

# Regional Principal Color Based Saliency Detection

*(PLOS ONE, 2014)*

楼竞，任明武，王欢

南京理工大学计算机科学与工程学院

<http://www.loujing.com/rpc-saliency/>

# Outline



显著性简介



基于全局对比度的显著性区域检测  
程明明 (CVPR 2011)



我们的工作

# Outline



## 显著性简介



## 基于全局对比度的显著性区域检测 程明明 (CVPR 2011)



## 我们的工作

# 显著性简介

- 显著性 (Saliency)

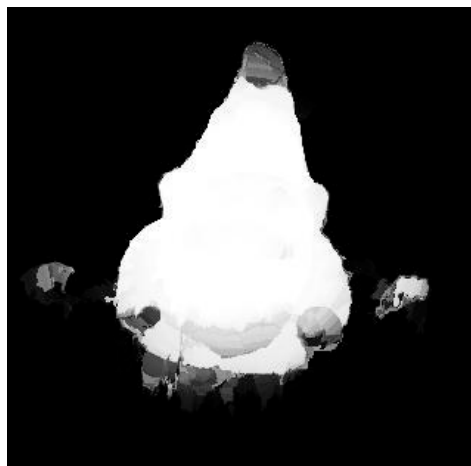
- 物体在一幅场景中的特殊性或吸引视觉注意的能力
- 通常来自于物体与周围的差异性，或物体在整个场景中的稀缺性

- 显著性检测 (Saliency Detection)

- 从图像中检测出最能引起人的视觉注意的物体区域



原始图像



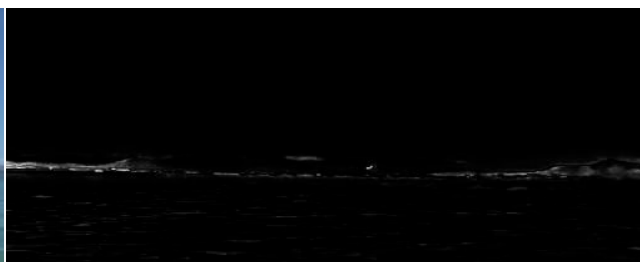
显著图(Saliency Map)



Ground Truth

# 显著性简介

- 显著性 (Saliency)
  - 物体与周围的差异性



# 显著性简介

## 普遍认为分为两类

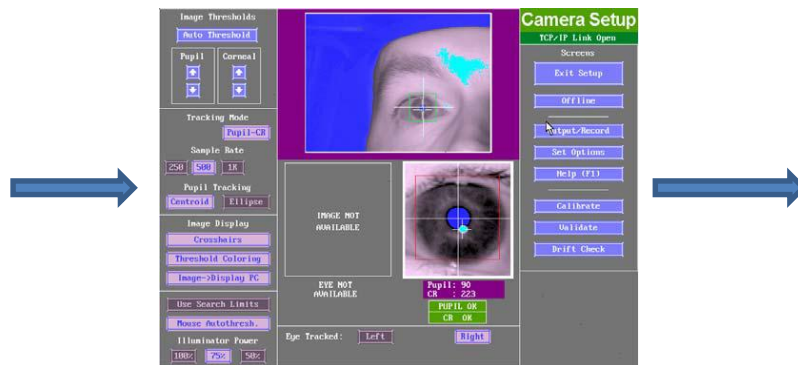
- 眼动预测（**Fixation Prediction**）
  - ITTI [Itti et al. PAMI 98]
  - AIM [Bruce et al. NIPS 06]
  - GBVS [Harel et al. NIPS 07]
  - DVA [Hou et al. NIPS 08]
  - SUN [Zhang et al. NIPS 08]
  - SIG [Hou et al. PAMI 12]
- 显著物体分割（**Saliency Object Segmentation**）
  - FT [Achanta et al. CVPR 09]
  - GC [Cheng et al. CVPR 11]
  - SF [Perazzi et al. CVPR 12]
  - PCA-S [Margolin et al. CVPR 13]

## 显著性简介

## • 眼动预测评价 (Fixation Prediction)



原始图像



眼动追踪实验



眼动数据

[Yin Li et al., CVPR 2014]

# 显著性简介

- 显著物体分割评价 (Saliency Object Segmentation)



原始图像



显著图



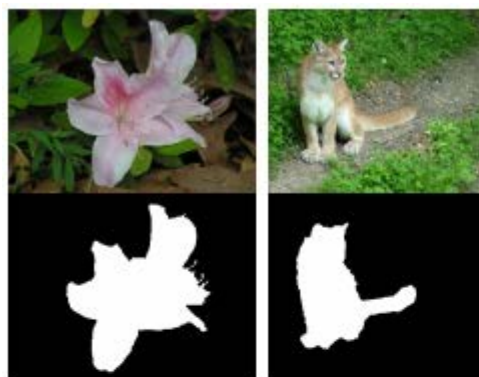
人工标注结果

[Ming-Ming Cheng et al., CVPR 2011]



## 显著性简介

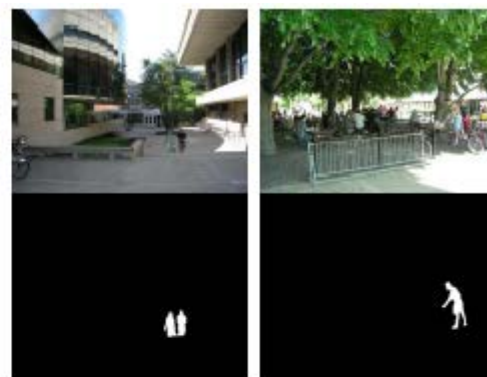
## • 常见数据集



(a) MSRA



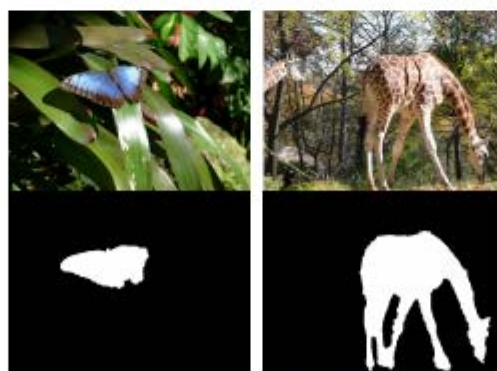
(b) ECSSD



(c) JuddSal



(d) DUT-OMRON



(e) THUR15K



(f) SED2

# 显著性检测的应用

- 图像/视频分割
- 图像/视频压缩
- 目标识别
- 图像缩放
- 感兴趣区域检测
- 图像拼接

理想很美好~~~



目标识别



基于内容感知的  
图像缩放



非真实感渲染

# Outline



显著性简介



基于全局对比度的显著性区域检测  
程明明 (CVPR 2011)

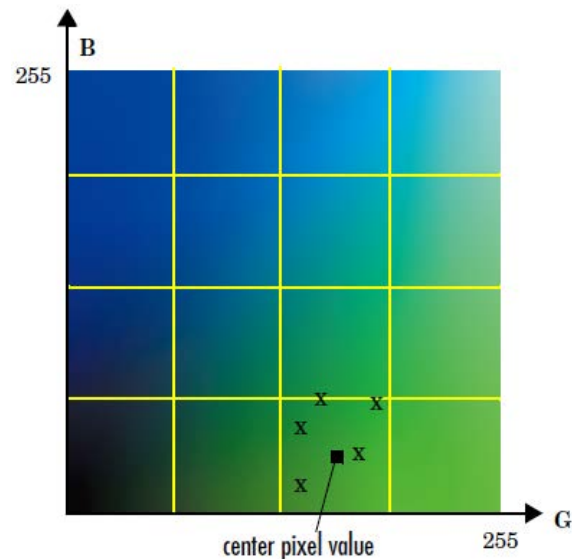
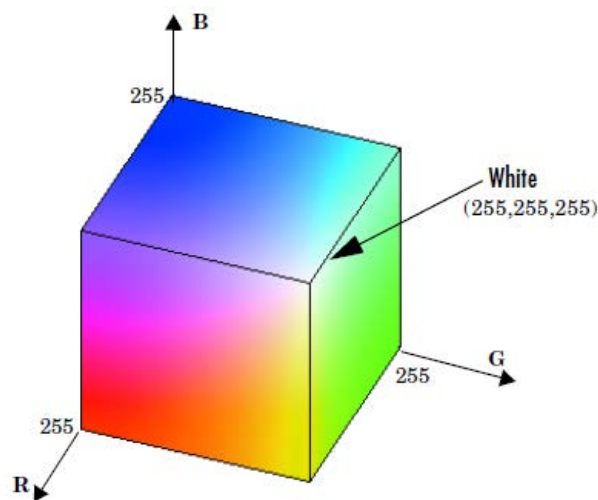


我们的工作

# Ming-Ming Cheng

## • (1) 颜色量化

- 在RGB颜色空间，左图中包含**62,743**种颜色，但其中**75.2%**的颜色只出现了一次（即仅占一个像素），这些像素的总和占整个图像面积的**39.32%**
- 采用均匀量化方式，将每个通道量化为**12级**（ $12^3=1728$ ）

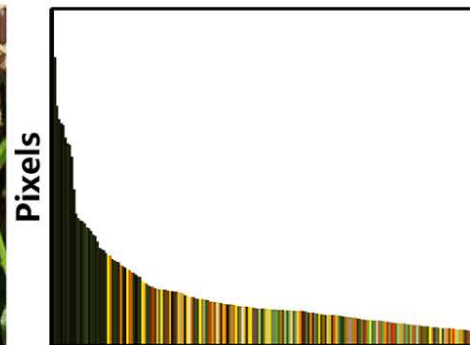
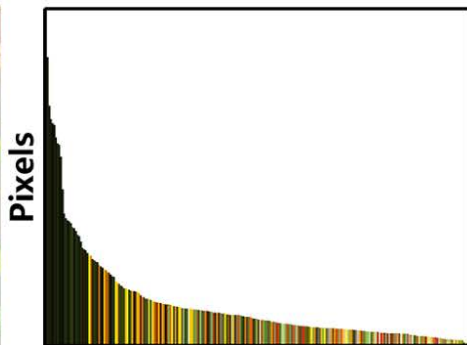




# Ming-Ming Cheng

## • (2) 基于颜色直方图的全局显著性检测

– 统计颜色直方图并抛弃低频出现的颜色（只保留95%）



– 颜色差异度量（*Lab*空间）

$$D(c_i, c_j) = \|(L_i, a_i, b_i) - (L_j, a_j, b_j)\|_2$$

– 全局颜色显著性计算-----即：对颜色 $c$ 的显著性值而言，颜色差异大、数量多的颜色对 $c$ 的贡献越大

$$S(c) = \sum_{j=1}^n f_j D(c, c_j)$$

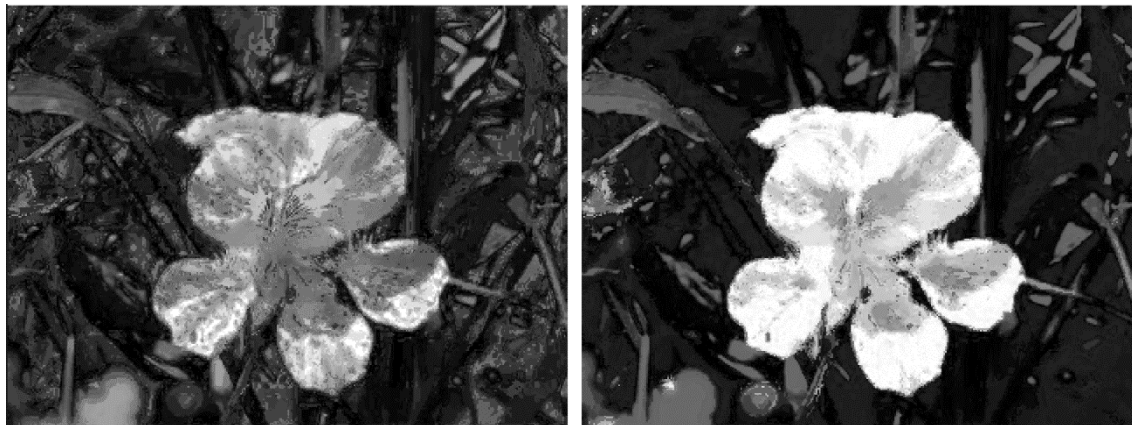
# Ming-Ming Cheng

## • (3) 颜色显著性平滑

- 噪声：相似颜色量化为不同的值 → 需要去除

$$S'(c) = \frac{1}{\underline{(m-1)T}} \sum_{i=1}^m \underline{(T - D(c, c_i))} S(c_i)$$

- 其中， $T = \sum_{i=1}^m D(c, c_i)$
- 即： $c$ 的显著性是由与它最相似的 $m$ 个颜色平滑得到 ( $m = n/4$ )。颜色越相似，被赋予的权值越大 (权值的 $\Sigma=1$ )。



- 基于颜色直方图对比 (HC) 方法结束！

# Ming-Ming Cheng

## • (4) 区域对比 (RC)

- 区域比像素更能引起人的关注、图像内蕴着空间关系
- Graph-based segmentation (IJCV 2004)

$$S(r_k) = \sum_{r_k \neq r_i} \exp(-D_s(r_k, r_i)/\sigma_s^2) w(r_i) D_r(r_k, r_i)$$

- 其中,  $D_r(r_1, r_2) = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} f(c_{1,i}) f(c_{2,j}) D(c_{1,i}, c_{2,j})$
- 即: 对区域 $r_k$ 的显著性而言, 颜色差异大、像素多、距离近的区域对 $r_k$ 的贡献越大。 $\sigma_s$ 越大, 越远的区域贡献越大。



RC方法结束!

# Outline



显著性简介



基于全局对比度的显著性区域检测  
程明明 (CVPR 2011)



我们的工作



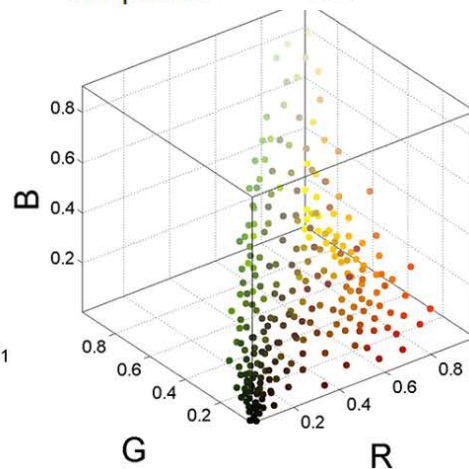
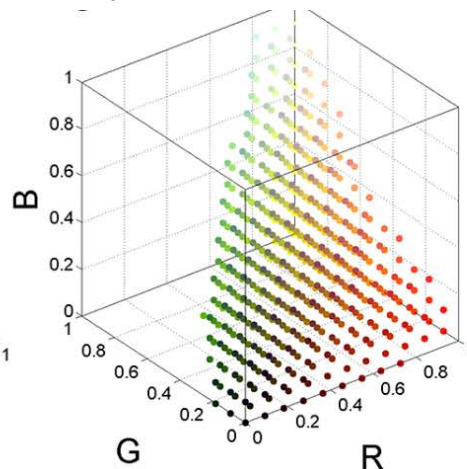
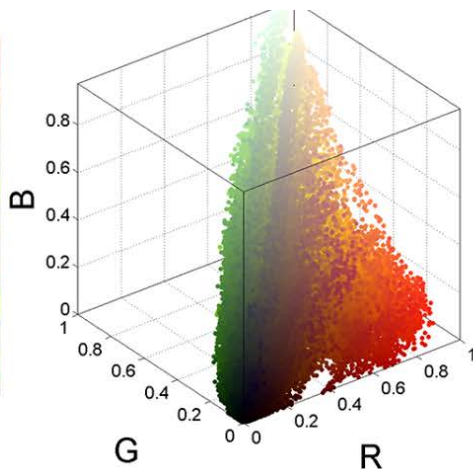
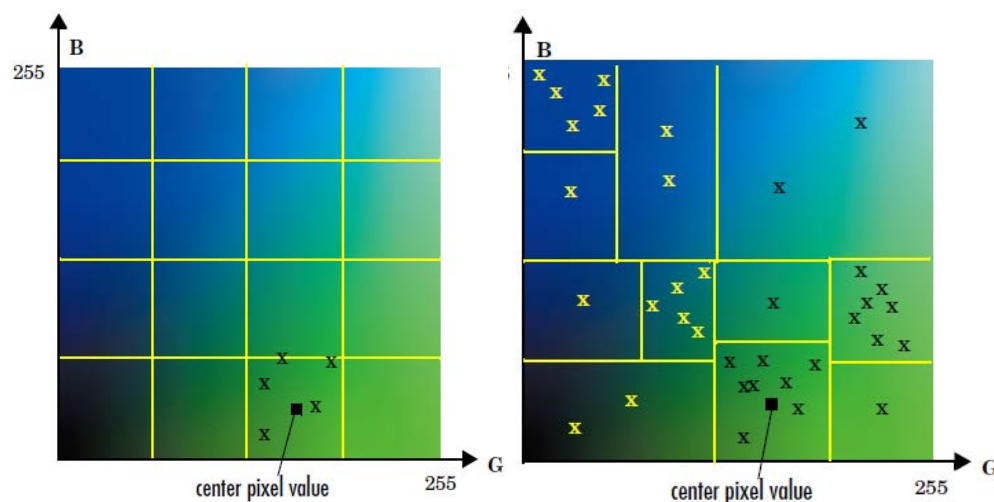
# 大致如下

- (1) 采用最小方差量化
- (2) 每个区域仅使用一个主色表示
- (3) 修改了区域显著性计算方法
- (4) 增加了中心偏置 (**Center bias**)
- (5) 实验及参数选择

# (1) 采用最小方差量化

- 将原图最小方差量化为256色

- 动机：弥补均匀量化对相似颜色量化为不同值的不足；最小方差量化更能体现原始的颜色分布

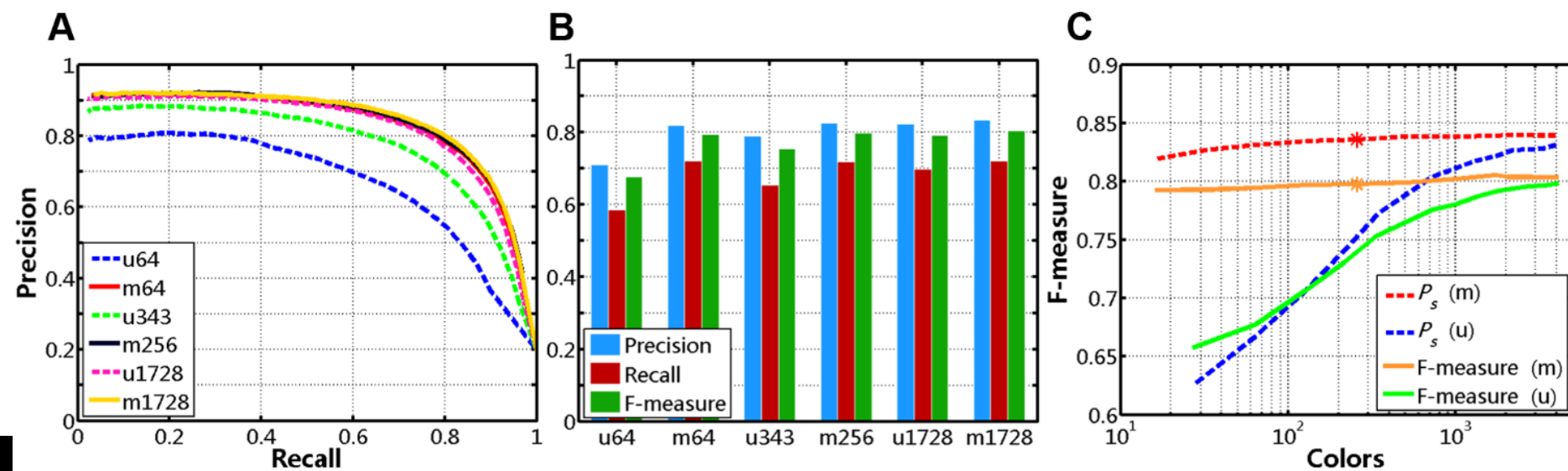


**Table 2. Numeric comparison for various colors used in uniform quantization (%).**

Colors	27	64	125	216	343	512	729	1000	1331	1728	2197	2744	3375	4096
$P_s$	62.6	66.7	70.5	74.1	77.2	78.9	80.4	81.1	81.8	82.1	82.7	82.7	82.9	83.2
$P$	68.4	71.1	74.0	76.6	79.0	80.0	81.1	81.4	81.9	82.4	82.6	82.9	82.9	83.1
$R$	58.2	58.5	61.1	63.3	65.4	66.8	67.7	68.6	69.4	69.9	70.2	70.3	70.5	70.7
$F$	65.7	67.7	70.6	73.1	75.4	76.5	77.6	78.0	78.7	79.1	79.4	79.6	79.6	79.8

**Table 3. Numeric comparison for various colors in minimum variance quantization (%).**

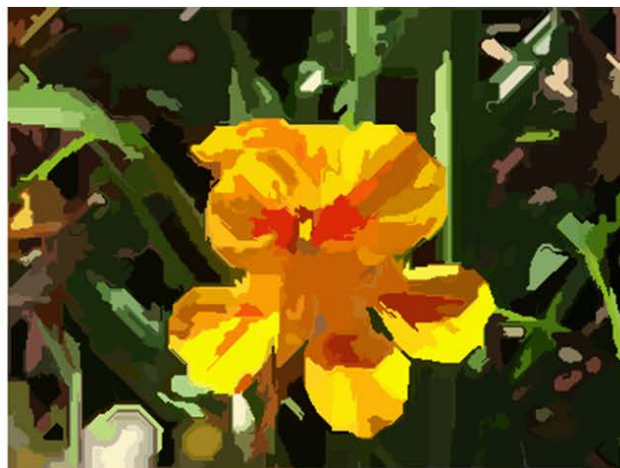
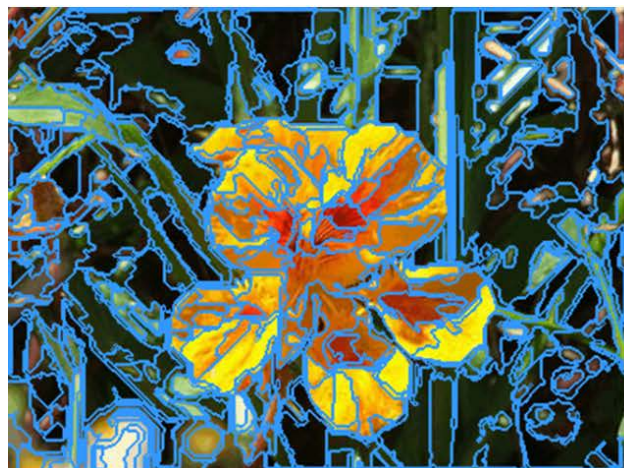
Colors	16	32	64	128	256	512	1024	1728	2048	4096
$P_s$	81.88	82.67	83.13	83.45	83.59	83.86	83.85	83.89	83.97	83.94
$P$	81.99	81.85	81.98	82.31	82.44	82.66	83.07	83.47	83.29	83.30
$R$	71.36	71.76	72.04	71.95	71.89	71.93	72.05	72.06	71.99	71.89
$F$	79.26	79.28	79.45	79.66	79.74	79.91	80.24	80.53	80.38	80.36



## (2) 每个区域仅使用一个主色表示

- 动机:

- ① 基于“颜色对”比较的执行效率较低（MATLAB中的多层嵌套循环）
- ② 每个区域具有高度的颜色一致性



- 计算每个区域的时间复杂度:  $O(kn^2) \rightarrow O(k)$



### (3) 改进了区域显著性计算方法

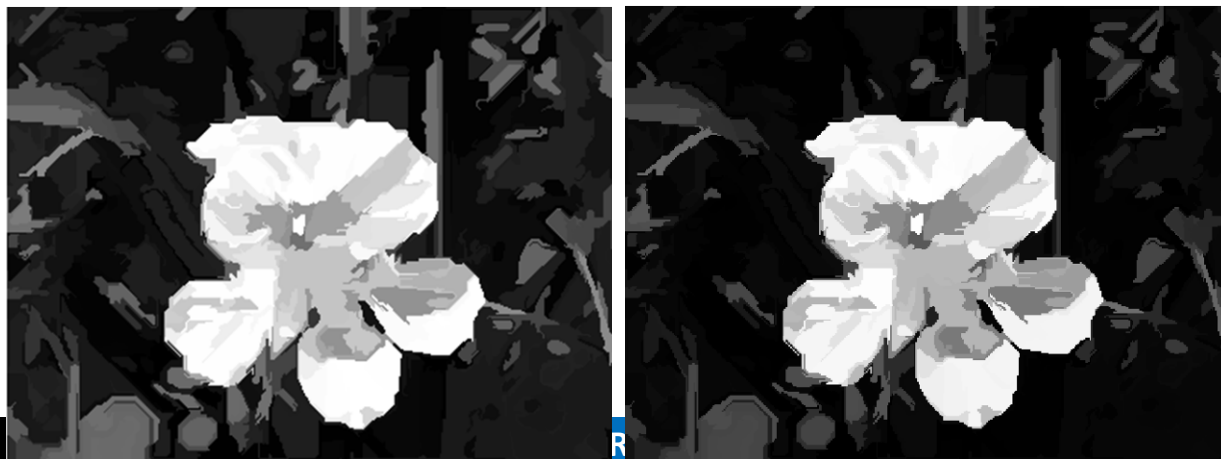
- 动机:

- ① 对于原显著性区域而言，自身的显著性应予以保留
- ② 对于原非显著性区域，显著性值不应被其它显著性区域间接影响

$$S'(r_i) = f_i S(r_i) + \sum_{j \neq i} f_j \phi(r_i, r_j) \exp\{-D(r_i, r_j)^2\}$$

$$\phi(r_i, r_j) = \begin{cases} S(r_i) - S(r_j) & \text{if } S(r_i) > S(r_j) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

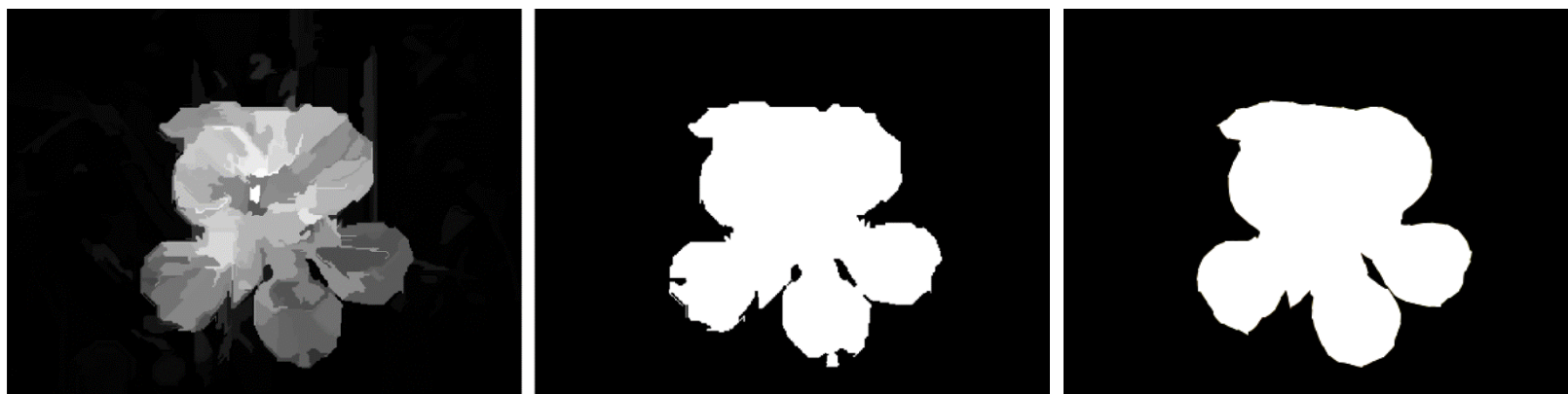
- 优点：抑制了原非显著性区域的值
- 缺点：原显著性区域的显著性值也受到一定程度的抑制



## (4) 增加了中心偏置 (Center bias)

- 动机：显著性区域更可能位于图像的中心（抑制非中心区域）
- 将所有区域中心与图像中心的距离归一化到[0,1]
  - 即：距离中心越远，权值越小； $\sigma$ 越小，权值越小，越远的区域受抑制程度越大（越集中于图像中心）

$$S''(r_i) = \frac{S'(r_i)}{\exp\{D(r_i, C)^2 / \sigma\}}$$



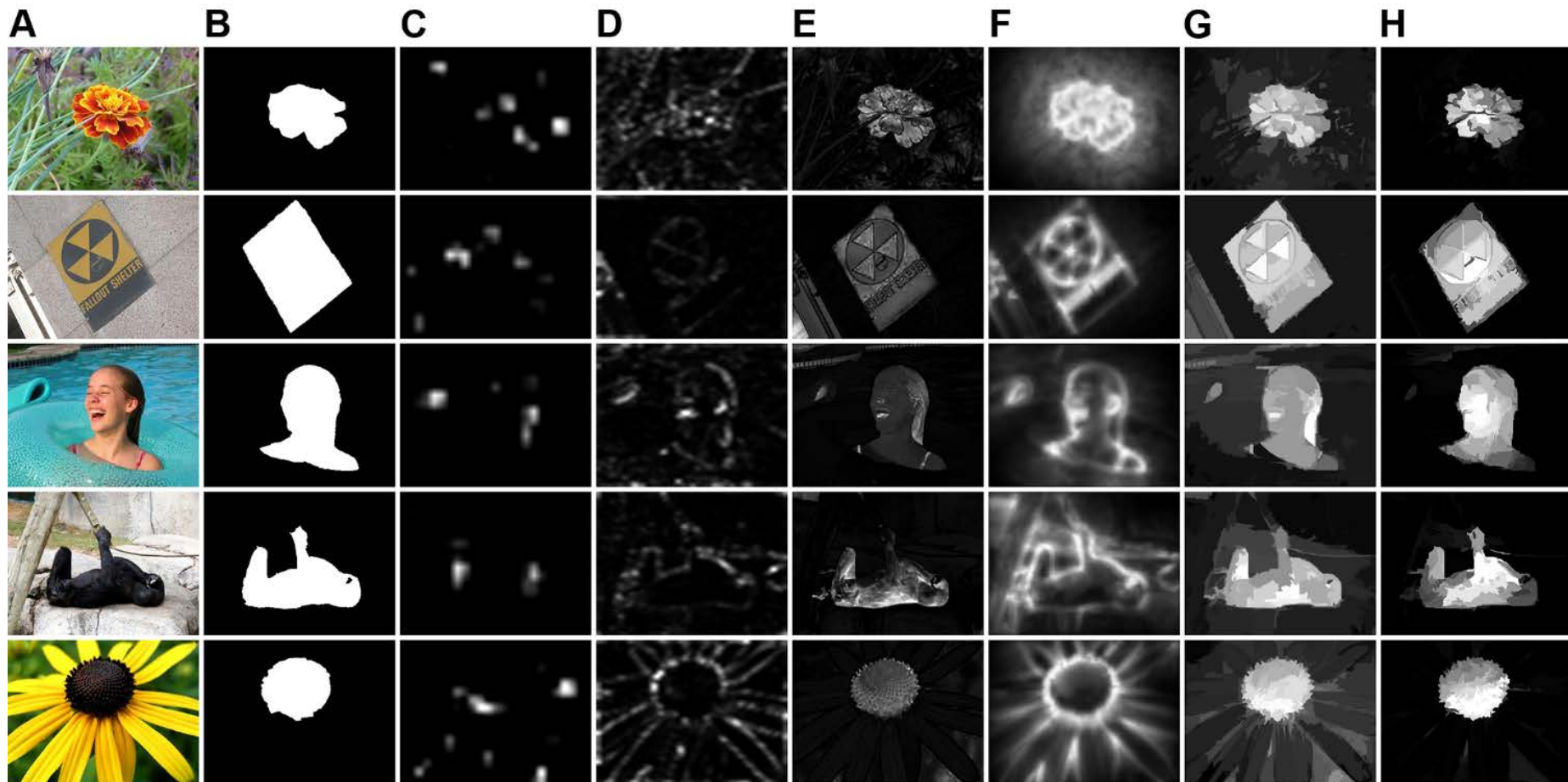
## (5) 实验及参数选择

- 数据集: MSRA-1000
  - Learning to Detect A Salient Object, CVPR 2007
  - Frequency-tuned Salient Region Detection, CVPR 2009



## (5) 实验及参数选择

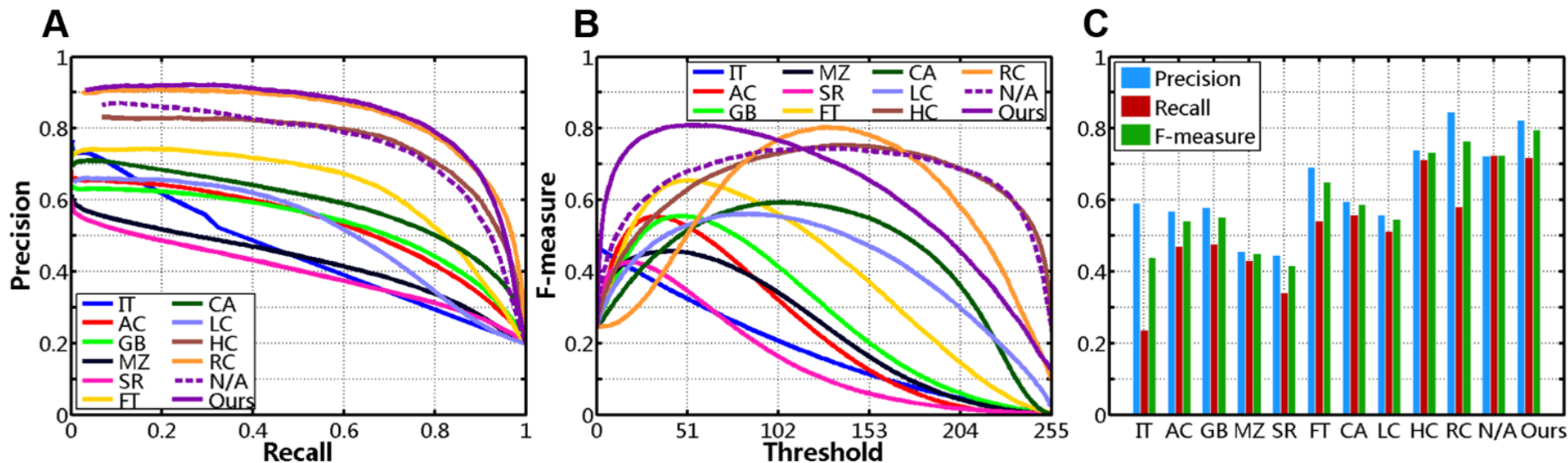
- 我们的结果





## (5) 实验及参数选择

- (1) 固定阈值分割：将每张显著图在阈值范围[0,255]做256次分割，针对每个阈值，计算1000张图的平均的Precision、Recall、F-measure



- (2) 自适应阈值分割:  $T_a = \frac{2}{\sum f_i} \sum f_i S''(r_i)$

- (3) 对F-measure的两种计算方式

$$- 2 * P * R / (P + R)$$

$$- F = \frac{(1 + \beta^2) P \times R}{\beta^2 \times P + R}$$

$$\begin{cases} P = \sum (B \cap A) / \sum B \\ R = \sum (B \cap A) / \sum A \end{cases}$$

## (5) 实验及参数选择

- 动机：对PR曲线的定量评估
- 在Recall区间  $[R_{min}, R_{max}]$  对Precision做插值并求均值 (N/A表示去除Center bias)

**Table 1. Numeric comparison on data set MSRA-1000 (%), N/A represents without center-bias).**

	IT [1]	AC [13]	GB [17]	MZ [12]	SR [14]	FT [11]	CA [19]	LC [21]	HC [10]	RC [10]	N/A	Ours
$P_s$	45.3	53.1	53.1	42.8	39.9	63.2	58.9	51.4	75.4	83.2	75.0	<b>83.6</b>
$P$	59.2	56.8	58.0	45.6	44.5	69.2	59.6	55.8	74.0	<b>84.6</b>	72.4	82.4
$R$	23.7	47.1	47.6	43.2	34.1	54.2	55.9	51.2	71.4	58.1	<b>72.6</b>	71.9
$F$	44.0	54.2	55.2	45.0	41.6	65.1	58.7	54.7	73.4	76.5	72.5	<b>79.7</b>

## (5) 实验及参数选择

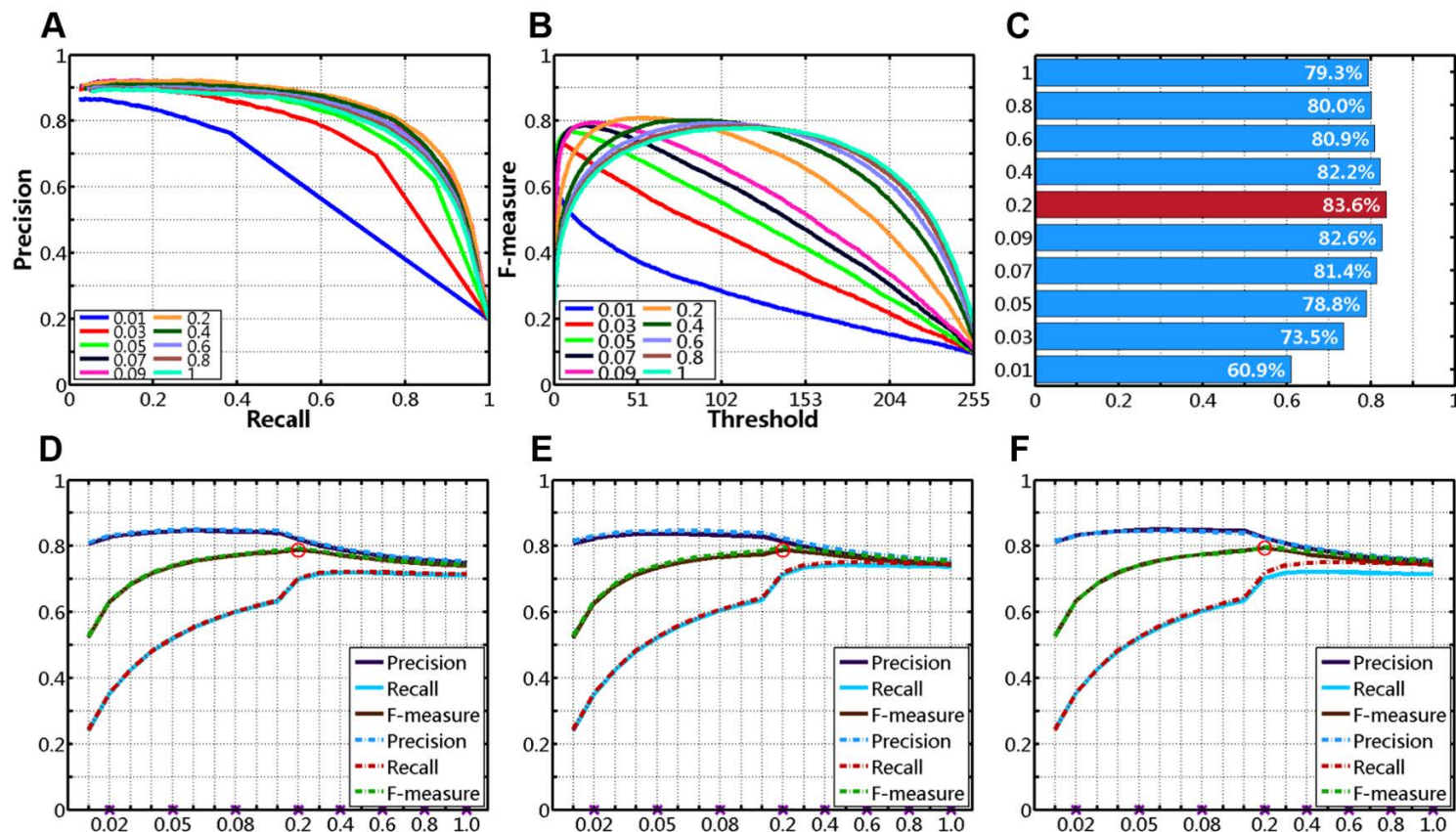
- $\alpha=\{90\%,95\%\}$ ,  $\delta=\{1/16,1/4\}$ ,  $\sigma=[0.01,0.09]\cup [0.1,0.9]$

**Table 4. Numeric comparison for various combinations of parameters (%).**

$\sigma$	$\alpha = 0.9, \delta = 1/16$				$\alpha = 0.9, \delta = 1/4$				$\alpha = 0.95, \delta = 1/16$				$\alpha = 0.95, \delta = 1/4$			
	$P_s$	$P$	$R$	$F$	$P_s$	$P$	$R$	$F$	$P_s$	$P$	$R$	$F$	$P_s$	$P$	$R$	$F$
1.0	76.4	74.9	71.2	74.0	77.7	74.6	73.7	74.4	77.3	75.2	71.5	74.3	79.3	75.8	74.5	75.5
0.8	77.3	75.7	71.5	74.7	78.3	75.3	74.0	75.0	78.1	76.1	71.8	75.0	80.0	76.6	74.8	76.1
0.6	78.4	77.0	71.8	75.7	79.2	76.7	74.2	76.1	79.3	77.3	72.1	76.0	80.9	77.9	75.1	77.2
0.4	80.2	78.9	72.0	77.2	80.5	78.6	74.1	77.5	80.9	79.2	72.2	77.5	82.2	79.7	74.9	78.6
0.2	<b>82.4</b>	82.1	70.0	<b>78.9</b>	<b>82.2</b>	81.3	71.4	<b>78.8</b>	<b>83.1</b>	82.5	70.3	<b>79.3</b>	<b>83.6</b>	82.4	71.9	<b>79.7</b>
0.09	81.8	84.3	61.8	77.8	81.4	83.1	62.3	77.2	82.3	84.7	62.0	78.1	82.6	84.1	62.7	78.0
0.07	80.6	84.6	57.7	76.4	80.2	83.6	58.2	75.9	81.0	84.9	58.0	76.7	81.4	84.6	58.7	76.8
0.05	78.1	84.5	51.9	73.8	77.8	83.7	52.1	73.4	78.4	84.8	52.2	74.1	78.8	84.5	52.5	74.1
0.03	72.7	83.6	42.5	68.4	72.7	83.2	42.5	68.1	73.0	84.0	42.7	68.7	73.5	83.9	42.7	68.7
0.01	60.4	80.8	24.2	52.5	60.4	80.8	24.1	52.4	60.6	81.1	24.4	52.7	60.9	81.5	24.4	52.9

## (5) 实验及参数选择

- $\alpha=\{90\%,95\%\}$ ,  $\delta=\{1/16,1/4\}$ ,  $\sigma=[0.01,0.09]\cup[0.1,0.9]$



实验: 76+24+1=101 组

统计:  $(101+10+13*2)*257*1000=35209000$  张二值图

# Thanks!