

基于概率神经网络改进的 GrabCut 算法

张翠军^{1,2}, 赵娜^{1*}¹河北地质大学信息工程学院, 河北 石家庄 050031;²河北地质大学河北省高校生态环境地质应用技术研发中心, 河北 石家庄 050031

摘要 针对 GrabCut 算法在分割图像时效率低,且容易出现欠分割与过分割的问题,提出了一种基于概率神经网络(PNN)改进的 GrabCut(PNN_GrabCut)算法。该算法用 PNN 模型替换 GrabCut 算法中的高斯混合模型(GMM)进行 t -links 权值计算,以提升算法的计算效率;通过构建前景和背景直方图,选取像素值出现频率较高的像素作为 PNN 模型的训练样本,以提高算法的分割精度。在公开的 ADE20K 数据集中选取图像进行分割实验,结果表明,PNN_GrabCut 算法的分割精度优于其他对比算法,且效率较高。对前景与背景相似度高的图像进行分割实验,结果表明,PNN_GrabCut 算法的分割精度明显高于 GrabCut 算法。

关键词 图像处理; 概率神经网络; 高斯混合模型; 图像分割

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0210024

Improved GrabCut Algorithm Based on Probabilistic Neural Network

Zhang Cuijun^{1,2}, Zhao Na^{1*}¹School of Information Engineering, Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050031, China;²Hebei Center for Ecological and Environmental Geology Research, Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050031, China

Abstract Aiming at the low efficiency of GrabCut algorithm in image segmentation, and the problems of under-segmentation and over-segmentation, an improved GrabCut algorithm based on probabilistic neural network (PNN) (PNN_GrabCut) is proposed in this paper. The algorithm replaces the Gaussian mixture model (GMM) in the GrabCut algorithm with PNN model to calculate the weight of t -links to improve the calculation efficiency of the algorithm. By constructing the foreground and background histograms, the pixels with higher pixel values are selected as training samples of the PNN model to improve the segmentation accuracy of the algorithm. In the public ADE20K data set, images are selected for segmentation experiments. The results show that the segmentation accuracy of PNN_GrabCut algorithm is better than other comparison algorithms, and the efficiency is higher. For image segmentation experiments with high similarity between foreground and background, the results show that the segmentation accuracy of PNN_GrabCut algorithm is significantly higher than that of GrabCut algorithm.

Key words image processing; probabilistic neural network; Gaussian mixture model; image segmentation

OCIS codes 100.2000; 200.4260; 150.1135

1 引言

图像分割根据图像的灰度、颜色、纹理、形状、语

义等特征将图像划分为不同区域,使相同区域内的特征表现出相似性,不同区域间的特征表现出差异性^[1]。图像分割是计算机视觉、图像处理等领域的基

收稿日期: 2020-06-17; 修回日期: 2020-07-15; 录用日期: 2020-07-22

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究重点项目(ZD2019134)、河北省研究生创新资助项目(CXZZSS2019113)

* E-mail: 1985383320@qq.com

基础性研究问题,也是目前的研究热点^[2-3],精确的分割效果有利于提升图像分类、场景解析、目标检测、变化检测、三维(3D)重构等更高级别图像分类任务的精度。

常用的图像分割算法有基于阈值、聚类、能量和深度神经网络^[4-6]的算法。其中,基于能量的图像分割算法是将图像分割问题转化为函数最小化问题,利用数学寻优方法求解函数的最小值,从而实现图像分割。GrabCut 算法^[7]是由 Graph cuts^[8-9]算法发展而来的一种基于能量的图像分割算法。Graph cuts 算法根据图像灰度特征进行分割,忽略了彩色通道的大量信息;同时引入高斯混合模型(GMM),实现了基于彩色通道信息的图像分割,可提高图像的分割精度。但 GrabCut 算法耗时长,且图像的前景和背景相似时,边界处的分割误差较大。针对上述问题,人们对 GrabCut 算法进行了改进。在提高分割效率方面,徐秋平等^[10]通过多尺度分析对图像进行分解,利用产生的多尺度图像替换迭代过程中固定尺寸的图像,降低了建立 GMM 的计算量;周良芬等^[11]利用分水岭算法减少图像结点的数量;胡志立等^[12-13]通过简单线性迭代聚类(SLIC)算法构建了精简图模型;陈鑫等^[14]利用 SLIC0(SLIC zero)算法将图像划分为内部颜色特征一致的超像素图像,然后用超像素图像构造图模型。上述方法均通过减少图像顶点数量的方式减少计算量,构建特征金字塔或超像素图对 GrabCut 算法进行改进,虽然提高了算法的效率,但图像分辨率的降低会影响算法的分割精度。在提高 GrabCut 算法的分割精度方面,刘辉等^[15]利用融入深度信息的 RGB-D(Red, Green, Blue-depth)图像进行分割,但深度信息的增加降低了算法的分割效率;孔显等^[16]在构图时引入一类新结点 Bin,但增加新节点同样会增加算法的计算量。

为了兼顾图像的分割精度和效率,本文对 GrabCut 算法进行改进,提出基于概率神经网络(PNN)的 GrabCut (PNN_GrabCut) 算法。用 PNN^[17]模型替换 GMM 进行 t -links 权值估计,以提升算法的效率。根据构建的前景/背景直方图,选取出现频率较高的像素值对应的像素,作为 PNN 模型的训练样本,以提升算法的分割精度。

2 GrabCut 算法

GrabCut 算法将图像分割问题转换为求解无向带权图像 $G < D, E >$ 的最小割问题^[18-19]。图 G 中包含两种顶点:1)图像中各个像素映射到 G 中的顶点;2)终端顶点 s, t 。包含两种边:1)相邻像素顶点

间的连接边 n -links;2)终端顶点 s, t 与各个像素顶点的连接边 t -links。图 1 为图 G 的结构示意图,其中,边的权值由像素属于前景/背景的概率值及相邻像素间的颜色相似度决定。图的顶点集 D 可划分为两个不相交的子集 S 和 T, S 包含所有判定为前景的像素顶点和源点 s, T 包含所有判定为背景的像素顶点和汇点 t 。设图 G 的顶点集 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_i, \dots, d_n\}, \alpha_i$ 为 d_i 的类标签($1 \leq i \leq n$),其值由 d_i 被判定为前景/背景决定。若 $d_i \in S$, 则 $\alpha_i = 1$; 若 $d_i \in T$, 则 $\alpha_i = 0$ 。因此,标签集 $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_n\}$ 的一个取值对应顶点集 D 的一个前景背景分割。GrabCut 算法将寻找图 G 的最小分割问题转化为 Gibbs 能量函数 $E(\cdot)$ 的最小化问题,可表示为

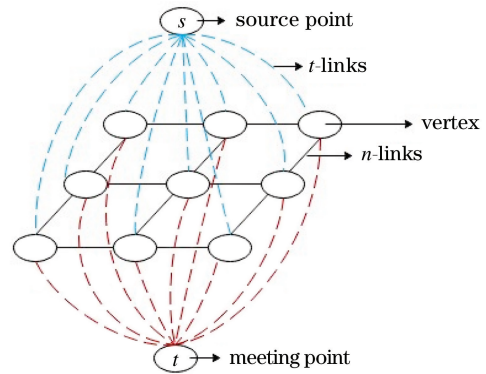


图 1 图 G 的结构

Fig. 1 Structure of image G

$E(\alpha, k, \theta, z) = V(\alpha, z) + U(\alpha, k, \theta, z)$, (1)
 式中, $V(\cdot)$ 为边界平滑项,表示切割边 n -links 所需的能量值, $U(\cdot)$ 为数据项,表示切割边 t -links 所需的能量值, $k = \{k_1, k_2, \dots, k_i, \dots, k_n\}, k_i$ 为 GMM 中某一高斯分量模型, $\theta = \{\omega_i, \mu_i, C_i; i = 1, 2, \dots, K\}$ 为 GMM 中高斯分量 i 的均值向量 μ_i 、协方差矩阵 C_i 及权重 ω_i 构成的集合, $z = \{z_1, z_2, \dots, z_i, \dots, z_n\}, z_i$ 为像素点 d_i 的像素值。

边界平滑项 $V(\cdot)$ 反映了图像中相邻像素间的相似度,可表示为

$$V(\alpha, z) = \gamma \sum_{\langle m, n \rangle \in D} (\alpha_m \neq \alpha_n) \times \exp(-\beta \|z_m - z_n\|^2), \quad (2)$$

式中, γ 为自适应参数, β 为常数项, $\| \cdot \|$ 为像素点的欧氏距离。

数据项 $U(\cdot)$ 对应图像中像素被确定为前景/背景的惩罚值,可表示为

$$U(\alpha, k, \theta, z) = \sum_n [-\log p(z_n | \alpha_n, k_n, \theta) - \log w(\alpha_n, k_n)], \quad (3)$$

式中, $p(\cdot)$ 为高斯概率分布, $w(\cdot)$ 为 GMM 中各个高斯分量模型的权重。

3 PNN_GrabCut 算法

GMM 通过迭代更新确定参数值、耗时较长, 约占整个分割算法的 90%^[20], 对 GrabCut 算法的整体效率影响较大。且 GrabCut 算法是一种交互式的图像分割方法, 需要预先输入包含待分割目标的矩形框, 分割时用目标框内的背景部分表示图像背景进行分割。因此, 在目标框内的背景与目标相似或目标框内的背景与框外背景相差较大时, 算法的分割精度较低。针对该问题, PNN_GrabCut 算法在 GrabCut 算法的基础上用效率较高的 PNN 模型替换 GMM 求解 t -links 权值; 同时构建前景/背景直方图, 以选取 PNN 模型的训练样本, 最后针对 PNN 模型更新能量函数 $E(\cdot)$ 。

3.1 PNN 模型

PNN 模型是一种前馈神经网络模型, 通过核密度估计法 (Parzen 窗) 得到条件概率密度值, 再利用贝叶斯决策对样本进行分类, 由给定的训练样本构成隐中心矢量进行无参数训练, 且收敛速度快、预测精度高。因此, 用 PNN 模型替换 GrabCut 算法中耗时较长的 GMM 计算 t -links 边权值。PNN 的结构简单, 主要分为输入层、隐藏层、求和层、输出层, 网络结构如图 2 所示。

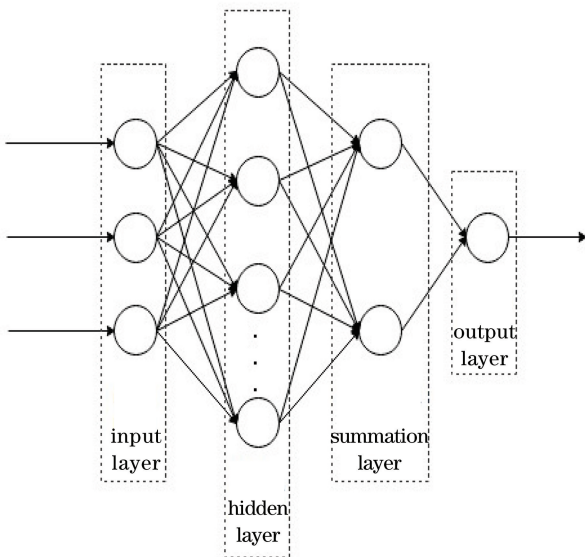


图 2 PNN 的结构图

Fig. 2 Structure diagram of the PNN

1) 输入层: 输入训练与测试数据, 其中节点个数为样本的特征维数, 本算法用图像像素不同通道的像

素值 R (红色)、 G (绿色)、 B (蓝色) 作为样本特征。

2) 隐藏层: 隐藏层即径向基层, 用于计算测试样本与隐中心矢量的距离, 输入测试样本 x 与第 i 类的第 j 个中心矢量 x_{ij} 确定的输入输出关系可表示为

$$\varphi_{ij}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^d} \exp\left[-\frac{(x-x_{ij})(x-x_{ij})^T}{\sigma^2}\right], \quad (4)$$

式中, σ 为平滑因子, d 为样本的特征维数, i 的取值为 0 或 1, 0 表示背景, 1 表示前景。

3) 求和层: 将隐藏层中同属于前景/背景的输出值加权平均后输出, 可表示为

$$S_i = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} \varphi_{ij}(x)}{N_i}, \quad (5)$$

式中, N_i 为前景/背景隐中心矢量的个数, S_i 为测试样本与前景/背景的关系。

4) 输出层: 输出像素属于前景/背景的概率值 $\text{argmax}(S_i)$ 。

3.2 构建直方图

PNN 将给定的训练样本作为隐中心矢量, 训练样本的选取对 PNN 预测准确性的影响较大, 实验通过构建前景和背景直方图选取训练样本。算法首先将用户输入的目标框内部像素作为前景, 外部像素作为背景, 如图 3(a) 所示。分别建立前景与背景的灰度直方图, 如图 3(b)、图 3(c) 所示 (横坐标以相邻 5 个像素为一组)。根据直方图选择具有代表性即像素值占比较高的像素作为训练样本, 以增强 PNN 预测的准确性, 提高算法对边缘的分割精度。

图 3(a) 中目标框内的前景与背景相似度较高, 但从图 3(b)、图 3(c) 可以看出, 前景与背景像素特征存在一定的差异性。如前景像素的峰值为 196, 背景像素的峰值为 161。以相邻的 5 个像素为一组, 分别统计前景与背景中占比较高的 8 组像素值, 结果如表 1、表 2 所示。根据表 1、表 2 的统计结果选择前景与背景训练样本, 为了使选择的样本具有差异性, 在占比最高的像素值区间随机选择一定比例的训练样本后, 再从与占比最高区间差异性较大的区间选择其余样本。算法初始给定的目标框中包含部分背景, 因此会出现前景与背景像素区间重叠的情况, 如表 1、表 2 中 175~179 pixel、155~159 pixel 区间, 两区间的前景像素数分别为 317、272, 背景像素数分别为 2253、2246, 背景像素数远大于前景像素数, 因此在选取前景像素样本时不再选择该区间的像素。

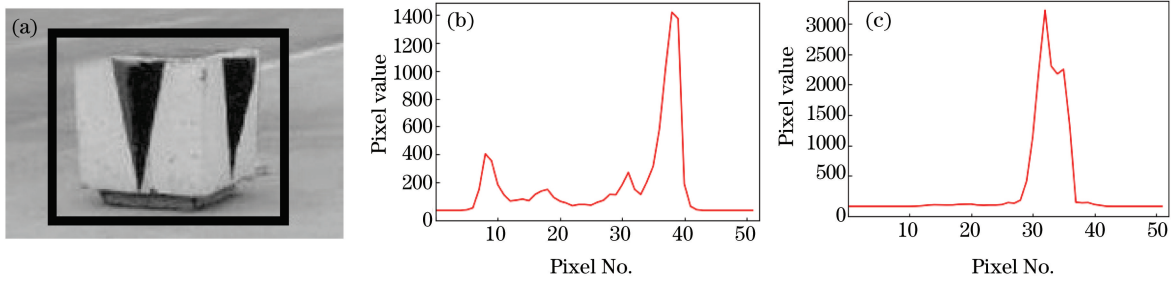


图 3 前景与背景的灰度直方图。(a) 原始图像;(b) 前景的灰度直方图;(c)背景的灰度直方图

Fig. 3 Grayscale histograms of foreground and background. (a) Original image; (b) grayscale histogram of the foreground; (c) grayscale histogram of the background

表 1 前景中占比较高的像素值

Table 1 Statistics of the high pixel value in foreground

Pixel No.	190-194	195-199	185-199	180-184	40-44	45-49	175-179	155-159
Amount	1418	1372	1020	584	405	354	317	272

表 2 背景中占比较高像素值

Table 2 Statistics of the high pixel value in background

Pixel No.	160-164	165-169	175-179	155-159	170-174	180-184	150-154	145-149
Amount	3224	2304	2253	2246	2176	1330	1144	414

3.3 更新能量函数

PNN_GrabCut 算法用 PNN 模型求解 t -links 权值,因此需要更新 Gibbs 能量函数 $E(\cdot)$ 。将(1)式中的 $U(\cdot)$ 替换为 $S(\cdot)$,得到新的 $E(\cdot)$ 为

$$E(\alpha, \sigma, z) = S(\alpha, \sigma, z) + V(\alpha, z), \quad (6)$$

式中, $S(\cdot)$ 为切割 t -links 的能量值,可表示为

$$S(\alpha, \sigma, z) = \sum_n s_n(\alpha_n, \sigma, z_n), \quad (7)$$

$$s_n(\alpha_n, \sigma, z_n) = -\log \left[\frac{\sum_{j=1}^{N_n} \varphi_{nj}(\alpha_n, \sigma, z_n)}{N_n} \right], \quad (8)$$

式中, N_n 为第 n 类隐中心矢量的个数。

3.4 PNN_GrabCut 算法

PNN_GrabCut 算法的流程如图 4 所示。首先,输入一张图像和一个包含目标的矩形框;然后,分别构建前景和背景直方图,并根据直方图中像素值出现的频率选择 PNN 模型的训练样本;其次,利用 PNN 模型求解 t -links 权值,构建无向带权图 $G <D, E>$;最后,利用最大流最小割算法分割图 G 。

3.5 时间效率分析

PNN_GrabCut 与 GrabCut 算法计算 t -links 边权值时应用的模型不同,导致算法效率差异较大。GMM 算法计算 t -links 边权值的步骤:1) 利用 K-means 算法将图像中的像素分到不同的 GMM

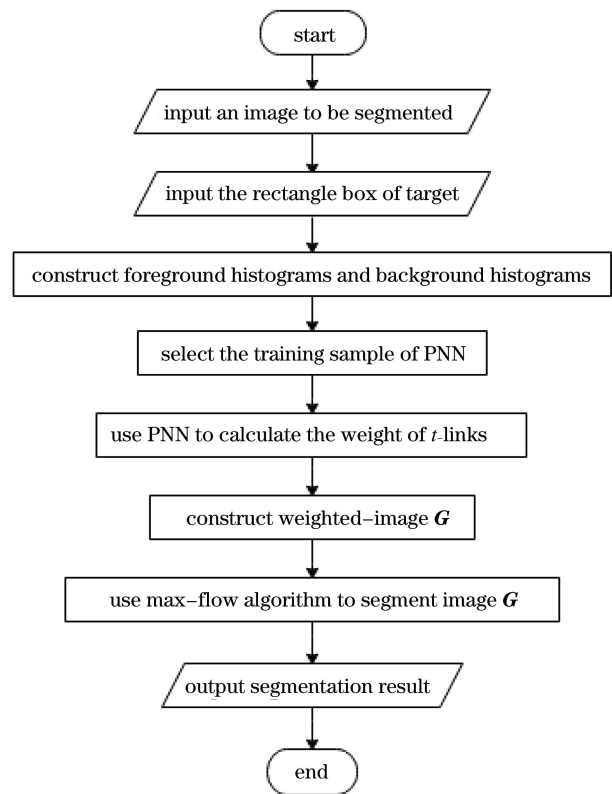


图 4 PNN_GrabCut 算法的流程图

Fig. 4 Flow chart of PNN_GrabCut algorithm

分量中;2)计算 GMM 模型的参数 θ ;3)利用 GMM 计算 t -links 的权值;4)利用最大流最小割算法

Edmond-Karp 分割图 G ; 5) 若相邻两次分割结果的像素类别变化数目小于 1%, 迭代结束, 否则, 转至步骤 2); 6) 输出 t -links 的权值。PNN 模型计算 t -links 边权值的步骤: 1) 构建前景/背景直方图, 选取训练样本; 2) 利用 PNN 计算 t -links 的权值; 3) 输出 t -links 的权值。

设图 G 的顶点数为 n , 边数为 m , GMM 的迭代次数为 l , 则步骤 1)、步骤 6) 的时间复杂度均为 $O(n)$, 步骤 2)~步骤 5) 循环的时间复杂度为 $O(lmm^2)$, GMM 计算 t -links 边权值的时间复杂度为 $O(lmm^2)$ 。PNN 计算 t -links 边权值的时间复杂度为 $O(n)$, 时间效率高于 GMM。

4 实验及结果分析

实验环境: 显卡为 NVIDIA GeForce GTX2070, 操作系统为 Linux Ubuntu16.04, 编程环境为 Anaconda 3, 编程语言为 Python。

公开的图像分割数据集 ADE20K 中包括训练集、验证集和图像标签, 其中, 训练集包含 20210 张图像、验证集包含 2000 张图像, 共涉及 150 个目标类别。实验选择包含 person 或 plane 目标的图像作为实验数据, 在训练集与验证集中的数目如表 3 所示。图像标签可用于实验结果的对比分析, 用 F_1 作为算法分割性能的评价指标, 可表示为

表 3 实验数据

Table 3 Experimental data

Class	Train set	Validation set
Person	5075	526
Plane	135	12

$$F_1 = \frac{2 \times X_{\text{precision}} \times X_{\text{recall}}}{X_{\text{precision}} + X_{\text{recall}}}, \quad (9)$$

式中, $X_{\text{precision}}$ 为准确率, X_{recall} 为召回率, 可表示为

$$X_{\text{precision}} = \frac{X_{\text{TP}}}{X_{\text{TP}} + X_{\text{FP}}}, \quad (10)$$

$$X_{\text{recall}} = \frac{X_{\text{TP}}}{X_{\text{TP}} + X_{\text{FN}}}, \quad (11)$$

式中, X_{FP} 为背景中像素被分割到前景的数目, X_{FN} 为前景中像素被分割到背景的数目, X_{TP} 为前景中像素被分割到前景的数目。

4.1 确定 PNN 的参数

密度估计是计算向量 x 落入区域 R 的概率 $p(x)$, 可表示为

$$p(x) = \frac{k/n}{V}, \quad (12)$$

式中, V 为区域 R 的体积, n 为样本总数, k 为落入区域 R 的样本数。

PNN 通过 Parzen 窗进行密度估计时, 区域 R 是以隐中心矢量为中心的超立方体。设 h 为超立方体的宽度, 则超立方体的体积 $V = h^3$ 。 h 的大小与 PNN 模型中 σ 的大小相对应, 因此, σ 的选取直接影响了密度估计的结果。若 σ 取值过大, 隐中心矢量之间可能存在重叠区域, 导致估计结果的分辨率较低; 若 σ 取值过小, 隐中心矢量之间可能存在间隙, 导致估计结果的稳定性差。实验中用训练集作为实验样本, 通过多组实验确定 σ 的取值。实验样例如图 5(a) 所示, 用精度 (Accuracy) 作为 PNN 模型预测结果的评价指标, 由图 5(b) 中的标签图像确定像素的真实类别, 可表示为

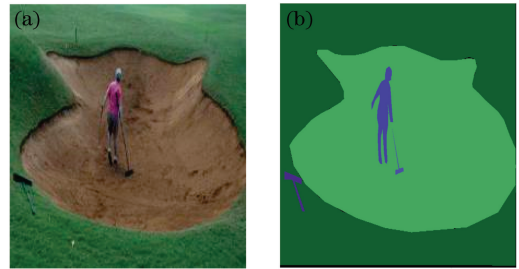


图 5 实验样例。(a) 原始图像; (b) 标签图像

Fig. 5 Experimental example. (a) Original image;

(b) label image

$$X_{\text{Accuracy}} = \frac{X_{\text{BT}} + X_{\text{FT}}}{N}, \quad (13)$$

式中, X_{BT} 为背景像素被正确预测的数目, X_{FT} 为前景像素被正确预测的数目, N 为图像中的像素总数。表 4 为 σ 取不同值时, X_{Accuracy} 达到最大值时的图像数目。

表 4 不同 σ 时 PNN 的预测结果 (实验 1)

Table 4 PNN prediction results at different σ (experiment 1)

σ	n	$P/\%$
0.0005	153	2.94
0.001	631	12.11
0.005	2413	46.31
0.01	766	14.70
0.05	509	9.77
0.1	540	10.37
0.5	198	3.80

从表 4 可以看出, σ 为 0.005 时, X_{Accuracy} 达到最大值的图像数目最多, 占比为 46.31%。为了提高 σ 的选取精度, 以 0.005 为中心, 0.001 为步长, 选取 5 个值继续进行实验, 实验数据选择在 σ 为

0.005 时, $X_{Accuracy}$ 达到最大的 2413 张图像, 结果如表 5 所示。可以发现, σ 为 0.005 时, $X_{Accuracy}$ 值达到最大的图像数目最多, 综合表 4 与表 5 的统计信息, 将 σ 设为 0.005。

表 5 不同 σ 时 PNN 的预测结果(实验 2)

Table 5 PNN prediction results at different σ (experiment2)

σ	n	$P/\%$
0.003	191	7.92
0.004	379	15.70
0.005	1206	49.98
0.006	435	18.03
0.007	202	8.37

4.2 PNN_GrabCut 算法的有效性

为了验证 PNN_GrabCut 算法的有效性, 选取实验数据中验证集的图像进行分割实验, 同时与 GrabCut 算法、文献[12]、文献[16]中算法的分割结果进行对比, 结果如图 6 所示。其中, 图 6(a) 为原始图像, 图 6(b) 为 GrabCut 算法的分割结果, 图 6(c) 为 PNN_GrabCut 算法的分割结果, 图 6(d) 为文献[12]中算法的分割结果, 图 6(e) 为文献[16]中算法的分割结果。可以发现, PNN_GrabCut 算法的图像分割结果较好, GrabCut 算法、文献[12]、文献[16]中算法的分割结果都存在欠分割或过分割现象, 即在图像边缘区域存在少量像素被误分的情况。

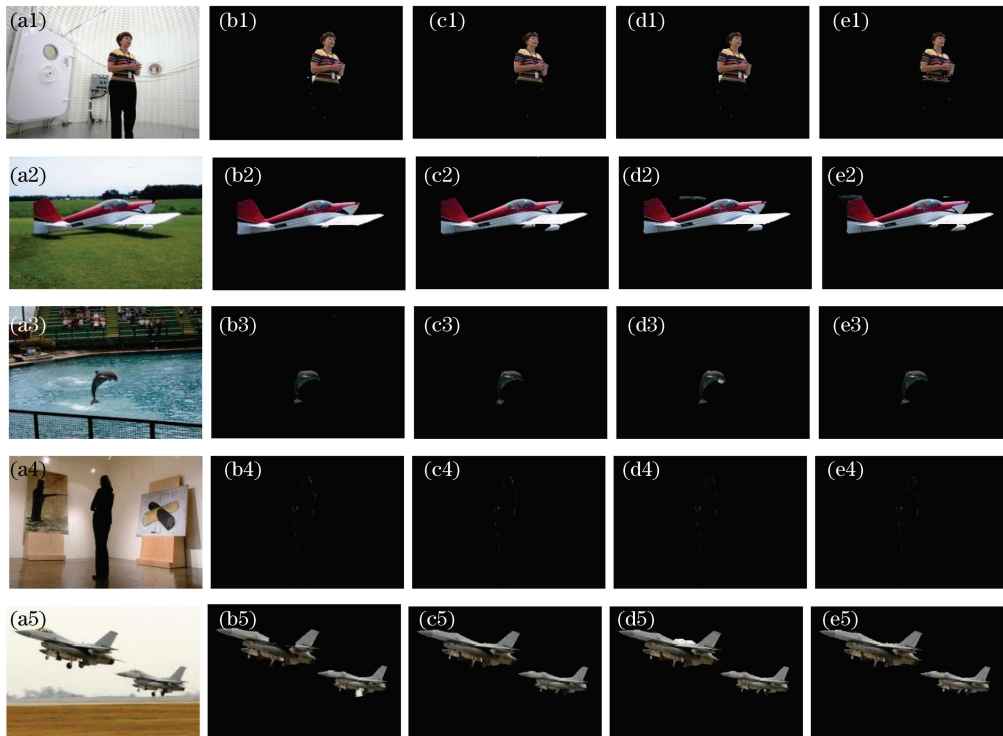


图 6 不同算法的分割结果。(a) 原始图像;(b) GrabCut 算法;(c) PNN_GrabCut 算法;(d) 文献[12]的算法;(e) 文献[16]的算法

Fig. 6 Segmentation results of different algorithms. (a) Original image; (b) GrabCut algorithm; (c) PNN_GrabCut algorithm; (d) algorithm of Ref. [12]; (e) algorithm of Ref. [16]

表 6 为 PNN_GrabCut、GrabCut、文献[12]、文献[16]中算法分割结果的 F_1 及运行时间, 可以看出, 相比 GrabCut 算法, PNN_GrabCut 算法的分割性能有明显提升, 平均 F_1 提高了 5.93%, 平均运行

时间提高了 19.57%; 与文献[12]中的算法相比, PNN_GrabCut 算法的效率略低, 但分割精度较高; 与文献[16]中的算法相比, PNN_GrabCut 算法的分割精度与分割效率均有所提高。

表 6 不同算法的平均 F_1 和运行时间

Table 6 Average F_1 and running time of different algorithms

Algorithm	Average value of F_1	Average time	F_1 increase rate/%	Time increase rate/%
GrabCut	0.809	6.501	/	/
PNN_GrabCut	0.857	5.229	5.93	19.57
Ref. [12]	0.827	4.728	2.22	27.27
Ref. [16]	0.846	5.419	4.57	16.64

在 5 张背景与前景相似度高、分割难度较大的图像上进行实验,分割结果如 7 所示可以看出,对于女人的头发和脚、椰树叶边界、水尺倒影及男人的胳膊和腿部分,GrabCut 算法的分割结果均存在欠分割现象,而 PNN_GrabCut 算法的分割结果中无欠分割现象;对于水泥盆,GrabCut 算法将水泥盆的白色边缘部分分割为背景,出现过分割现象,而 PNN_GrabCut 算法对水泥盆的分割结果比较完整,这也验证了 PNN_GrabCut 算法在提升分割精度方面的有效性。

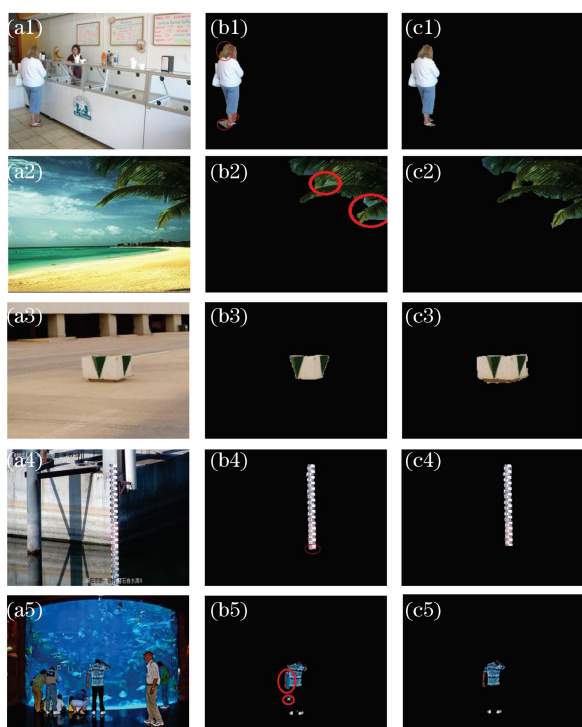


图 7 不同算法的分割结果。(a) 原始图像;(b) GrabCut 算法;(c) PNN_GrabCut 算法

Fig. 7 Segmentation results of different algorithms.

(a) Original image; (b) GrabCut algorithm;

(c) PNN_GrabCut algorithm

5 结 论

分析了影响 GrabCut 算法分割效率和分割精度的因素,并提出了 PNN_GrabCut 算法。将 GrabCut 算法中耗时较多的 GMM 替换为 PNN 模型,以提高算法的分割效率;通过构建前景/背景直方图选取 PNN 训练样本,以提高算法的分割精度。在公开的 ADE20K 数据集上的实验结果表明,相比 GrabCut 算法,PNN_GrabCut 算法的时间效率提升了 19.57%,分割结果的 F_1 提高了 5.93%。在前景和背景相似度高、难于精确分割的图像上进行实

验,结果表明,PNN_GrabCut 算法的分割效果明显优于 GrabCut 算法,验证了本算法在图像分割任务上的优良性能。

参 考 文 献

- [1] Liu S T, Yin F L. The basic principle and its new advances of image segmentation methods based on graph cuts [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(6): 911-922.
刘松涛,殷福亮.基于图割的图像分割方法及其新进展[J].自动化学报,2012,38(6):911-922.
- [2] Zhu Z L, Dong J B, Li M L, et al. Generalized fuzzy C-means for image segmentation based on adaptive weighted image patch [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(24): 241006.
朱占龙,董建彬,李明亮,等.基于自适应加权图像块的广义模糊 C 均值算法[J].激光与光电子学进展,2020,57(24):241006.
- [3] Liu Y, Chen S L, Feng G F, et al. Automatic segmentation of images with low depth of field based on graph cuts [J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(8): 1471-1481.
刘毅,陈圣磊,冯国富,等.基于图割的低景深图像自动分割[J].自动化学报,2015,41(8):1471-1481.
- [4] Tan G H, Hou J, Han Y P, et al. Low-parameter real-time image segmentation algorithm based on convolutional neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(9): 091003.
谭光鸿,侯进,韩雁鹏,等.基于卷积神经网络的低参数量实时图像分割算法[J].激光与光电子学进展,2019,56(9):091003.
- [5] Zheng T Y, Tang C, Lei Z K. Multi-scale retinal vessel segmentation based on fully convolutional neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2): 0211002.
郑婷月,唐晨,雷振坤.基于全卷积神经网络的多尺度视网膜血管分割[J].光学学报,2019,39(2):0211002.
- [6] Zhang F, Wu Y, Xiao Z T, et al. Nanoparticle segmentation based on U-Net convolutional neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(6): 061005.
张芳,吴玥,肖志涛,等.基于 U-Net 卷积神经网络的纳米颗粒分割[J].激光与光电子学进展,2019,56(6):061005.
- [7] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. GrabCut: interactive foreground extraction using iterated graph

- cuts [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2004, 23(3): 309-314.
- [8] Boykov Y, Jolly M P. Interactive organ segmentation using graph cuts [M]//Delp S L, DiGoia A M, Jaramaz B, et al. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2000. Lecture Notes in Computer Science*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2000, 1935: 276-286.
- [9] Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images [C]//*Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV 2001, July 7-14, 2001, Vancouver, BC, Canada*. New York: IEEE, 2001: 105-112.
- [10] Xu Q P, Guo M, Wang Y R. Fast image segmentation algorithm based on multiscale analysis and graph cuts [J]. *Application Research of Computers*, 2009, 26(10): 3989-3991.
徐秋平, 郭敏, 王亚荣. 基于多尺度分析与图割的快速图像分割算法 [J]. *计算机应用研究*, 2009, 26(10): 3989-3991.
- [11] Zhou L F, He J N. Improved image segmentation algorithm based on GrabCut [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(1): 49-52.
周良芬, 何建农. 基于 GrabCut 改进的图像分割算法 [J]. *计算机应用*, 2013, 33(1): 49-52.
- [12] Hu Z L, Guo M. Fast segmentation in color image based on SLIC and GrabCut [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(2): 186-190, 270.
胡志立, 郭敏. 基于 SLIC 的改进 GrabCut 彩色图像快速分割 [J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(2): 186-190, 270.
- [13] Ren D Y, Jia Z H, Yang J, et al. A practical GrabCut color image segmentation based on Bayes classification and simple linear iterative clustering [J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 18480-18487.
- [14] Chen X, He Z S, Li Y H. Improved color image segmentation of GrabCut algorithm based on SLICO [J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(10): 3191-3195.
陈鑫, 何中市, 李英豪. 一种新的基于 SLICO 改进的 GrabCut 彩色图像分割算法 [J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(10): 3191-3195.
- [15] Liu H, Shi X L, Qi K Y, et al. Automatic image segmentation combined Grabcut and depth information [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2018, 39(10): 2309-2313.
刘辉, 石小龙, 漆坤元, 等. 融合深度信息的 Grabcut 自动图像分割 [J]. *小型微型计算机系统*, 2018, 39(10): 2309-2313.
- [16] Kong X, Ma X K. Improvement of GrabCut image segmentation algorithm based on non-normalized histogram [J]. *Application Research of Computers*, 2020, 37(5): 1549-1552.
孔显, 马晓珂. 基于非归一化直方图的 GrabCut 图像分割算法改进 [J]. *计算机应用研究*, 2020, 37(5): 1549-1552.
- [17] Specht D F. Probabilistic neural networks [J]. *Neural Networks*, 1990, 3(1): 109-118.
- [18] Taha A A, Hanbury A. Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool [J]. *BMC Med Imaging*, 2015, 15: 29.
- [19] Tang M, Gorelick L, Veksler O, et al. GrabCut in one cut [C]//*2013 IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia*. New York: IEEE, 2013: 1769-1776.
- [20] Wei Y K, Fan P, Zeng G. Application of improved GrabCut method in tongue diagnosis system [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2014, 33(10): 157-160.
韦玉科, 范鹏, 曾贵. 改进的 GrabCut 方法在舌诊系统中的应用 [J]. *传感器与微系统*, 2014, 33(10): 157-160.