

2020 年秋季博士复试

考生姓名: 张尧 报考导师: 徐龙

中国科学院国家天文台

2020 年 7 月 15 日



- 1 简介
- 2 硕士期间的研究课题及进展情况
- 3 目前正在从事的科研工作
- 4 攻读博士期间的研究工作设想

- ① 2014 年获得深圳大学数学系学士学位
- ② 2019 年获得深圳大学数学系硕士学位
2018 年 5 月 - 2018 年 11 月短期访问南伊利诺州大学数学系
- ③ 2019 年 9 月后, 中科院国家天文台实习生

显著性目标检测

显著性目标检测是计算机视觉的一项任务，显著性目标通常指图像或视频中“不一样”的部分。显著性目标检测任务主要包括以下两个步骤：

- ① 检测出图像中的显著性目标物体
- ② 然后准确的把显著性物体分割出来

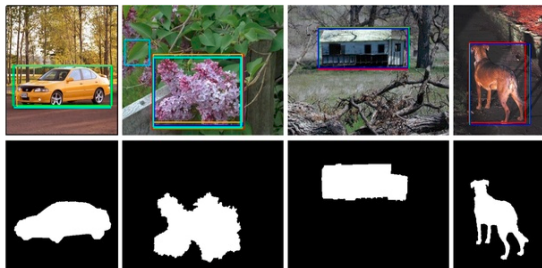


Figure 1: 图像显著性目标检测的几个例子

为什么低秩模型在显著性目标检测中有效?

针对一些常见数据集上, Peng 等人对非显著性部分做了秩的估计, 从图中我们可以看到 90% 的秩小于 10. 这和压缩感知中的数学理论基本吻合.

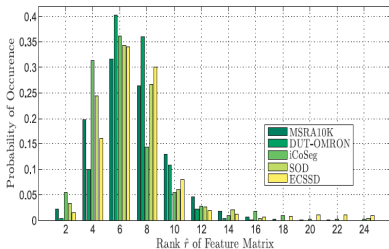


Figure 2: 不同背景矩阵的秩出现的概率.

图像的显著性目标低秩检测模型

从上图可知, 图像的背景部分具有低秩结构, 那么图像的显著性物体部分是由少量的非 0 元素构成. 于是, 图像的显著性检测可以表示成

$$\begin{aligned} \min_{L,S} \text{rank}(L) + \lambda \text{Sparse}(S) \\ \text{s.t. } F = L + S \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $F \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 是图像特征空间下的矩阵表示; $L \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 是背景部分, 用秩函数来刻画; $S \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 是显著性目标, 用稀疏性来表示; λ 是平衡参数.

问题 (1) 的凸松弛

不幸的是, 问题 1 非凸且 NP 难.

幸运的是, 可以证明下述问题:

$$\min_{L,S} \|L\|_* + \lambda \|S\|_1 \quad F = L + S \quad (2)$$

的解也是问题 1 的解, 其中 $\|\cdot\|_*$ 是核函数, 即矩阵的奇异值之和, $\|\cdot\|_1$ 是矩阵的绝对值之和.

Schatten-q 范数简介

给定矩阵 $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 的 Schatten-q 范数被定义为:

$$\|X\|_{S_q} = \left(\sum_{i=1}^{\min\{m,n\}} \sigma_i^q(X) \right)^{1/q} \quad (3)$$

其中 $\sigma_i(X)$ 是矩阵 X 的第 i 个奇异值. 我们给出 $q \in [0, 2]$ 时, $\|X\|_{S_q}$ 的一些具体形式, 见下表.

Table 1: $\|X\|_{S_q}$ ($q \in [0, 2]$).

q	$\ X\ _{S_q}$
0	$\ X\ _{S_0} = \ \sigma\ _{l_0}$ Rank
$(0, 1)$	$\ X\ _{S_q} = \left(\sum \sigma_k^q \right)^{1/q}$ Schatten-q quasi-norm
1	$\ X\ _* = \sum \sigma_k$ Nuclear norm
2	$\ X\ _F = \sqrt{\sum \sigma_k^2}$ Frobenius norm

有关 $\|\cdot\|_{S_p}^p$ ($0 < p \leq 1$) 的几个结果

Theorem 1

矩阵 $U \in \mathbb{R}^{m \times d}$, $V \in \mathbb{R}^{n \times d}$, $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 的秩 $\text{rank}(X) = r \leq d$, 则下面的式子成立:

$$\begin{aligned}\|X\|_* &= \min_{U, V, X=UV^T} \frac{\|U\|_F^2}{2} + \frac{\|V\|_F^2}{2} \\ \|X\|_{S_{2/3}}^{2/3} &= \min_{U, V, X=UV^T} \frac{2}{3} \|U\|_* + \frac{1}{3} \|V\|_F^2 \\ \|X\|_{S_{1/2}}^{1/2} &= \min_{U, V, X=UV^T} \frac{1}{2} \|U\|_* + \frac{1}{2} \|V\|_*\end{aligned}\quad (4)$$

其中 $\|\cdot\|_*$ 是核范数, $\|\cdot\|_F$ 是 Frobenius 范数.

一种基于非凸和谱稀疏矩阵分解的图像显著性检测模型

基于非凸和谱稀疏矩阵分解的模型

我们的模型:

$$\min_{L,S} \|L\|_{S_q}^q + \alpha \sum_{j=1}^n v_j \|S_{G_j}\|_{\infty} + \beta \text{Tr}(SQ_F S^T) \quad \text{s.t.} \quad F = L + S \quad (5)$$



我们的模型

根据定理 1, 我们的模型可以写成下面三种形式:

- $q = 1$,

$$\begin{aligned} \min_{U, V, S, H} \quad & \frac{1}{2} (\|U\|_F^2 + \|V\|_F^2) + \alpha \sum_{j=1}^n v_j \|S_{G_j}\|_\infty + \beta \text{Tr}(HQ_F H^T) \\ \text{s.t.} \quad & F = UV^T + S, \quad S = H. \end{aligned} \quad (6)$$

- $q = 2/3$,

$$\begin{aligned} \min_{U, V, S, M, H} \quad & \frac{1}{3} (2\|M\|_* + \|V\|_F^2) + \alpha \sum_{j=1}^n v_j \|S_{G_j}\|_\infty + \beta \text{Tr}(HQ_F H^T) \\ \text{s.t.} \quad & F = UV^T + S, \quad M = U, \quad S = H. \end{aligned} \quad (7)$$

- $q = 1/2$,

$$\begin{aligned} \min_{U, V, S, M, N, H} \quad & \frac{1}{2} (\|M\|_* + \|N\|_*) + \alpha \sum_{j=1}^n v_j \|S_{G_j}\|_\infty + \beta \text{Tr}(HQ_F H^T) \\ \text{s.t.} \quad & F = UV^T + S, \quad M = U, \quad N = V, \quad S = H. \end{aligned} \quad (8)$$



实验框架

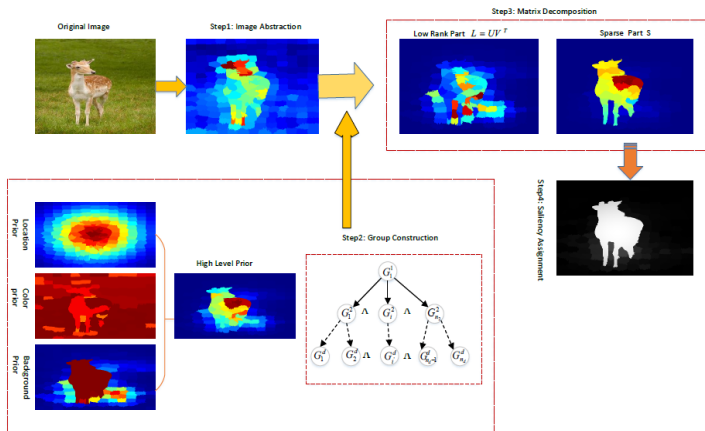


Figure 3: Framework.

视觉效果

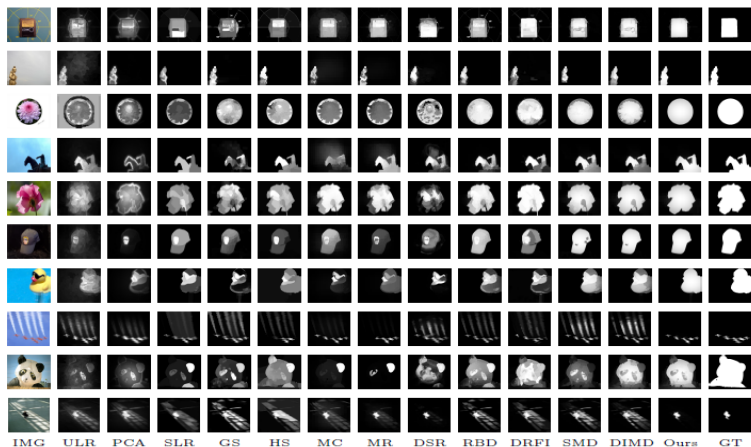


Figure 4: Visual comparison of saliency maps in which ours appear to be very close to the ground truth.

一种基于双因子矩阵分解的非凸图像显著性检测模型

基于双因子矩阵分解的非凸模型

我们的模型是

$$\begin{aligned} \min_{L,S} & \|L\|_{S_{2/3}}^{2/3} + \lambda \|S\|_{l_{2/3}}^{2/3} + \gamma \text{Tr}(SQ_F S^T) \\ \text{s.t.} & F = L + S. \end{aligned} \quad (9)$$

根据定理 1, 我们的模型, 即 (9) 可以写成下面的形式:

$$\begin{aligned} \min_{U,V,S} & \frac{1}{3} \left(2\|V\|_* + \|U\|_F^2 \right) + \lambda \|S\|_{l_{2/3}}^{2/3} + \gamma \text{Tr}(SQ_F S^T) \\ \text{s.t.} & F = L + S, L = UV^T. \end{aligned} \quad (10)$$



实验框图

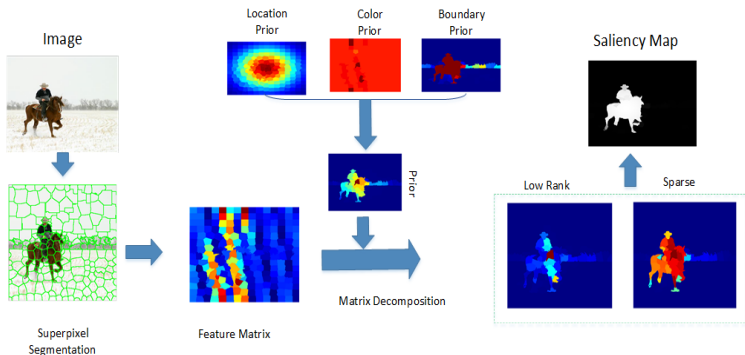


Figure 5: Framework.

视觉效果

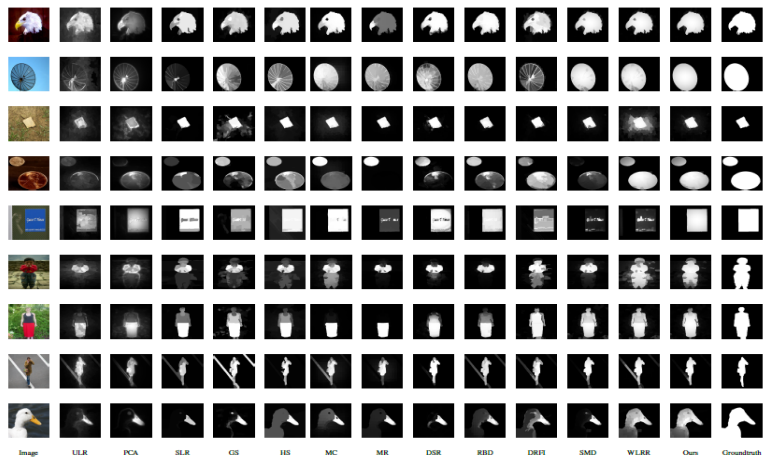


Figure 6: Visual comparison of saliency maps in which ours appear to be very close to the ground truth.



目前文章发表情况

- 1 Y. Zhang* and M. Li. Motion Segmentation Using Collaborative Low-Rank and Sparse Subspace Clustering, The 13th International Conference on Computational Intelligence and Security, Hong Kong, 2017.
- 2 Y. Yang, M. Li and Y. Zhang*. Saliency Detection Based on Non-convex Weighted Surrogates, The 3rd International Symposium on Image Computing and Digital Medicine, China, 2019.
- 3 M. Li, Y. Zhang*, M. Xiao, C. Xu and W. Zhang. On Schatten-q Quasi-norm Induced Matrix Decomposition Model for Salient Object Detection, Pattern Recognition, Vol 96, 2019.
- 4 M. Li, Y. Zhang*, M. Xiao, W. Zhang and X. Sun. Unsupervised Learning for Salient Object Detection via Minimization of Bilinear Factor Matrix Norm, submitted to IEEE Transactions On Neural Networks and Learning Systems, 2020



目前正在从事的科研工作

- ① 太阳活动区预报物理参数的选择问题
- ② 基于机器学习的太阳磁场结构生成问题



- ① 探究机器学习在太阳物理领域的各种应用场景
- ② 机器学习在太阳活动预报中的参数选择问题上应用
- ③ 机器学习在太阳磁场结构数值模拟的应用

谢谢!

