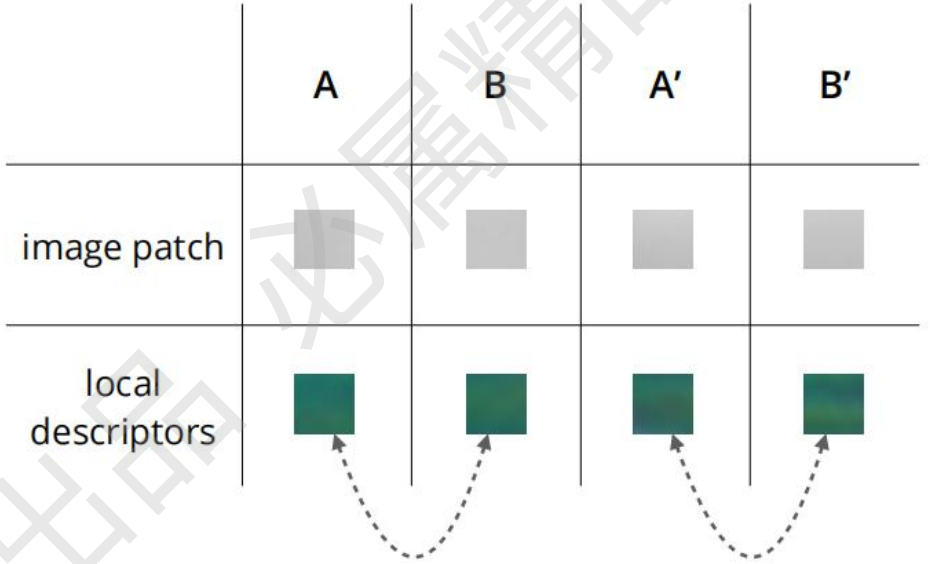


Loftr

- 遇到的问题

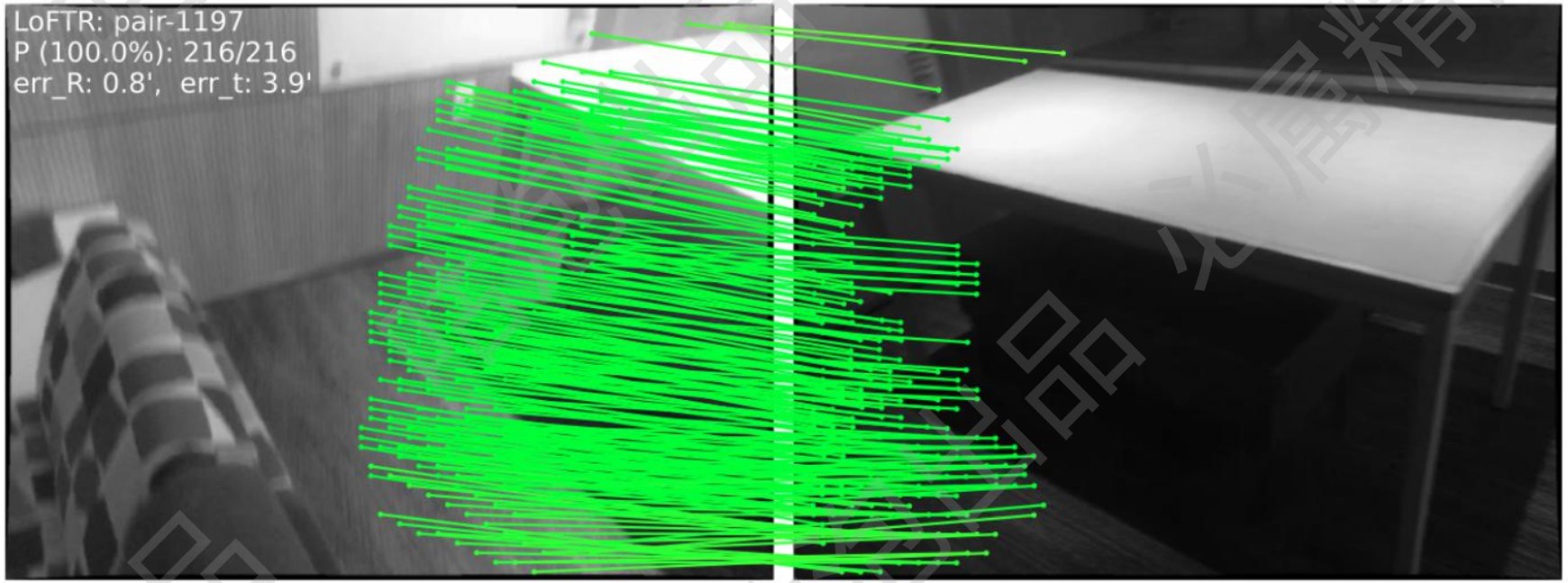
  - 对于位置不同的两个点，如果它们的背景特征相似(与位置无关了)，也无法匹配





Loftr

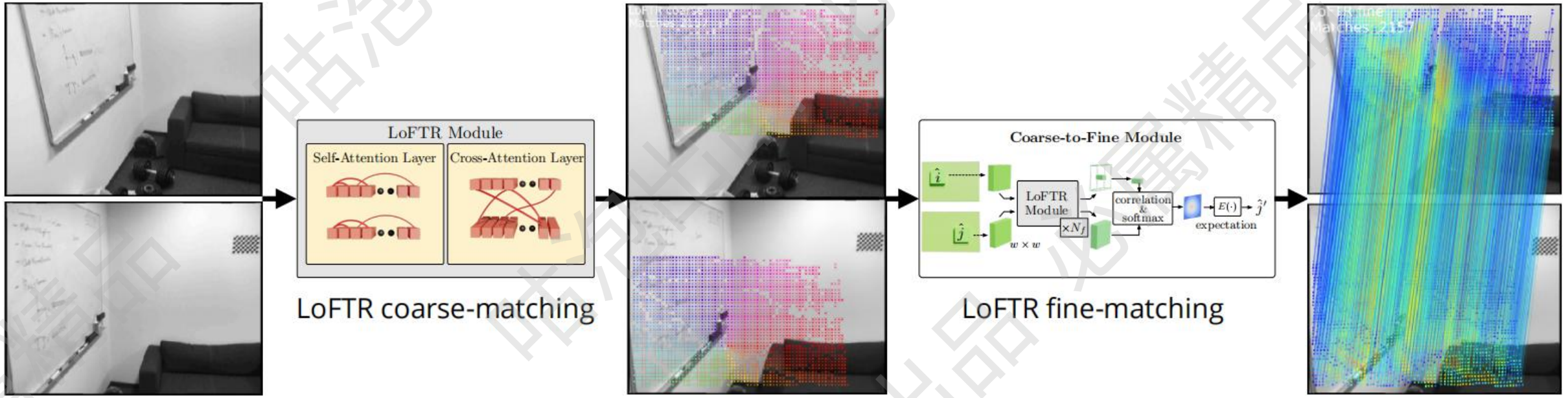
- Loftr的优势
  - 不需要先得到特征点，这也就解决了第一个问题
  - End2End的方式，用起来比较方便，效果也更好



Loftr

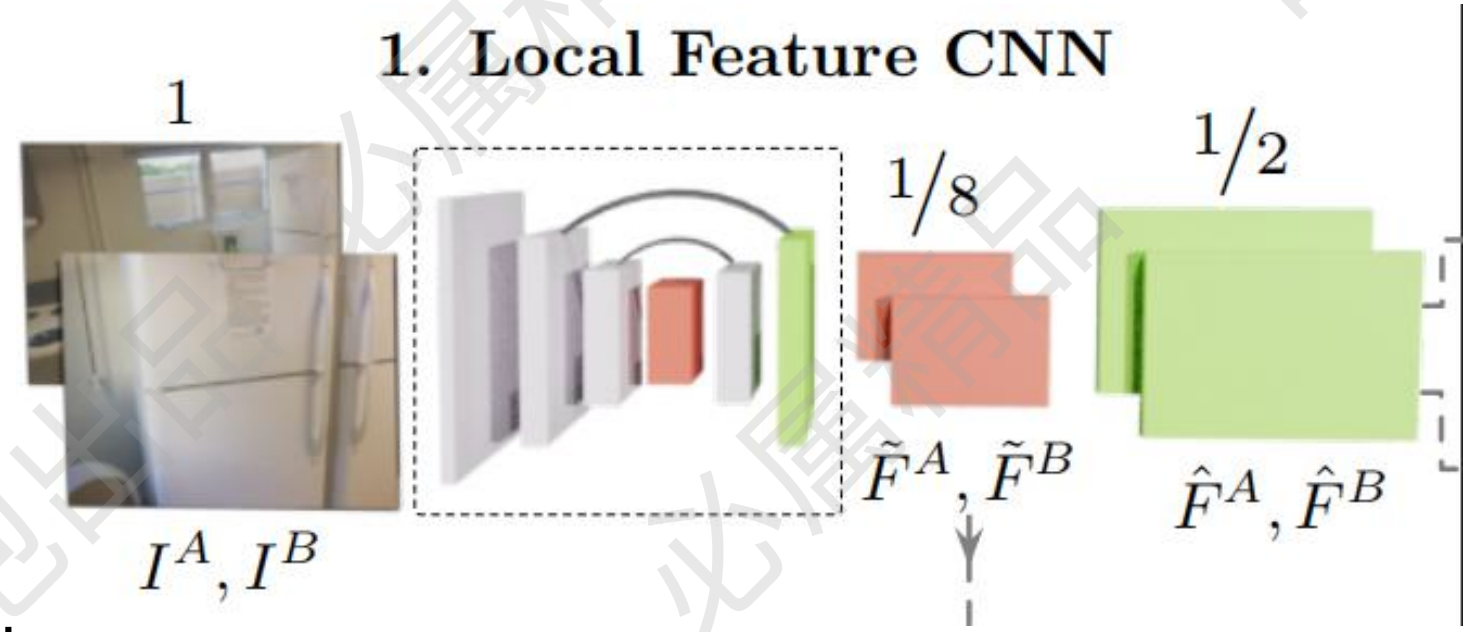
- 整体流程

- 核心就是transformer！！！



Loftr

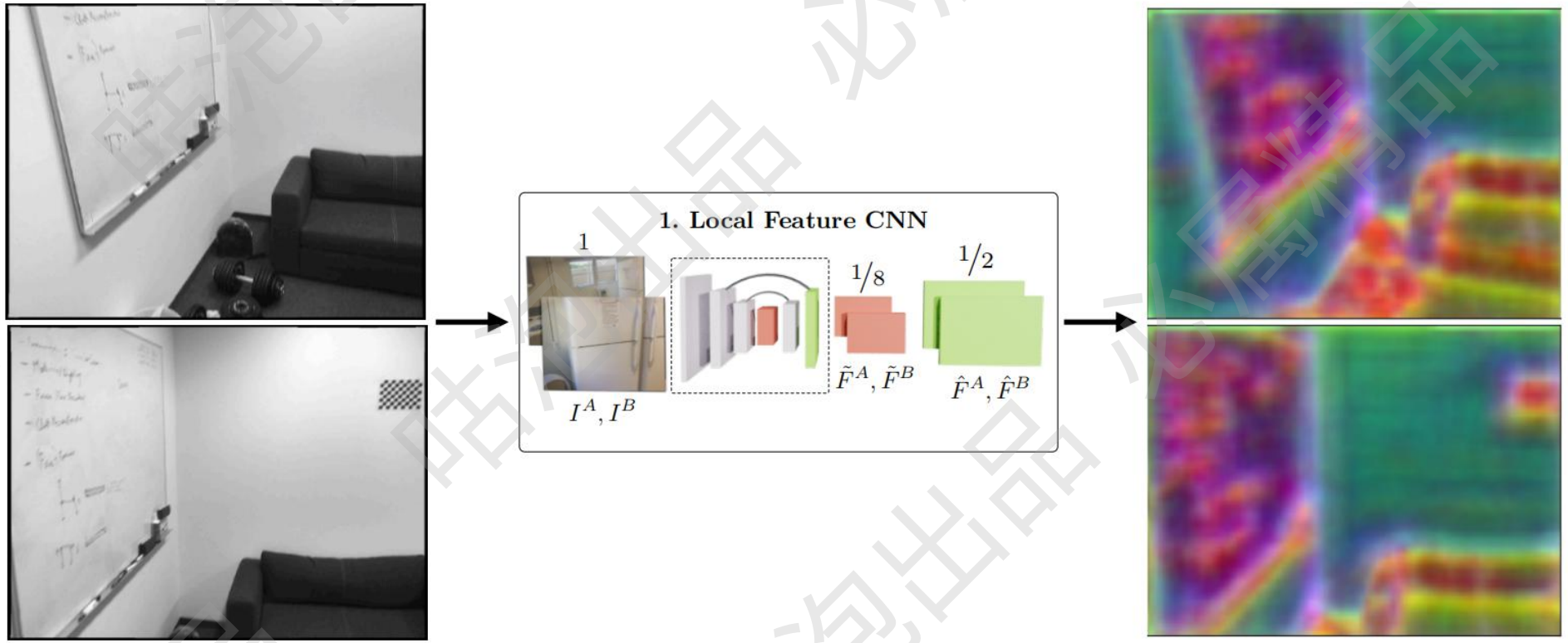
- 第一步：backbone特征提取
  - 注意输入是两张图像
  - 分别得到不同层特征
  - 输入:[2,1,480,640]
  - 两张图像拼一起进行backbone



Loftr

- 第一步：backbone特征提取

  - Backbone得到的结果

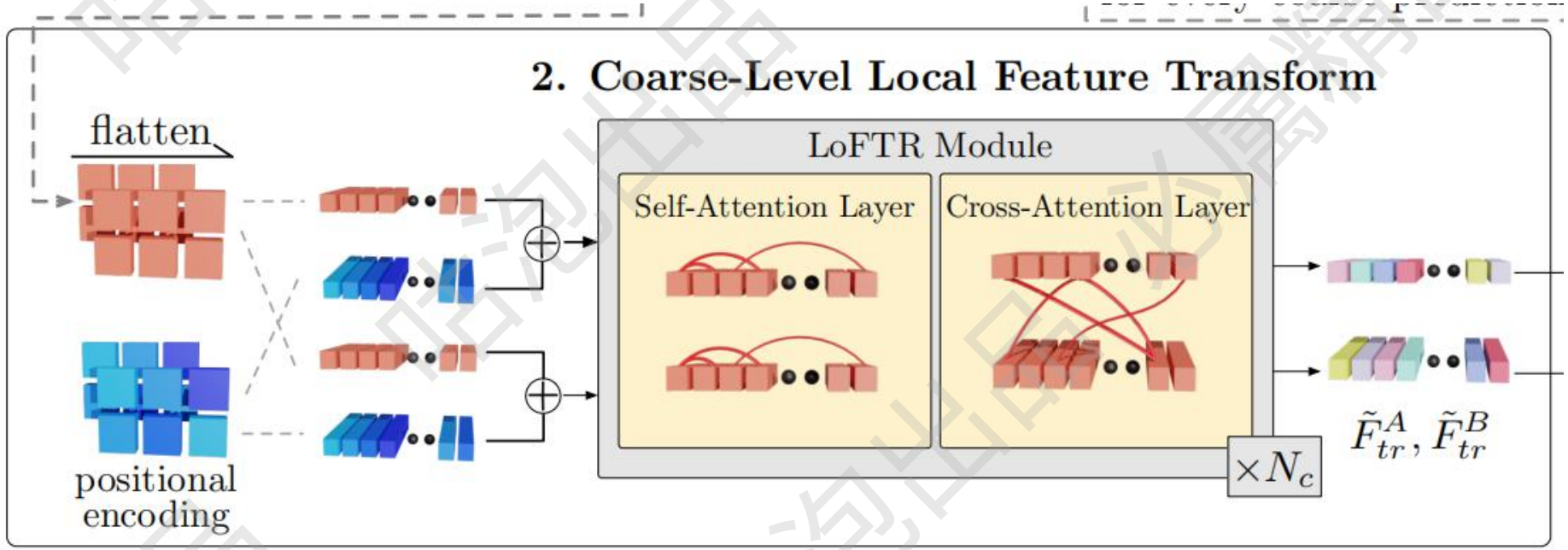


Loftr

- 第二步：transformer

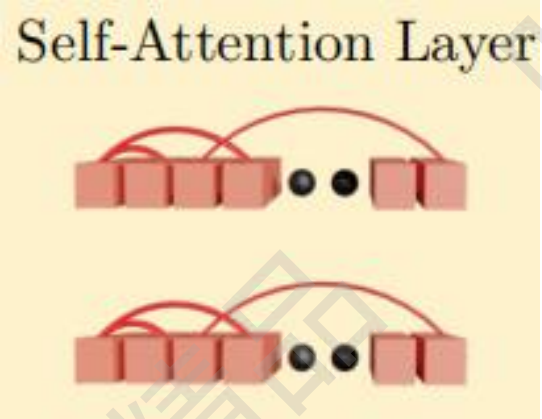
  - 这完全是专业对口啊，特征点匹配那不就是往transformer里面套嘛

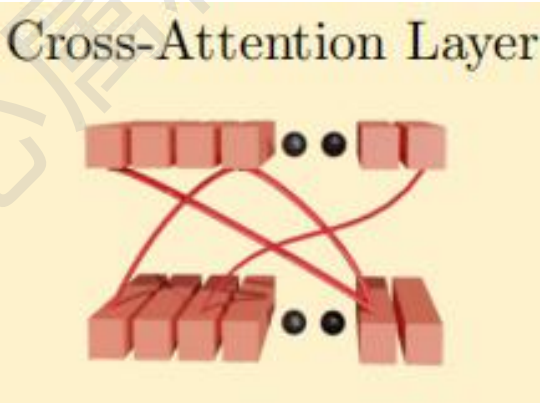
  - 首先进行位置编码，然后注意它是有两种方法：self和cross Attention



Loftr

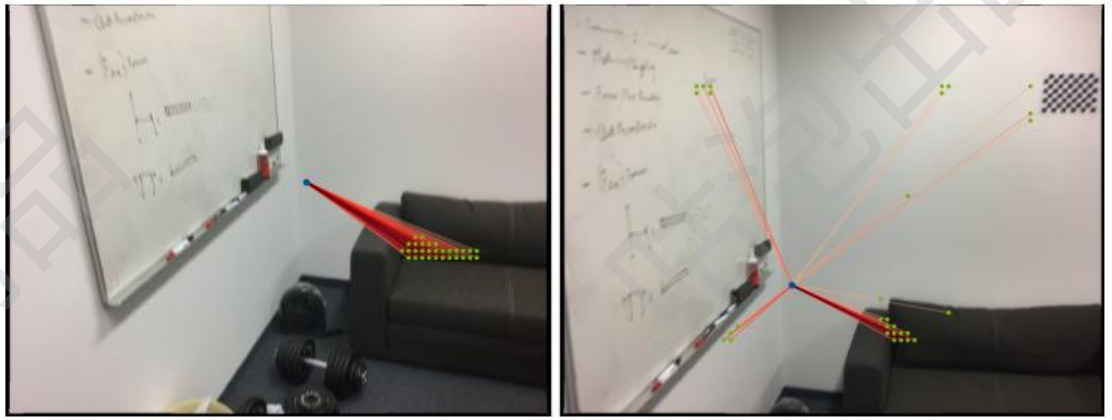
- 两种方法分别要做啥呢
  - Self-Attention：咱们自己家人先分工好
  - 就相当于一会要打匹配了，选好阵容别重了
  - Cross-Attention：如何对位呢？打野对打野
  - 这个就是Loftr的核心了，找到每个点的对应关系



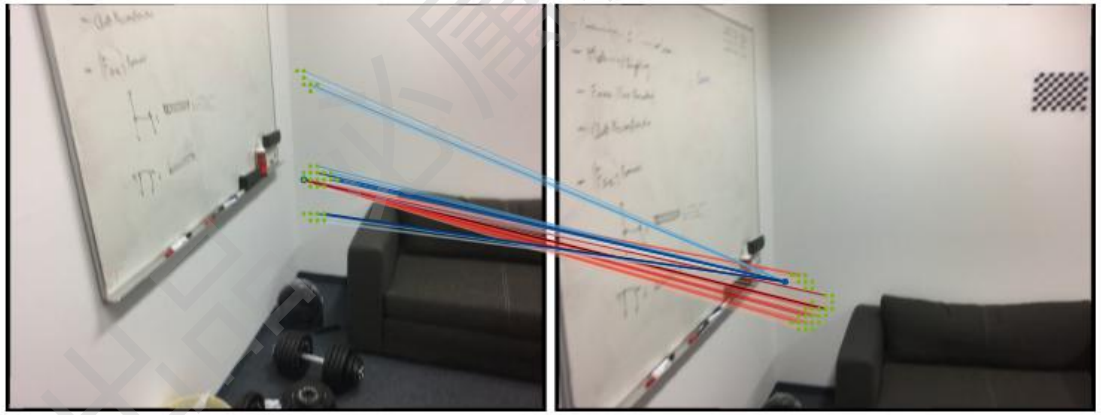


Loftr

- 两种方法分别要做啥呢
  - 不同Attention的可视化效果
  - 其实每个点与自己家的事和每个点与别人家的事



Attention weight visualization of **self-attention**

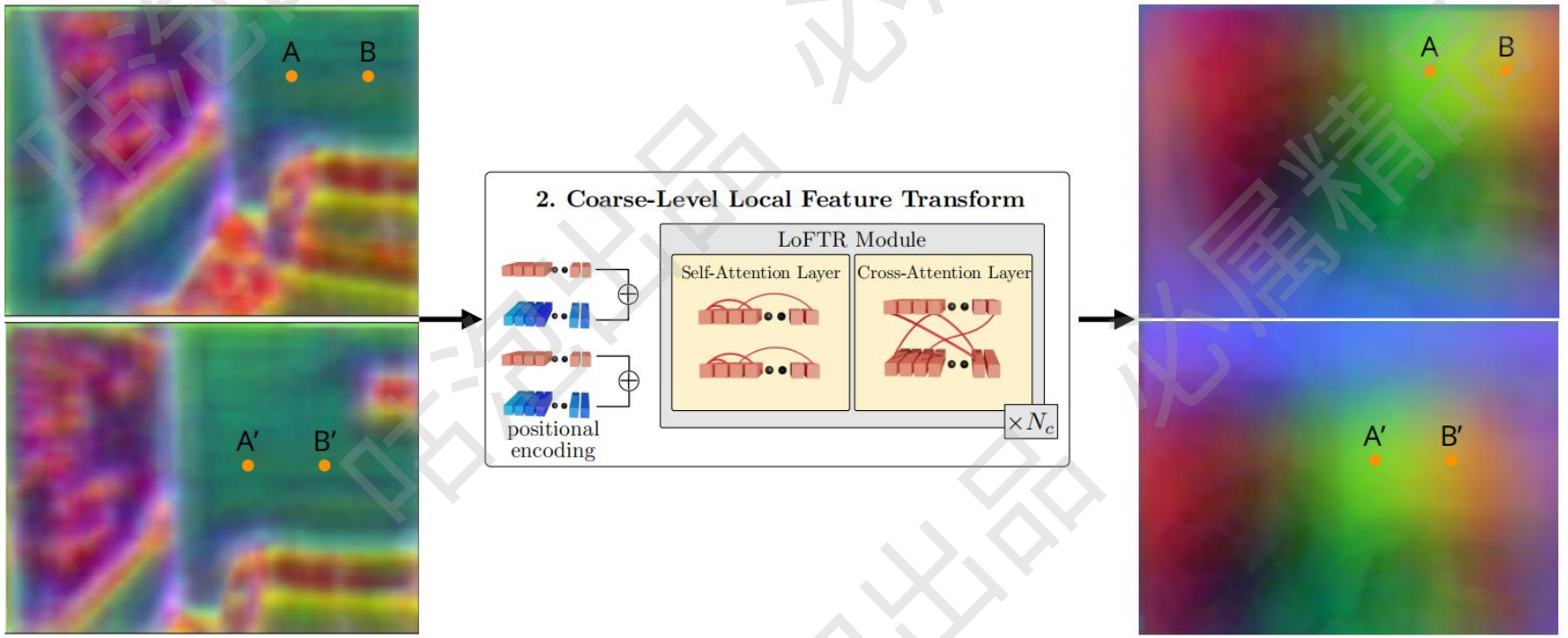


Attention weight visualization of **cross-attention**

Loftr

- transformer后得到的结果

  - 位置关系和自身特征更明确(CNN后结果类似，但transformer后鲜明了)



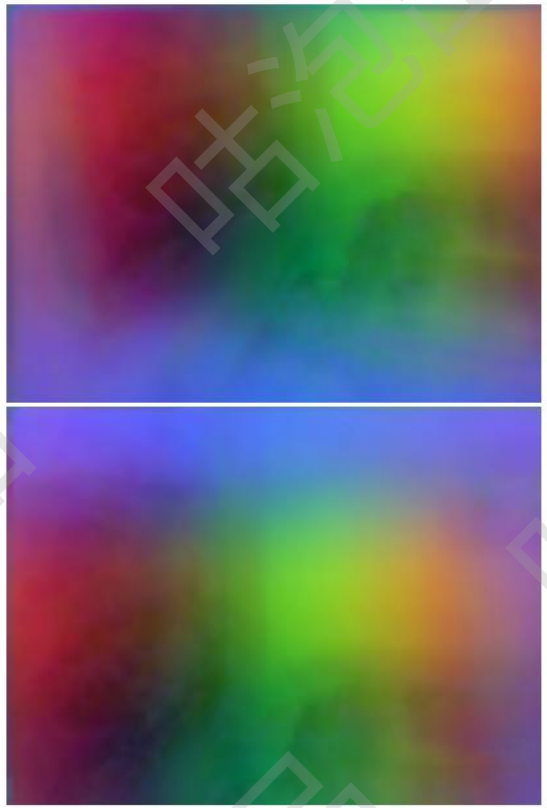
Loftr

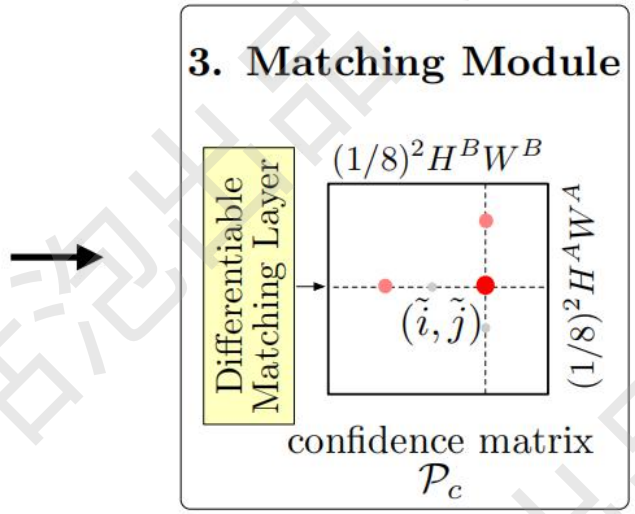
- 第三步：粗粒度匹配
  - 刚才一顿Attention咱们已经得到了两个图重构后的特征
  - 接下来计算它们之间的关系：$\mathcal{P}_c(i,j) = \mathrm{softmax}\left(\mathcal{S}\left(i,\cdot\right)\right)_j \cdot \mathrm{softmax}\left(\mathcal{S}\left(\cdot,j\right)\right)_i$
  - 例如两张图分别有4800个点，现在咱们就能得到4800*4800的关系矩阵
  - 其中softmax表示分别对两张图中的内积结果做归一化，得到概率值

Loftr

- 第三步：粗粒度匹配

特征都构建的挺好的了，这里要完成的就是粗粒度匹配





$$\mathcal{P}_c(i,j) = \text{softmax}\left(\mathcal{S}\left(i,\cdot\right)\right)_j \cdot \text{softmax}\left(\mathcal{S}\left(\cdot,j\right)\right)_i$$

Dual-softmax

Loftr

- 第三步：粗粒度匹配
  - 现在关系也有了，如何匹配呢？
  - 先来一波过滤操作，如何关系不咋地的，肯定配对不了（阈值筛选）
  - 然后再来一波互相最近邻，两个点如何匹配一定是互相的，并不是一厢情愿的
  - 好了，现在我已经得到了两厢情愿的匹配结果，但是有木有啥问题呢？

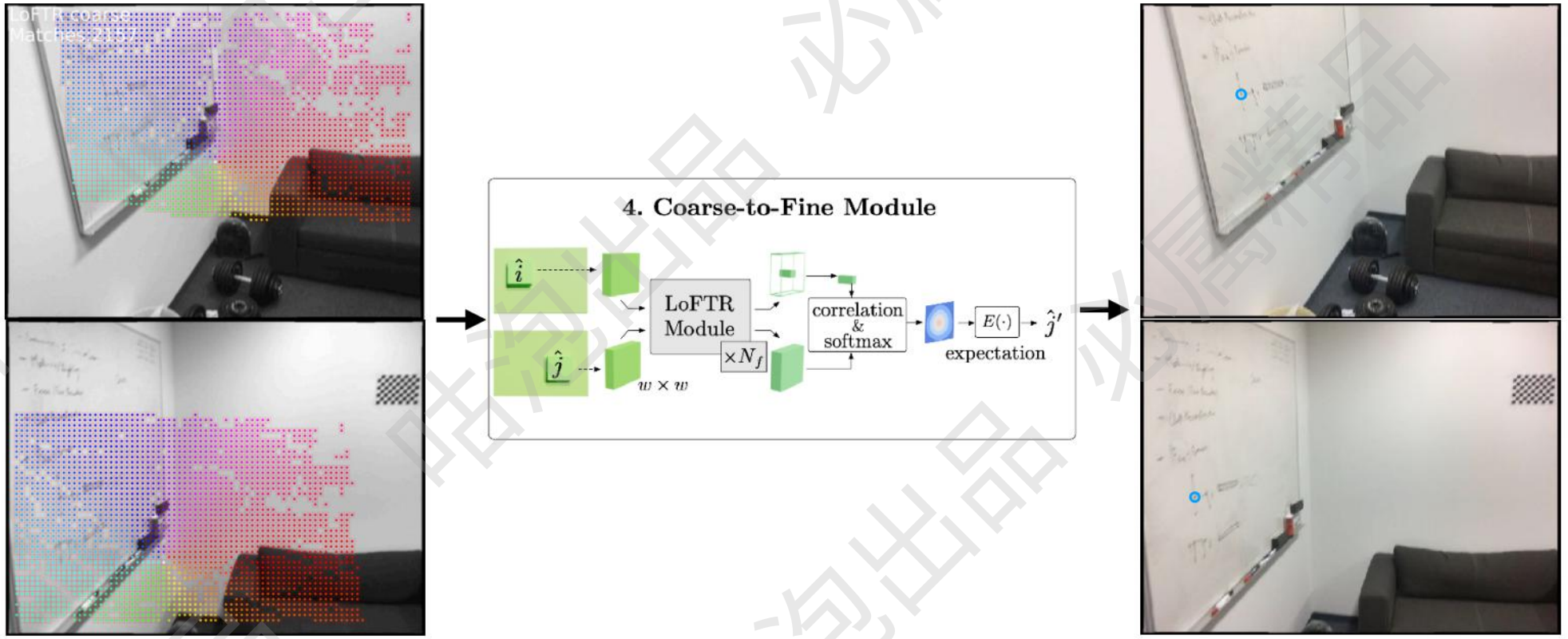
Loftr

- 第四步：细粒度匹配
  - 我们刚才那个4800哪来的来着？是不是把原始图像中每个小区域当作一个点啦！
  - 所以咱们这个4800和4800的匹配相当于找到了大概哪些区域是能匹配的
  - 那么接下来我们就要看看更具体的位置是在哪了，相当于微调
  - 在上一步的基础上继续调整，咱们就叫它Coarse-to-Fine

Loftr

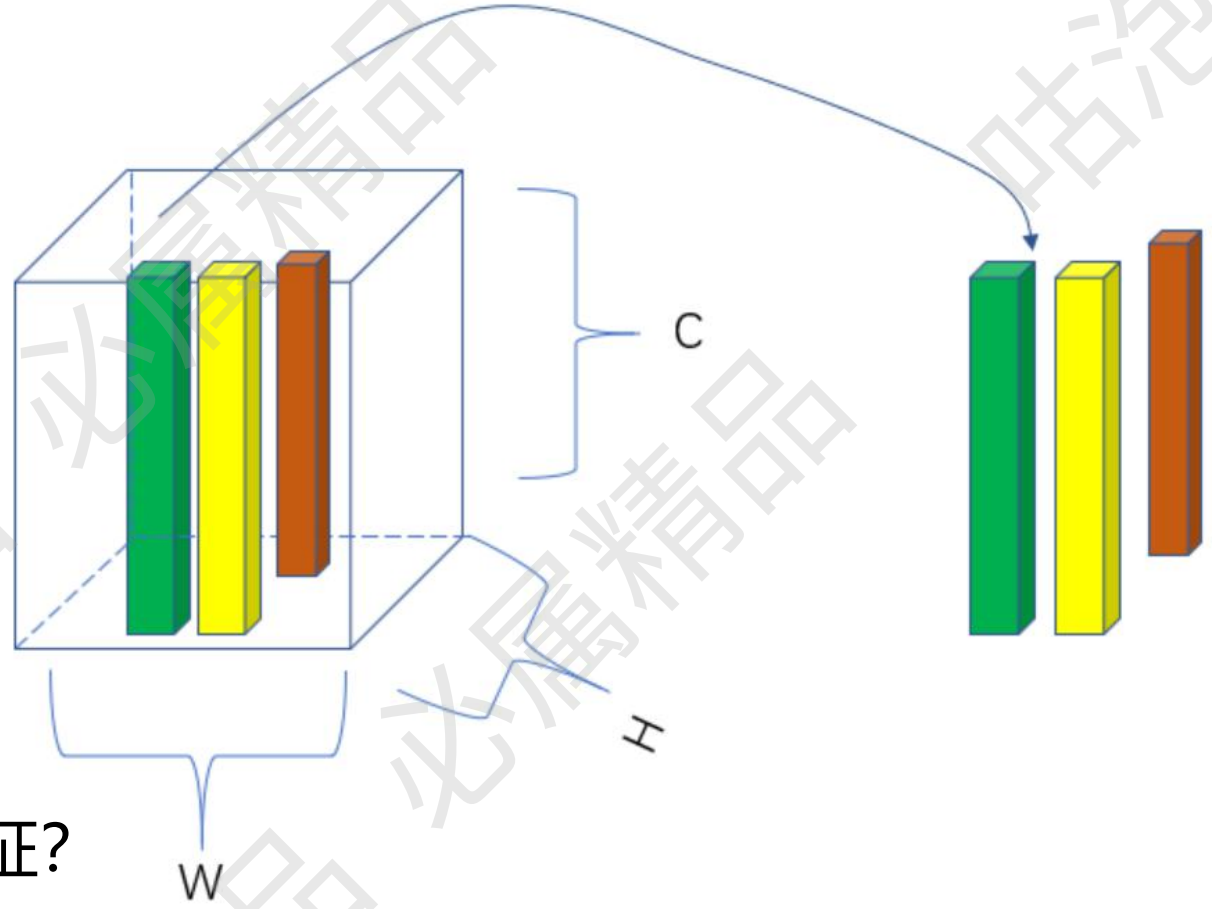
- 第四步：细粒度匹配

- 继续细化匹配任务



Loftr

- 第四步：细粒度匹配
  - 特征图拆解，F.unfold模块：
  - 就是把特征图拆成多个特征块
  - 例如输入128*240*320
  - 那么会输出多少块？每块多少个特征？



Loftr

- 第四步：细粒度匹配
  - 输出的每个长条（特征块）里面特征个数：C* kH * kW
  - 例如128*5*5=3200，表示每个长条有3200个特征
  - 然后指定好步长，padding，也可以算出来一共得到多少块长条特征
  - 源码中得到4800*3200（4800是长条的个数，3200是特征的个数）

Loftr

- 第四步：细粒度匹配
  - 转换维度得到：4800*25*128，也就是每个长条块是由25个点组成的
  - 每个点现在是由128维的向量组成的，一会就该它们上场了
  - 但是咱们现在不需要4800个区域，因为粗粒度中已经帮我筛选出来一部分了
  - 例如筛选后得到4800个点里面只有142个是相互匹配的

Loftr

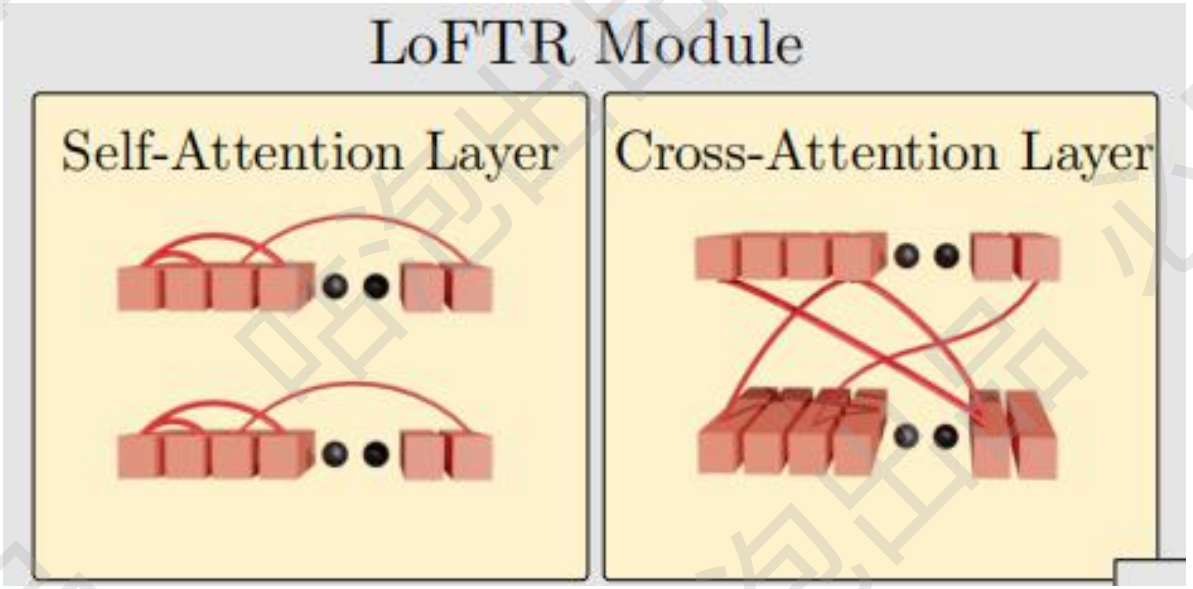
- 第四步：细粒度匹配
  - 现在咱们手里面有啥呢：142*25*128这样一个矩阵
  - 对这142个已经匹配的区域，再做实际点的微调，也就是25个点再最匹配的
  - 相当于一个区域由25个点组成，咱们要再这个区域里找到最准确的点位置
  - 两张图，每个图有142个区域，每个区域有25个点，如何匹配呢?

Loftr

- 第四步：细粒度匹配

  - 25个点如何相互匹配呢？这不又回来了transformer了嘛！

  - 在细粒度中，我们针对25个位置还要走Self和Cross Attention



Loftr

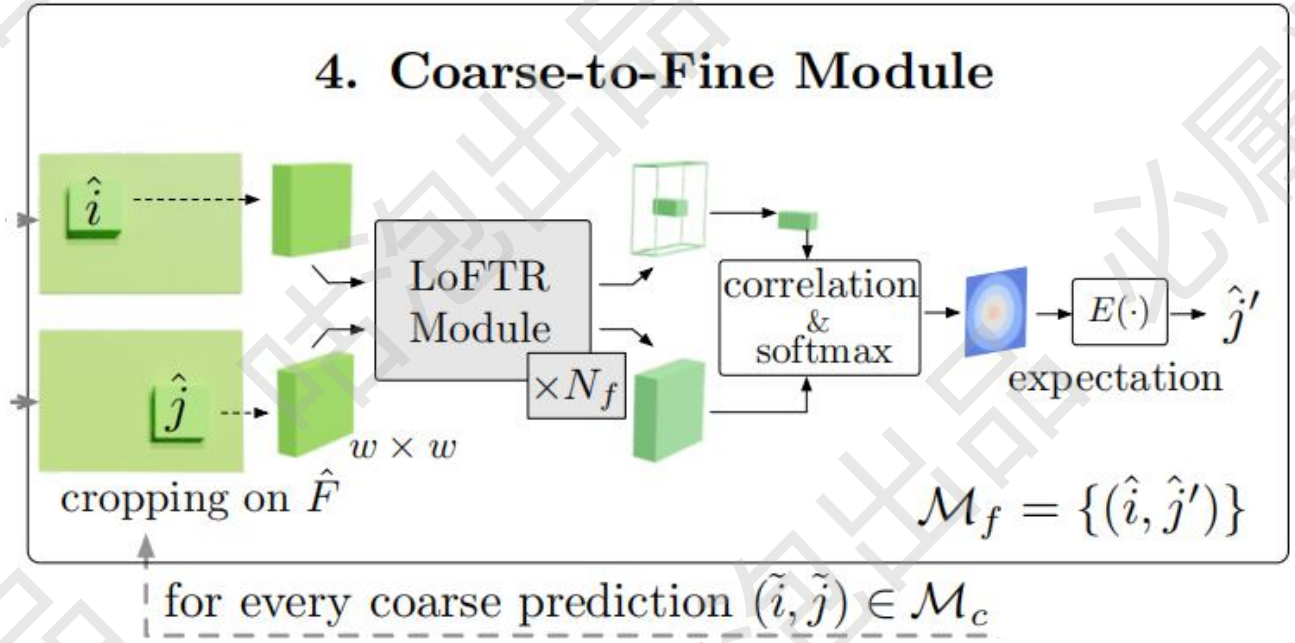
- 第四步：细粒度匹配
  - transformer过后，咱们只是把各个点的特征进行了重构
  - 那接下来如何进行微调呢？现在我们要算这25个点与其中心点的关系
  - 相当于我要以中心点为圆心，算周围点跟它的概率关系，这样会得到一个热度图
  - 例如最后输出了142*5*5的一个概率图，相当于哪块跟中心点关系紧密

Loftr

- 第四步：细粒度匹配

  - 再用这142*5*5中个概率图进行期望，得到最终实际位置

  - 相当于这25个点都会对最终结果产生影响，我们算其期望：142*2(实际位置)

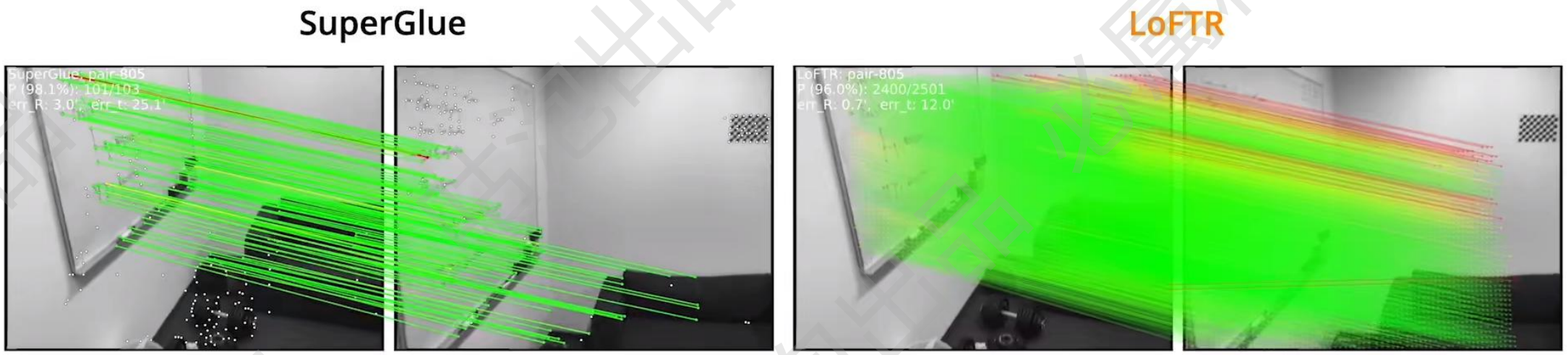


Loftr

- 效果对比

  - 匹配到的点更全面，不依赖先验知识(检测到关键点)

  - 稳定性更高，已经刷榜



Loftr

- 效果对比

  - 匹配到的点更全面，不依赖先验知识(检测到关键点)

  - 稳定性更高，已经刷榜