

结合显著性检测和中心分割算法的文本检测方法

许肖 顾磊

(南京邮电大学计算机学院 南京 210003)

摘要 针对复杂背景下的文本检测问题,提出了显著性检测与中心分割算法相结合的文本检测技术。对于输入的图像,首先分别使用前景与背景作为标准的显著性检测方法,背景检测时将图像的四边分别作为基准,前景检测时将背景检测中得到的非背景区域作为基准,最终可得到较准确的备选文本区。然后使用中心分割算法,得到精确的边缘图。由于显著性图备选区域准确边缘细节缺失,而边缘图边缘精确但无法得出备选文本区,因此将两者进行融合处理,得到最终文本区域。实验表明,所提出的方法有较好的检测效果。

关键词 文本检测,显著性检测,中心分割

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.4.064

Saliency Text Detection Combining Graph-based Manifold Ranking with Central Segmentation

XU Xiao GU Lei

(School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract To detect text from images with different backgrounds, a new algorithm based on saliency detection via graph-based manifold ranking and central segmentation was proposed. The image elements (pixels or regions) of input image are ranked by similarity with foreground cues or background cues at first. The boundary prior is exploited by using the nodes on each side of image as labelled background queries, and then binary segmentation is applied on the achieved saliency map and the labelled foreground nodes are taken as salient queries. The accurate alternative text area can be obtained at last. Then the central segmentation algorithm is used to obtain the precise edge graph. As the saliency map cannot locate the boundary and the edge graph cannot locate the text areas, we integrated both of them and got the final result. Experiment shows that the proposed method can effectively detect the text in the image.

Keywords Text detection, Saliency detection, Central segmentation

1 引言

随着具有拍摄功能的产品的快速发展及其价格的降低,这种数码产品已经渗透进我们的生活。智能手机、平板电脑等移动设备已经允许我们随时随地使用图片保存我们身边的文本信息,这些图片通常都具有背景复杂的特点。而在方便地保存信息的同时,因为图像中的文本通常具有简短且重要的讯息,所以对拍摄到的图片中的文本进行检测也具有重要意义及应用价值。

目前,国内外关于复杂背景下的文本检测方法大致可分为基于特征提取的文本检测方法以及基于机器学习的方法两大类。其中基于特征提取的文本检测方法可分为基于连通域、基于边缘、基于纹理 3 种方法。基于机器学习的方法可分为基于神经网络、基于统计学习、基于支持向量机 3 种方法。文献[1]采用了边缘检测、候选文本区检测和细化检测 3 个步骤。首先使用边缘检测获取边缘特征,然后使用聚类分析法检测到初始文本区域,最后通过以往的经验来分析确定最终文本区域。文献[2]提出了一种基于颜色的文本检测方法。通过检测图像的每个像素行来确认该行是否存在文本,与本

像素点颜色相似的像素点应优先检查。文献[3]提出了一种有效的基于边缘的文本检测方法,该方法基于边缘强度、边缘密度、水平分布等稳定特征。

现存大部分检测方法都是使用单一算法进行的,由于每种算法都有其优势和弱点,因此其所得结果通常具有局限性。显著性检测是概率论中的概念,现被应用于图像检测^[4],本文将其应用于文本检测,由于直接移植到文本检测中的效果并不理想,我们对其进行改进并与中心分割相结合,提出了一种新的文本检测方法,即结合显著性检测和中心分割算法的文本检测方法(Saliency Detection And Central Segmentation, SDACS)。实验证明,其检测结果优于大部分现有文本检测算法。

本文第 2 节简要介绍了文本显著性检测与中心分割方法;第 3 节介绍了本文提出的文本检测方法的内容;第 4 节为实验结果的对比与讨论;最后总结全文。

2 显著性检测与中心分割算法

大部分现存的方法均是对被检测文本区的显著度进行测量,即基于被测区域与局部或整幅图片的对比度来定位文本

到稿日期:2014-11-03 返修日期:2015-02-06 本文受国家自然科学基金项目(61302157)资助。

许肖(1989-),女,硕士生,主要研究领域为文本检测,E-mail:903368794@qq.com;顾磊(1978-),男,副教授,硕士生导师,主要研究领域为机器学习、模式识别。

区。然而,很少有方法关注于检测背景,反向思维地将检测出的背景区域去除,即可凸显待检文本区。区别于以往的方法,本文利用待检区域的显著性和背景区域的特征共同定位文本。通过观察可知,背景通常与图像的4个边界连接,而前景通常具有连贯性和相似性。对于每幅图片,我们在其上构造出一个闭环图,该闭环图的每个节点都是超级像素。为了得到图的结构化信息并将其标记出来,现将显著性检测看作是流行排序问题。该方法主要有两步:首先,通过使用边界优先^[5,6],将图像每边的节点分别标记作为背景的基准,其余每个节点根据其背景基准的相关度计算并标记出其显著度,得到显著度图。将四边得到的图合并,所得的图像可大致将背景检测出来。其次,在第一步得到的显著度图上使用二值化分割,并且将第一步中凸显出的前景节点作为显著度基准,其余每个节点的显著度是根据其与基准的关联度来计算的,根据第二幅显著度图即可得到最终结果。图1为关键步骤效果图。

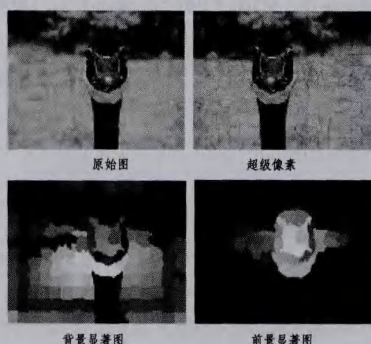


图1 关键步骤效果图



图2 中心分割效果图

近来的分割方法倾向于减小标准代价函数,特别在相似度及距离方面,可将这些方法看作计算最大后验概率(Maximum a Posteriori, MAP)的分割方法。但通过观察可发现MAP并不是最佳的估计量,相似的算法也会产生不同的分割效果。通过贪心算法找出最优代价,先将每个像素作为一部分,然后依据规则与相邻部分进行合并。将待分割部分看作连续变量,为了避免局部最小化,使用一种调整法使结果在整体最优值的位置。使用该种分割算法^[12]得到的图像如图2所示。

3 提出的SDACS文本检测方法

3.1 SDACS方法概述

得到显著度图的过程可描述如下:在图像中给定一个节点作为基准,根据与基准节点的关联度计算出其余节点的显著度,将显著度进行排序并反映到原始图像中。由此可知,这里需要一个函数来计算未标记节点与基准节点之间的关联度。

文献[7]提出了一种利用数据(例如图像)初始流行结构信息将图进行标记的排序算法。给定数据集 $X = \{x_1, \dots, x_i, x_{i+1}, \dots, x_n\} \in R^{m \times n}$, 一些数据点被标记为基准,其余的点需要根据它们与基准点的相关性进行排序。定义 $f: X \rightarrow R^n$ 为一个排序函数,该函数的值 f_i 对应数据集中的点 x_i , 并且 f 可被看作是一个矢量 $f = [f_1, \dots, f_n]^T$ 。定义 $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 为一个矢量,其中当 x_i 为基准时 $y_i = 1$, 否则 $y_i = 0$ 。接下来在该数据集上定义图 $G = (V, E)$, 其中节点 V 为数据集 X , 边 E 是由关联矩阵 $W = [w_{ij}]_{n \times n}$ 得到的权重值。根据 G 可以得出显著度矩阵 $D = \text{diag}\{d_{11}, \dots, d_{nn}\}$, 其中 $d_{ii} = \sum_j w_{ij}$ 。与文献[8]类似,通过解决如下最优优化问题得到最佳排序^[4]:

$$f^* = \arg \min_f \frac{1}{2} \left(\sum_{i,j=1}^n w_{ij} \left\| \frac{f_i}{\sqrt{d_{ii}}} - \frac{f_j}{\sqrt{d_{jj}}} \right\|^2 + \mu \sum_{i=1}^n \|f_i - y_i\|^2 \right) \quad (1)$$

其中, μ 是用以调节式(1)中前部分与后部分的参数,使平滑度与拟合度处于平衡状态,如果 μ 值过大将导致文本区被误判为背景,相反 μ 值过小会将噪声判定为文本。通过使其导数为0可计算出式(1)中的极小值。排序方程可写为:

$$f^* = (I - \alpha S)^{-1} y \quad (2)$$

其中, I 是单位矩阵, $\alpha = 1/(1 + \mu)$, S 是规范化的拉普拉斯算子矩阵, $S = D^{-1/2} W D^{-1/2}$ 。文献[9]中的排序算法来源于基于分类的半监督学习。从本质上来讲,流行排序可以被看作是单值分类问题,即只需要是或非,因此可以在式(2)中使用非标准化的拉普拉斯算子矩阵,从而得到式(3):

$$f^* = (I - \alpha W)^{-1} y \quad (3)$$

为了便于分析,也可写为 $f^* = Ay$, 其中 A 与 $(I - \alpha W)^{-1}$ 相等。通过式(3)可以计算出第 i 节点的得分 $f^*(i)$ 并用于排序。为了避免计算关联度时 f^* 包含了基准与自身的关联度值,因此将 A 中的对角元素设置为0。

构建一个单层图 $G = (V, E)$, 其中 V 是节点集, E 是无向边集。节点集中的每个节点都是由SLIC算法^[10]得到的超级像素。由于相邻节点通常具有相似的外观以及显著度,我们使用K-正则图来利用空间上的关系。首先,每个节点不但要与其相邻节点相连,还要与和其相邻节点有共同边的节点相连(见图3),利用局部相同的特性来扩展节点的连接范围。其次,将图像四边的节点相连,这时可以认为任意一对边界节点都是相邻的。因此,将该图变成了一个闭环图,闭环图的特性极大地提高了所提出方法的效果,因为其减短了相似超级像素间的连接距离。有了对边的约束,很容易看出所构成的图是稀疏的,即关联矩阵 W 中大部分的元素为0。连接两个节点的边的权重定义为^[11]:

$$W_{ij} = e^{-\frac{\|c_i - c_j\|}{\sigma^2}}, i, j \in V \quad (4)$$

其中, c_i 和 c_j 是超级像素与周围两节点在CIELAB色彩空间

中的平均值, σ 是用于控制权重值的常量。通过在构建的图中将节点排序, 式(3)中的逆矩阵 $(I - \alpha W)^{-1}$ 可被看作是完全关联矩阵, 即图中任意两节点都存在非零的关联值, 当图中两个节点空间距离减小时, 它们的关联度升高。

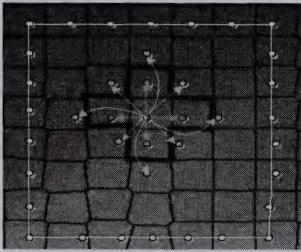


图3 图的构建方法

由于图像有四边, 我们依此分别构建4幅显著性图并最终整合为一幅图, 这种方法被称为分离/合并(SC)法。现以上端边界为例, 使用上端边界节点作为基准, 其余节点看作是未标记节点。方向向量 y 已知, 所有节点按照由式(3)中计算出的 n 维空间向量 $-f^*$ 排序(其中 n 是图中总结点数), 这就是该节点与背景基准的关联度。我们将向量规范化到0与1之间, 则使用上端边界为基准的显著性图 S_i 如下:

$$S_i(i) = 1 - \bar{f}^*(i), i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中, i 表示图中的一个超级节点, $\bar{f}^*(i)$ 表示值为0到1间的向量。同样地, 以底端、左边和右边边界节点作为基准可以计算得到其余3幅图 S_b, S_l 以及 S_r 。由于超级像素的数量并不多, 对4幅图的整体计算量也并不大。4幅显著性图的整合过程如下^[4]:

$$S_{ij}(i) = S_i(i) \times S_b(i) \times S_l(i) \times S_r(i) \quad (6)$$

通过上述处理, 将与四边相关度较高的背景区域检测出来, 但为了避免文本出现在边缘而导致结果不精确, 使用前景基准的排序来提高效果。一旦确定了基准节点, 就可以得到方向向量 y , 根据式(3)计算出向量 f^* 来排序。与上一阶段相同, f^* 在0到1之间, 得到的最终显著性图如下:

$$S_{ij}(i) = \bar{f}^*(i), i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

其中, i 表示图中的一个超级节点, $\bar{f}^*(i)$ 表示值为0到1间的向量。待检测文本区通常位置相对紧密并且外观上相近, 而背景区则正相反。也即文本与文本间的相关度要远大于背景间的相关度或背景与文本间的相关度, 这也可通过观察关联矩阵 A 得到。

在图像分割中, 分成小段与大片之间的不平衡意味着每块的可能性高度不对称。对于有此种分布的随机变量而言, 分布的平均值可作为具有最小方差的评估方法。可以计算 x 的平均值为 $x = \arg \min_y \sum p(y) |y - x|^2$, 如文献[12]。 $V(s, s')$ 为给定分割标准, 给出一幅图 F , 可以依上所述定义它的中心分割为:

$$\hat{S} \equiv \arg \min_{s \in S} \sum_{s' \in S} p(s' | F) V(s', s) \equiv \arg \min_s V_w(s, F) \quad (8)$$

称其为中央分割是由于 \hat{S} 最小化了所有分割 F 的平均距离 V , 是考虑了单位距离 \sqrt{V} 的平均分割。现将其标准化, 得到:

$$\hat{S} \equiv \arg \min_s \frac{V_w(s, F)}{H_w(s, F)} \equiv \arg \min_s \Delta(s, F) \quad (9)$$

其中, $H_w(s, F) \equiv \sum_{s' \in S} p(s' | F) H(s, s')$ 。中心分割是一种组合

最优化问题, 首先通过贪心算法找出最优代价。从而将每个像素作为分割点的开始, 当且仅当 $\Delta(s, F)$ 减小时, 将该像素点与相邻像素点合并。由于像素间的代价函数可能会合并, 因此不能使用文献[13]中的图切分方法, 本文使用最速下降法来替代, 通过计算精确代价 $\Delta(s, F)$ 进行评估。已知的结构熵分割为^[12]:

$$H(s) = - \sum_m \log \frac{\sum_n I(s_m = s_n)}{A_m} \quad (10)$$

其中, I 为指示函数, s_m 为每个像素 m 的真实值, 可以推导出结构的熵和其平均值, 如下所示^[12]:

$$H(s) = - \sum_m \log \frac{\sum_n I(r(s_n) = r(s_m))}{A_m} \quad (11)$$

$$H_w(s, F) = - \sum_m \log \frac{\sum_n I(r(s_n) = r(s_m)) M_F(m, n)}{A_m}$$

其中, r 是取整函数。由于本文是根据亮度进行分割的, 初始化时将 s_m 置为原始图像的亮度。为了保持连续性, 用指示函数 $G(s_n - s_m)$ 来代替 $I(r(s_n) = r(s_m))$, 其中 $G(s_n - s_m)$ 随着 $|s_n - s_m|$ 的减少而减少。

3.2 SDACS 方法步骤

如上文所述, 本文所提出的显著性检测算法可将输入图片中的文本区域凸显出来, 如图4(b)所示; 中心分割算法可将输入图片的边缘尽显, 也即将图中文本与噪声均精确地提取出来, 如图4(c)所示; 显著性图可得出准确文本区域但是边缘模糊无法确定, 而边缘图可将文本边缘精确描绘但是同时也得到图中其余场景边缘。为了便于使用评价算法进行结果评估, 需要计算文本行的个数, 本文利用基于主动轮廓模型算法对最终检测图片加框, 使文本行个数清晰明确, 加框后的效果图如图5所示。

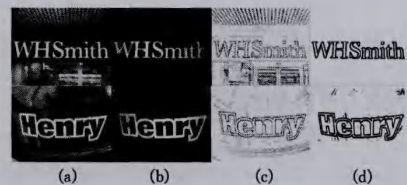


图4 实验分步效果图

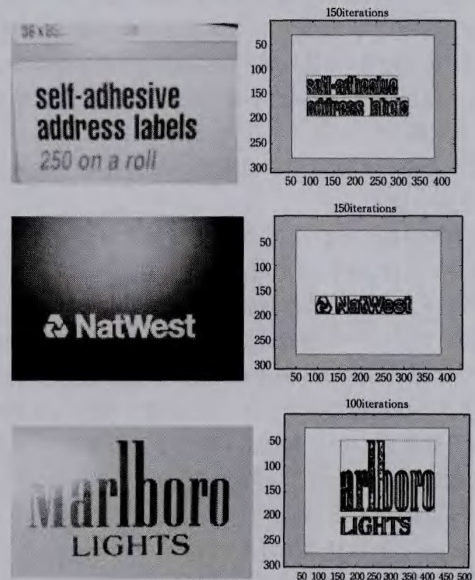


图5 使用主动轮廓模型算法的效果图

SDACS 方法的主要步骤如下:

Input: dataset $X = \{x_1, \dots, x_n\}$

Step1 label sets $Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$, y_1, \dots, y_4 are label set for top, bottom, left and right

Step2 for y in Y :

loop:

1) $X = \{x_1, \dots, x_n\}$

2) $W = W_{ij} = e^{-\frac{\|s_i - s_j\|}{\sigma^2}}$, $i, j \in V$

3) $V = X, E = W$, define $G = (V, E)$

4) calculate Significant matrix $D = \text{diag}\{d_{11}, \dots, d_{mm}\}$, $d_{ii} = \sum_j w_{ij}$

5) define $I = \ln, \alpha = 1/(1 + \mu)$, $S = D^{-1/2} W D^{-1/2}$, calculate sort vector $f^* = (I - \alpha S)^{-1} y$

6) get Significant picture S according f^*

end

S_t, S_b, S_l, S_r are correspondence with y_1, \dots, y_4

Step3 get integration picture $S_{sq}(i) = S_t(i) \times S_b(i) \times S_l(i) \times S_r(i)$

Step4 get $S_{sq}(i) = f^*(i)$, $i = 1, 2, \dots, N$, through S_{sq} by (3) and (7)

Step5 Picture $F = \text{binary}(X)$

Step6 calculate Central Segmentation

$$\hat{S} \equiv \underset{s}{\text{argmin}} \frac{V_s(s, F)}{H_s(s, F)} \equiv \underset{s}{\text{argmin}} \Delta(s, F)$$

Step7 calculate Structure Entropy segmentation

$$H(s) = - \sum_m \log \frac{\sum_n I(s_m = s_n)}{A_m}$$

Step8 update F with $H(s)$

Step9 calculate picture $P \{p_1, \dots, p_n\}$

$$p_i = \hat{S}_i \& f_i$$

S_i and f_i are pixels of S_{sq} and F

Output: P

4 实验结果

4.1 数据集与评价方法

本文选择了 ICDAR2005 (International Conference on Document Analysis And Recognition) [14] 复杂彩色图像的文本定位竞赛中公开的图像库进行实验。ICDAR 图像库包含 249 幅通过数码相机拍摄得到的场景图像,其内容以门牌、广告、指示标识为主。图像中的文本包括各种不同的字体、颜色、大小、对比度等,背景具有不同的复杂度,语言是英语。字符的大小变化极大,最小的小于 10 个像素高,最大的大于 800 个像素高。

本文选择了文献[15]中使用的区域级评估方法进行评估,评估标准如下:

正确检测区(TDB):一个被检测到的区域至少包含一个正确字符。因此,一个 TDB 有可能完全覆盖一个文本行。错误检测区(FDB):一个被检测到的区域没有包含文本。不完整检测区(MDB):一个被检测到的区域丢失一行文本 20% 以上的字符(MDB 是 TDB 的子集)。百分数的选择依据文献[16],文本区域覆盖检测 80% 以上的正确区域就认为是准确的。对于数据集中的每幅图片,我们手动计算实际文本区(ATB)的数量。

$$\text{Recall}(R) = \text{TDB} / \text{ATB}$$

$$\text{Precision}(P) = \text{TDB} / (\text{TDB} + \text{FDB})$$

$$\text{F-measure}(F) = 2 * P * R / (P + R)$$

$$\text{Misdetction Rate}(MDR) = \text{MDB} / \text{TDB}$$

4.2 实验结果与评估

为了比较结果,本文与 4 种现存的方法进行对比。方法[1]用 Edge1 来表示,从 4 个 Sobel 边缘图中提取了 6 种统计特征。方法[3]用 Edge2 来表示,在 YUV 色空间采用 Sobel 算子检测。方法[2]用 Color 表示,在 Lab 色彩空间采用分层聚类来定位统一颜色的文本行。方法[17]用 Gradient 表示,计算出最大梯度差用于识别候选文本区。之后将单独使用显著性检测(用 SD 表示)与中心分割算法(用 CS 表示)得出的结果加入表 1,可以得到本方法效果的直观表现。对同一个图像库使用统一的参数检测,对比方法使用的参数均根据其推荐值确定,本文所提算法的参数根据经验设定。

表 1 ICDAR 图像库实验结果

Method	R	P	F	M
Edge1	0.53	0.61	0.57	0.24
Edge2	0.67	0.33	0.44	0.43
Gradient	0.52	0.83	0.64	0.08
Color	0.60	0.44	0.45	0.45
SD	0.61	0.54	0.57	0.09
CS	0.73	0.16	0.22	0.06
本文算法	0.84	0.67	0.71	0.04

注:R-召回率,P-精确度,F-综合指数,M-错检率。



图 6 本文所提出算法效果图

通过表 1 结果可知,本文提出的显著性检测结合中心分割的文本检测技术有良好的效果,尤其在召回率与错检率方面,在 ICDAR 库中有较突出的表现。图 6 展示了本文所提方法在复杂背景图片下的表现,可知该方法通过标记边界能够有效排除背景区并检测出文本,对单独使用显著性检测方法或中心分割算法有较大突破,这是由于显著性检测结果边缘模糊,与两个以上边缘特征相近的文本容易不被凸显。中心分割描绘过于详细并且无法滤除背景导致精确度低。本文在精确度方面还有提升空间,但是由于文本与非文本来自同一个场景,消除非文本时很容易将文本一同删掉,因此并非易事。

结束语 本文提出了一种显著性检测结合中心分割的文

本检测技术,该方法在自然场景和人工场景中均可使用。所提方法首先使用显著性检测得到准确备选文本区域,然后使用中心分割算法得到精确的图像边缘图,最后将两种方法进行互补融合使用,并加入后处理去噪。实验结果表明,本文所提出的方法有较好的检测效果。

参 考 文 献

- [1] Liu Chun-mei, Wang Chun-heng, Dai Ru-wei. Text detection in images based on unsupervised classification of edge-based features [C]//Document Analysis and Recognition, 2005;610-614
- [2] Mariano V Y, Kasturi R. Locating uniform-colored text in video frames [C]//15th International Conference on Pattern Recognition. 2000;539-542
- [3] Cai M, Song J, Lyu M R. A new approach for video text detection [C]//2002 International Conference on Image Processing. 2002;117-120
- [4] Yang Chuan, Zhang Li-he. Saliency Detection via Graph-Based Manifold Ranking[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2013). 2013;3166-3173
- [5] Grady L, Jolly M, Seitz A. Segmentation from a box[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. 2011;367-374
- [6] Lempitsky V, Kohli P, Rother C, et al. Image segmentation with a bounding box prior[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. 2009;277-284
- [7] Zhou D, Weston J, Gretton A, et al. Ranking on data manifolds [M] // Advances in Neural Information Processing Systems, 2003;169-176

- [8] Ng A, Jordan M, Weiss Y, et al. On spectral clustering: Analysis and an algorithm[C]//Neural Information Processing Systems Foundation. 2002;849-856
- [9] Scholkopf B, Platt J, Shawe-Taylor J, et al. Estimating the support of a high-dimensional distribution[J]. Neural Computation, 2001,13(7):1443-1471
- [10] Achanta R, Smith K, Lucchi A, et al. SLIC superpixels;149300 [R]. EPFL, 2010
- [11] Borji A, Sihite D, Itti L. Salient object detection: A benchmark [C]//European Conference on Computer Vision. 2012;414-429
- [12] Wang H, Oliensis J. Rigid Shape Matching by Segmentation Averaging[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 32(4):619-635
- [13] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(11):1222-1239
- [14] Lucas S M. ICDAR 2005 text locating competition results [C]// Document Analysis and Recognition, 2005;1-5
- [15] Shivakumara P, Phan T Q. A laplacian approach to multi-oriented text detection in video [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2010, 33(2):412-419
- [16] Chen D, Odobez J M, Thiran J P. A localization / verification scheme for finding text in images and video frames based on contrast independent features and machine learning [J]. Signal Processing Image Communication, 2004, 19(3):205-217
- [17] Wong E K, Chen M. A New Robust Algorithm for Video Text Extraction[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(6):1397-1406

(上接第 278 页)

参 考 文 献

- [1] Holland J. Adaptation in Natural and Rificial System [M]. Arbor. Univ. of Michigan Press, 1975;17-24
- [2] Zhou M, Sun S D. Theories and applications of genetic algorithm [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1999;18-24 (in Chinese)
周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社,1999;18-24
- [3] Wang X P, Cao L M. Theories, applications and software implementation[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2001;68-76 (in Chinese)
王小平,曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,2001;68-76
- [4] Cui Y D. Determine the optimum section length to cut form a rectangular sheet to generate cutting patterns for rectangles of a single size[J]. Computer Engineering, 2004, 30(7):178-180 (in Chinese)
崔耀东. 长板单一尺寸矩形毛坯定长分割优化排样[J]. 计算机工程, 2004, 30(7):178-180
- [5] Cui Y D, Huang J M, Zhang X Q. Recursive algorithm for unconstrained two-dimensional guillotine cutting problem rectangular pieces[J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2006, 18(7):948-951 (in Chinese)
崔耀东,黄建民,张显全. 矩形毛料无约束二维剪切排样的递归算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(7):948-951

- [6] Yan X. Research of rectangular three stages strip packing problem for genetic algorithm[D]. Guilin: Guangxi Normal University, 2009;15-17 (in Chinese)
严玄. 矩形件三阶段带排样问题的遗传算法的研究[D]. 桂林:广西师范大学, 2009;15-17
- [7] Yao Y. Heuristics for rectangular strip packing problem based on hierarchical search filled strategy[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2014, 47(6):854-858 (in Chinese)
姚怡. 采用分层搜索填充策略的启发式带排样算法[J]. 武汉大学学报, 2014, 47(6):854-858
- [8] Zhao X F. Genetic algorithm of solving the rectangular pieces strip packing problem[D]. Guilin: Guangxi Normal University, 2008;15-18 (in Chinese)
赵新芳. 解决矩形件带排样问题的一种遗传算法[D]. 桂林:广西师范大学, 2008;15-18
- [9] Jiang X B, Lv X Q, Liu C C. Improved genetic algorithm for the rectangular pieces packing optimization[J]. Computer Engineering and Application, 2008, 44(22):244-248 (in Chinese)
蒋兴波,吕肖庆,刘成城. 一种用于矩形排样优化的改进遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(22):244-248
- [10] Jin J, Su Y. Improved adaptive genetic algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2005, 41(18):64-69 (in Chinese)
金晶,苏勇. 一种改进的自适应遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(18):64-69
- [11] Mennon A, Mehrotra K, Mohan C K, et al. Characterization of a class of sigmoid functions with applications to neural networks [J]. Neural Networks, 1996, 9:819-835