

基于视觉显著性的非监督图像分割

周静波 任永峰 严云洋

(淮阴工学院计算机工程学院 淮安 223003)

摘要 交互式的图像分割算法需要用户输入先验信息,从而增加了算法的时间复杂度和用户的负担。提出了基于视觉显著性的非监督图像分割算法。该算法首先通过均值漂移算法先对图像进行预处理,将图像过分割成互不重叠的小区域。这些区域采用区域邻接图表示,当两个区域相邻时对应的节点之间存在边。其次,通过计算各个区域的颜色相异性和纹理一致性,得到相邻区域之间的合并概率。再次,根据区域的颜色和空间位置信息,定义每一个区域的显著性指标,选择最大显著性指标对应的区域作为目标种子区域,图像边缘区域中显著性指标最小的区域作为背景种子区域。最后,基于最大相似性合并策略,对与种子区域相邻的且合并概率最大的区域进行合并。实验表明,所提算法不需要先验信息,且可以得到较好的分割效果;与非监督图像分割算法相比,所提算法可以避免过分割。

关键词 非监督图像分割,显著性检测,均值漂移

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.8.011

Unsupervised Image Segmentation Based on Saliency Detection

ZHOU Jing-bo REN Yong-feng YAN Yun-yang

(Faculty of Computer Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an 223003, China)

Abstract Interactive image segmentation needs the user interactions which increases the time complexity and the user's burden. We proposed an unsupervised image segmentation algorithm based on visual saliency. First, mean shift (MS) algorithm is used to obtain initial segmentation without overlapping. The regions generated by MS are represented by a region adjacency graph (RAG) and an edge exists only if two regions are adjacent. Second, the color dissimilarity and texture consistency between the regions are computed, which are adjacent, as the weight of the edge in our RAG. Then, the proposed algorithm defines the saliency index (SI) according to the color and spatial information of each region generated by MS algorithm. The region with maximal SI is defined as the seed of object, and the region with minimal SI in the boundary is defined as the seed of background. Finally, region merging is performed according to the strategy of maximize similarity around the seed of object and background. The results show that the proposed algorithm obtains better segment results without any interactive information and avoids oversegmentation compared with other unsupervised image segmentation.

Keywords Unsupervised image segmentation, Saliency detection, Mean shift

1 引言

近年来有很多图像分割算法被提出来,它们在特定的图像中能够取得较好的结果。图像中包含复杂的纹理和颜色特征,使非监督图像分割的性能受到很大的影响。因此,结合先验信息的半监督图像分割算法(交互式图像分割)成为近年来的研究热点。例如,2004年 Rother 等人在 Boykov 等^[1]工作的基础上提出 Grab cut 算法^[2],用户的交互信息对该算法的分割结果至关重要。

基于区域的图像分割算法将图像按照内容划分为许多区域。虽然存在过分割,但是通过研究改进算法减少过分割现象或者选择有效的后续处理可以得到满意的分割结果,比如对区域采取合并的策略。文献^[3]提出基于特征空间估计的

均值漂移算法(Mean Shift, MS),并且将其用于图像分割。该算法需要设置 3 个参数,不同的参数将产生不同的分割结果。通过调整参数,MS 算法可以得到过分割或者弱分割的图像。而要得到合适的区域数,需要测试大量的参数。不合适的参数常导致 MS 算法出现过分割或弱分割现象。但是,MS 算法能够得到一个较好的初始分割结果,即每一个区域都包含着目标或者背景的一些特征,为后续区域合并处理提供了基础。在图像分割过程中,由于目标和背景通常呈现复杂特征,传统的基于固定阈值的合并方法很难达到有效的分割效果,因此需要研究新的算法来解决复杂条件下的区域合并。迄今为止,许多算法均采用 MS 算法作为预处理过程,其中包括基于图像统计特性的算法^[4-7]、基于图的特性的算法^[8-10]、基于图像时空相似性的算法^[11]等,均采用对 MS 产生的过分割区

到稿日期:2014-06-01 返修日期:2014-08-25 本文受江苏省高校自然科学研究面上项目(14KJB520006)资助。

周静波(1983-),男,博士,讲师,主要研究方向为模式识别、数字图像处理,E-mail:jbzhou2013@aliyun.com;任永峰(1980-),男,博士生,讲师,主要研究方向为模式识别、数字图像处理;严云洋(1967-),男,博士,教授,主要研究方向为人脸识别、火焰检测。

域进行合并的策略。文献[12]中,Ning 等人提出基于交互信息的图像分割算法,通过对图像进行过分割,比较相邻区域的颜色相似性,对相似性较大的区域进行合并以达到图像分割的目的。Liu 等^[9]提出快速的区域合并算法,该算法通过比较相邻区域之间相邻像素点的相似性,建立 K 近邻图,然后对 K 近邻中相邻节点进行合并。该算法尽管简单高效,但是仍然容易产生过分割现象。Peng 等^[13]提出基于统计测试方法的迭代合并区域的方法,他们通过概率比率和最小成本准则来对相邻的区域进行合并。同样地,其方法非常依赖于参数的设置,算法偏向于产生过分割结果。

在许多应用场合中,虽然交互式图像分割算法能够达到较好的分割效果,但是在分割过程中需要对部分像素点或者区域进行人工标定,因此加重了用户的负担,不适合处理大型数据库。本文针对现有的交互式图像分割算法中需要人工参与的不足,提出基于视觉显著性的非监督图像分割算法。在区域合并之前,根据区域颜色特征的特点,定义区域的“显著性指标”。结合区域的“显著性指标”,选择合适的区域作为种子区域,对相邻且与种子区域相似的未标记区域进行合并,最终完成分割。

2 相关工作

2.1 初始分割与区域表示

为了将区域进行合并,首先需要将图像进行初始分割,将图像分割成一系列小区域。本文采用均值漂移算法将图像进行初始分割,因为均值漂移不仅能够产生适当数目的分割区域,而且得到的分割结果能够较好地保留目标边界。在大量的均值漂移算法中,我们采用 EDISON 软件进行初始分割。

为了体现区域之间的空间关系,采用区域邻接图(Region Adjacent Graph, RAG)来表示初始分割后的图像。若 $G = (V, E)$ 为无向图,其中 $v_i \in V$ 为图中的节点(即图像区域), E 为图中的边, w 为对应于 $(v_i, v_j) \in E$ 边上的权重 $(w(v_i, v_j))$, 定义连接节点之间的相似性。在区域合并背景下,每一个区域都可以用一个分量 $R \subseteq V$ 来表示。图像区域的邻接关系可以用指示函数表示:

$$b_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } v_i, v_j \text{ 相邻} \\ 0, & \text{如果 } v_i, v_j \text{ 不相邻} \end{cases} \quad (1)$$

2.2 区域颜色相异性度量

通过采用均值漂移对图像进行初始分割,得到一系列较小的图像区域。下面,针对这些图像区域定义相异性度量。对于图像区域,可以采用许多方式进行描述,如颜色、边界、纹理、形状以及区域大小等。首先考虑区域颜色。对于相邻区域不同像素点 I_i 和 I_j ,它们之间的相异性定义为:

$$d(I_i, I_j) = D(I_i, I_j) \quad (2)$$

其中, $D(I_i, I_j)$ 为 $L * a * b * \text{颜色空间}$ 中像素点 I_i 和 I_j 的颜色距离度量。

假设 $I_j \in R_B, R_B$ 为一个图像区域,那么像素点 I_i 与区域 R_B 之间的相异性可以定义为该像素点与区域中所有像素点的相异性的平均值:

$$d(I_i, R_B) = \frac{1}{|R_B|} \sum_{I_j \in R_B} D(I_i, I_j) \quad (3)$$

其中, $|R_B|$ 为区域 R_B 中像素点的个数。从式(3)可以看出,

由于忽略了像素点之间的空间关系,具有相同颜色的不同像素点具有相同的相似性。因此,可以对式(3)进行重排,使得具有相同颜色 c_j 的像素点归到一起,得到每一种颜色的相异性:

$$d(I_i, R_B) = d(c_i) = \sum_{j=1}^{n_B} p_j \times D(c_i, c_j) \quad (4)$$

其中, c_i 为像素 I_i 的颜色值, n_B 为区域 R_B 中颜色数目, p_j 为像素点颜色 c_j 在区域 R_B 中的概率。如果 $I_i \in R_A$, 那么区域 R_A 与区域 R_B 之间的相异性可以定义为:

$$d(R_A, R_B) = \frac{1}{|R_A|} \frac{1}{|R_B|} \sum_{I_i \in R_A} \sum_{I_j \in R_B} D(I_i, I_j) \\ = \sum_{i=1}^{n_A} \sum_{j=1}^{n_B} p(c_{A,i}) p(c_{B,j}) D(c_{A,i}, c_{B,j}) \quad (5)$$

其中, $p(c_{s,i})$ 为第 i 个颜色 $c_{s,i}$ 在第 s 个区域 R_s 中所有 n_s 种颜色的概率, $s = \{A, B\}$ 。根据式(5),由于颜色直方图比其他特征描述更加鲁棒,因此采用颜色直方图来表示区域 R_A 与区域 R_B , 区域 R_A 与区域 R_B 之间的相异性通过计算它们对应的颜色直方图之间的差异来实现。为了强调主要颜色之间的区别,使用区域密度函数(即归一化的颜色直方图)中颜色出现的概率作为权值。

尽管颜色直方图在表示区域上非常有效,但是即使针对中等大小的图像,计算复杂度也相当大。为使算法更加高效,类似于文献[14]中的方法,我们对颜色直方图进行量化。量化过程中可能会产生瑕疵,因此量化后,还需要对直方图进行颜色空间平滑。关于基于直方图的加速与颜色空间平滑的具体细节请参考文献[14]。

3 基于显著性的图像分割算法

要对区域进行合并,需要选择种子区域和合并策略。下面就种子区域选择和合并过程进行详细介绍。

3.1 基于显著性的种子区域选择

在合并过程中,从哪一个区域开始进行合并非常重要。选择不同的种子区域,将会得到不同的分割结果。由于缺少先验信息,确定种子区域变得十分困难。文献[12]提出交互式图像分割算法,即在分割图像之前,需要用户输入部分区域或者部分像素点的标签。该算法虽然可以得到较好的分割结果,但自然图像库较大,每一张图像均需要人工标定部分标签,极大地增加了用户的工作量;另外,用户标定标签具有随意性,使得分割结果千差万别。这些缺点限制了交互式图像分割算法的应用。

本文提出了基于显著性的区域合并图像分割算法。为得到图像的种子区域,我们定义区域的“显著性指标”:

$$SI(R_A) = \sum_{R_A \neq R_B} w_1(R_B) d(R_A, R_B) \quad (6)$$

其中, $w_1(R_B)$ 为区域 R_B 的权重。这里采用区域 R_B 的像素点个数作为 $w_1(R_B)$ 来强调大区域的颜色对比度。由于没有考虑区域的空间信息,根据式(6)计算得到的显著性指标可能出现背景中部分区域的显著性指标与目标区域的显著性指标一样大的情况,这对确定种子区域十分不利。因此,算法将空间信息加入进来,增加区域的空间影响效果。结合式(6),显著性指标定义为:

$$SI(R_A) = \sum_{R_A \neq R_B} w_1(R_B) d(R_A, R_B) / w_2(R_A, R_B) \quad (7)$$

其中, $\tau_{\nu_2}(R_A, R_B)$ 为区域 R_A 与区域 R_B 之间的欧氏距离。

图 1 示出了如何选择种子区域的例子。如图 1 所示, 将得到的显著性指标进行归一化, 最大显著性指标所在区域实际上对应于图像的显著性区域。选择显著性指标为 1 的区域作为目标种子区域, 记为 M_0 。在选择背景种子区域时, 则不能简单地选择显著性指标最小的区域。当图像中目标较大而背景较复杂时, 对应于最小显著性指标的区域可能不止一个, 有的位于背景中, 有的却处于目标中。为了确定一个唯一的背景种子区域, 我们选择靠近图像边缘的所有区域中显著性指标最小的一个作为背景种子区域, 并记为 M_B 。图像中没有做标记的区域, 记为 N 。对于一幅自然图像, 通过计算显著性指标, 可以将其划分为目标种子区域、背景种子区域和未做标记的区域。

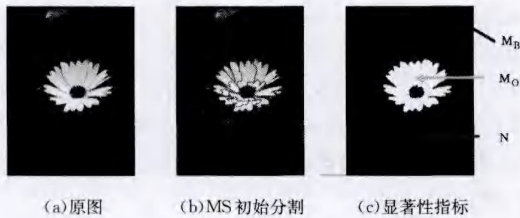


图 1 背景种子区域和目标种子区域选择

3.2 区域合并算法

确定目标种子区域和背景种子区域后, 就分别对与其相邻并且相似性较大的区域进行合并。对于具有相似颜色和纹理的区域, 我们认为它们属于同一个区域, 将这些区域合并成一个区域。不断重复该过程, 直至所有未标记区域均被合并。

3.2.1 合并概率

为了度量两个区域的相异性, 提出合并概率这一概念。合并概率应该包含区域颜色相异性、区域纹理一致性度量。对于区域 R_i , 考虑区域集合 $S = \{R_j, b_{ij} = 1\}$, 如果 $R_j \in S$, 则区域 R_i 和 R_j 之间的合并概率为:

$$MP(R_i, R_j) = 1 - \frac{d(R_i, R_j)}{\max_{R_l \neq R_i, b_{il} = 1} d(R_i, R_l)} \quad (8)$$

其中, c_{ij} 为区域纹理一致性度量, $d(R_i, R_j)$ 为区域 R_i 与区域 R_j 之间的颜色相异性度量。在合并过程中, 采用基于最大相似度的合并规则^[12]对相邻区域进行合并。假设 Q 为区域 R 的相邻区域, Q 的相邻区域记作集合 $S_Q = \{S_i^Q\}_{i=1,2,\dots,q}$, 计算区域 Q 与其相邻区域的合并概率 $MP(Q, S_i^Q)$, $i=1, 2, \dots, q$ 。显然, $R \in S_Q$ 。如果区域 R 和 Q 的合并概率值在 $MP(Q, S_i^Q)$ 中最大, 则对区域 R 和 Q 进行合并。

3.2.2 合并过程

合并过程主要包括 4 个阶段。第一阶段对与背景区域相邻的区域进行合并; 第二阶段对未标记区域进行合并; 第三阶段交替使用第一阶段和第二阶段对区域进行合并; 最后, 合并剩余区域, 得到分割结果。

在第一阶段, 我们主要对背景种子区域相邻的区域进行合并。对于区域 $B \in M_B$, RAG 中与其相邻的区域集合记为 $\bar{S}_B = \{A_i\}_{i=1,2,\dots,r}$, 对于 A_i 和 $A_i \notin M_B$, A_i 的相邻区域为 $\bar{S}_{A_i} = \{S_j^{A_i}\}_{j=1,2,\dots,k}$, 则有 $B \in \bar{S}_{A_i}$ 。计算 A_i 和 \bar{S}_{A_i} 之间的合并概率。如果 B 和 A_i 之间满足最大相似度的合并规则, 则将区域 B 和 A_i 进行合并, 形成的新区域与 B 区域的标签保持一致:

$$B = B \cup A_i \quad (9)$$

如果 B 和 A_i 之间不能满足最大相似度的合并规则, B 和 A_i 则不能合并。在迭代合并过程中, M_B 和 N 会不断变化。由于迭代过程中不断有未标记区域被标记为背景区域, 因此合并到 M_B 中的区域会不断增加, N 中的区域会不断减少。该过程一直持续到没有新的未标记区域加入到 M_B 中为止。

通过第一阶段的合并, 图像中的一部分未标记区域已经标记为背景区域。但是 N 中还是存在一部分区域属于背景区域, 主要原因是未标记的背景区域之间的合并概率要大于未标记背景区域与已标记背景区域的合并概率。在第二阶段中, 主要针对这些未标记的区域进行合并。

通过第一阶段的合并, N 中的区域部分属于背景, 部分属于目标。对于任一区域 $P \in N$, 通过 RAG 寻找其相邻区域, 记为 $\bar{S}_P = \{H_i\}_{i=1,2,\dots,p}$, 对满足下列条件的 H_i ,

$$\begin{cases} H_i \notin M_0 \\ H_i \notin M_B \end{cases} \quad (10)$$

计算其相邻区域, $\bar{S}_{H_i} = \{S_j^{H_i}\}_{j=1,2,\dots,k}$, 于是有 $P \in \bar{S}_{H_i}$ 。计算 H_i 与 \bar{S}_{H_i} 中所有区域的合并概率, 如果区域 P 与 H_i 满足最大相似度的合并规则, 则将区域 P 与 H_i 进行合并, 形成的新区域与区域 P 的标签保持一致:

$$P = P \cup H_i \quad (11)$$

如果区域 P 与 H_i 不能满足最大相似度的合并规则, 区域 P 与 H_i 则不能合并。通过不断迭代合并, 直到未标记区域 N 中不存在区域被合并为止。第二阶段的迭代合并完成后, 大大减少了未标记区域 N 中的区域数。如图 2(d) 所示, 未标记区域 N 通过第二阶段的迭代合并, 形成了较大的未标记区域。值得注意的是, 在这个过程中, 未标记的背景区域之间进行合并, 未标记的目标区域之间也进行了合并。

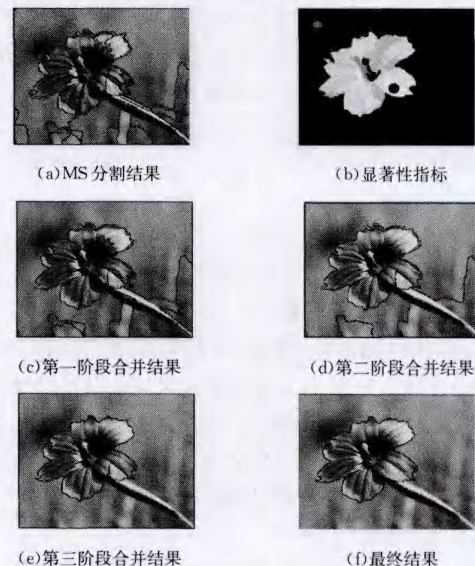


图 2 算法的步骤以及中间结果

第三阶段交替使用第一阶段和第二阶段对区域进行合并, 直到没有新的未标记区域可以进行合并为止。最后, 将未标记区域 N 中所有区域与目标区域进行合并。即对 $\forall T \in N$,

$$M_0 = M_0 \cup T \quad (12)$$

图 2 示出了一个例子。通过显著性指标确定目标种子区域与背景种子区域后, 算法首先对背景部分进行迭代合并, 在

第一阶段中,算法进行了两轮迭代,得到中间结果,如图 2(c)所示。然后进入第二阶段的合并迭代,通过 4 轮迭代合并,许多小的背景区域和目标区域都被合并成较大的区域,如图 2(d)所示。此时,算法继续按照第一阶段进行迭代合并。由于区域数越来越少,算法所需要的迭代次数也相继减少,通过第三阶段合并后,算法找不到新的区域进行合并,此时算法收敛,如图 2(e)所示。最后,将所有未标定的区域标定为与目标区域一致,如图 2(f)所示。

4 实验结果与分析

本文选择 BSD300 图像数据集^[16]来验证所提出算法的性能。该图像数据集包括 300 张图片,图片内容丰富多样,而且每一张图片均包含 5 到 10 张人工标定的图片,这使得评价分割结果的性能十分方便。

下面将所提算法得到的结果与 MS 算法、基于图的方法^[15]和 DRM 算法^[13]进行比较。其中,基于图的算法包含 3 个参数,即图像平滑参数(σ)、控制最小区域大小的参数(min)、设置最终分割的类别数(K)。在实验过程中,通过不断调整这 3 个参数,以获得最佳的分割结果。DRM 算法需要设置参数 λ_1 ,根据文献^[13]得出的结论,在 $[0.1, 5]$ 中调整参数,将调整参数过程中得到的最佳分割结果作为 DRM 的分割结果。由于 MSRSM 算法^[12]采取的合并策略与所提算法一致,因此本文也将其作为对比的算法之一。而 MSRSM 算法在运行过程中,需要输入人工交互信息。不同算法在 BSD300 数据集上的分割结果比较如图 3 所示。



图 3 不同算法在 BSD300 数据集上的分割结果比较

在图 3 中,MS 算法、基于图的方法和 DRM 算法均不能

有效避免过分割;MSRM 算法虽然能够较好地分割目标和背景,但是需要用户指定目标和背景中部分像素点的标签作为先验信息。所提算法能够较好地分割目标和背景,并且不需要任何先验信息。

为得到各类算法的统计结果,将所有算法均在 BSD300 数据集上运行,将得到的结果与该数据集上的人工标定图像进行比较。为了得到统计结果,本文采用查准率和查全率^[12]来衡量图像分割算法的质量。F 指标越大,说明该算法性能越好。通过比较分割结果与人工标定图像,得到的 F 指标值如表 1 所列($\beta = 1$)。其中,基于图的方法得到的 F 指标为 0.627,均值漂移算法的 F 指标为 0.645,DRM 算法的 F 指标为 0.656,而所提算法的 F 指标值为 0.668,略低于 MSRSM 的 F 指标(0.672)。虽然由 MSRSM 算法得到的 F 指标要优于本文所提算法的,但它在分割时需要每一幅图像输入交互信息,而错误的交互信息将会严重影响分割结果。另外,输入交互信息极大地增加了人们的负担,减缓了算法影响的速度,从而限制了 MSRSM 算法应用的范围。

表 1 BSD300 数据集上不同算法的性能比较

方法	人工标定数据	文献[15]	MS	DRM	MSRSM	所提方法
F-指标	0.792	0.627	0.645	0.656	0.672	0.668

结束语 由于交互式图像分割算法中需要先验信息(如:人工标定目标和背景),而这些信息在图像分割过程中并不是已知的,本文提出了基于视觉显著性的非监督图像分割算法。算法通过均值漂移先对图像进行预处理,将图像分割成小区域。通过计算各个区域的颜色相异性和纹理不一致性,得到相邻区域之间的合并概率。根据颜色相异性与区域之间的空间位置关系,定义区域的显著性指标,选择显著性指标值最大的区域作为目标种子区域,处于图像边缘的区域中最小显著性指标值对应的区域为背景种子区域,通过最大相似性原则对未标记的区域进行合并。最后的测试实验表明,所提算法具有较好的分割性能。

参考文献

- [1] Boykov Y, Kolmogorov V. Computing geodesics and minimal surfaces via graph cuts[C]//Proceedings of Seventh IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Nice, France, 2003, 1: 26-33
- [2] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. Grab cut interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 309-314
- [3] Cheng Y Z. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799
- [4] Nock R, Nielsen F. Statistic region merging[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(11): 1452-1458
- [5] Calderero F, Marques F. Region merging techniques using information theory statistical measures[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1567-1586
- [6] Calderero F, Marques F. General region merging approaches based on information theory statistical measures[C]//Proceedings of IEEE International Conference in Image Processing. San Diego, 2008: 3016-3019

(下转第 64 页)

现,如何有效地对其进行挖掘却缺乏足够的关注。因此,本文结合多标签数据中存在的概念相关性,提出一种新的多标签数据流概念漂移检测算法。通过在多个数据集上使用不同的评测指标进行实验对比,并对实验结果从不同的角度进行分析,最终得出的结论是提出的算法能够有效处理多标签数据流中存在的概念漂移,并且应用于分类问题时能够取得较好的预测性能。

未来的工作包括:1)从信息熵的角度对多标签数据流进行分析,建立数据的特征模型,尝试设计有效的多标签数据流概念漂移检测算法;2)对于多标签数据流分类问题,分析标签数量过大可能带来的挑战,以及如何有效处理。

参 考 文 献

- [1] Qu W, Zhang Y, Zhu J P, et al. Mining Multi-label Concept-Drifting Streams Using Ensemble Classifiers [C] // Proceeding of Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Tianjin, China, 2009, 5: 275-279
 - [2] Cheng W, Hüllermeier E, Dembczynski K J. Bayes optimal multilabel classification via probabilistic classifier chains [C] // Proceedings of the 27th international conference on machine learning. Haifa, Israel, 2010: 279-286
 - [3] Xioufis E S, Spiliopoulou M, Tsoumakas G, et al. Dealing with concept drift and class imbalance in multi-label stream classification [C] // Proceedings of the Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence. Barcelona, Spain, 2011, 2: 1583-1588
 - [4] Kong X, Yu P S. An ensemble-based approach to fast classification of multi-label data streams [C] // Proceeding of 7th the International Conference on Collaborative Computing: Networking, Applications and Worksharing (CollaborateCom). Orlando, Florida, USA, 2011: 95-104
 - [5] Read J, Bifet A, Holmes G, et al. Scalable and efficient multi-label classification for evolving data streams [J]. Machine Learning, 2012, 88(1/2): 243-272
 - [6] Cheng W, Hüllermeier E. A Simple Instance-Based Approach to Multilabel Classification Using the Mallows Model [C] // ECML/PKDD Workshop on Learning from Multi-label Data. Bled, Slovenia, 2009: 28-38
 - [7] Hüllermeier E, Fürnkranz J, Cheng W, et al. Label ranking by learning pairwise preferences [J]. Artificial Intelligence, 2008, 172(16): 1897-1916
 - [8] Bifet A, Gavalda R. Learning from Time-Changing Data with Adaptive Windowing [C] // Proceeding of the SIAM International Conference on Data Mining. Minneapolis, Minnesota, USA, 2007, 7: 443-448
 - [9] Kelly M, Hand D, Adams N. The impact of changing populations on classifier performance [C] // Proceedings of the Fifth International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Diego, CA, USA, 1999: 367-371
 - [10] Read J, Pfahringer B, Holmes G. Generating synthetic multi-label data streams [C] // ECML/PKDD Workshop on Learning from Multi-label Data. Bled, Slovenia, 2009: 69-84
 - [11] Domingos P, Hulten G. Mining high-speed data streams [C] // Proceedings of the sixth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. New York, USA, 2000: 71-80
 - [12] Read J, Bifet A, Holmes G, et al. Efficient multi-label classification for evolving data streams [R]. University of Waikato, 2010
 - [13] Gama J, Sebastião R, Rodrigues P P. Issues in evaluation of stream learning algorithms [C] // Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York, USA, 2009: 329-338
-
- (上接第 55 页)
- [7] Wan T, Canagarajah N, Achim A. Statistical multiscale image segmentation via alpha-stable modeling [C] // Proceedings of IEEE International Conference in Image Processing. Texas, 2007: 357-360
 - [8] Haris K, Estradiadis S N, Maglaveras N, et al. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(12): 1684-1699
 - [9] Liu H, Guo Q, Xu M, et al. Fast image segmentation using region merging with a k-nearest neighbor graph [C] // Proceedings of IEEE International Conference Cybernetics and Intelligent Systems. Chengdu, 2008: 179-184
 - [10] Shu Y, Bilodeau G A, Cheriet F. Segmentation of laparoscopic images: Integrating graph-based segmentation and multistage region merging [C] // Proceedings of the 2nd Canadian Conference on Computer and Robot Vision. Regina, 2005: 429-436
 - [11] Moscheni F, Bhattacharjee S, Kunt M. Spatio-temporal segmentation based on region merging [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(9): 897-915
 - [12] Ning J, Zhang L, Zhang D, et al. Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(2): 445-456
 - [13] Peng B, Zhang L, Zhang D. Automatic image segmentation by dynamic region merging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3592-3605
 - [14] Cheng M, et al. Global contrast based salient region detection [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Providence, 2011: 409-416
 - [15] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient graph based image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2): 167-181
 - [16] Martin D, Fowlkes C, Tal D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Kauai, 2001: 416-423