项目 3: 自然抠图

王涵斌 PB21000272 莫马泽 PB21000211 刘舟洋 PB21000231

摘要

这个项目主要通过采取贝叶斯抠图来进行自然抠 图,通过输入图片和人工标注的trimap,主要利用一些 近似和贝叶斯公式,通过求解能使概率最高的

1. 介绍

自然抠图是一个计算机视觉领域内的基础任务,旨在获取任意图像中的精细前景,该任务也被广泛应用到了日常生活中。生活中往往需要对有毛发或细节的日常物件进行抠图,例如人像,动物,植物或者一些多边形物体,因此它在当今的各个活动中都充当着不可或缺的角色。自然抠图有很多种实现方式,其中贝叶斯抠图是其中比较常见且简单的一种,是一种基于人工给定一个先验的trimap,然后根据贝叶斯公式来最大化后验估计的一种抠图方法。因此本文就利用贝叶斯抠图的思想进行抠图,再拿抠图结果与给定的mask进行比对评估,从而讨论贝叶斯抠图的优缺点。

2. 实验原理

2.1. 模型假设

一般来说,一张图片C是由前景色和背景色经过alpha 融合后,得到的:

C=
$$\alpha$$
 F+ (1- α) B

其中,F表示前景颜色值,B表示背景的颜色值。 在抠图任务中,C就是我们需要抠的图片,而α、F、B 都是我们所未知的,我们需要做的就是估计α并绘出其 所形成的图,它反映了一张图片什么部分是前景,什么 部分是背景。

贝叶斯抠图是经典的基于颜色采样的 alpha 估计算法。

贝叶斯抠图主要通过最大化后验估计来取得获得最 大值的 α ,即

$$\begin{split} \operatorname*{arg\,max}_{\alpha,F,B} P(\alpha,F,B \mid C) &= \operatorname*{arg\,max}_{\alpha,F,B} P(\alpha,F,B \mid C) \\ &= \operatorname*{arg\,max}_{\alpha,F,B} \frac{P(C \mid \alpha,F,B) P(\alpha,F,B)}{P(C)} \end{split}$$

对结果做对数处理后,再去除常数项L(C)结果如下:

$$rg \max_{lpha,F,B} L(C\,|\,lpha,F,B) + L(lpha) + L(F) + L(B)$$
 ,

假设 1:

假设L(a)是一个常数。

因此上式可化简为

$$L(lpha,F,B|C) = rg \max_{lpha \ F \ R} L(C\,|\,lpha,F,B) + L(F) + L(B)$$

下面分别估计其中三个项:

2.2. 估计L (C|a, F, B)

我们希望估计值 α F+(1- α)B和真实观测值C的差异尽可能小,用高斯分布来衡量颜色的差异,最小化

$$\frac{\left\|C - \left(\alpha F + (1 - \alpha)B\right)\right\|^2}{\sigma^2}$$

即最大化

$$L(C|lpha, F, B) = -rac{\|C - lpha F - (1 - lpha)B\|^2}{\sigma_z^2}$$

2.3. 估计L(F)

这里则需要通过抠图前人工先验绘制的trimap图 片,来计算一个颜色值属于前景的概率。

我们构建每个像素点的邻域像素点的权重为:

$$\omega_i = \alpha_i^2 \cdot g_i$$

其中: I为当前像素的邻接顶点, $\pmb{\alpha}_i$ 是I点的alpha值。 因此,对上面的似然项做更改:

$$egin{aligned} L(F) &= -(F-ar{F})^T \sum_F^{-1} (F-ar{F}) \ ar{F} &= rac{1}{W} \sum_{i=1}^{i=N} w_i F_i \end{aligned}$$

2.4. 估计L(B)

类似的,权重为 $\omega_i = (1-\alpha)_i^2 \cdot g_i$,似然

$$L(B) = -(B - \bar{B})^T \sum_{B}^{-1} (B - \bar{B})$$

之后就可以通过迭代求解。

2.5. 通过腐蚀进行计算

通过腐蚀,找到未知区域最外面的一圈边缘,和未求 解的点的交集。遍历这一圈的像素,每个要求解的像素 都找到局部区域,对局部区域内的前景点和背景点做聚 类,分别得到若干个分布,每个前景簇和每个背景簇都 迭代求解一个 α, F和B。最后取似然函数最大的那组 估计值。这里假如局部周围的前景点和背景点不够多, 就先暂时跳过这个点,下一轮再处理。而求完目前这一 轮之后,再找新的一层的点以及上一圈没求解的点, 再进行一层的计算,直到某一圈的像素数目为0或者不 变了,就结束了这个流程。

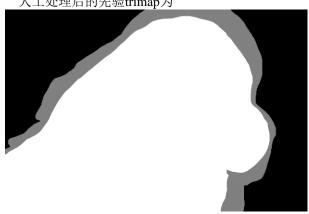
这样求解出来的结果就是贝叶斯抠图的估计 α图。

3. 实验结果:

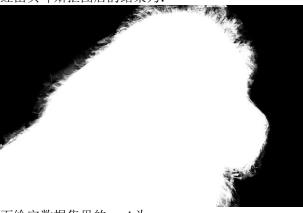
对数据集中第一张图片进行测试,图片为



—— 人工处理后的先验trimap为



经由贝叶斯抠图后的结果为:



而给定数据集里的mask为:



对比之下发现多余的毛发比给定的mask多一些,说明 还是有一定问题。

下面分别是对图像进行归一化和不归一化后的误差:

SAD: 35793.69803921569 MAD: 0.02045821790078629 MSE: 0.010050199564481105

Gradient error: 24.960292183413287

SAD: 15074469

MAD: 8.615951646090535 MSE: 8.470020004572474 Gradient error: 12597573

可以看见SAD, MAD和MSE效果比较不错, 但是梯度 误差挺大。

4. 结果分析:

由上面的误差分析,可见贝叶斯抠图的结果还是比较 不错的,虽然梯度误差挺大,但是MAD和MSE的效果 都比较不错。

由本次结果分析贝叶斯抠图的优缺点:

优点:相对比较简单,也比较容易实现,效果还算可

缺点:运行耗时较长,梯度误差较大,需要人为先给

定trimap,而且之前发现结果与trimap相关度较高,当trimap人为给定的较差时,对贝叶斯抠图的效果影响很大。

5. 未来工作:

5.1. 提高计算效率

代码中是根据(x,y)进行循环找外围点的,对耗时要求较高,可以通过从外向内索引进行找点,这样应该能相对提高计算效率。

5.2. 设计计算trimap的算法

贝叶斯抠图极度依赖一个好的trimap,因此一个能自动计算trimap的算法是比较迫切需要的。可以通过神经网络学习一个获得trimap的网络,这样就可以不需要人工绘制trimap,只需要一开始细致绘制几张trimap就可以应对大部分的trimap需求。

6. 小结

在本次项目中,我们深入研究并实现了贝叶斯抠图算法。通过贝叶斯抠图,我们能够有效地从复杂的背景中提取出前景对象,尤其是在处理具有毛发或复杂边缘的图像时表现出色。未来的工作将集中在提高算法的效率和自动化程度,以及通过算法改进来提升抠图质量。通过这些努力,我们期望能够进一步提升贝叶斯抠图在实际应用中的性能和适用性。

引用

- [1] A Bayesian Approach to Digital Matting.
- [2] MarcoForte/bayesian-matting

GitHub - MarcoForte/bayesian-matting: Python implementation of Bayesian Matting from Yung-Yu Chuang, Brian Curless, David H. Salesin, and Richard Szeliski. A Bayesian Approach to Digital Matting. In Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001), Vol. II, 264-271, December 2001