

基于交叉皮质模型的单幅图像阴影检测算法

李成¹ 孙路² 田润澜¹ 毕笃彦³

摘要 图像中含有阴影区域对后续处理任务影响较大, 根据阴影特性, 提出基于交叉皮质模型 (Intersecting cortical model, ICM) 的单幅图像阴影检测算法. 通过在点火连接矩阵构造上考虑邻域像素值依赖关系, 融入局部二值模式 (Local binary pattern, LBP) 表征的纹理信息形成了 Te-ICM 模型. 根据阴影检测流程, 利用模型迭代特性, 通过设计停止条件自动检测本影, 在本影修复后生成附着半影. 同时优化模型参数, 设计了基于分层聚类直方图划分的阈值下降策略. 仿真结果表明: 对于典型影像集, Te-ICM 模型及相应参数设计可以较好地实现阴影检测, 输出阴影掩模准确度高, 为后续阴影去除提供了基础.

关键词 阴影检测, 交叉皮质模型, 局部二值模式, 直方图划分

引用格式 李成, 孙路, 田润澜, 毕笃彦. 基于交叉皮质模型的单幅图像阴影检测算法. 自动化学报, 2014, 40(12): 2887–2898

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.02887

Single Image Shadow Detection Based on Intersecting Cortical Model

LI Cheng¹ SUN Lu² TIAN Run-Lan¹ BI Du-Yan³

Abstract Shadow is an integral part of many natural images, which can pose tough problems and limitations for further image processing tasks. By the analysis of shadow characteristics, a single image shadow detection method based on the intersecting cortical model (ICM) is proposed. Neurons in ICM possess dynamical spiking properties have the capability to segment the image naturally. We modify the linking matrix among neurons and combine the local texture features shown by local binary patterns (LBP) to make the Te-ICM for segment of shadow regions. The new model possesses the capability of taking adjacent pixel information into the firing matrix. The optimized parameters produced by the modified hierarchical clustering histogram partition method lead to the shadow detection sequences. We build an automatic stopping condition for umbra and penumbra iterations. Experimental results demonstrate that the output shadow mask keeps the size and shape of original objects well for typical image dataset, and that the proposed method can find wide applications to monochromatic or chromatic images containing one or more shadow regions, yielding high-quality results for further shadow removal operation.

Key words Shadow detection, intersecting cortical model (ICM), local binary pattern (LBP), histogram partition

Citation Li Cheng, Sun Lu, Tian Run-Lan, Bi Du-Yan. Single image shadow detection based on intersecting cortical model. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(12): 2887–2898

阴影是自然界中普遍存在的一种物理现象. 根据生成的原因不同, 阴影可以分为两类: 自影和投影. 障碍物没有被光线照射区域称为自影, 被障碍物遮挡的背景区域称为投影, 而根据光线遮挡程度投影又进一步分为本影和半影. 阴影可以提供场景空间分布和表面几何形状等有用信息, 但阴影局部光照变化导致的图像亮度降低和颜色信息偏移等变化

给面向均匀/变化缓慢光照条件的计算机视觉应用算法和系统带来了很多限制和挑战, 如进行图像分割时, 通常阴影会被检测为目标, 在各种视频监控识别等领域, 车辆行人等形成的阴影也会被认为是前景而形成错误的目标轮廓, 而对于光学航拍、遥感等图像, 由于建筑物对光线的阻挡, 使得阴影区域中地物判断、标识等图像处理效能大幅下降^[1–3]. 所以阴影去除作为预处理步骤对后续图像分析和目标识别等任务的有效进行具有非常重要的意义. 根据处理对象和目标的不同, 阴影去除方法主要分为静态图像阴影去除和视频序列阴影去除, 静态图像阴影去除又可以分为依据多幅图像信息和单幅图像信息^[4]的方法.

根据阴影去除的典型流程, 阴影检测是阴影去除的前提和基础^[5]. 众多学者从阴影特征等角度出发对阴影检测进行了大量研究. 基于阴影特征的方法就是利用阴影的亮度、颜色和纹理等信息来检测阴影, 主要包括: 1) 基于颜色特征的阴影检测: a) 基

收稿日期 2013-11-08 录用日期 2014-08-06
Manuscript received November 8, 2013; accepted August 6, 2014

国家自然科学基金 (61301233), 吉林省教育厅“十二五”科学技术研究项目 (吉教科合字 [2014] 第 612 号) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61301233), the Twelfth Five Year Science and Technology Research Project of Education Department of Jilin Province (2014-612)

本文责任编辑 黄庆明

Recommended by Associate Editor HUANG Qing-Ming

1. 空军航空大学 长春 130022 2. 中国人民解放军 95899 部队 北京 100085 3. 空军工程大学 西安 710038
1. Aviation University of Air Force, Changchun 130022 2. 95899 Unit of Chinese People's Liberation Army, Beijing 100085 3. Air Force Engineering University, Xi'an 710038

于颜色比例的阴影检测. 对于同一表面, 阴影边缘两侧的颜色比例是一个常数, 基于这一认知, Bernard 等^[6] 对分割后的图像相邻区域计算颜色比例, 然后与假定的光源集合比较来检测阴影. b) 基于颜色恒常性的阴影检测. 为了实现颜色恒常性所要获得的光照无关性, Finlayson 等^[7] 提出了光照无关图的概念, 指出阴影边缘存在于原图像边缘而不存在光照无关图边缘中, 该方法在较复杂的场景条件下依然可以获取比较完整的阴影边缘, 但其依赖于光照无关图的准确获取. c) 基于颜色特征不变量的阴影检测. 根据图像的颜色特征不变量对光照不敏感的特点, 基于颜色空间进行阴影边缘的检测, 王宁^[8] 采用 CIELab 颜色空间的 a 和 b 分量分别检测边缘, 两个集合的差集作为阴影的边缘; 刘艳丽等^[9] 利用室外光照特点和改进的感知颜色空间进行阴影检测; Tian 等^[10] 根据图像信息理论提出了三原色稀释模型, 形成了新的颜色空间不变量. 2) 基于纹理特征的阴影检测: 阴影不会影响到纹理特征的实质, 但会影响纹理特征的统计值. 何凯等^[11] 通过计算共生矩阵等指标, 设计一定的阈值化标准来确定阴影区域, 并通过形态学方法进行阴影区域的修正. 3) 基于机器学习方法的阴影检测: 对应检测出的边缘属于阴影还是非阴影, Levine 等^[12] 根据颜色向量的差异使用支持向量机 (Support vector machine, SVM) 来进行分类; Zhu 等^[13] 进一步使用不依赖颜色信息的三大类 10 种特征 (包括亮度、纹理、梯度等) 进行训练和分类, 逐点判别是否属于阴影, 该方法可以实现单通道灰度图像阴影的高效检测; Lalonde 等^[14] 等进而使用颜色信息等特征对彩色图像中阴影进行检测, 并延续边缘分类的方法, 对产生的强边缘进行分类, 检测准确性较高; Guo 等^[15] 提出基于区域配对的阴影检测方法, Vicente 等^[16] 同样都使用标定的训练集合, 进而设计了多核模型支持向量机作为区域分类器、新的边界分类器以及两个改进的成对区域分类器, 并将阴影检测问题归结为马尔科夫随机场二值标定问题, 张世辉等^[17] 进而结合梯度方向特征提高了阴影检测性.

虽然近年来基于机器学习的方法得到较多关注, 但其过程经过大量样本学习和优化, 对数据集外的图像处理效果明显不足. Johnson 等^[18]、Gu 等^[19] 学者另辟蹊径, 发展了脉冲耦合神经网络 (Pulse coupled neural network, PCNN) 点火特性在图像分割的典型应用, 并进一步从图像分解的角度关注了在阴影去除上的应用. Johnson 等提出在迭代过程中将每次迭代时的阈值输出作为图像分解因子, 当前神经元状态由上一次神经元状态与阈值的比值得到, 连接系数也逐次衰减; 图像重建时, 选择不同因子的乘积得到不同性质的分解图像, 即可以对粗

场景 (如阴影) 和细场景 (如噪声) 进行分离. 同时根据图像分割技术进展如 Graph cut^[20] 等技术也被应用到了阴影检测中; Matting 方法^[21] 由于具有较为完备的数学基础, 受到很多学者关注, 其可以形成非常实际的阴影掩模, 进一步实现非常准确的阴影区域的提取; 而不依赖阴影检测的阴影去除方法在围绕本征图像求解等研究上也有很多关键性进展^[22]. 基于现有文献研究成果, 基于图像分解的阴影检测思路无需样本学习过程, 兼具强化视觉特性和关注图像特征, 具有很大应用潜力. 但是基于 PCNN 阴影去除方法只能依据亮度信息进行点火实现分割, 而点火状态不能兼顾图像局部特性. 为克服其缺陷, 本文引入交叉皮质模型 (Intersecting cortical model, ICM)^[23], 利用其兼具多种视觉皮质模型特性, 并结合图像纹理特征来对单幅图像进行阴影检测. 同时注意到 ICM 在原有点火连接矩阵构造上未考虑邻域中像素值依赖关系, 本文进一步提出融入局部二值模式表征纹理信息的 Te-ICM 模型; 而且着重设计了基于分层聚类直方图划分的阈值下降策略以优化模型参数. 根据整个阴影检测流程, 利用 Te-ICM 迭代特性, 通过设计停止条件自动检测出本影, 在进行必要的后处理基础上在本影边缘生成半影. 大量仿真结果表明该算法对于典型影像集可以较好地检测出本影, 并提供相依赖的半影图像, 为后续阴影去除奠定了基础.

1 融入纹理信息的交叉皮质模型

交叉皮质模型源于 Eckhorn 对哺乳动物视觉皮层神经元脉冲同步振荡现象的研究, 是具有生物背景无需学习的单层二维局部连接神经网络^[23]. ICM 的数学表达如下:

$$\begin{aligned} F_{ij}[n+1] &= f \cdot F_{ij}[n] + S_{ij} + W\{Y[n]\}_{ij} \\ Y_{ij}[n+1] &= \begin{cases} 1, & F_{ij}[n+1] > T_{ij}[n] \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \\ T_{ij}[n+1] &= g \cdot T_{ij}[n] + h \cdot Y_{ij}[n+1] \end{aligned} \quad (1)$$

ICM 中每一个神经元对于上一个状态 $F_{ij}[n-1]$ 具有记忆功能, 且随着时间的变化其记忆内容会发生衰减. S_{ij} 为输入图像像素值 (i, j 为像素点坐标), T_{ij} 为动态阈值, Y_{ij} 为神经元输出, f, g, h 为标量系数. 该模型输出脉冲依赖于非线性作用 $F_{ij} > T_{ij}$ 形成的点火状态. 图 1 为 ICM 神经元架构图.

ICM 具有相似输入的神经元同时脉冲发放的特性, 邻域连接使得输入激励空间不连贯和幅度的变化得到补偿, 可以完整保留图像区域信息, 依据多种视觉皮质模型核心所建立, 且计算复杂度低. 在图像处理的应用中, 最直接自然的就是利于 ICM 的点

火输出进行图像区域分割, 这方面已经进行了深入研究^[24], 所以可以充分利用其优良的图像分解特性, 并结合图像特征来对图像进行阴影检测。

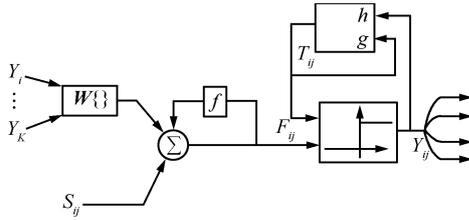


图 1 ICM 神经元架构

Fig.1 Schematic representation of the ICM element

1.1 连接函数构造

神经元间通过突触函数 $W\{\}$ 进行互联构成复杂的非线性动力学系统, 由于其只考虑了相邻神经元的距离和作用关系, 而没有考虑神经元本身输入状态值, 其典型互联模式在迭代过程中会产生自动波效应. 自动波效应会在图像暗区域受到图像亮区域高强度的波干涉, 从而影响暗区域神经元状态, 造成图像边缘特征畸变。

因为 ICM 连接函数 $W\{\}$ 的构造存在如上问题, 阴影检测时更需要进行适应性分析. 阴影图像多涉及到地面各种纹理, 如草地、路面等, 使用纹理分析是阴影检测的常用方法, 而在 ICM 连接函数设计中应该涉及纹理信息的表征, 这有利于提升阴影检测的准确性. 本文在 $W\{\}$ 的设计上融入纹理特征信息, 也就是利用纹理信息对在邻域中的 Y_i 进行加权, 其连接函数 $W^{TE}\{\}$ 表示为

$$W_{ij}^{Te}\{Y_k\} = \sum_{k \in \Omega_N(i,j)} Te_k(S_k, d_k, \dots) \cdot Y_k \quad (2)$$

其中, Ω 表示以 (i, j) 为中心 $N \times N$ 的一个邻域, Te_k 表征邻域纹理特征计算值, 其设计需要考虑邻域内像素值 S_k , 神经元 k 和中心神经元间欧氏连接距离 d_k 等信息. 本文将新模型简称为 Te-ICM.

在基于区域的纹理描述中, 形成了一系列的纹理特征量. 基于统计法的纹理描述可以通过直方图形成各阶统计矩描述; 灰度共生矩阵则描述了纹理图像邻域像素的空间依赖关系, 基于共生矩阵的统计量通常被用来进行纹理分类等应用. 而基于模型的纹理表示中, 局部二值模式 (Local binary pattern, LBP) 作为非参数模型具有对任何单调灰度变换特征保持不变的特性, 得到了广泛应用, Ojala 等^[25] 进一步将 LBP 算子扩展为不同半径的圆形邻域来描述大尺度下的纹理结构, 证明了其在纹理分类中的高度区分能力. 为了使描述图像局部空间结构清晰化同时提升邻域运算效率, 本文采用改进 LBP 作为邻域纹理信息的生成方法。

LBP 编码在 3×3 邻域中为 8 位二进制数的十进制表示形式, 即:

$$LBP_k = \sum_{k=0, \dots, 7, k \in \Omega_N(i,j)} \text{sgn}(S_k - S_{ij}) 2^k \quad (3)$$

显然, LBP 值只与中心点与邻域点的差值有关, 具有 256 种模式, 对应矩阵可以得到码书为 $CB = [1, 2, 4; 8, 0, 16; 32, 63, 128]$. LBP 直方图将图像灰度映射为纹理谱, 其有效结合了结构方法和统计方法. 虽然 LBP 值表示了纹理的微小结构信息, 但其设计将中心点的码书权重设为 0, 忽略了邻域 LBP 值构成的中心值信息, 所以本文采用 Jin 等^[26] 的基本思路, 并融入距离函数, 提出基于改进 LBP 的纹理特性表征连接函数. 首先重新定义编码集:

$$CB = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 4 \\ 8 & 256 & 16 \\ 32 & 64 & 128 \end{pmatrix} \quad (4)$$

这样, 中心像素权值即被增大, 其重要性与邻域重要性相当. 而 LBP 值计算形式通过邻域值与邻域均值比较得到, 即:

$$LBP_k = \text{sgn}(S_k - S_M) 2^k \quad (5)$$

其中, S_M 为邻域均值, 2^k 形成式 (4) 的码书. 这样的 LBP 值设计可以使得中心值不小于邻域值时的纹理信息得以保存, 尤其在半影等区域原始像素结构的保持上更具有优势, 图 2 为典型图像^[27] 原始 LBP 与改进 LBP 的对比示意图。

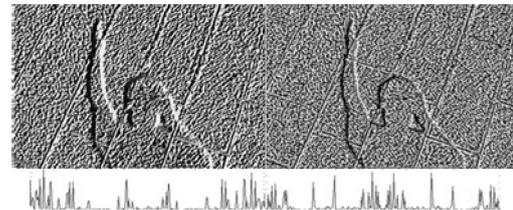


图 2 原始 LBP 和改进 LBP 输出及直方图
Fig.2 The original LBP and modified one with histograms

然后融入距离函数影响, 并完成归一化, 最终形成连接函数 $W^{TE}\{\}$ 表达式为

$$W_{ij}^{Te}\{Y_k\} = \frac{\sum_{k \in \Omega_N(i,j)} \exp\left(-\frac{d_k^2}{d_{\max}^2}\right) LBP_k \cdot Y_k}{\sum_{k \in \Omega_N(i,j)} \exp\left(-\frac{d_k^2}{d_{\max}^2}\right) LBP_k} \quad (6)$$

邻域内神经元连接关系在强有力的邻域差值和距离的调制下, 可以更好地融入局部纹理结构. 这样

的一种设计体现的也是在连接域内神经元之间的相互作用, 加权连接系数与连接距离及像素值差异有关.

1.2 阈值选择下降方法设计

ICM 迭代过程中阈值下降形成了阈值序列, 通常采取的阈值下降方法包括:

1) 指数下降 (Exponential decay, ED): $T_{ij}[n+1] = gT_{ij}[n] + hY_{ij}[n+1]$ ($g < 1$);

2) 线性下降 (Linear decay, LD): $T_{ij}[n+1] = T_{ij}[n] - \Delta_C + hY_{ij}[n+1]$, Δ_C 是经验设定的常数;

3) 直方图均衡式下降 (HE-based decay, HE-D): $T_{ij}[n+1] = T_{ij}[n] - \Delta_n + hY_{ij}[n+1]$, Δ_n 由图像直方图累计分布函数 (Cdf) 插值均匀下降所对应像素值增量得到, 即 $\Delta_n = Cdf^{-1}(c_n) - Cdf^{-1}(c_{n-1})$, 其中, c_n 为灰度值 s_i 前所有像素值出现频次的累积概率, $c_n = \sum_{i=0}^n p(s_i)$, 迭代次数 N 即为 Cdf 的插值数目.

通常采用的指数下降 g 值和线性下降 Δ_C 值决定了下降规律和速度, 指数下降符合神经元活动规律, 但是下降速度较快, 不利于对图像增强等面向丰富信息的图像进行操作; 线性下降可以保证原始直方图的分布特性, 以单位步长分离相近的像素值, 但实际直方图相邻像素值概率间隔较远时, 步长太小会增大迭代次数, 存在较大的资源浪费. 同时二者没有考虑图像像素值的分布特征, 阈值不能根据图像分布自适应下降, 迭代过程中, 神经元状态与阈值进行非线性比较时, 不易得到较为普适的参数, 通常针对不同图像时最优参数各异, 在参数设计的自动化上存在不足. 基于直方图均衡下降的实质是为了自适应均衡化地进行阈值下降, 而不是均匀下降, 可以较好反映图像全局信息, 在图像处理应用中可以在输出中保留均衡化所带来的对比度提升等优点, 但对于直方图动态范围较小的图像, Cdf 均匀下降的速度需要根据经验设定, 下降规律呈现的均衡化会导致大量处于同一区间值的像素同时点火, 同时累积直方图不能体现原始直方图的分布特性.

在克服直方图均衡化增强方法的缺陷方面 (尤其在概率引导灰度分配上的不均), 一些学者相继提出了基于直方图划分和自适应映射的增强方法^[28-29]; Qiu 等^[30] 在新型直方图划分映射上进行了深入研究, 在图像增强和色调映射领域都做出了相应工作. 本文基于以上文献研究成果, 将其引入到 Te-ICM 阈值下降方法设计中, 结合线性下降保持原始直方图分布特性和直方图均衡式下降方式自适应的优点, 从图像原始直方图出发, 提出了基于分层聚类直方图划分 (Hierarchical clustering histogram partition, HCHP) 的阈值选择下降方法,

以此构造适合 Te-ICM 的自适应下降序列.

为获取平滑的直方图包络, 避免噪声干扰点对直方图划分的影响, 首先采用 Savitzky-Golay (S-G) 滤波器对直方图进行平滑滤波. S-G 滤波器是广义滑动平均多项式滤波器, 利用最小二乘法拟合来进行平滑, 其可以很好地保持高频信息; 默认采用长度为 7 的 3 次多项式的 S-G 滤波器.

直方图划分避免了高概率灰度对低概率灰度的支配作用, Qiu 等^[30] 在对直方图映射目标函数求解时, 应用直方图划分方法, 通过直方图参考值与极值的加权平均得到最终的划分值. 由于一次得到较多数目划分值对于求解聚类中心非常耗时, 所以本文根据其基本思路, 结合基于聚类直方图划分方法, 对原始直方图进行分层划分, 每次进行“二划分”, 得到的划分值 P_C 为

$$P_C = \alpha H_C + (1 - \alpha) C_C \quad (7)$$

对于一段图像直方图分布 $H(x)$, $x = [x_s, x_e]$, P_C 通过两种划分方法加权得到, 分别为

1) 直方图累加划分 H_C

进行二划分时, 寻求划分直方图分布的特征值-直方图累加中心 H_C , 使得 $\sum_{x=x_s}^{x_e} H(x) = \sum_{x=H_C}^{x_e} H(x)$;

2) 聚类划分 C_C

进行二划分时, 通过聚类方法得到两个聚类中心 C_{C1} 和 C_{C2} , 取二者的均值作为聚类划分值, 即 $C_C = (C_{C1} + C_{C2})/2$. 直方图区域划分通常基于局部最小值, 但极小值多且不易确定, 刘松涛等^[28] 使用了 Gustafson-Kessel (G-K) 聚类方法将经过滤波的直方图划分为 4 个子区域. 硬聚类方法如 k -means 和 k -medoid 是模糊聚类方法在隶属度函数为 0 和 1 时的特例. 本文为了进一步增加适应性, 减少参数设置提高效率, 同时降低对孤立点和噪声的敏感程度, 根据实验, 选用 Gath-Geva (G-G) 模糊聚类方法, 其距离范数 D_{ik} 设计基于模糊最大似然估计, 即:

$$D_{ik}(x_k, v_i) = \frac{\sqrt{\det(F_{wi})}}{\alpha_i} e^{\frac{(x_k - v_i)^T F_{wi}^{-1} (x_k - v_i)}{2}} \quad (8)$$

其中, F_{wi} 为模糊协方差矩阵, \det 为求行列式值, x_k 为数据点, v_i 为聚类中心, α_i 为先验概率. G-G 聚类由于采用指数项, 比 G-K 聚类的内积运算下降更快, 同时 F_{wi} 的设计增加了指数项 w , 使得表达更具一般性. 以上分层 P_C 划分方法过程可以由图 3 描述.

易知, 分层操作随着迭代得到的划分值序列为 $P_C(N_S) = \{P_C\{1\}, P_C\{3\}, P_C\{5\}, P_C\{7\}, \dots\}$; N_S 为每层所含划分值的数目. 具体应用中一般分层

数 $N_k = 5 \sim 8$, 相应 $N_s = 32 \sim 256$. 图 4 为典型测试图像的直方图 (概率分布函数 (Probability density function, PDF))、S-G 滤波后直方图及其在 $N_s = 31$ 时的划分值 (图中 * 对应的横轴) 显示结果 (更多划分的结果由于太密集, 不再列出). 从图 4 中可以看出, 本文方法可以自适应地根据直方图特点进行划分, 在密集区域和稀疏区域划分的适应性可以满足 Te-ICM 自适应阈值下降应用.

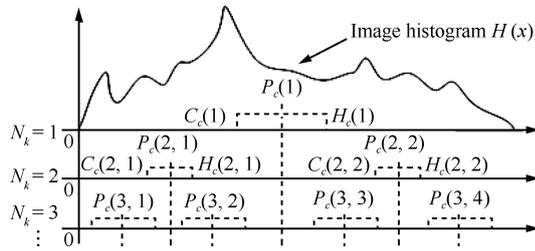


图 3 分层聚类直方图划分过程示意图

Fig. 3 The sketch map for HCHP

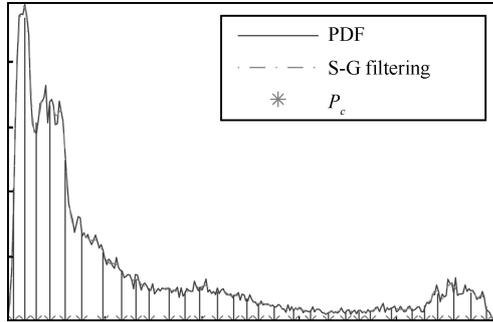


图 4 分层聚类直方图 32 划分图示

Fig. 4 The 32 partitions of HCHP

实际应用中根据需求, 按照直方图划分值即可生成自适应的阈值下降序列 $P_c[n] = \{0, P_c(N_s), 1\}$, $n \in [1 : (N_s + 2)]$, 第 n 次下降值为 $\Delta_{P_c}[n] = P_c[n] - P_c[n + 1]$, 构成的 Te-ICM 阈值下降公式为

$$T_{ij}[n + 1] = T_{ij}[n] - \Delta_{P_c}[n] + hY_{ij}[n + 1] \quad (9)$$

综上, 在迭代过程中, Te-ICM 模型神经元的动力行为如下:

$$\begin{aligned} F_{ij}[n + 1] &= fF_{ij}[n] + S_{ij} + vW_{ij}^{Te}\{Y[n]\} \\ Y_{ij}[n + 1] &= \text{sgn}(F_{ij}[n + 1] > T_{ij}[n]) \\ T_{ij}[n + 1] &= T_{ij}[n] - \Delta_{P_c}[n] + hY_{ij}[n + 1] \end{aligned} \quad (10)$$

新的融入纹理特征矩阵加权的 Te-ICM 比原始 ICM 进一步扩展了邻域连接方式的设计, 同时注重了阈值选择下降设计, 从后文仿真结果可以看出混合输入形式在阴影检测上的优势.

2 基于 Te-ICM 的阴影检测

针对不同应用场合, 阴影检测和去除所要达到的目标各不相同, 但是作为依赖于阴影检测操作的阴影去除算法, 阴影区域是否能够正确检测是后续操作的前提. 目前众多算法基本形成了典型的阴影处理算法流程: 图像可视化-阴影确认-阴影检测-阴影去除. 本文根据以上典型流程, 提出了以 Te-ICM 为核心的阴影检测流程:

- 1) 输入含阴影图像, 进行图像可视化及亮度分量计算;
- 2) 阴影确认;
- 3) 基于 Te-ICM 进行本影检测及对离散点进行后处理;
- 4) 根据本影边缘和 Te-ICM 点火矩阵生成半影图像;
- 5) 输出最终阴影掩模.

需要说明的是: 为了提供 Te-ICM 阴影检测的自动停止条件, 增加阴影确认环节. 对于纹理较少的阴影区域 (如路面阴影), 只手动选取一个显著性阴影位置的 3×3 邻域作为先验知识; 对于纹理较为复杂的情况, 则手动选定一个矩形框 $M_S (H \times L)$ 作为阴影确认的先验知识, 为后续检测提供相应坐标和像素值.

2.1 本影的形成

基于 PCNN 进行阴影去除是以 PCNN 迭代和点火信息作为阴影去除的基础. 本文根据其基本经验, 进一步设计了基于 Te-ICM 的本影自动检测方法. 本文将本影的输出设计为迭代点火累积值, 根据迭代阈值 $Thr[n]$, 依次得到的分割掩模图像 Seg_{Mask} 为

$$Seg_{Mask}[n] = Seg_{Mask}[n - 1] + Thr[n] \times Y[n] \quad (11)$$

而迭代过程中分割结果累积形成本影:

$$Seg_{Umbra} = \sum Y[n] \quad (12)$$

根据预先进行的阴影确认步骤所获取的位置和像素值, 设计迭代停止条件为

$$Thr[n + 1] \leq g_s \overline{F}(M_S) \quad (13)$$

其中, $\overline{F}(M_S)$ 为阴影确定时得到的矩形阴影区域 $M_S (H \times L)$ 的均值, 自动选定阴影大小默认为 $H = L = 20$, g_s 为阈值跳出调制系数.

迭代输出本影结果极大依赖于 Te-ICM 的参数设计, 在本节重点进行讨论:

- 1) h 值要足够大, 保证神经元点火后能较大地

提升阈值,使神经元在下次迭代不被激发,默认取为 $1E-10$.

2) 为了保证阈值最终能小于神经元状态而产生脉冲发放, f 通常小于 1, 默认值为 0.9. 但是作为 F_{ij} 的衰减系数 f 也表征了反馈信息的有效程度, 其值如果很接近 1, 影响到阈值下降和当前信息的比较, 点火输出效果结果往往点火非常快, 不易控制. 为了进一步增大邻域信息作用, 控制全局点火速度与阈值下降同步, f 应设置适度来保证衰减和反馈的有效, 取值范围为 $0.1 \sim 0.3$.

3) 由于在阴影检测中, 不需要所有像素值都点火, 所以在阈值设计时, 基于分层聚类直方图划分时分层划分数不需达到 2^8 , 只要分层数足以保证 $T[n]$ 衰减能够把相邻的灰度级通过不同的点火时刻区分开来即可. 为了保证迭代速度和质量, 本文分层数 N_k 为 $5 \sim 6$ (对应 $32 \sim 64$ 划分), 对于细节较多的图像, 设置为 64 划分.

4) 关于调制系数, 由于神经元状态受到 f 的调制反馈, 在阶跃比较时, 比较量不仅仅是外部刺激量 S , 而是以 F 整体出现, 所以在邻域神经元信息的权重和跳出条件的调制系数设置也至关重要; 适度调整作为 F_{ij} 构成的 $W\{Y\}$ 连接项作用以保证迭代质量和速度上的折中, 设置调制系数 v 取值范围为 $0.2 \sim 0.5$; 而阈值跳出调制系数 g_s 与 f 值相协调, 保证迭代次数在阈值下降的 32 或 64 之内, 设置 g_s 取值范围为 $1.1 \sim 1.8$.

综上, 本文 Te-ICM 默认选取参数为 $h = 1E-10$, $f = 0.2$, $N_k = 5$, $v = 0.2$, $g_s = 1.1$, 在典型参数下的输出结果与采用原始 ICM 及参数的输出结果见图 5.

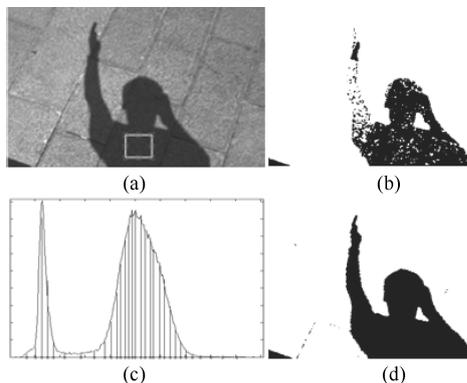


图 5 本影输出结果对比 ((a) 原始图像^[27] 及阴影确定; (b) ICM 输出结果; (c) 直方图下降阈值显示; (d) Te-ICM 检测得到的本影)

Fig. 5 The comparison of umbra results ((a) The original image^[27] with identification region; (b) The umbra result by ICM; (c) The partitions of HCHP; (d) The umbra result by Te-ICM.)

2.2 本影的后处理

本文基于 Te-ICM 阴影检测虽然尽可能利用了纹理等信息, 但其核心仍是基于灰度信息进行的分割. 尤其对于具有很多纹理信息, 如包含草地、路面等的航拍遥感图像, 纹理中灰度信息的多值性导致结果容易出现离散点和空洞现象, 图 5 中也包含部分被检测为阴影的离散点. 本文处理不基于先验知识和样本学习, 依靠图像处理手段对这些离散点进行消除和对某些空洞进行修复. 对于离散点的消除也可以通过椒盐噪声去除的方法, 如改进中值滤波等. 为了操作简洁, 本文主要使用形态学基本方法进行以上两个操作.

在迭代输出的本影中出现的离散点, 由于其构成的面积较小, 所以可以通过统计本影中所有前景的连接面积, 以去除其中面积较小的目标来实现. 基本步骤为: 1) 计算本影中所有的连接分量, 得到所有连接的标记矩阵 $M_L\{i = 1, \dots, N_L\}$, i 表示分配给第 i 个分量的值, 共 N_L 个连接分量; 2) 计算 M_L 中各个分量值的面积 A_{Li} , 即 $A_{Li} = \sum M_L\{i\}/i$; 3) 设定面积阈值 T_A , 当 $A_{Li} < T_A$ 时, 对应 Seg_{Umbra} 中的值反转.

同理, 将本影反转即可通过以上方法填充孔洞, 得到最后的本影图像. 图 6 为一幅含两种纹理的典型测试图像的输出结果, 可以看出本文本影后处理方法的有效性, 默认的最小面积分别为 100 和 10.

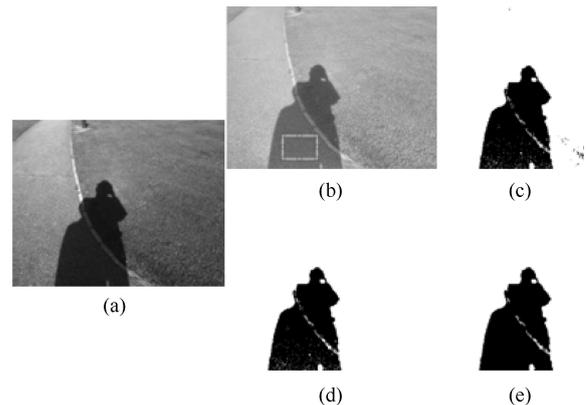


图 6 本影的后处理 ((a) 原始图像^[7]; (b) 阴影确认; (c) 输出本影; (d) 去除离散点; (e) 填充空洞)

Fig. 6 The post-process of umbra result ((a) The original image^[7]; (b) Shadow identification; (c) The umbra result; (d) Removing the scattered points; (e) Filling the holes.)

2.3 半影的形成

半影是本影与非阴影区域的过渡区, 半影的确定和去除对于阴影去除、实现良好视觉效果非常关键, 如在基于比例的颜色恢复方法中, 一旦半影没有包括某些处于边缘上的点, 则会导致在阴影恢复时

乘以比例因子而会出现奇异值. 首先需要得到的就是半影的二值掩模. 从阴影的形成和模型可以获知, 半影跟随本影出现, 附着在本影边缘. 本文根据所得到的本影边缘和 Te-ICM 点火矩阵生成半影图像. 首先通过 Canny 算子得到本影边缘, 然后通过方形结构元素 (宽度为 D_P) 进行二值图像膨胀操作即可以形成半影图像. 图 7 描述了以上两个典型测试图像的半影生成与附着效果, 可以看出本文方法的准确性.

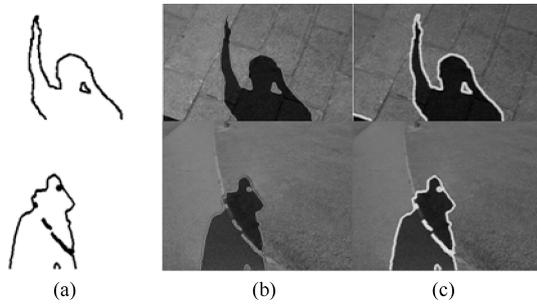


图 7 半影生成结果 ((a) 半影的生成 ($DP=5$); (b) 本影边缘; (c) 半影附着效果)

Fig. 7 The penumbra results ((a) The formation of penumbra ($DP=5$); (b) The edge of umbra; (c) The penumbra attachment.)

3 仿真实验及讨论

本文采用 Matlab 2012b, 在 Intel CoreDuo 2.26 GHz CPU, 内存为 3 GB 的 PC 机上对更多的含阴影测试图像进行了阴影检测的仿真. 首先, 对较为简单的合成图像进行阴影检测, 测试算法效果, 并在此基础上对典型户外场景和航拍遥感测试图像进行阴影检测. 由于本文阴影检测依赖亮度信息, 所以可以对单通道和多通道图像进行阴影检测. 测试图像来源于文献中的典型图像和图像测试数据库; Zhu 等^[13] 建立了面向阴影检测包含 245 幅图像的数据库, 并手动标注了本影区域, 其中拍摄各种户外场景 117 幅, 具有丰富的光照场景, 74 幅是 Overhead Imagery Research Dataset (OIRDS) 数据库的航空图像, 54 幅来自 LabelMe 数据库中自然场景图像; Lalonde 等^[14] 也建立了来自 Flickr 和 LabelMe 包含 135 幅户外场景图像的数据库. 将这些典型影像资源作为本文算法测试集. 由于半影随本影出现, 所以下面的仿真结果主要体现本影的检测结果.

3.1 人工合成图像的仿真

Gu 等^[19] 设计了人工合成的阴影图像, 并定义了一个参量-阴影强度 (Shadow intensity, SI), 即形成阴影区域亮度与原始亮度值的比例. 由于合成

图像的阴影形成时具有一致性, 可以较好地检验阴影检测方法的适应性和有效性, 所以本文首先对文献 [19] 中的合成图像进行测试, 采用默认参数, 结果见图 8. 其中, 第 1 幅和第 2 幅图像 SI 为 10%, 第 3 幅图像栅格 SI 依次为 10% 和 30%, 阴影构成复杂性逐渐升高: 从单个阴影到多个阴影, 从单一强度阴影到多强度阴影. 方框为依靠主观判读、随机确定的初始阴影位置. 从结果可以看出, 对于合成的阴影区域, 可以实现较好的检测效果, 为进一步阴影去除奠定了基础. 对于条行栅格阴影, 阴影已经与其掩盖信息相交叠, 但本文方法阴影检测仍尽可能保证了阴影形状, 同时具有一定的鲁棒性. 尤其对于第 3 幅图像, 首先实现阴影确认时即使含有部分非阴影区域, 仍能通过迭代过程实现阴影检测.

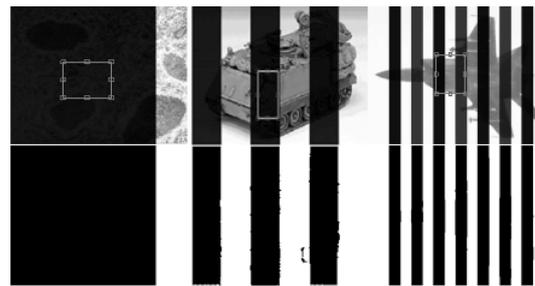


图 8 本文合成图像阴影检测结果 (上图阴影图像^[19] 及阴影确认; 下图为阴影检测结果)

Fig. 8 The shadow detection results of manmade shadows by Te-ICM (The above image: the original images^[19] with identification region; the below one: shadow detection results.)

3.2 户外场景图像的仿真

除了在上文算法设计时出现的典型图像阴影检测结果, 本节对更多的图像进行了测试和对比. 图 9 为本文算法对典型户外场景图像在不同参数设置时的仿真结果, 图 9 (b) 和 (c) 对应阈值下降分层数 N_k 分别为 5 和 6, 阈值跳出调制系数 g_s 分别为 1.1 和 1.3, 其他参数不变. 跳出时迭代次数分别为 17 和 35. 可见对于阴影一致性较高、构成较为简单的图像, 在保证检测效果的前提下可以尽量减少迭代次数, 而对于构成较为复杂的图像 N_k 值可以适当增大.

进而对更加复杂的含阴影场景图像进行测试和比较实验, 结果见图 10 和图 11. 图 10 为较多文献常用的典型场景图像, 其含有两种以上不同纹理, 阴影中草地含有空洞, 相比前述图像更为复杂. 结果显示各种算法都能较好地得到大部分阴影的正确检测. 但是图 10 (b) 中 Finlayson 等^[31] 基于颜色分量计算本征图像得到的阴影边缘检测结果中容易含有不能闭合的阴影边缘; 而目前对于实际场景中的阴影

检测与去除, 在主观标定基础上, 逐渐引入较多的特征量进行识别^[12-13], 复杂度非常高, 同时依赖于所建数据库的训练与测试; 图 10 (c) 中 Lalonde 等^[14] 基于多特征分类的阴影检测结果较好, 但是也在部分信息上产生误检测; 图 10 (d) 中 Tian 等^[10] 结果在路沿较高亮度的点也检测为阴影, 不利用后续移除; 图 10 (e) Guo 等^[15] 结果空洞效果较为严重, 半影信息缺失; 图 10 (f) 和 (g) 为基于 PCNN 和 ICM 的方法 (采用文献 [23] 的典型参数, 指数下降) 处理结果, 由于邻接神经元设计没有考虑图像纹理特征, 在较容易混淆的草地区域不能够正确检测, 阴影边缘亦非常凌乱; 而图 10 (h) 本文算法结合纹理信息的 Te-ICM 能够在局部结构中得纹理的区分, 得到边缘清晰的本影检测图像。

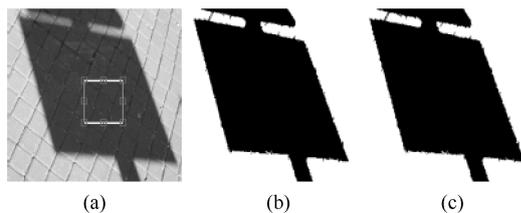


图 9 本文阴影检测结果 ((a) 阴影图像^[27] 及阴影确认; (b) 和 (c) 为两种参数下阴影检测结果)

Fig. 9 The shadow detection results of Te-ICM ((a) The original images^[27] with identification region; (b) and (c) Shadow detection results by different parameters.)

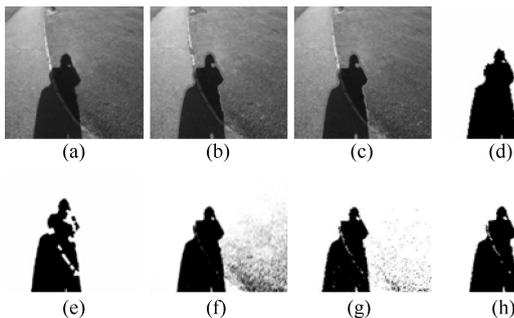


图 10 本影检测对比 ((a) 阴影图像^[31]; (b)~(h) 分别为 Finlayson 结果^[31]、Lalonde 结果^[14]、Tian 结果^[10]、Guo 结果^[15]、PCNN 结果、ICM 结果和本文结果)

Fig. 10 The comparison of different shadow detection ways ((a) The original image^[31]; (b)~(h) Results of Finlayson^[31], Lalonde^[14], Tian^[10], Guo^[15], PCNN, ICM, and the proposed one.)

图 11 是另外两幅含有单阴影的典型图像, 比较不同的阴影掩模输出。图 11 (b) 为 Shor 等^[32] 得到的阴影掩模, 其结果虽然边缘经过较好的修饰, 但是却将亮度很高的球也合并到阴影中, 本文认为作为图像篡改加入的中心球, 一旦作为阴影区域的一部分时, 结合其后续进行的基于比例恢复阴影内亮

度的方法, 此区域亮度会大幅提高, 从其结果即知中心球的亮度为最高值, 完全丢失信息; 图 11 (e) 为 Arbel^[27] 通过 MRF 得到的半影检测结果, 可以看出其包含了周边其他信息; 图 11 (c) 和 (f) 是本文相应附着半影的阴影检测结果, 本文半影依赖于本影出现, 能够较好地覆盖从本影到非阴影的过渡区域。基于阴影边缘检测的算法在得到阴影边缘后需要提取阴影区域才能进行阴影去除, 而基于区域的阴影检测则不需要这一步骤。对于更多户外场景测试图像阴影检测结果见图 12。

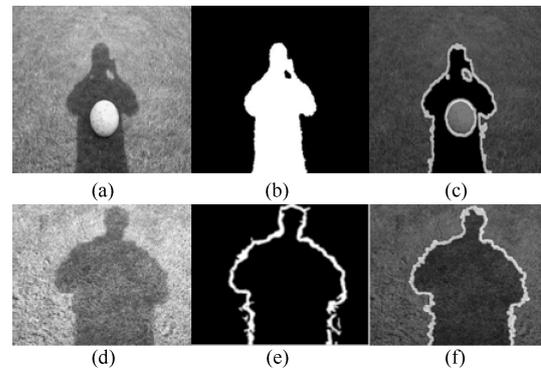


图 11 半影检测对比 ((a) 阴影图像^[32]; (b) Shor 结果^[32]; (d) 阴影图像^[27]; (e) Arbel 结果^[27]; (c) 和 (f) 为本文结果)

Fig. 11 The comparison of penumbra results ((a) The original image^[32]; (b) Result of the Shor^[32]; (d) The original image^[27]; (e) Result of the Arbel^[27]; (c) and (f) results of the proposed one.)

3.3 航拍遥感图像的仿真

在航拍等复杂图像应用中, 阴影检测非常具有挑战。航拍与遥感图像中主要是建筑物遮挡产生阴影, 对于来自 Yao 等^[33] 测试图像, 仿真结果见图 13。各种算法都可以将图中存在的阴影信息检测出来, Salvador 等^[34] 的结果比较细致, 基于颜色信息尤其对树木等区域的阴影检测较好, 但也引入了很多噪点, 阴影的形状和完整性上也有一定的缺乏; Yao 等^[33] 算法最大的优点是可以较好地检测投影信息, 但是由于纹理、光照等信息的相近性, 都无法将各种如树木等阴影的信息检测完全, 仍不能完全区分自影和投影, 同时这两种算法阴影检测后对于阴影去除方法并没有过多考虑; Guo 等^[15] 结果去除大量小阴影区域, 且没有在树木等区域有所区分; Tian 等^[10] 结果整体效果较好, 但在墙体部分存在误检测; 基于 PCNN 与 ICM 的方法同样在树木等部分存在较高的误检率, 这与缺少足够的纹理信息和核心参数设计策略密切相关; 而本文 Te-ICM 阴影检测结果对于本影的分离更加充分, 在边缘尽可能避免了离散亮点的影响, 但是也不能避免将树木等区域的自影检测为阴影。图 14 为来自卫星遥感图

像的阴影检测结果, 本文方法达到了与 Dare^[35] 相当的性能, 图 15 为本文更多的应用检测实例.



图 12 典型户外场景图像的阴影检测结果
Fig. 12 Shadow detection results of typical outdoor images

3.4 客观评价

对于阴影检测和后续的阴影去除, 尤其对于自然场景, 客观评价的标准制定较为困难. Salvador 等^[34] 使用正确率来衡量算法性能, 其依赖于人工标定的阴影掩模. 本文认为, 同样类似的方法在处理实际场景图像人工标定阴影时, 只能粗略区分出本影, 而对于半影几乎不可能达到准确确认, 所以这样的阴影检测正确率一定程度上失去了意义. 大部分文献对于阴影检测都只采用主观评价, 而正确率等客观评价指标仅起到辅助作用. 对于 Zhu 等^[13] 所建的阴影图像库, 本文也进行了初步客观评价, 将检测出的本影与其提供的人工标定的阴影掩模相比较并统计, 二者重合的比例即是正确检测概率, 而在本影中区别于人工掩模的比例则是错误检测概率, 图像

集合的平均值为最终的检测正确率. 为了增加自动性, 本文在阴影确认环节采用滑动窗均值最小自动确认阴影. 本文对比了典型阴影图像库的阴影正确检测率, 见表 1.

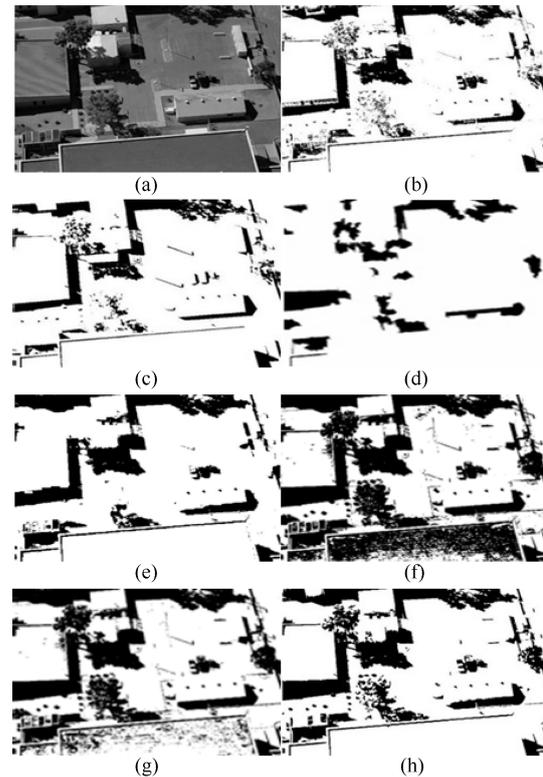


图 13 阴影检测结果及比较 ((a) 阴影图像^[33]; (b)~(h) 分别为 Salvador 结果^[34]、Yao 结果^[33]、Guo 结果^[15]、Tian 结果^[10]、PCNN 结果、ICM 结果和本文结果)

Fig. 13 Shadow detection results and comparison ((a) The original image^[33]; (b)~(h) Results of Salvador^[34], Yao^[33], Guo^[15], Tian^[10], PCNN, ICM, and the proposed one.)

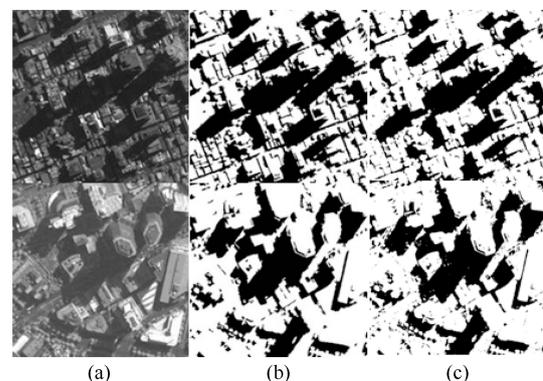


图 14 阴影检测结果及比较 ((a) 阴影图像^[35]; (b) Dare 结果^[35]; (c) 本文结果)

Fig. 14 Shadow detection results and comparison ((a) The original image^[35]; (b) Result of Dare^[35]; (c) Result of the proposed one.)

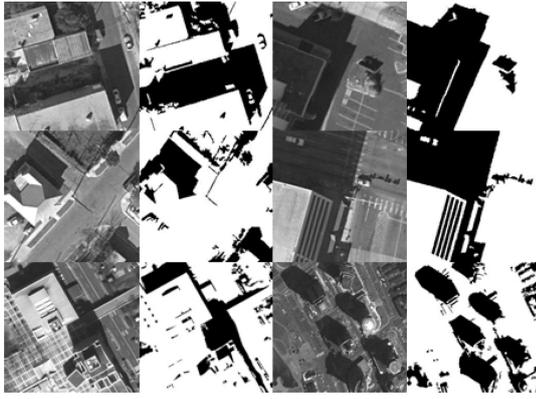


图 15 更多的航拍遥感场景图像的本影检测结果

Fig. 15 More shadow detection results of aerial images and remote sensing images

表 1 典型数据集的平均准确率 (%)

Table 1 Average detection accuracy for typical image dataset (%)

文献 [13] 数据集	Zhu 等 ^[13]	Lalonde 等 ^[14]	本文
Road 类图像			85
OIRDS 中航空图像	87.3	84.8	73
Labelme 库和其他图像			66

从综合检测率来看, Zhu 通过结合决策树和二值条件随机场模型二者优势, 在其训练的样本集中可以达到 87.3% 的检测率; Lalonde 等^[14] 采用条件随机场模型和场景布局等策略, 最高可以达到 84.8% 的正确率, 而本文方法在具有较清晰边缘的 Road 类图像中检测率较高, 在航空类图像和较复杂的自然场景的阴影检测准确率偏低. 实际上, 尤其对于含有复杂纹理的自然场景 (如树木、草地等), 人工标定的掩模本身也无法精确, 存在误差 (如树叶投影等较复杂), 甚至错误; 同时基于样本训练的方法依赖于样本集, 这也是后续多种改进方法如文献 [15–17] 依据多特征能够进一步提升准确率的原因, 但复杂度和计算时间不断升高.

3.5 讨论

通过以上大量实验仿真可以获知, Te-ICM 与 PCNN 和 ICM 相比具有以下几方面优势:

1) 利用 PCNN/ICM 进行图像分割的实质是基于迭代的变阈值分割, 分割的对象不再是原始图像 S (外部激励), 而是涉及迭代和邻域信息的神经元状态 $F[n]$. Te-ICM 的设计融入了局部纹理特征信息 (其兼顾了邻域内像素值信息和距离信息的双重影响), 在分割时可以促使下次点火情况发生局部改变, 有利于阴影区域的检测.

2) 融入局部纹理信息的 Te-ICM 阴影检测输出

结果边缘更加符合原始目标形状, 阴影形状的保持较好, 而原始 ICM 固有自动波效应在内外扩散时未能考虑局部信息, 输出结果容易形成扩散效应本身的形状.

3) PCNN/ICM 经常采用的指数下降和线性下降方法不能形成自适应下降序列, 在阴影检测时不能同时识别处于不同灰度级的阴影区域, 如采用指数下降时为了提高迭代效率, g 通常选取较小, 较大则会导致过分割, 即分割的区域减小, 且与原始形状有所区别, 而本文提出的自适应阈值选择下降方法比固定下降方式在质量和效率上优势明显, 同时有效控制了迭代次数. 同时本文在 Te-ICM 的具体处理中, 邻域操作采用“大”卷积“小”的方式, 使得整个检测过程耗时对于 400 像素 \times 300 像素图像在 3 秒之内, 640 像素 \times 480 像素图像在 5 秒之内, 并能够达到较高的阴影正确检测概率.

同时从理论到仿真实验, 更应注意到本文方法还有待深入研究的几个方面:

1) 关于未加先验知识的阴影确认, 采用简单自动标定阴影区域方法非常直接, 但只通过亮度分量一个因素确定阴影, 有时会将亮度较低的植被和建筑物自影等包括在内.

2) 本文算法由于采取了局部操作, 虽然本影的后处理有利于去除引入的非阴影区域和奇异点, 但在噪声和边缘直性方面仍有所不足, 很多自然图像中存在自影, 在亮度分布上与投影一致, 也会被检测出来. 对于产生的部分误检测, 可以在阴影去除方法设计时进行一定的弥补, 在一定程度上有利于处于亮度较低区域的增强, 从而提升整个算法的鲁棒性.

3) 在阴影检测中, 只依赖于亮度信息远远不够, 特征越多阴影检测性能越好; 本文算法尽管融入了一定的纹理特性, 但对于实际复杂的场景还非常欠缺, 这需要借鉴多特征分类的方法^[13–14, 16], 进一步针对已有测试数据库加以扩充. 尤其是城市航空图像中常含有亮度值低且具有较大面积的水体或植被, 其通常与阴影区域相混淆, 对于依赖于像素值的图像分割算法还不能精确到识别不同类别, 可以通过人工交互的方法来进行进一步消除. 当然此误分概率越低越好, 可以通过建立图像库对于已有阴影进行标定来衡量阴影检测算法的优劣和误分概率.

4 结论

本文提出了融入纹理特性的 Te-ICM 模型实现单幅图像阴影检测, 其不只依赖于亮度信息, 能够比原始 PCNN/ICM 更加准确快速地检测阴影, 在模型设计、参数设计上进行了细致研究, 仿真结果表明该算法的有效性. 融入纹理信息 Te-ICM 的提出表明了基于图像分解、无需样本学习过程的阴影检测

思路的应用潜力, 为阴影去除步骤奠定了基础。

对于自然场景图像的复杂性, 尤其是受到复杂光照和气象条件的影响时, 阴影的准确检测更加依赖于多种特征信息的融合, 单独依赖亮度、纹理等信息还远远不够; 同时本文的纹理映射方法在适用场景上还有局限; 由于 ICM 涉及迭代, 也需要进一步依赖并行算法和自适应、鲁棒性好的参数设置优化设计。阴影检测对于人类视觉系统非常简单, 但对于计算机视觉任务的高效自动化实现却非常具有挑战, 较复杂场景的阴影检测困难很大, 该领域一直是国际研究的热点和前沿。而如何进一步发挥人类视觉系统的优良特性, 甚至探索人脑视觉信息处理的核心机制来进行仿生应用更具有极大的挑战性。

References

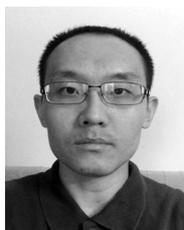
- Rufenacht D, Fredembach C, Susstrunk S. Automatic and accurate shadow detection using near-infrared information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, **36**(8): 1672–1678
- Zhu Qing, Xu Sheng-Hua, Han Li-Tao. A new shadow extraction method from color aerial images based on Dempster-Shafer evidence theory. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(6): 588–595
(朱庆, 徐胜华, 韩李涛. 基于 D-S 证据理论的彩色航空影像阴影提取方法. *自动化学报*, 2007, **33**(6): 588–595)
- Fang Ju-Qin, Chen Fan, He Hong-Jie, Yin Zhong-Ke. Shadow detection of remote sensing images based on local-classification level set and color feature. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(6): 1156–1165
(方菊芹, 陈帆, 和红杰, 尹忠科. 结合局部分类水平集与颜色特征的遥感影像阴影检测. *自动化学报*, 2014, **40**(6): 1156–1165)
- Yang Q X, Tan K H, Ahuja N. Shadow removal using bilateral filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(10): 4361–4368
- Shahtahmassebi A, Yang N, Wang K, Moore N, Shen Z Q. Review of shadow detection and de-shadowing methods in remote sensing. *Chinese Geographical Science*, 2013, **23**(4): 403–420
- Barnard K, Finlayson G D. Shadow identification using colour ratios. In: *Proceedings of the 8th Color Imaging Conference*. Scottsdale, Arizona: Society for Imaging Science and Technology, 2000. 97–101
- Finlayson G D, Hordley S D, Lu C, Drew M S. On the removal of shadows from images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(1): 59–68
- Wang Ning. Study on Shadow Detection and Removal [Master dissertation], Beijing Jiaotong University, China, 2008
(王宁. 图像的阴影检测和去除算法研究 [硕士论文], 北京交通大学, 中国, 2008)
- Liu Yan-Li, Shi Jun, Zhang Yan-Ci. Shadow removal based on single outdoor image. *Journal of Software*, 2012, **23**(S2): 168–175
(刘艳丽, 石俊, 张严辞. 一种单幅室外图像的阴影去除算法. *软件学报*, 2012, **23**(S2): 168–175)
- Tian J D, Sun J, Tang Y D. Tricolor attenuation model for shadow detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(10): 2355–2363
- He Kai, Zhao Hong-Ying, Liu Jing-Jing, Wang Cheng-You. Shadow removal of city's remote sensing image based on fractal and texture analysis. *Journal of Tianjin University*, 2008, **41**(7): 800–804
(何凯, 赵红颖, 刘晶晶, 王成优. 基于分形及纹理分析的城市遥感影像阴影去除. *天津大学学报*, 2008, **41**(7): 800–804)
- Levine M D, Bhattacharyya J. Removing shadows. *Pattern Recognition Letters*, 2005, **26**(3): 251–265
- Zhu J J, Samuel K G G, Masood S Z, Tappen M F. Learning to recognize shadows in monochromatic natural images. In: *Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, CA: IEEE, 2010. 223–230
- Lalonde J F, Efros A A, Narasimhan S G. Detecting ground shadows in outdoor consumer photographs. In: *Proceedings of the 2010 European Conference on Computer Vision*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010. 322–335
- Guo R Q, Dai Q Y, Hoiem D. Paired regions for shadow detection and removal. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, **35**(12): 2956–2967
- Vicente T F Y, Yu C P, Samarasinghe D. Single image shadow detection using multiple cues in a supermodular MRF. In: *Proceedings of the 2013 British Machine Vision Conference*. Bristol, England: BMVA Press, 2013. 126.1–126.12
- Zhang Shi-Hui, Jin Lian-Chao. Shadow detection for outdoor images based on region segmentation combining with gradient direction feature. *Journal of Yanshan University*, 2013, **37**(2): 137–142
(张世辉, 靳连超. 基于区域分割结合梯度方向特征的户外图像影子检测. *燕山大学学报*, 2013, **37**(2): 137–142)
- Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(3): 480–498
- Gu X D, Yu D H, Zhang L M. Image shadow removal using pulse coupled neural network. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2005, **16**(3): 692–698
- Nielsen M, Madsen C B. Graph cut based segmentation of soft shadows for seamless removal and augmentation. In: *Proceedings of the 15th Scandinavian Conference*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007. 918–927
- Wu T P, Tang C K, Brown M S, Shum H Y. Natural shadow matting. *ACM Transactions on Graphics*, 2007, **26**(2): Article No. 8
- Kwatra V, Han M, Dai S Y. Shadow removal for aerial imagery by information theoretic intrinsic image analysis. In: *Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Computational Photography*. Seattle, WA: IEEE, 2012. 1–8
- Lindblad T, Kinser J M. *Image Processing Using Pulse-Coupled Neural Networks (2nd Edition)*. Germany: Springer-Verlag, 2005. 24–26
- Wang Z B, Ma Y D, Cheng F Y, Yang L Z. Review of pulse-coupled neural networks. *Image and Vision Computing*, 2010, **28**(1): 5–13

- 25 Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(7): 971–987
- 26 Jin H L, Liu Q S, Lu H Q. Face detection using improved LBP under Bayesian framework. In: Proceedings of the 2004 IEEE First Symposium on Multi-agent Security and Survivability. Hong Kong, China: IEEE, 2004. 306–309
- 27 Arbel E. A Novel Approach for Shadow Removal Based on Intensity Surface Approximation [Ph.D. dissertation], University of Haifa, Israel, 2009
- 28 Liu Song-Tao, Wang Wei, Yin Fu-Liang. Infrared image enhancement method based on dynamic and generalized histogram equalization. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2010, **32**(7): 1411–1414
(刘松涛, 王维, 殷福亮. 基于动态广义直方图均衡的红外图像增强方法. *系统工程与电子技术*, 2010, **32**(7): 1411–1414)
- 29 Ju Ming, Li Cheng, Gao Shan, Mu Ju-Guo, Bi Du-Yan. Non-uniform-lighting image enhancement based on centripetal-autowave intersecting cortical model. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(7): 800–810
(鞠明, 李成, 高山, 穆举国, 毕笃彦. 基于向心自动波交叉皮质模型的非均匀光照图像增强. *自动化学报*, 2011, **37**(7): 800–810)
- 30 Qiu G P, Duan J. Novel histogram processing for colour image enhancement. In: Proceedings of the 2004 IEEE First Symposium on Multi-Agent Security and Survivability. Hong Kong, China: IEEE, 2004. 55–58
- 31 Finlayson G D, Drew M S, Lu C. Entropy minimization for shadow removal. *International Journal of Computer Vision*, 2009, **85**(1): 35–57
- 32 Shor Y, Lischinski D. The shadow meets the mask: pyramid-based shadow removal. *Computer Graphics Forum*, 2008, **27**(2): 577–586
- 33 Yao J, Zhang Z F. Hierarchical shadow detection for color aerial images. *Computer Vision and Image Understanding*, 2006, **102**(1): 60–69
- 34 Salvador E, Cavallaro A, Ebrahimi T. Shadow identification and classification using invariant color models. In: Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Salt Lake City, UT: IEEE, 2001. 1545–1548

- 35 Dare P M. Shadow analysis in high-resolution satellite imagery of urban areas. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2005, **71**(2): 169–177



李成 讲师, 博士. 主要研究方向为图像处理 and 视觉计算. 本文通信作者.
E-mail: ecm_li@163.com
(**LI Cheng** Lecturer, Ph.D.. His research interest covers image processing and visual computing. Corresponding author of this paper.)



孙路 工程师, 硕士. 主要研究方向为智能信息处理.
E-mail: eafoluke@163.com
(**SUN Lu** Engineer, master. His main research interest is intelligent information processing.)



田润澜 副教授, 硕士. 主要研究方向为智能信息处理.
E-mail: tianrunlan@163.com
(**TIAN Run-Lan** Associate professor, master. Her main research interest is intelligent information processing.)



毕笃彦 教授, 博士. 主要研究方向为图像处理与模式识别.
E-mail: biduyan@126.com
(**BI Du-Yan** Professor, Ph.D.. His research interest covers image processing and pattern recognition.)