DOI: 10.3901/JME.2019.11.098

面向机器人环境共融的图像去雪算法*

李鹏越^{1,2,3} 田建东^{2,3} 王国霖^{2,3,4} 李小毛⁵ 唐延东^{2,3} 吴成东¹

(1. 东北大学机器人科学与工程学院 沈阳 110819;

2. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110016;

3. 中国科学院机器人与智能制造创新研究院 沈阳 110016;

4. 中国科学院大学 北京 100049;

5. 上海大学机电工程与自动化学院 上海 200444)

摘要: 针对雪天气影响共融机器人视觉系统鲁棒性的问题,提出了一种基于雪模型和深度学习融合的去雪算法。根据雪的成像过程推导了一个简化的雪模型,设计了一个基于该模型的深度去雪网络,该网络由雪花检测子网络和去除子网络串联组成。雪花检测子网络采用了残差学习网络,该网络可以准确地学习雪图像和无雪图像之间的差异。去雪子网络采用了密集连接的U型网络。它一方面利用U型网络保留背景的细节信息,另一方面利用DenseNet将低层特征复用到高层的特点来提高去雪的准确度,将它们结合后缓解了去雪过度导致背景细节丢失和去雪不彻底之间的矛盾。试验证明这种基于雪模型的深度去雪网络能够较好地检测和去除图像中的雪花。

关键词: 机器人; 环境共融; 去雪; 深度学习

中图分类号: TP242

Image Snow Removal Methods for Robotic Environment Fusion

LI Pengyue^{1,2,3} TIAN Jiandong^{2,3} WANG Guolin^{2,3,4} LI Xiaomao⁵

TANG Yandong^{2,3} WU Chengdong¹

(1. Faculty of Robot Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819;

2. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation,
Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016;

3. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016;

4. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049;

5. School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444)

Abstract: Aiming at the problem that snow weather affects the robustness of the fusion robotic vision system, a snow removal method based on snow model and deep learning is proposed. A simplified snow model is derived based on the snow imaging process, and a deep snow removal network is designed based on this model. The network consists of a snowflakes detection sub-network and a snowflakes removal sub-network. The snowflakes detection sub-network uses a residual learning network to accurately learn the difference between snow images and snow-free images. The desnowing sub-network adopts a densely connected U network. It usually can relieve the contradiction of over-desnowing and under-desnowing by using U-net to preserve image details and feature reuse of DenseNet to accurately remove snowflakes. Experiments show that the snow model-based deep networks can effectively detect and remove snowflakes from images.

Key words: robot; environment fusion; desnowing; deep learning

0 前言

通常,坏天气会造成图像退化,进而降低计算

机视觉系统的鲁棒性^[1]。同时,坏天气也会对人类的视觉带来一定的麻烦,例如,人在雨雪天气中驾车行驶,很容易造成交通事故。坏天气条件一般分为两类:静态(雾、霾)和动态(雨、雪),静态坏天气通常由漂浮于空中的小颗粒造成,它们降低了图像的清晰度。动态的坏天气通常由随机运动的大颗粒

* 国家自然科学基金资助项目(91648118, 61473280, 61821005)。
20180914 收到初稿,20181121 收到修改稿

造成，它们使图像部分遮挡。所以静态坏天气条件下图像的复原主要是提高图像的清晰度，而动态天气条件下图像的复原主要是补全被颗粒遮挡的部分。近年来，出现了许多去雨和去雾算法^[2-11]，因为雪花的特征比较复杂，例如各种各样的大小、形状、不均匀的密度、分布和低的透明度，所以相比于雾和雨的去雾，雪的去雾更加困难。一些去雨的算法^[12-14]声称它们能够同时去除雨和雪。例如，XU 等^[12]使用引导滤波器获得引导图来引导雨雪的去除。引导滤波器的超参数通常只适用于某种类型的雪，例如这些参数可能适用于低透明度的雪，但它们对于不透明的雪是无效的。PEI 等^[13]分析了雨雪图像的颜色和频率特征，认为雨雪位于高频和明亮的区域。该方法首先提取图像的高频部分，然后使用强度先验检测雨雪，最后，通过引导滤波器恢复雨雪图像。这种方法仅使用亮度先验来检测雨雪，很可能将背景中亮的区域误检为雨雪。ZHENG 等^[14]也假设雨雪分布在图像的高频部分。该方法利用引导滤波器将高频部分分解为背景边缘和雨雪，并将低频部分作为引导图像来引导去雨雪。这些方法都假设雪继承了雨的特征，例如：频域分布，色彩空间和边缘特征，而忽略了雪的独有特征，如透明度、形状、尺寸、轨迹和分布。因此，这些基于先验的去雨雪方法只能去除一些窄的雪条纹和半透明的雪花，它们通常不能够去除宽而不透明的雪花。近年来出现了一些基于深度学习去雨的算法^[2-3]，而这些方法同样只能去掉类似于雨的半透明的雪花。

本文从雪的模型出发，设计了一种新的检测和去除雪的深度学习网络。从宏观角度考虑，雪花检测和移除所关注的图像区域相同，检测到的雪花可以引导雪花的去除。从雪的模型角度考虑，已知下雪图像时，雪花和无雪图像之间存在一定的联系。因此，本文采用了一种串联的方式来检测和去除雪花，这样雪花的准确估计可以促进雪花的移除，雪花移除子网络通过反向传播也会调节雪花的检测，使得雪花检测和去除能够互相促进。

1 雪模型

本文从雪花经过某一像素的过程出发，推导了一个简化的雪模型。通常，雪花降落通过某一像素的时间远小于相机曝光时间，因此相机拍摄到的下雪图像是快速运动的雪花和雪花遮挡的背景信息共同作用的结果^[15]。如图1所示，假设相机曝光时间为 T ，雪花通过某一像素的时间为 τ ，在拍摄时间 $[\tau, \tau+T]$ 内，被雪花影响的像素点光强是由背景光

强和雪花光强共同组成，即图像中受雪花影响的像素处的光强如式(1)所示

$$E_d = \int_0^\tau E_s dt + \int_\tau^T E_b dt \quad (1)$$

图1 雪花成像过程示意图

由于拍摄过程中背景几乎是静止的，所以 E_b 可以认为是一个常数，这样上述方程可以简化为

$$E_d = \tau \bar{E}_s + (T - \tau)E_b \quad (2)$$

式中， $\tau \bar{E}_s$ 是雪花通过某一像素时的亮度，可以描述为动态的雪花 S ， TE_b 是在不受雪花影响时曝光时间 T 内背景的真实光强。因为相机的响应是线性的，即雪花和背景的亮度与它们的最终成像结果之间是线性关系。所以可以将上述模型进一步简化为

$$I_s = S + I_b - \tau E_b \quad (3)$$

式中， S 是雪花层，它反映了雪花的位置和透明度信息， I_b 是无雪的背景层。最后两项可以合并为背景的衰减项，上式进一步简化为

$$I_s = S + K * I_b \quad (4)$$

式中， K 为背景衰减系数， $K = 1 - \tau / T$ 。

对于上述方程的求解，给定 I_s ，求解 S 和 I_b 属于不适定问题，可以将该问题转化为最大后验概率估计问题

$$\arg \min_{B, S} \|I_s - S - K * I_b\|_2^2 + P_b(B) + P_s(S) \quad (5)$$

式中， $P_b(B)$ ， $P_s(S)$ 分别为背景和雪花先验。在传统方法中，这些先验可以是高斯模型、稀疏编码和低秩。在深度学习算法中，这些先验通过训练数据来拟合，并自动地内嵌到网络中。

2 雪数据库

雨雪天特殊的气候条件决定了拍摄有雪图像对应的无雪图像是非常困难的，但是有监督的深度学习需要大量的带标签数据，因此为了得到一个带标签的数据库，我们合成了一个雪图像数据库。为了

使合成的数据接近真实的下雪图像, 首先从网络下载和拍摄了有雪景但是没有雪花的背景图像, 然后采用不同密度、形状、大小和透明度的白色粒子合成下雪的图像。该雪数据集包含了 2 000 组下雪、背景和雪花图像, 其中训练集包含了 1 700 组, 测试集包含了 300 组。图 2 显示了部分数据库中的下雪图像。从上到下每一行分别代表小雪、中雪和大雪。

图 2 雪数据集

图 3 整体网络结构图

3.1 雪花检测子网络

雪模型中 S 是动态雪花, 它不仅包含了雪花的位置、形状等低层信息, 还含有分布、透明度、密度等高层信息。所以动态雪花的检测, 既要检测到低层信息也需要准确估计高层信息。通常, 卷积神经网络的底层提取低层信息, 高层提取语义信息, 并且网络层数越多, 提取的特征越丰富和抽象。但是简单地通过增加网络层数来提取高层的语义信息, 会导致梯度消失和退化等问题。为此本文通过引入正则化和正规化中间层来预防梯度消失。

退化问题是随着网络层数的增加, 在训练集上的准确度达到了饱和或下降。为了解决退化问题, 网络使用了残差学习的思想^[16]。如果深层网络后面的层是恒等映射, 那么模型就退化为一个浅层网络。直接让一些层拟合一个恒等映射函数 $H(x) = x$ 是比较困难的, 如果把网络设计为 $H(x) = F(x) + x$, 就可以转换为学习一个残差函数 $F(x) = H(x) - x$, 只要 $F(x) = 0$, 就构成了一个恒等映射 $H(x) = x$, 拟

3 深度去雪网络

根据雪模型, 雪花和背景是通过一种线性的组合得到下雪的图像。通常给定下雪图像后, 雪花图像和背景图像都是未知的, 因此雪花模型的求解是一个不适定问题。深度学习网络需要同时估计这两个未知量, 因此本文采用两个功能模块来同时检测和去除雪花, 并且采用串联的网络结构使雪花检测和去除可以互相促进。为了准确地学习有雪图像和无雪图像之间的差异, 雪花检测子网络采用了残差学习网络。去雪子网络采用了密集连接的 U 型网络。U 型网络可以较好地保留图像的细节, 密集连接的 DenseNet 特征复用的特点可以提升去雪网络的准确性。文中简称该联合检测和去除雪的网络为 RS-UDNet, 其结构如图 3 所示。

合残差通常会更加容易。残差学习示意图如图 4 所示。

图 4 残差学习示意图

为了准确地估计雪花图像, 检测子网络采用了 30 层的残差网络来检测雪花。如图 5 所示, 该网络包含了 3 个 10 层的残差学习模块, 各学习模块之间通过 1×1 的卷积来调整通道数, 每个模块的通道数都是上一模块的 2 倍, 每个模块包含 5 个残差块, 每个残差块由两层 3×3 的卷积层构成, 两层之间采用了残差的连接方式。

图5 雪花检测子网络

3.2 雪花去除子网络

检测到雪花后, 需要对雪花区域进行复原, 为了在复原的同时较好地保留背景细节, 本文采用由 Dense block 组成的 U-net 来去除雪花。

U-net^[17]是一种结构形似字母 U 的深度学习网络, 其结构示意图如图 6 所示。U-net 网络主要有两部分组成: 收缩路径和扩展路径。收缩路径主要是用来捕捉图像中的语义信息, 而扩展路径则主要是为了对图像中所关注的部分进行精准定位。通过把收缩路径上提取到的高像素特征与扩展路径上新的特征图进行融合, 实现了精准定位和最大程度的保留前面降采样过程一些重要的特征信息。

图6 U-net 示意图

Dense block^[18]是一种最大化网络所有层之间信息流的网络, 其结构示意图如图 7 所示。它将网络中所有层都进行了两两连接, 使网络中每一层都接受它前面所有层的特征作为输入, 即任意层 l 的输入和输出间的关系可以表示为如下关系式

$$x_l = H_l([x_0, x_1, \dots, x_{l-1}]) \quad (6)$$

式中, $[x_0, x_1, \dots, x_{l-1}]$ 表示将前面所有层的输出串联到一起, H_l 表示第 l 层的映射函数。

Dense block 采用密集的连接方式使网络在反向传播时每一层都会接受其后所有层的梯度信号, 所以不会随着网络深度的增加使靠近输入的卷积层的梯度变得越来越小, 减轻了训练过程中梯度消散的问题。同时, 由于大量的特征被复用, 所以使用少量的卷积核就可以生成大量的特征, 最终使模型

的尺寸比较小。

图7 Dense block 连接示意图

本文将 U-net 和 Dense block 相结合设计了一种 U-DenseNet 网络作为去雪子网络。该网络利用 U-net 来更好地保留图像细节, 而 DenseNet 将低层特征复用到高层提高了去雪的准确度, 所以将它们结合后缓解了去雪过程中由于去雪过度导致背景细节丢失和去雪不彻底之间的矛盾。U-DenseNet 的网络结构如图 8 所示, U-DenseNet 收缩路径由三个下采样模块构成, 该模块包含了 Dense block、批标准化和池化层, 其中批标准化包含了标准化操作和带 Relu 激活的卷积操作, 池化层是对原始图像进行步长为 2 的降采样操作。U-DenseNet 扩展路径由三个对应的上采样模块构成。每个模块由反卷积层、Dense block 和批标准化组成。首先, 反卷积层与对应收缩路径上的特征图进行融合, 然后送入 Dense block 进行卷积, 最后 U-DenseNet 网络通过一层 1×1 的卷积层将任意数目的特征矢量转换为三维的输出图像。

图8 U-DenseNet 网络结构图

3.3 网络优化

网络采用逐像素加权的 MSE 损失作为损失函数, 如式(7)所示

$$L(\Theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\lambda_1 \left\| \hat{I}_b^i - I_b^i \right\|_2^2 + \lambda_2 \left\| \hat{S}_i^i - S_i^i \right\|_2^2) + \lambda_3 \left\| \Theta \right\|_2^2 \quad (7)$$

式中, $\hat{I}_b^i$ 和 $\hat{S}_i^i$ 分别表示估计的无雪图像和雪花, λ_1 , λ_2 和 λ_3 是平衡各损失间的权重, Θ 是深度学习网络中的所有参数, N 代表了训练集中包含的图像总数。整个训练过程就是通过误差反向传播来不停更新网络使损失函数达到最小。训练时为了防止过拟合和

梯度消失等问题,对数据通过旋转、裁剪和变换操作进行了增强,并在多数的卷积层中都使用了泄漏、参数正则化和正规化操作。

整个网络采用 Tensorflow 框架来实现,并通过惯性优化器和随机梯度下降法来优化目标函数。训练过程中使用均值为 0,方差为 0.01 的正太分布初始化所有的网络参数;惯性优化器的惯性系数为 0.9;网络参数衰减系数为 10^{-6} ;初始学习率设置为 10^{-2} 。

4 试验与结果

为了说明 RS-UDNet 去雪的有效性,本文对网络在合成数据集上做了定量的分析试验,在真实图像上做了定性的试验,并与最新的去雨雪算法做了比较。

4.1 合成图像对比试验

为了定性地评估去雪的效果,我们与文献[2-3]中的方法进行了对比,并采用峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)作为评判基准。PSNR 和 SSIM 可以较好地衡量估计的无雪图像和真实无雪图像之间的差异。表 1 显示了在三种不同大小的雪图像和整个测试数据集上测试的结果,从表中可以看出本文算法的去雪效果是最好的,PSNR 值比文献[2]的算法高出 2 dB,SSIM 比文献[2]中的算法高出 0.06。为了直观地显示去雪的效果,随机从测试集中选择了一张小雪、中雪和大雪的去雪图像,如图 9 所示,图中显示了不同算法去雪的视觉效果,并在左上角标注了 PSNR 和 SSIM 值。从图中看出本文算法可以去除不同类别的雪花,并较好地保留了背景细节。FU 等^[2-3]的方法虽然能去掉部分半透明的雪花,但是对全遮挡和尺寸较大的雪花几乎不能去除。

表 1 不同算法在数据集上的 PSNR 和 SSIM 比较

	小雪		中雪		大雪		数据集	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
文献[2]方法	26.48	0.86	25.22	0.85	24.81	0.86	25.50	0.86
文献[3]方法	23.48	0.81	23.03	0.79	21.52	0.78	22.68	0.79
本文方法	29.78	0.93	27.56	0.92	25.91	0.91	27.75	0.92

图 9 合成雪图像去雪效果对比

4.2 真实图像对比试验

为了进一步验证网络在真实雪图像上的去雪效果,我们收集了一些真实的下雪图像,并在这些图像上对本文算法和文献[2-3]中的算法进行了

对比。图 10 显示了不同算法去雪的效果,从图中可以看出本文算法可以去除不同形状、大小和透明度的雪花,而其他算法通常只能去除半透明的雪花。

图 10 真实雪图像去雪效果对比

5 结论

为了提升共融机器人在雪天气中视觉系统的鲁棒性，本文从雪的物理成像过程出发，推导了一个简化的雪模型，然后依据这个模型设计了一个新的深度去雪网络。该网络由雪花检测网络和去除网络构成，雪花检测子网络采用了残差网络检测雪花的位置和透明度信息，雪花去除子网络采用了 U-net 和 DensNet 相结合的 U-DenseNet 网络来保留背景细节和去除雪花。试验表明本文算法在合成和真实图像上都取得了较好的去雪效果。

参 考 文 献

- [1] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Contrast restoration of weather degraded images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2003, 25(6): 713-724.
- [2] FU Xueyang, HUANG Jiabin, ZENG Delu, et al. Removing rain from single images via a deep detail network[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2017: 1715-1723.
- [3] ZHANG He, PATEL V M. Density-aware single image de-raining using a multi-stream dense network[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2018: 695-704.
- [4] LUO Yu, XU Yong, JI Hui. Removing rain from a single image via discriminative sparse coding[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2015: 3397-3405.
- [5] WANG Yinglong, LIU Shuaicheng, CHEN Chen, et al. A hierarchical approach for rain or snow removing in a single color image[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(8): 3936-3950.
- [6] LI Yu, TAN R T, GUO Xiaojie, et al. Rain streak removal using layer priors[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016: 2736-2744.
- [7] DING Xinghao, CHEN Liqin, ZHENG Xianhui, et al. Single image rain and snow removal via guided L0 smoothing filter[J]. Multimedia Tools & Applications, 2016, 75(5): 2697-2712.
- [8] REN Weihong, TIAN Jiandong, HAN Zhi, et al. Video

- desnowing and deraining based on matrix decomposition[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2017: 2838-2847.
- [9] CAI Bolun, XU Xiangmin, JIA Kui, et al. DehazeNet: An end-to-end system for single image haze removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(11): 5187-5198.
- [10] HE Kaiming, SUN Jian, TANG Xiaoou. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2011, 33(12): 2341-2353.
- [11] LI Boyi, PENG Xiulian, WANG Zhangyuang, et al. AOD-net: All-in-one dehazing network[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society, 2017: 4780-4788.
- [12] XU Jiang, ZHAO Wei, LIU Peng, et al. An improved guidance image based method to remove rain and snow in a single image[J]. Computer & Information Science, 2012, 5(3): 49-55.
- [13] PEI S C, TSAI Y T, LEE C Y. Removing rain and snow in a single image using saturation and visibility features[C]// IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshops. IEEE, 2014: 1-6.
- [14] ZHENG Xianhui, LIAO Yinghao, GUO Wei, et al. Single-image-based rain and snow removal using multi-guided filter[C]// International Conference on Neural Information Processing. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013: 258-265.
- [15] GARG K, NAYAR S K. Detection and removal of rain from videos[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 2004: I-528-I-535.
- [16] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2016: 770-778.
- [17] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, Cham, 2015: 234-241.
- [18] HUANG Gao, LIU Zhuang, MAATEN L V D, et al. Densely connected convolutional networks[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2017: 2261-2269.

作者简介: 李鹏越, 男, 1990 年出生, 博士研究生。主要研究方向为坏天气下的图像处理和机器人视觉。

E-mail: lipengyue@sia.cn

田建东(通信作者), 男, 1980 年出生, 研究员, 博士研究生导师。主要研究方向为机器人视觉、成像计算与图像恢复。

E-mail: tianjd@sia.cn

李小毛, 男, 1981 年出生, 副研究员, 硕士研究生导师。主要研究方向为图像处理和无人艇。

E-mail: lixiaomao@shu.edu.cn