根据助教批改意见: 助教辛苦啦!

更新问题1.3:

1. 深度学习与视觉里程计

Konda K R, Memisevic R. Learning Visual Odometry with a Convolutional Network[C]//VISAPP (1). 2015: 486-490.

基于端到端的深度神经网络架构用于预测摄像机速度和方向的改变.

该方法的主要特点是利用单一类型的计算模块和学习规则提取视觉运动和深度信息以及里程计信息.

主要分为 2 个步骤:

首先是图像序列深度和运动信息的提取.作者利用乘性交互(multiplicative interaction)神经网络进行时序立体图像的同步检测(synchrony detection),将立体图像序列之间的空间变换估计转换为同步检测,该网络也被称为synchrony/depth autoencoder,SAE-D.

其次是图像序列速度和方向改变估计.作者将上一层 SAE-D 提取的运动和深度信息作为卷积神经网络层(CNN)输入,用以学习图像速度和方向改变,从而执行帧间估计.实验表明,该学习算法能实现对连续帧的帧间估计,并且执行速度较快.但是在精度方面,该算法还无法达到主流的视觉里程计精度.

此外,该方法采用无监督自动编码机作为 CNN 第 1 层降低了训练难度,且一定程度上缓解了网络对训练数据的过拟合

2. 深度学习与闭环检测

Arandjelovic R, Gronat P, Torii A, et al. NetVLAD: CNN architecture for weakly supervised place recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 5297-5307.

上文作者提出一种端对端的场景识别算法。考虑vector of locally aggregated descriptors在场景识别中的良好效果,作者够找NetVLAD,改进原始图像表示函数,使其可微。

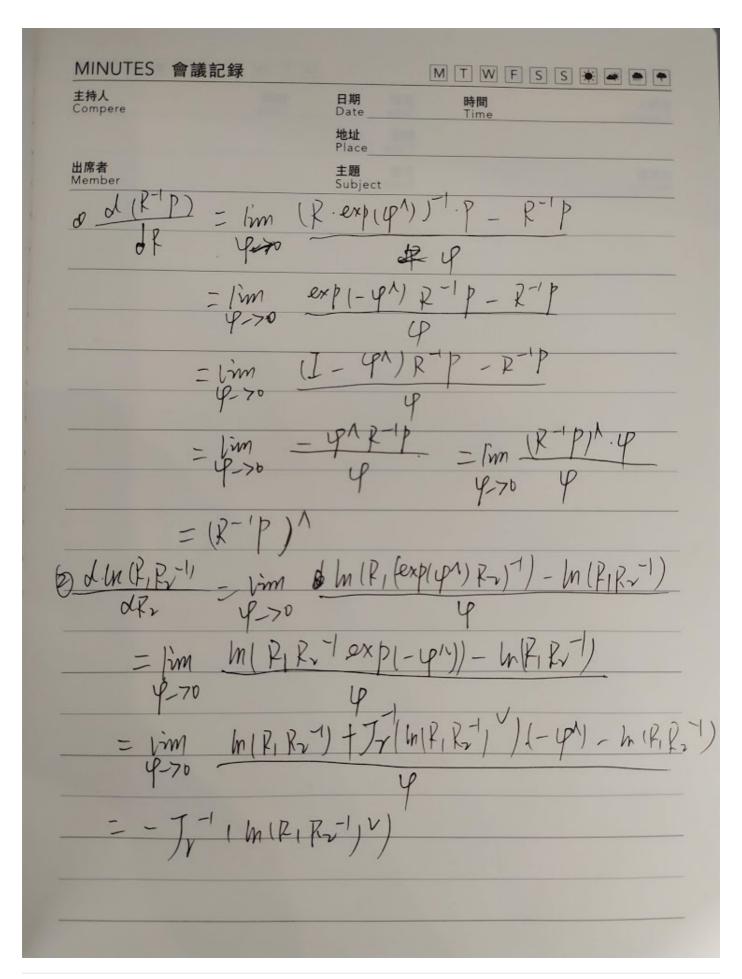
实验证明该方法,即基于NetVLAD的再训练算法能大大提高图像匹配精度。

3. 深度学习与语义SLAM

McCormac J, Handa A, Davison A, et al. Semanticfusion: Dense 3d semantic mapping with convolutional neural networks[C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and automation (ICRA). IEEE, 2017: 4628-4635.

上文提出基于CNN的稠密3维语义地图构建方法SemanticFusion,其依赖Elastic Fusion SLAM 算法提供室内 RGB-D 视频帧间位姿估计,利用卷积神经网络预测像素级的物体类别标签,最后结合贝叶斯升级策略和条件随机场模型实现不同视角下 CNN 预测值的概率升级,最终生成包含语义信息的稠密 3 维语义地图。

更新第三题的推导,这次应该对啦!



	homework1.1版本.md to homework1.1版本.pdf by MARKDOWN-THEMEABLE-PDF