

# 鲁棒形状规则性准则用于超像素评估

Rémi Giraud<sup>1,2</sup>

Vinh-Thong Ta<sup>1,3</sup>

Nicolas Papadakis<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Univ. Bordeaux, LaBRI, CNRS, UMR 5800, F-33400 Talence, France.

<sup>2</sup>Univ. Bordeaux, IMB, CNRS, UMR 5251, F-33400 Talence, France.

<sup>3</sup>Bordeaux INP, LaBRI, UMR 5800, F-33405 Talence, France.

## ABSTRACT

规则分解对于大多数基于超像素的目标识别或跟踪应用是必要的。迄今为止，在文献中，超像素形状的规则性或紧凑性主要通过其圆形度来衡量。在本工作中，我们首先证明这种测量不适用于超像素评估，因为它并不能直接表达规则性而是圆形单一外观。然后，我们提出了一种新的指标，该指标考虑了几何形状规则性的几个方面：凸性、平衡分布和轮廓平滑度。最后，我们展示了我们的测量方法对于尺度和噪声具有鲁棒性，并能够更相关地比较超像素方法。

Index Terms— 超像素，紧致性，质量度量

## 1. 介绍

图像分解为均匀区域，称为超像素，已成为许多图像处理和计算机视觉框架中非常流行的预处理步骤。对于大多数基于超像素的应用程序，如对象识别 [1, 2]、跟踪 [4, 5] 或标注 [3]，需要使用规则分解 [6, 7, 8, 9, 10, 11]，其中超像素大致具有相同的大小和规则形状。通过这种规律性，可以计算出准确的超像素特征，并从它们的边界中提取相关信息，而对于不规则分解 [12, 13, 14, 15, 16]，超像素可能具有不同的大小、嘈杂的边界和拉伸的形状。

大多数最近的方法允许用户调整一个紧凑性参数

[6, 15, 7, 8, 9, 11] 以生成具有不同规则性的超像素，这可能会影响特定应用的性能。因此，寻找最优结果和方法之间的比较应该在多个规则性设置 [17] 下进行。此外，大多数超像素分解方法计算的是轮廓一致性和形状紧凑性之间的权衡。因此，规则性是一个可以用来对比具有相似轮廓一致性性能的分解的方法论参数。因此，清晰地定义和测量规则性是评估超像素方法所必需的。

在超像素文献中，规则性概念通常称为紧致性，主要通过圆形度量 [17] 进行评估。尽管自那时以来圆形度量已在许多作品 [18, 15, 10, 11] 和大型基准测试 [19, 20] 中被考虑，文献中通常将规则性定义为生成具有非噪声边界的凸形状的能力。此外，对于跟踪应用，目标是在分解之间找到一对一的超像素关联，因此凸形状应具有平衡的像素分布并且紧凑性应该较高。在 [7] 中还讨论了圆形度量因为它不认为正方形是高度规则的形状。图 1 比较了使用 [6] 计算的两种分解，其初始网格分别为正方形和六边形。尽管两种形状都应被视为规则的，但六边形提供了更高的圆形度量。由于大多数方法从一个正方形网格开始并通过迭代细化超像素边界，因此对于正方形分解来说高规则性是有意义的，并且需要有一个与紧凑性参数演化一致的测量标准，在设置为最大值时会产生正方形。

**贡献。**在这项工作中，我们首先证明了圆形并不适合超像素的背景。我们提出了一种新的形状规则性标准 (SRC)，该标准通过考虑以下方面更好地表达了规则性的概念：形状凸性、平衡像素分布和轮廓平滑度。最后，使用应用于伯克利分割数据集 [21] 图像的状态-of-艺术超像素方法证明了 SRC 的相关性和鲁棒性。

This work has been carried out with financial support of the French State, managed by the French National Research Agency (ANR) in the frame of the GOTMI project (ANR-16-CE33-0010-01) and the Investments for the future Program IdEx Bordeaux (ANR-10-IDEX-03-02) with the Cluster of excellence CPU.

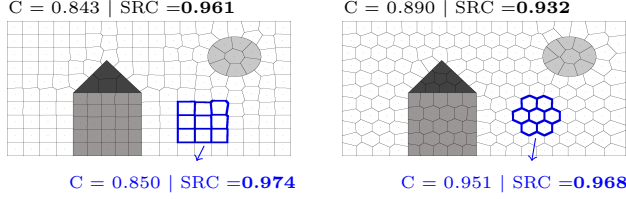


Fig. 1: 两种分解分别使用方形（左）和六边形（右）初始化使用 [6]。圆形度  $C$  对于六边形来说要高得多，并且对于整个右侧图像而言，即使在边界处六边形形状被拉伸了，而提出的 SRC 同等地评估方形和六边形，并提供更具相关性的规则性测量。

## 2. 形状规则标准

### 2.1. 正则性定义

圆度  $C$ ，在 [17] 中用于超像素评估，如下所示表达了一个形状  $S$  的紧凑性：

$$C(S) = 4\pi|S|/|P(S)|^2, \quad (1)$$

其中  $P(S)$  是形状的周长， $|\cdot|$  表示基数。该度量考虑了作为等周问题解决方案的紧凑性，旨在找到给定边界长度的最大形状。正如引言所述，圆度并不表达形状的规则性，而仅仅偏爱圆形形状。我们提出了一种新的形状规则性标准 (SRC)，由三个指标组成，每个指标评估超像素规则性的某一方面。

Solidity.

为了评估一个形状的全局凸性，我们建议考虑其固体性 (SO)，即，与它的凸包  $CH$  的重叠。这样的凸包，包含整个形状  $S$ ，如图 2 所示，并且可以通过 Delaunay 三角剖分计算得出。完美凸形状如正方形或圆形将获得最高固体性：

$$SO(S) = |S|/|CH| \leq 1. \quad (2)$$

**均衡分配。**与凸包的重叠不足以表达全局正则性。椭圆或直线等凸形状具有最高的 SO，但只有在像素分布平衡的情况下才应被视为完全规则。为了测量它，我们定义一个方差项  $V_{xy}$ ：

$$V_{xy}(S) = \sqrt{\min(\sigma_x, \sigma_y) / \max(\sigma_x, \sigma_y)} \leq 1, \quad (3)$$

，其中  $\sigma_x$  和  $\sigma_y$  是像素位置  $x$  和  $y$  在  $S$  内的标准差。 $V_{xy} = 1$  若且唯若， $\sigma_x = \sigma_y$ 。在这种情况下，围绕质心的像素空间分布被认为是比较均衡的。

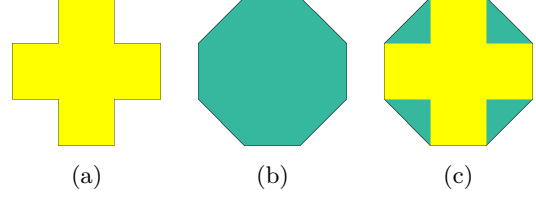


Fig. 2: 凸包示例在一个合成形状上。形状 (a) 与其凸包 (b) 之间的重叠部分如 (c) 所示。该形状被包含在凸包内，且重叠程度为  $SO = 78\%$ 。

**轮廓光滑性。**最后，必须考虑超像素边界的规则性。凸性度量 (CO) 比较形状的边界像素数量及其凸包的边界像素数量。尽管该度量通常与 SO 一致，但它主要依赖于边界平滑度，并对噪声超像素进行惩罚：

$$CO(S) = |P(CH)|/|P(S)| \leq 1. \quad (4)$$

提出的形状规则性标准 (SRC) 是所有规则性方面的结合，定义如下：

$$SRC(S) = \sum_k \frac{|S_k|}{|I|} SO(S_k) V_{xy}(S_k) CO(S_k), \quad (5)$$

其中  $S = \{S_k\}_{k \in \{1, \dots, |S|\}}$  由  $|S|$  个超像素  $S_k$  组成，其大小被认为是反映整体规则性的。SO 和 CO 的组合与形状  $S$  与其凸包  $CH$  之间的 Cheeger 常数比率有关。如 [22] 中所述，Cheeger 测度是评估凸性和边界光滑性的一种相关工具。

### 2.2. 循环性 vs SRC

图 3 比较了分成三组的合成形状的不同指标，并使用平滑（顶部）和噪点边缘（底部）生成。圆度存在几个缺点。首先，它对于平方的值远低于圆和六边形，甚至低于椭圆。如图 1 所示，在从正方形和六边形网格开始比较超像素方法时，这是一个问题，例如 [7]。虽然它们在视觉上是规则的，但交叉和豆类的情况也是如此。在图 3 的下半部分，圆形度似乎非常依赖于边界平滑度，因为噪声形状具有类似的圆形度并且无法区分。最后，具有光滑边界的标准形状可以比规则形状有更高的圆形度。例如，噪声平方的圆形度低于豆类。

如图 3 所示，SO、 $V_{xy}$  和 CO 独立使用时不足以表示一个形状的紧凑性。所提出的 SRC 结合了所有定义过的规则属性。例如，除了椭圆和 W 之外，SO

| 方法             | C                 | 源                          |
|----------------|-------------------|----------------------------|
| 分块 [6]         | $0.438 \pm 0.111$ | $0.518 \pm \mathbf{0.072}$ |
| 能源与资源研究中心 [15] | $0.367 \pm 0.040$ | $0.456 \pm \mathbf{0.015}$ |
| WP[7]          | $0.483 \pm 0.076$ | $0.559 \pm \mathbf{0.043}$ |
| 最小二乘法 [8]      | $0.228 \pm 0.046$ | $0.327 \pm \mathbf{0.035}$ |
| 头皮 [11]        | $0.515 \pm 0.115$ | $0.586 \pm \mathbf{0.073}$ |

Table 1: BSD 图像上几种超像素尺度的超像素方法平均规则性的比较  $K = [50, 1000]$ 。

能代表所有形状，因为它们与各自的凸包都有较大的重叠。 $V_{xy}$  惩罚椭圆，因为它没有均衡的像素分布，并且 CO 认为在 W 形状中有大量的轮廓像素。

三种规则形状获得了最高的 SRC ( $\approx 1$ )，而标准形状具有相似的度量。由于我们的指标对轮廓平滑性变化不太敏感，因此在噪声情况下，SRC 也清楚地将三个形状组分开，与 C 相反。此外，虽然有噪声但规则的形状与光滑的标准形状相比 SRC 值相当，然而，有噪声的标准形状仍然比具有光滑轮廓的不规则形状拥有更高的 SRC，这可以被认为是对规则性的相关评估。图 4 也代表了规则性度量，在平滑和噪声情况下，SRC 更清楚地将三个形状组分开。

最后，环度似乎非常依赖于图 5 中的形状大小。如在 [23] 中观察到的，由于离散计算，它可以优于 1（我们在图 5 中对其值进行了阈值处理），并且随着形状变大而下降。因此，在此度量上的方法比较仅适用于具有相同超像素数量的分解，即，大小大致相同的超像素。与环度相反，SRC 根据超像素大小提供了更加一致的测量，例如，平方始终具有等于 1 的 SRC。

### 3. 超像素方法的改进评估

#### 3.1. 验证框架

为了比较最先进的方法的结果，我们考虑了标准的伯克利分割数据集 (BSD) [21]，包含 200 张测试图像，每张图像有  $321 \times 481$  像素。至少提供了 5 个人工分割结果来计算轮廓一致性和尊重图像对象的评估指标。

#### 3.2. 超像素方法的评估

在本节中，我们考虑能够设置紧凑性参数的最先进方法：SLIC[6]，ERGC[15]，Waterpixels (WP)[7]，

LSC[8] 和 SCALP[11]。与关联的 Delaunay 图一起的分解示例如图 6 所示。在表 1 中，我们展示了 SRC 提供了更稳健的超像素方法规则性度量。我们计算了在几个尺度  $K$ （从 50 到 1000 个超像素）上的分解，使用默认的紧致性设置，并对 200 张 BSD 图像的结果进行了平均。SRC 对于超像素尺度更具鲁棒性，因为它报告的方差较低。

我们还考虑了标准的欠分割误差 (UE) 度量，用于测量属于多个图像对象的像素数量，以及边界召回率 (BR)，它衡量的是地面真实轮廓的检测（例如在 [14] 中定义的）。尺度  $K$  设置为 300 超像素，UE 和 BR 的结果是在 BSD 图像上进行平均得出的，这些图像采用了不同的紧凑性设置进行了分解。因此，对于每种方法，UE 和 BR 结果都在多个规则水平下进行了计算。我们考虑了每种方法的最佳 UE 和 BR，并且相应的 C 和 SRC 度量之间的标准差分别为 0.0871 和 0.0803 对于 UE，以及 0.0746 和 0.0694 对于 BR。减少的方差证明了我们的度量的相关性，因为不同方法的最佳分解性能，使用 UE 和 BR 评估时，在更相似的 SRC 上获得。

#### 3.3. 对噪声的鲁棒性

在本节中，我们进一步展示了 SRC 对噪声边界具有鲁棒性。我们随机扰动 SLIC [6] 的轮廓附着度与紧凑性的权衡关系，以生成带有噪声的分解（见图 7）。我们计算了不同紧凑性参数  $m$  值下的分解，并在图 8 中报告了 BSD 上的 C 和 SRC 度量平均值。圆度似乎受到噪声边界的显著影响，以至于它无法表达随  $m$  增加而增加的全局形状规则性，因为其从  $m = 75$  下降。然而，SRC 与 [6] 的紧凑性参数的变化成比例，这表明 SRC 更好地表达了分解的规律性，并且对轮廓平滑度不敏感。

#### 3.4. 全局正则性评估

这项工作和 [17]，引入了循环性，专注于一个局部紧致性的定义，其中每个超像素是独立评估的。这种局部评估似乎符合图的视觉规律（见图 6），但它不考虑整个分解中的全局大小规律性。虽然大多数方法如 [6, 7, 11] 产生的超像素大约包含相同数量的像素，

|          | 正则形状  |       |       | 标准形状  |       |       | 不规则形状 |       |       |
|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|          | 平方    | 圆     | 六边形   | 椭圆    | 交叉    | 豆类    | W     | 分割    | U     |
| C        | 0.830 | 1.000 | 0.940 | 0.870 | 0.530 | 0.580 | 0.150 | 0.280 | 0.150 |
| 源        | 1.000 | 0.989 | 0.987 | 0.712 | 0.650 | 0.564 | 0.387 | 0.369 | 0.233 |
| 如此       | 1.000 | 0.989 | 0.989 | 0.988 | 0.781 | 0.800 | 0.841 | 0.530 | 0.357 |
| $V_{xy}$ | 1.000 | 1.000 | 0.997 | 0.718 | 1.000 | 0.811 | 0.990 | 0.888 | 0.942 |
| 二氧化碳     | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 0.997 | 0.833 | 0.868 | 0.465 | 0.783 | 0.694 |
| C        | 0.480 | 0.430 | 0.420 | 0.440 | 0.360 | 0.450 | 0.100 | 0.210 | 0.070 |
| 源 SRC    | 0.716 | 0.633 | 0.625 | 0.498 | 0.522 | 0.496 | 0.296 | 0.307 | 0.137 |
| 如此       | 0.925 | 0.923 | 0.917 | 0.931 | 0.743 | 0.797 | 0.763 | 0.542 | 0.234 |
| $V_{xy}$ | 0.999 | 1.000 | 0.997 | 0.717 | 0.996 | 0.802 | 0.988 | 0.855 | 0.939 |
| 二氧化碳     | 0.774 | 0.685 | 0.683 | 0.997 | 0.705 | 0.777 | 0.392 | 0.662 | 0.622 |

Fig. 3: 平滑（顶部）和嘈杂边界（底部）合成形状上的规则性指标比较。圆度 C 仅倾向于圆形外观，并不能区分规则和标准的嘈杂形状。SRC 指标解决了这些问题，并且在平滑和嘈杂的情况下更清晰地分离了三个形状组。详见正文以获取更多详情。

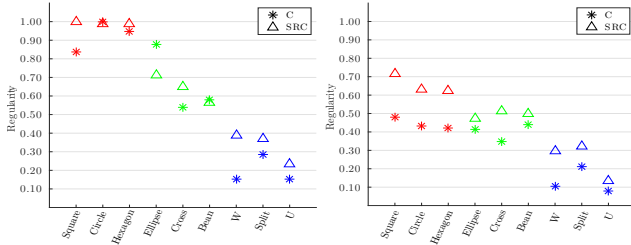


Fig. 4: C 和 SRC 在光滑（左）和噪声形状（右）上的表现。在两种情况下，SRC 更清楚地分离了三个形状组（规则的用红色表示，标准的用绿色表示，不规则的用蓝色表示）。

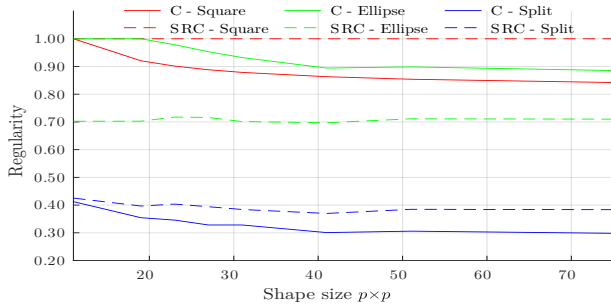


Fig. 5: 圆度 (C) 与提出的形状规则性准则 (SRC) 在不同像素尺寸形状上的比较  $p$ 。

其他方法可能会产生不同大小的分区 [12, 14, 16]。在图 9 中，我们表示了一个 SLIC 超像素的例子 [6] 和标准二叉树划分，该划分在颜色方差较低的区域生成较大的正方形。分解展示了它们相关的 Delaunay 图，连

接相邻超像素的重心。由于它仅产生方形区域，这种二叉树划分的局部规则性很高 ( $SRC = 1$ )，尽管相关的图显示出连接超像素质心之间的距离不一致，与 [6] 的情况相反。图规则性的数值评估是一个复杂的问题 [24]，未来的工作将研究在超像素上下文中的全局规则性概念和测量方法。

## 4. 结论

本文重点研究正则性的概念，即，在超像素上下文中的紧致性。我们认为一个规则的形状应该符合这些方面：凸性、均衡分布和轮廓平滑度，并定义了一个能更好地表达局部规则性的新指标，而且它对尺度和噪声具有鲁棒性。大多数分解方法倾向于在分割精度和形状规则性之间取得折中。这项工作能够有意义地比较超像素算法，并为基于超像素的流水线提供精确的规则性信息。然而，局部紧致度测量并不能表达全局规则性的概念，这将在未来的研究工作中进行探讨。



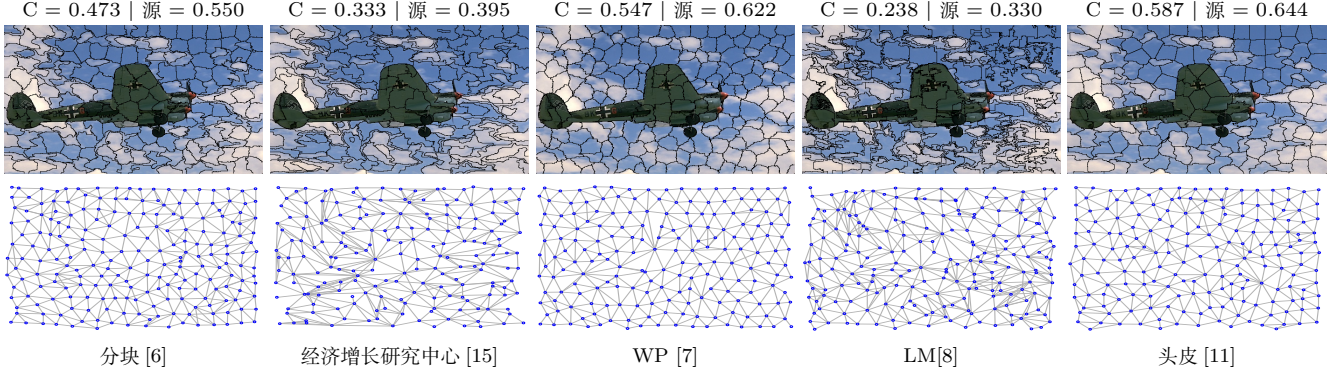


Fig. 6: BSD 图像 (顶部) 及其相关 Delaunay 图 (底部) 的分解, 使用默认设置的方法进行  $K=200$  超像素。

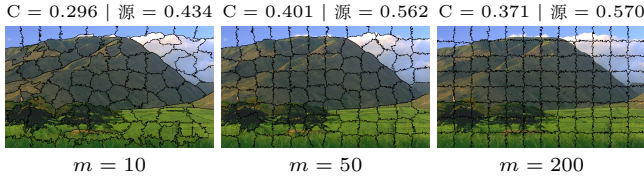


Fig. 7: 示例中从 [6] 计算出的噪声超像素, 其中  $K=100$  个超像素, 对于几种紧凑性设置  $m$ 。

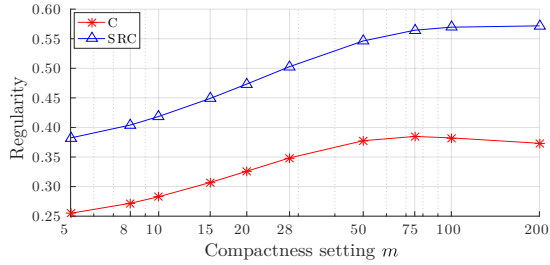


Fig. 8: 噪声超像素在 BSD 上的几个紧凑性设置下的正则性演化由 [6] 计算得出。

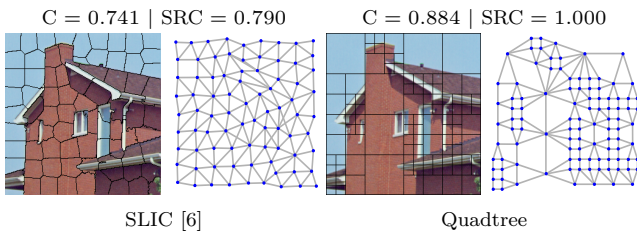


Fig. 9: SLIC[6] 和基于四叉树的划分示例, 使用 Delaunay 图连接相邻超像素质心。

## 5. REFERENCES

- [1] J. Tighe and S. Lazebnik, “SuperParsing: Scalable nonparametric image parsing with superpixels,” in Proc. of European Conference on Computer Vision, 2010, pp. 352–365.
- [2] S. Gould, J. Zhao, X. He, and Y. Zhang, “Superpixel graph label transfer with learned distance metric,” in Proc. of European Conference on Computer Vision, 2014, pp. 632–647.
- [3] R. Giraud, V.-T. Ta, A. Bugeau, P. Coupé, and N. Papadakis, “SuperPatchMatch: An algorithm for robust correspondences using superpixel patches,” IEEE Trans. on Image Processing, 2017.
- [4] S. Wang, H. Lu, F. Yang, and M. H. Yang, “Superpixel tracking,” in Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision, 2011, pp. 1323–1330.
- [5] J. Chang, D. Wei, and J. W. Fisher, “A video representation using temporal superpixels,” in Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013, pp. 2051–2058.
- [6] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Süsstrunk, “SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods,” IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 34, no. 11, pp. 2274–2282, 2012.
- [7] V. Machairas, M. Faessel, D. Cárdenas-Peña, T. Chabardes, T. Walter, and E. Decencière, “Waterpixels,” IEEE Trans. on Image Processing, vol. 24, no. 11, pp. 3707–3716, 2015.
- [8] Z. Li and J. Chen, “Superpixel segmentation using linear spectral clustering,” in Proc. of IEEE

- Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, pp. 1356–1363.
- [9] J. Yao, M. Boben, S. Fidler, and R. Urtasun, “Real-time coarse-to-fine topologically preserving segmentation,” in Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, pp. 2947–2955.
- [10] Y. Zhang, X. Li, X. Gao, and C. Zhang, “A simple algorithm of superpixel segmentation with boundary constraint,” IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 2016.
- [11] R. Giraud, V.-T. Ta, and N. Papadakis, “SCALP: Superpixels with contour adherence using linear path,” in International Conference on Pattern Recognition, 2016, pp. 2374–2379.
- [12] P. Felzenszwalb and D. Huttenlocher, “Efficient graph-based image segmentation,” International Journal of Computer Vision, vol. 59, no. 2, pp. 167–181, 2004.
- [13] M. Y. Liu, O. Tuzel, S. Ramalingam, and R. Chellappa, “Entropy rate superpixel segmentation,” in Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011, pp. 2097–2104.
- [14] M. Van den Bergh, X. Boix, G. Roig, B. de Capitani, and L. Van Gool, “SEEDS: Superpixels extracted via energy-driven sampling,” in Proc. of European Conference on Computer Vision, 2012, pp. 13–26.
- [15] P. Buysens, M. Toutain, A. Elmoataz, and O. Lézoray, “Eikonal-based vertices growing and iterative seeding for efficient graph-based segmentation,” in Proc. of IEEE International Conference on Image Processing, 2014, pp. 4368–4372.
- [16] A. Rubio, L. Yu, E. Simo-Serra, and F. Moreno-Noguer, “BASS: Boundary-aware superpixel segmentation,” in International Conference on Pattern Recognition, 2016, pp. 2824–2829.
- [17] A. Schick, M. Fischer, and R. Stiefelhagen, “Measuring and evaluating the compactness of superpixels,” in International Conference on Pattern Recognition, 2012, pp. 930–934.
- [18] M. Reso, J. Jachalsky, B. Rosenhahn, and J. Ostermann, “Temporally consistent superpixels,” in Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision, 2013, pp. 385–392.
- [19] A. Schick, M. Fischer, and R. Stiefelhagen, “An evaluation of the compactness of superpixels,” Pattern Recognition Letters, vol. 43, pp. 71–80, 2014.
- [20] D. Stutz, A. Hermans, and B. Leibe, “Superpixels: An evaluation of the state-of-the-art,” Computer Vision and Image Understanding, 2017.
- [21] D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, and J. Malik, “A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics,” in Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision, 2001, vol. 2, pp. 416–423.
- [22] V. Caselles, G. Facciolo, and E. Meinhardt, “Anisotropic cheeger sets and applications,” SIAM Journal on Imaging Sciences, vol. 2, no. 4, pp. 1211–1254, 2009.
- [23] T. Roussillon, I. Sivignon, and L. Tougne, “Measure of circularity for parts of digital boundaries and its fast computation,” Pattern Recognition, vol. 43, no. 1, pp. 37–46, 2010.
- [24] R. Diestel, “Graph theory,” Graduate Texts in Mathematics, 1997.