

2019

CAD & CG

人体前景的自动抠图算法

冉清，冯结青*

计算机辅助设计与图形学国家重点实验室

浙江大学



概要

01

研究背景

02

相关工作

03

本文算法

04

实现细节

05

实验分析

06

小结与展望

研究背景

- 基于多双目视觉的人体模型获取与重建系统
- 系统采集图像的人体前景自动抠图算法
 - 前景抠图：减少立体匹配、点云处理的计算量
 - 自动算法：满足大批量数据的处理需求
- 解决思路
 - 给定大量具有Alpha蒙板真值的人体图像作为训练数据
 - 设计端到端的深度学习网络
 - 实现从单张人体采集图像直接估计人体前景的Alpha抠图结果

相关工作

- 人体前景二值分割

- 每个像素分配一个二值标签
- 低视觉特征、浅层机器学习、深度学习

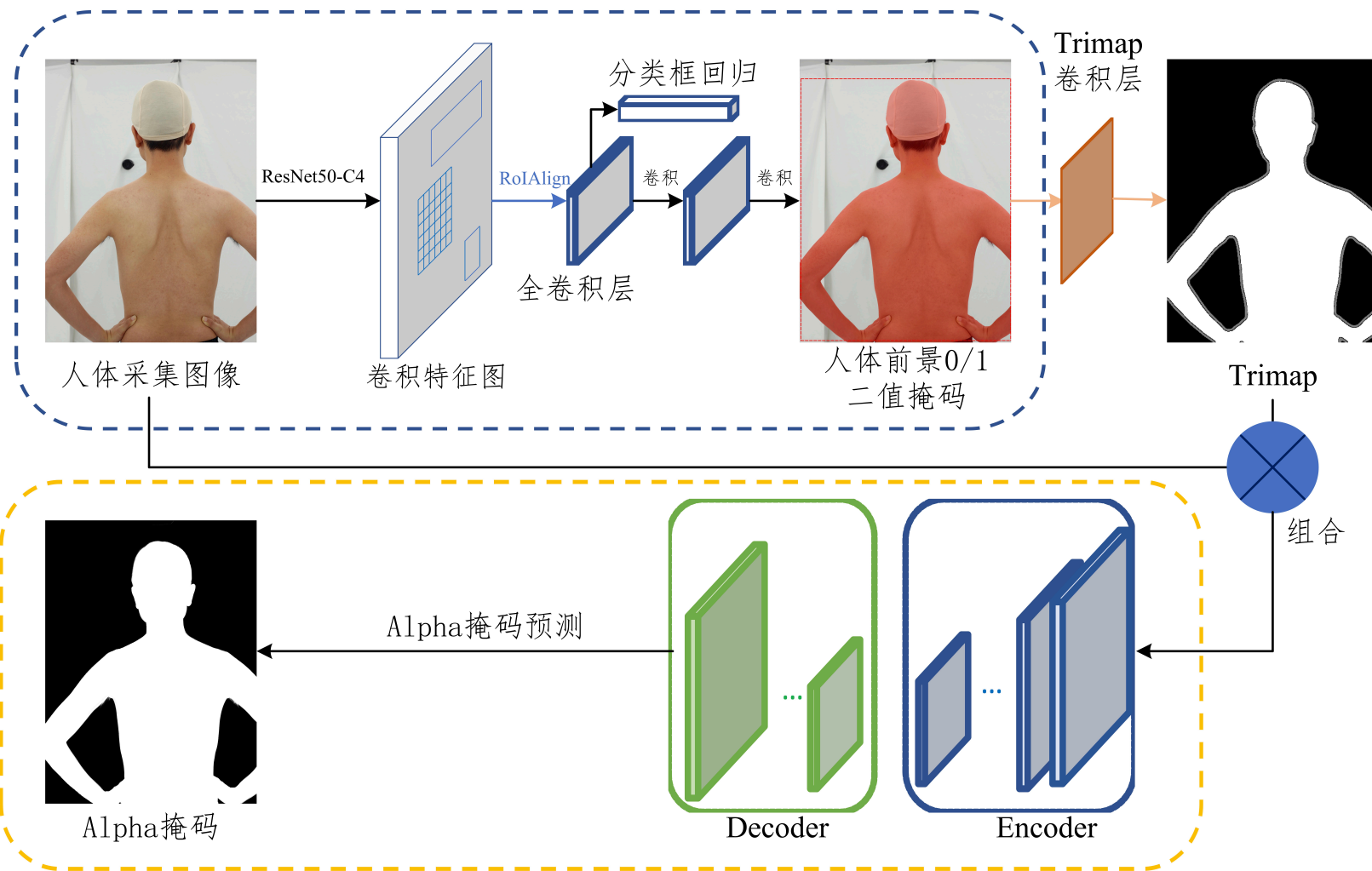
- 人体前景Alpha抠图

$$C_z = \alpha_z F_z + (1 - \alpha_z) B_z$$

- 二值分割边界处像素分配0~1的透明度值
- 预定义或交互给定先验：三分图、人体边界

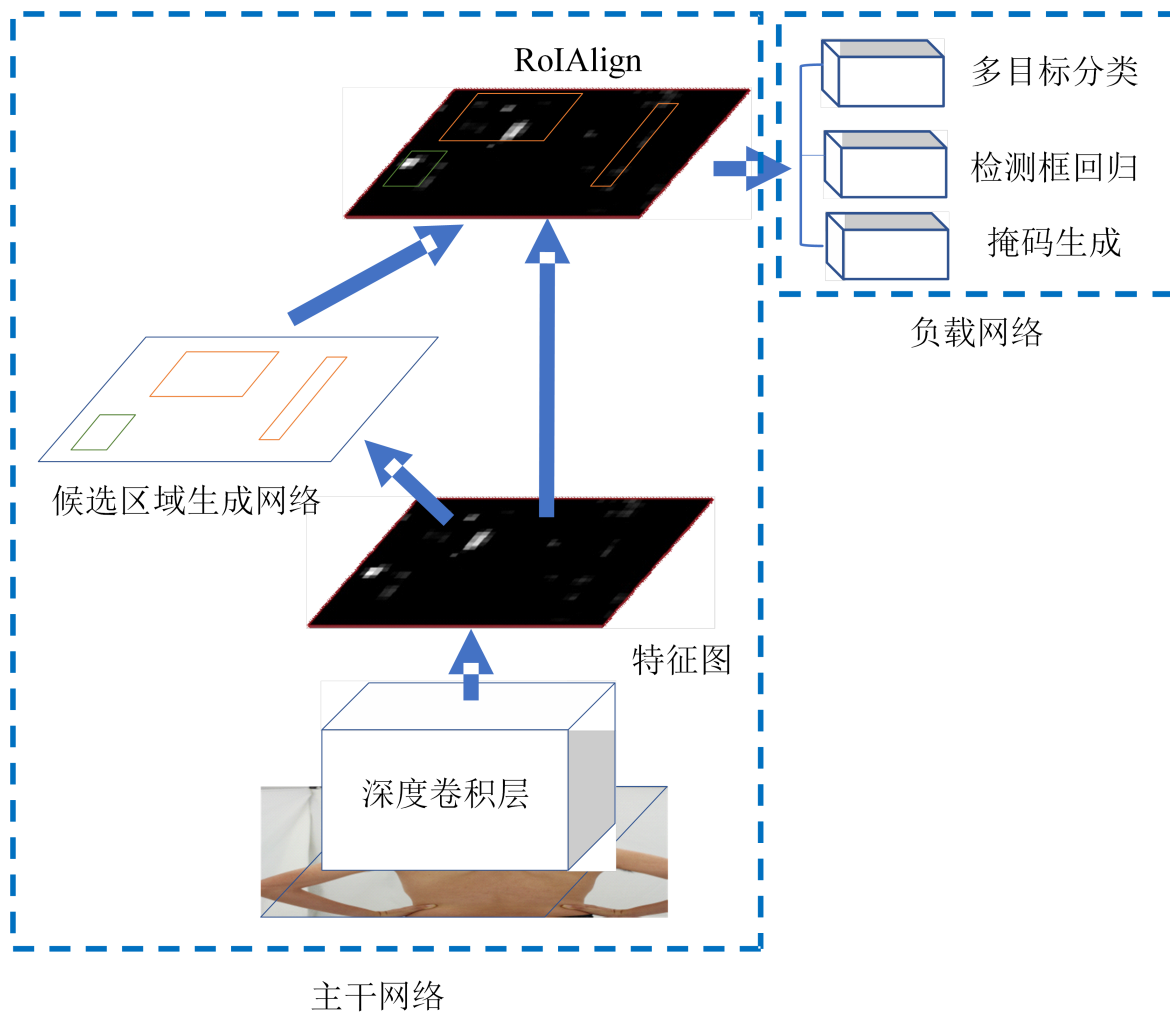
• 算法总览

第一阶段：人体前景二值分割网络



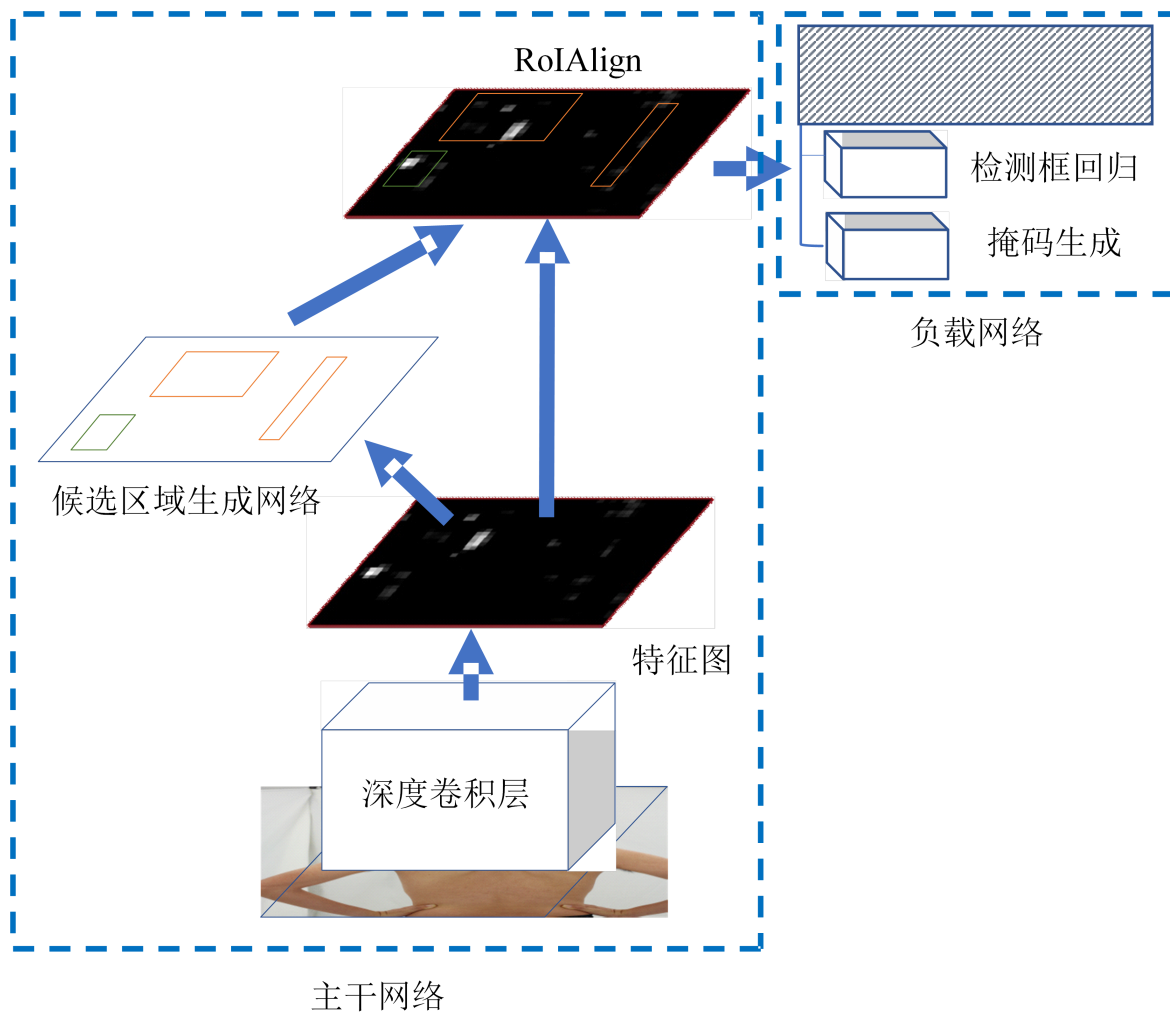
第二阶段：Alpha抠图网络

本文算法



- 阶段一：人体前景二值分割网络
- Mask R-CNN

本文算法



- 阶段一：人体前景二值分割网络
- Mask R-CNN
- 损失函数
 - 二分类交叉熵
 - $$L_{\text{mask}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N -\log(y_i \cdot p(y_i) + (1 - y_i) \cdot q(y_i))$$

- Trimap自动生成

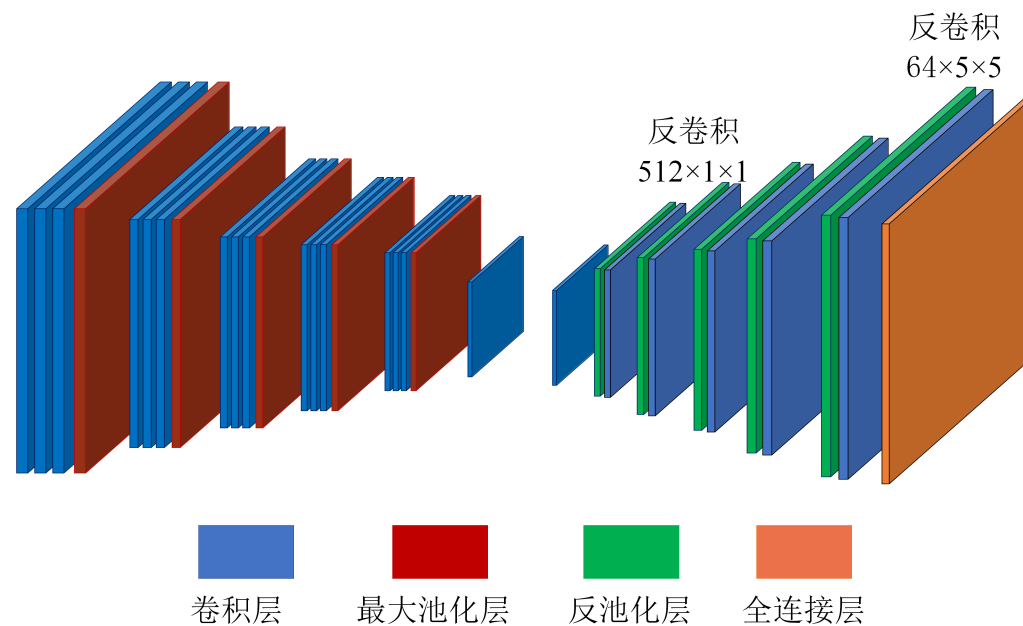
- 后一阶段Alpha抠图算法的输入
- 本文方法：基于前一阶段输出的人体前景二值分割结果通过卷积获得
- 卷积权重：

$$\omega(i, j) = \exp\left(\frac{-\Delta C(i, j)}{2\sigma_c^2}\right) \times \exp\left(\frac{-\Delta D(i, j)}{2\sigma_d^2}\right)$$

- $\sigma_c = 30, \sigma_d = 1.5$
- 采用非学习的卷积层实现

本文算法

- 阶段二：人体前景Alpha抠图阶段
 - Encoder-Decoder架构
 - Encoder: 14个卷积层加5个最大池化层
 - Decoder: 6个卷积层加4个反池化层
- 损失函数: $L_{matte} = \lambda_{\alpha} \cdot L_{\alpha} + (1 - \lambda_{\alpha}) \cdot L_c$
 - $L_{\alpha} = \sqrt{(\alpha_p(i) - \alpha_g(i))^2 + \varepsilon^2}$
 - $L_c(i) = \sqrt{(I_c(i) - I(i))^2 + \varepsilon^2}$
 - $\lambda_{\alpha} = 0.5$



实现细节

- 训练数据
 - 基于多双目视觉的人体模型获取系统的采集图像
 - 5200张训练数据, 640张测试数据, 包含不同的采集人体和不同的视角
- 真值:
 - 人体前景Alpha抠图结果利用Photoshop手工抠图获得
 - 人体前景二值分割结果通过对Alpha抠图结果的二值化及求解二维包围盒获得

- 训练策略
 - 数据增强：图像线性处理、数据增广
 - 首先对第一阶段人体前景分割网络进行迭代直至收敛，固定该网络模型参数
 - 对第二阶段Alpha抠图网络进行迭代直至收敛，Trimap由预测分割结果生成
 - 对整个网络结合训练数据进行微调，Trimap由真值分割结果生成

实验分析

- 实验环境
 - 单机配置: 英特尔i7-7820, 3.6 GHz, 32 GB RAM, GeForce GTX1080 Ti
- 对比方法
 - 基于图像处理的方法
 - 闭合解决法(closed form matting、CFM)
 - 共享抠图法(shared matting、SM)
 - 基于机器学习的方法
 - 基于学习的抠图方法(learned-based matting、LBM)
 - 深度图像抠图方法(deep image matting、DIM), fined-tuned DIM(FDIM)
 - 语义人体抠图方法(semantic human matting、SHM), fined-tined SHM(FSHM)

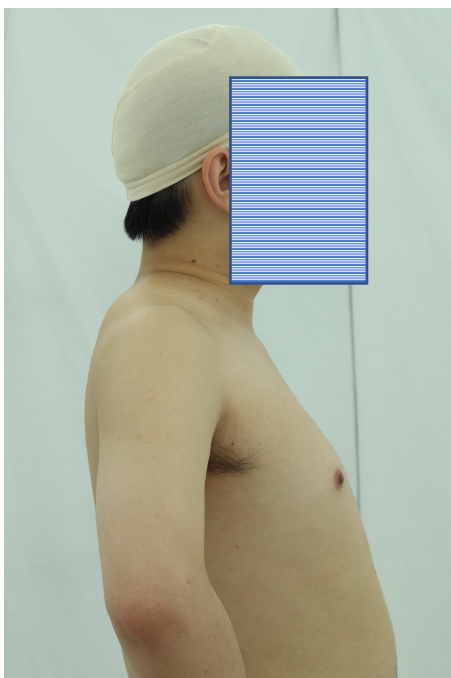
实验分析

- 定性分析：用户学习
- 定量分析
 - 预测值与真值的差的绝对值之和(sum of absolute difference, SAD)
 - 预测值与真值的差的均方误差 (mean-square error, MSE)
 - 预测值与真值的误差图的梯度值之和 Gradient

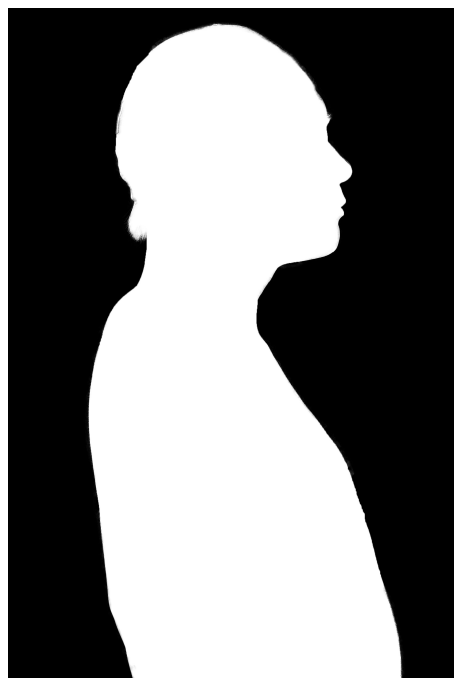
$$\sum_i (\nabla \alpha_i - \nabla \alpha_i^*)^q$$

实验分析

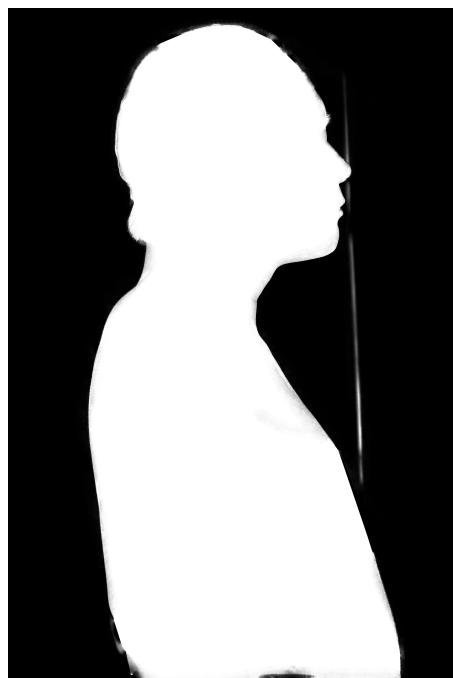
- 静态人体模型获取与重建系统的采集图像



输入



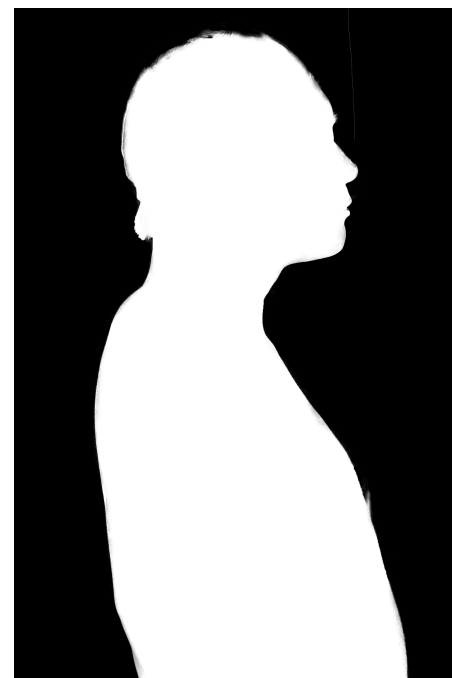
真 值



CFM



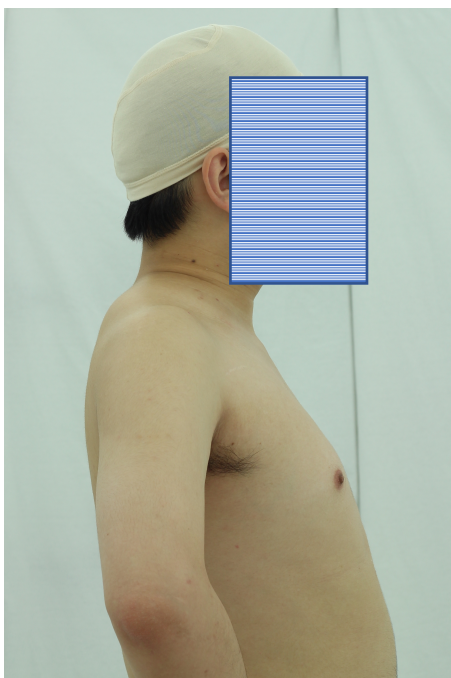
SM



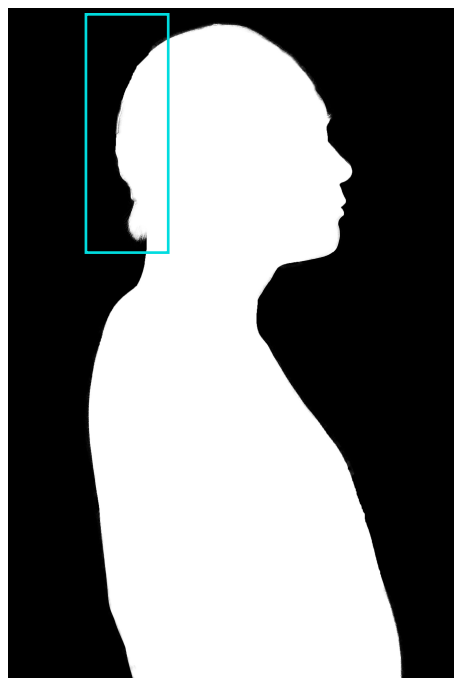
LBM

实验分析

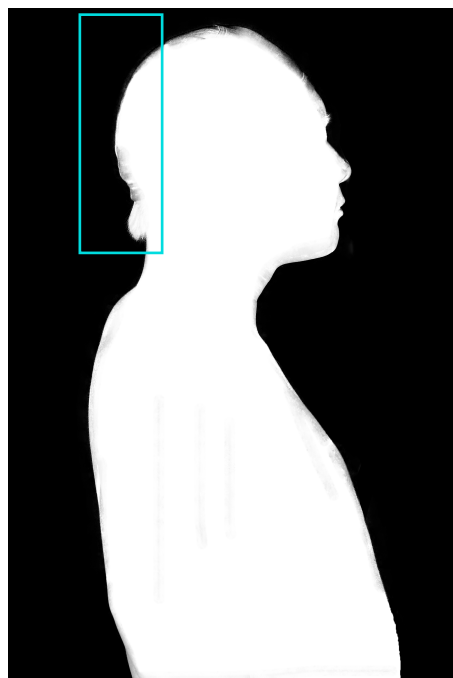
- 静态人体模型获取与重建系统的采集图像



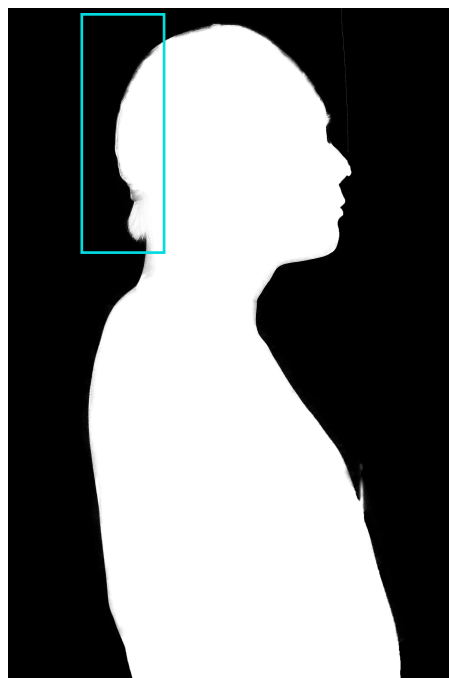
输入



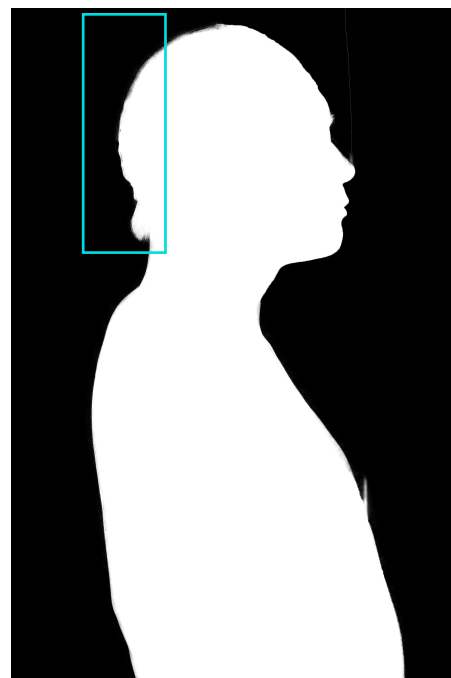
真 值



FDIM



FSHM



本 文

实验分析

- 静态人体模型获取与重建系统的采集图像



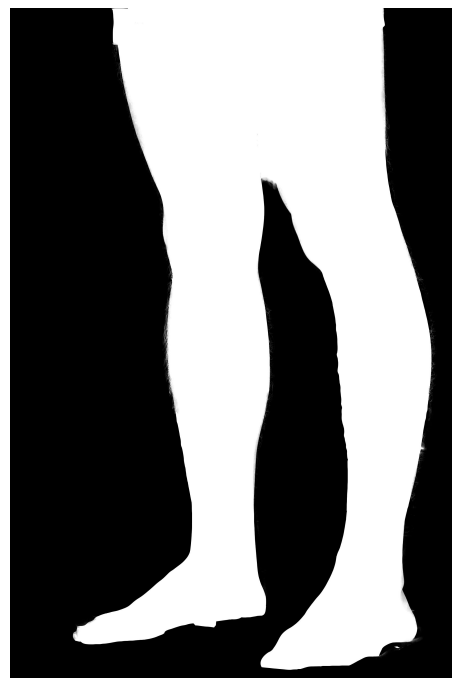
输入



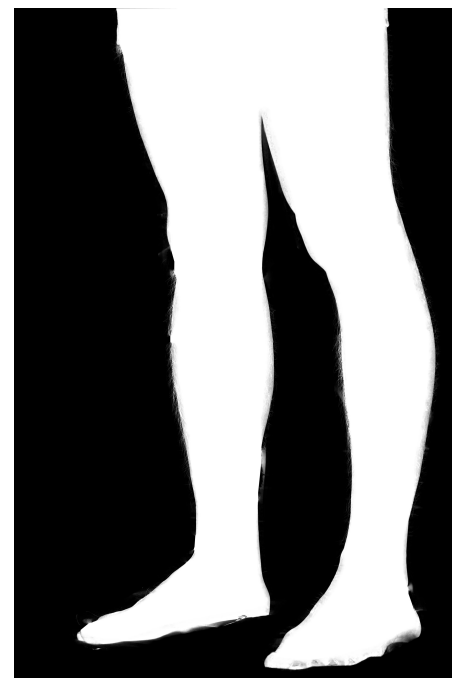
真 值



CFM



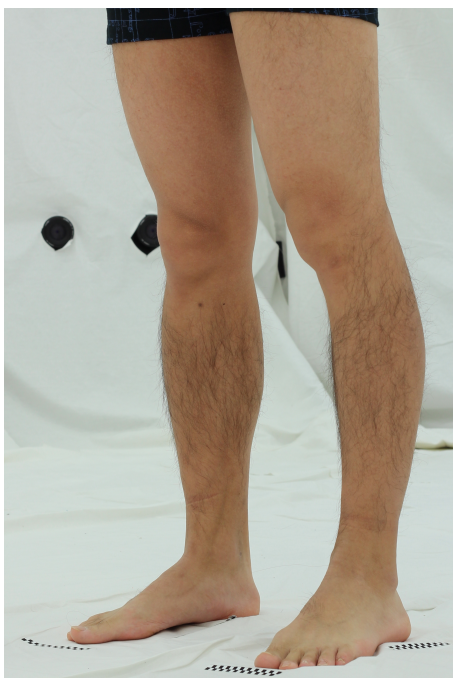
SM



LBM

实验分析

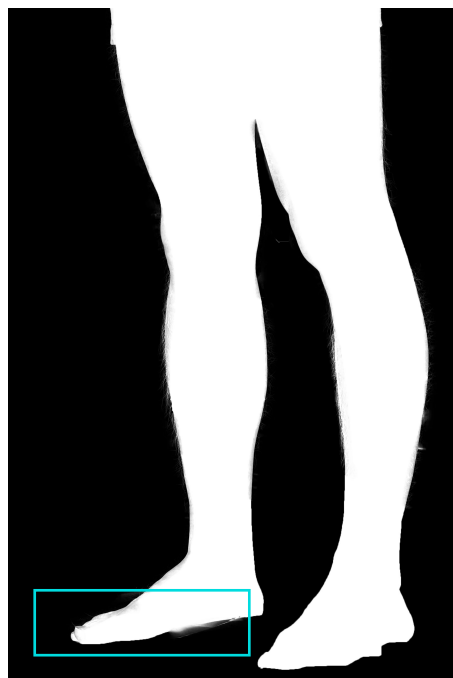
- 静态人体模型获取与重建系统的采集图像



输入



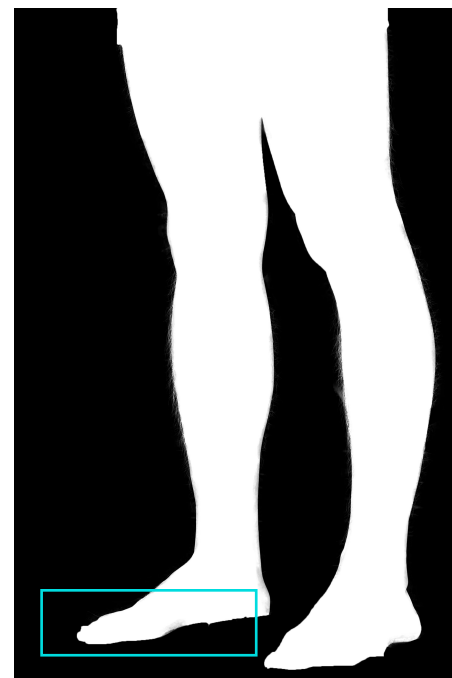
真 值



FDIM



FSHM



本 文

实验分析

- 公开数据集的人体图像



输入



CFM



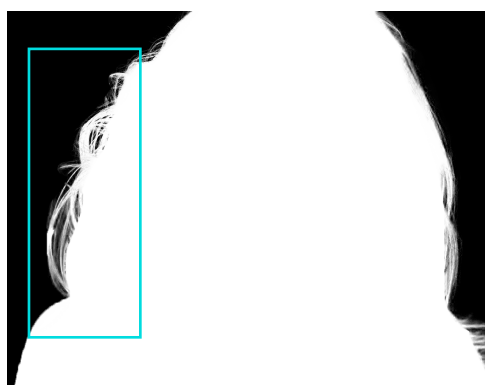
SM



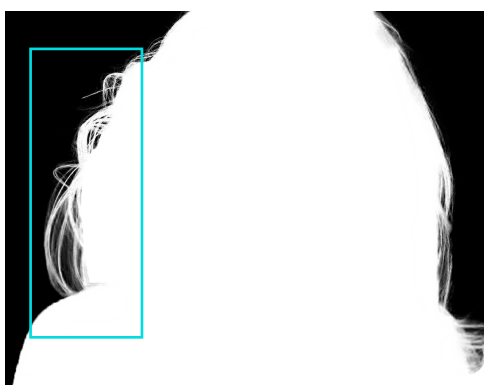
LBM



真值



DIM



SHM



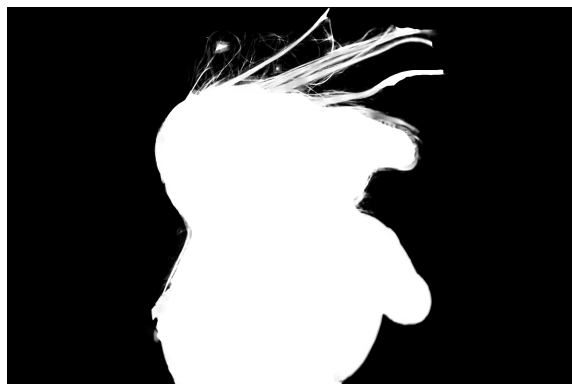
本文

实验分析

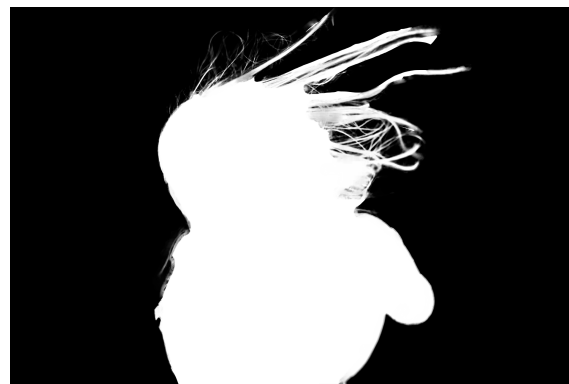
- 公开数据集的人体图像



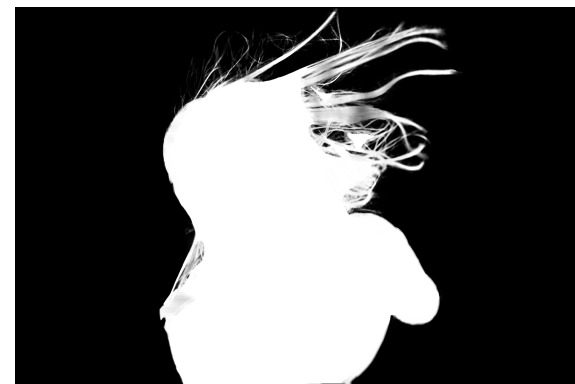
输入



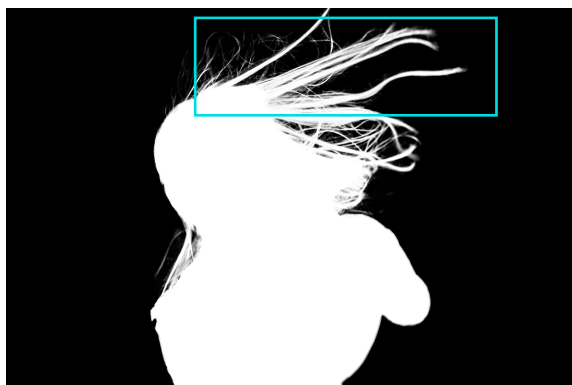
CFM



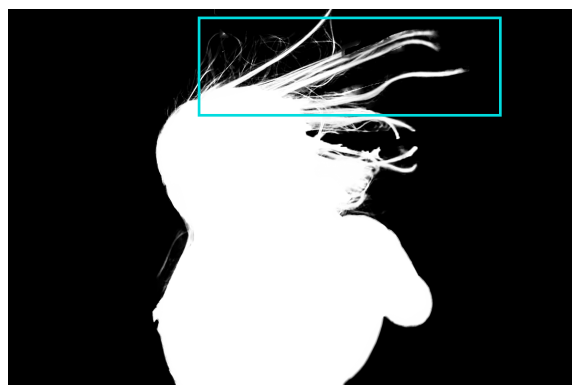
SM



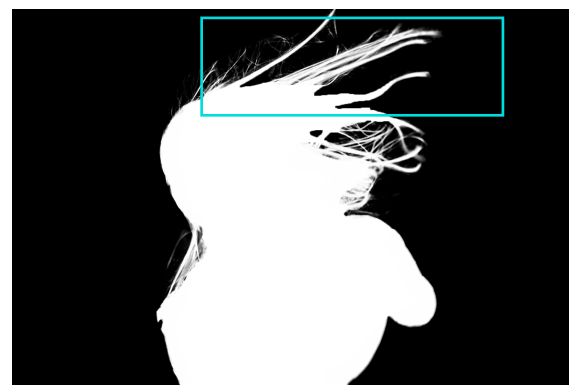
LBM



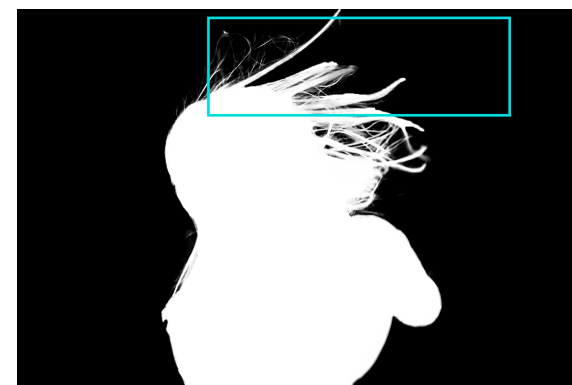
真 值



DIM



SHM



本 文

05

实验分析

• 定量分析结果

抠图方法	SAD	MSE	Gradient
SM	97.862	0.089	90.082
CFM	121.471	0.187	101.367
LBM	94.126	0.094	96.513
DIM	62.990	0.028	48.741
FDIM	60.572	0.022	42.653
FSHM	57.021	0.019	37.848
本文	<u>56.719</u>	<u>0.016</u>	<u>36.317</u>

表1 人体数据集的定量分析表

抠图方法	SAD	MSE	Gradient
SM	117.914	0.095	113.782
CFM	134.274	0.138	131.703
LBM	109.527	0.102	92.039
DIM	53.242	0.024	36.199
SHM	53.026	<u>0.021</u>	<u>36.143</u>
本文	<u>52.863</u>	0.029	38.796

表2 通用数据集的定量分析表

05

实验分析

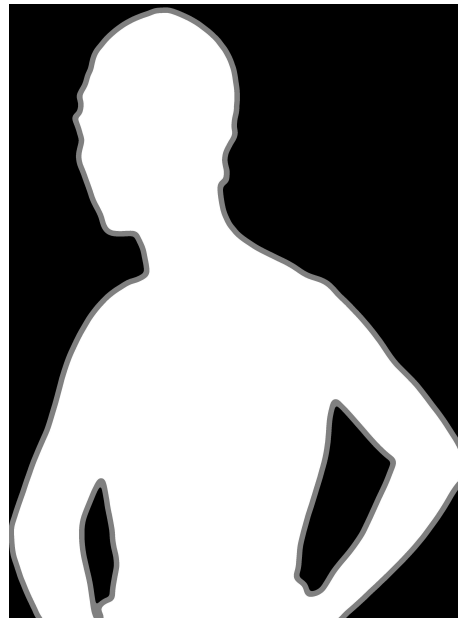
- Trimap结果分析



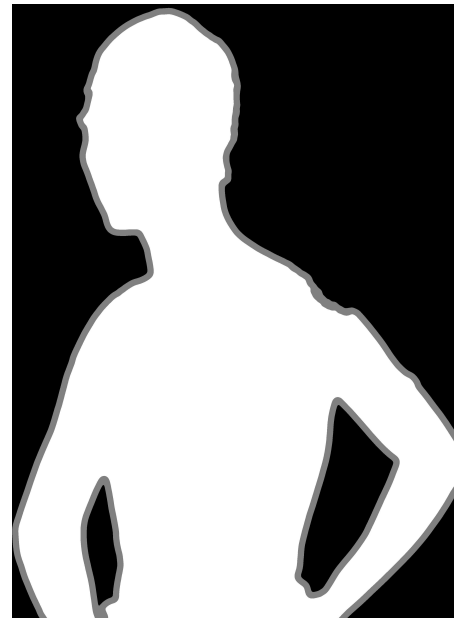
输入



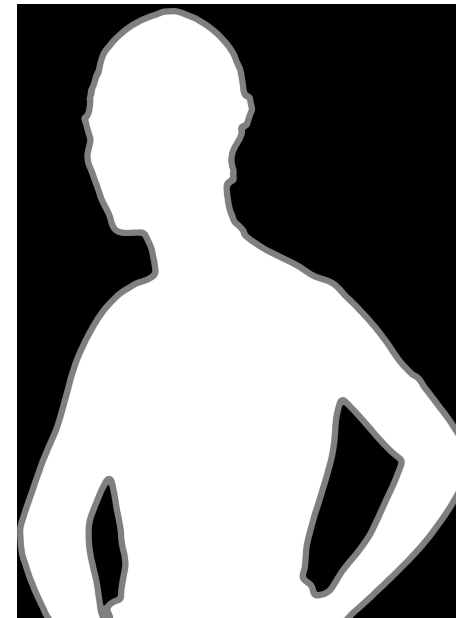
前景分割



本文



Gupta2017



Henry2019

小结与展望

✓ 小结

- 全自动的人体前景抠图算法
 - 测试阶段仅输入单张人体采集图像即可
- 具有一定的泛化能力

📢 限制

- 依赖真值数据
- 难以处理复杂的自然背景

💡 展望

- 非监督、对抗生成网络
- 更为合理的损失函数

2019

CAD & CG

感谢聆听！
ranqing@zju.edu.cn

