

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：

$$C = \alpha F + (1 - \alpha) B$$

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

$$\begin{aligned} \arg \max_{\alpha, F, B} P(\alpha, F, B | C) &= \arg \max_{\alpha, F, B} P(\alpha, F, B | C) \\ &= \arg \max_{\alpha, F, B} \frac{P(C | \alpha, F, B) P(\alpha, F, B)}{P(C)} \end{aligned}$$

对结果做对数处理后，再去掉常数项L(C)结果如下：

$$\arg \max_{\alpha, F, B} L(C | \alpha, F, B) + L(\alpha) + L(F) + L(B),$$

假设 1:

假设L(α)是一个常数。

因此上式可简化为

$$L(\alpha, F, B | C) = \arg \max_{\alpha, F, B} L(C | \alpha, F, B) + L(F) + L(B)$$

下面分别估计其中三个项：

2.2. 估计L(C| α , F, B)

我们希望估计值 $\alpha F + (1 - \alpha) B$ 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

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

即最大化

$$L(C | \alpha, F, B) = - \frac{\|C - \alpha F - (1 - \alpha) B\|^2}{\sigma_c^2}$$

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， α_i 是I点的alpha值。因此，对上面的似然项做更改：

$$\begin{aligned} L(F) &= -(F - \bar{F})^T \sum_F^{-1} (F - \bar{F}) \\ \bar{F} &= \frac{1}{W} \sum_{i=1}^{i=N} w_i F_i \end{aligned}$$

2.4. 估计L (B)

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

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

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，效果还算可以。

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