

基于光流的视频缺陷检测及修复方法

黄福杰, 罗 斌[†]

(西南交通大学 信息科学与技术学院, 成都 611756)

摘要: 为了修复视频中的划痕和斑点,提出一种基于光流的视频缺陷检测及修复方法。首先,根据光流场得到相邻帧对应像素之间的位置关系,利用对应点灰度差确定像素点所在位置是否为缺陷。其次,修正缺陷区域的光流,以修正光流指向的相邻帧修补点填补对应的缺陷点。最后,针对已修复的视频帧重新计算光流场并重复修复步骤,直到该帧满足迭代修复的收敛条件。针对DAVIS视频数据集的不同场景,模拟产生数量为单帧像素点总数1%左右的缺陷后进行检测修复实验,给出查全率与误识别率的关系曲线,其中,误识别率为0.1%时,查全率可达80%以上;修复后的SSIM大于0.991,LPIPS小于0.037。针对老旧视频的修复实验表明,算法能够有效去除细小划痕和大小斑块。

关键词: 计算机视觉; 视频缺陷检测; 视频修复; 光流

中图分类号: TP37

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2023)01-050-0299-05

doi:10.19734/j.issn.1001-3695.2022.04.0211

Video defect detection and repair method based on optical flow

Huang Fujie, Luo Bin[†]

(School of Information Science & Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

Abstract: In order to repair scratches and spots in video, this paper proposed a video defect detection and repair method based on optical flow field. Firstly, it obtained the positional relationship between the corresponding pixels of adjacent frames according to the optical flow field, and used the intensity difference of the corresponding points to determine whether the pixel position was a defect point. Then, it corrected the optical flow of the defect area and filled the corresponding defect points with the repair pixels in the adjacent frames pointed by the corrected optical flow. Finally, for the repaired video frame, it recalculated the optical flow field and repeated the above repair steps until the frame satisfy the convergence condition of iterative repair. For different scenes in the DAVIS dataset, after simulating the defects that account for about 1% of the total number of pixels in a single frame, this paper conducted a detection and repair experiment, and gave the curve between the recall rate and the false recognition rate. When the false recognition rate was 0.1%, the recall rate could reach more than 80%; the SSIM was greater than 0.991 and the LPIPS was less than 0.037. Experiments on old videos show that scratches and spots can be effectively removed.

Key words: computer vision; video defect detection; video repair; optical flow

0 引言

视频修复的目的在于提升视觉感受并将其数字化保存,更关键地可以对重要的影像资料进行抢救性修复。完整的修复过程通常包括去缺陷(如划痕、斑点、噪声、闪烁等)、去抖动、补帧、增强分辨率、上色等,而去除缺陷是其中的重要环节。该环节如果采取手动修复的话需要很大的工作量,因此设计自动高效的修复方法代替或减轻手动修复的工作量显得十分必要。该项工作主要面临缺陷位置检测和缺陷修补算法两个问题,本文工作将基于这两点展开。

经典的视频缺陷检测法有马尔可夫随机场法(MRF)^[1]、排序差异法(ROD)^[2]以及简易排序差异法(SROD)^[3]等,这些方法检测之前先进行运动补偿。SDIa将当前像素点与前后帧比对,满足阈值判断为缺陷点。MRF在SDIa的基础上过滤掉误判的离散点。ROD和SROD在检测时还考虑相邻像素点信息,对斑点的判断更为准确。Ren等人^[4]在运动补偿正确的区域对比前后帧像素块均值,满足自适应阈值则判定为缺陷,而当运动补偿不正确时,采用空间滤波的方法在当前帧判断缺陷位置。Aydin等人^[5]提出基于视觉显著性映射的老旧视频斑

点检测方法,使用视觉显著性映射图显示输入帧中的突出区域,从而在斑点检测中获得更准确的结果,避免了运动补偿的步骤。Müller等人^[6]利用视频的运动向量异常检测明显划痕,并分析已检测划痕的时空一致性降低错检率。Buades等人^[7]提出了一种统计方法来检测图像序列中的斑点,该方法产生适应局部统计的阈值,并考虑了邻域中的灰度差异而不是孤立点。Xu等人^[8]利用缺陷块与周围不一致的特点判断缺陷块的位置,又与相邻帧比对得出当前像素是否为缺陷点,检测大尺寸的缺陷有较好的效果。Yous等人^[9]利用CNN将视频分类为原像素和缺陷像素,主要检测斑点和划痕,根据斑点与周围明显不相同的特征过滤掉误判的斑点,利用形态学增强已检测划痕的连通性。Renaudeau等人^[10]使用U-Net网络^[11]和形态学闭运算实现了对旧电影中微小缺陷的检测,检测结果还需做进一步处理以消除错检点。上述方法主要目的是定位视频中缺陷的位置,没有对检测到的缺陷作进一步修复处理。

基于像素块匹配搜索的单帧修复算法^[12],将其搜索区域由二维平面扩展至三维后可用于视频修复,如Newson等人^[13]采用该快速迭代搜索算法,结合运动补偿并引入新的像素块对比方法后,得到的修复结果比基于单帧修复的方法更加准确自然。Ren等人^[14]利用帧间差异初步确定斑点位置,采用一致

收稿日期: 2022-04-25; 修回日期: 2022-06-13

作者简介: 黄福杰(1997-),男(布依族),贵州黔西南州人,硕士研究生,主要研究方向为数字图像/视频处理;罗斌(1968-),男(通信作者),湖北孝感人,教授,博导,博士,主要研究方向为信息与通信工程(blue@swjtu.edu.cn)。

性检测和均值滤波去除由于像素运动产生的误判点,再进行局部运动估计和补偿,在相邻帧搜索五个候选修补块,取其均值作为修补块。Bruni 等人^[15]使用划痕检测算法获取划痕位置后,利用小波变换和韦伯定律来衰减划痕。Gullu 等人^[16]用 SROD 法检测斑点,计算斑点中每个像素点的修复优先级,处在纹理或者边缘的像素点优先修复,在相邻帧一定范围内搜索最佳近似块修补缺陷。Zhang 等人^[17]使用线行增强技术和高斯滤波器,检测到视频中的规整划痕,用基于拉普拉斯算子的图像修复算法去除划痕。Chishima 等人^[18]使用霍夫变换检测形状规整的细线划痕,用滤波窗口方向与划痕方向相同的均值滤波器消除划痕。Wang 等人^[19]在时空域动态生成基于随机步的候选修补块,在所有的候选块中选取最适合的候选块修补缺陷。Li 等人^[20]分解原视频为低秩矩阵和表示缺陷的稀疏矩阵,其中低秩矩阵表示修复后的视频,当整体的视频缺陷较少时修复效果良好。文献[21~23]用待移除目标物轮廓外的光流对目标物区域进行插值,获取该区域的背景光流并以此得到相邻帧的填充像素,从而将目标物移除。此类工作的大致修复思路与视频缺陷修复十分相似,不同的是,此类工作的待处理区域光流不会产生异常,因此只需要采样简单的插值法便可获取指导修补的背景光流。随着深度学习在图像处理领域的快速发展,众多研究也将深度学习引入视频修复中,于冰等人^[24]提出基于时空生成对抗网络^[25]的修复方法,利用生成网络合成缺失区域的像素。网络包含单帧修复和序列修复模型,实现了视频的时空一致修复,但在运动较大区域具有局限性。此外,文献[26,27]还将注意力机制引入到修复网络,通过注意力层使得模型关注到感受野之外的区域,获得更远处相邻帧的可见信息,模型有较好的修复质量,但在复杂区域如物体边缘因合成的纹理层次不足存在模糊,且生成式的网络存在不稳定性。

当视频背景静止或平缓变化时,通常可以轻易地检测到缺陷,但当缺陷位于复杂运动区域时运动补偿准确度下降,这时会产生较多的错误检测。上述滤波或者插值修复的方法主要利用了缺陷邻域的像素信息,将邻域的已知像素传播到缺陷区域,该方案容易使修复区域模糊,而在相邻帧遍历搜索修补块的方式效率较低。

因为视频帧之间存在极高的信息冗余性,通常当前帧的像素也会在相邻帧出现,所以能够利用图像序列之间的关联性在相邻帧找到修补点位置。而视频光流场表征了相邻帧像素点之间的位置对应关系,能够更准确地获取视频像素的运动信息,克服运动补偿准确度不足的问题。因此,本文提出一种基于光流场的视频缺陷自动检测及修复方法。首先,使用光流算法计算视频光流场,获得像素点在相邻帧的对应位置,利用缺陷区域的异常光流引起的对应点灰度差异大来检测缺陷。其次,用缺陷外缘的光流信息修正缺陷区域的光流,并根据修正后的光流获取对应的相邻帧修补点。最后,将已修复帧重新作为输入后重复上述步骤,直到修复区域的所有像素点与最新光流场表征的对应点灰度差异均值收敛或达到最大迭代次数。本文修复算法将缺陷检测和修复结合在一起,对缺陷有较低的错检率和漏检率,实现了视频缺陷的自动检测及修复。

1 视频缺陷预检测

令三维矩阵 G 表示长、宽、帧数分别是 X 、 Y 、 T 的视频, $G(x, y, t)$ 表示第 t 帧 (x, y) 点灰度值。 U_+ 、 V_+ 表示正向光流的 x 、 y 分量, U_- 、 V_- 表示视频反向光流的 x 、 y 分量,即第 t 帧像素点 (x, y) 在第 $t+1$ 帧的位置为 $(x + U_+(x, y, t), y + V_+(x, y, t))$, 在第 $t-1$ 帧的位置为 $(x + U_-(x, y, t), y + V_-(x, y, t))$ 。根据像素点的正、反向光流能够得到其前后帧的对应位

置。因为划痕等缺陷随机出现,在相邻帧对应位置通常很难出现相同的缺陷,所以该位置计算出的光流会产生异常。如图 1 所示, (a) 是添加模拟缺陷的一帧图像, (b) 中两条曲线分别是划线处的正反向光流大小曲线。可以看出,划线区域的正反向光流在非缺陷区域变化缓慢,而在缺陷区域剧烈跳变。显然,按照异常光流给出的位置对应关系,对应点之间灰度值将差异极大。即使缺陷区域的光流计算正确,由于缺陷的存在,对应点之间的灰度值差异也应该比较大。根据以上思路,本文设计了一种基于光流的视频缺陷检测及修复方法。

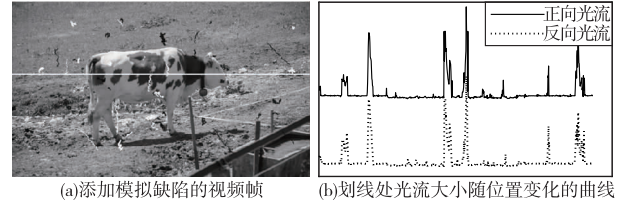


图 1 缺陷区域的光流变化

Fig. 1 Optical flow variation in defect area

定义维度跟大小与视频 G 一致的布尔矩阵 H 记录缺陷点位置,当点 (x, y, t) 是缺陷像素时将 $H(x, y, t)$ 置为 1, 否则置零。判断点 (x, y, t) 是否为缺陷点的表达式如下:

$$T_1 = G(x, y, t) - G(x + U_+(x, y, t), y + V_+(x, y, t), t + 1) \quad (1)$$

$$T_2 = G(x, y, t) - G(x + U_-(x, y, t), y + V_-(x, y, t), t - 1) \quad (2)$$

$$H(x, y, t) = \begin{cases} 1 & |T_1| > T_g \text{ and } |T_2| > T_g \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (3)$$

其中: T_g 是灰度阈值,是预检测和修复时的重要参数, T_1 、 T_2 是当前像素点与前后帧灰度差异。当 T_1 、 T_2 绝对值均大于灰度阈值 T_g 时,该位置初步判定为缺陷点。具体关于灰度阈值 T_g 如何合理地确定,将在 3.3 节讨论。

与单帧内检测不同,帧内检测主要利用缺陷像素与周围像素的差异来确定位置,如滤波法在缺陷处于低频的背景区域时,要比高频区域检测效果更好,而光流检测法因为在检测时根据的是像素点自身灰度在运动过程中的变化,不依赖帧内邻域的像素点,所以检测效果与光流场的准确度密切相关,与缺陷邻域的场景是否复杂无关。

由于缺陷的出现不仅会导致该位置光流计算错误,也会影响到缺陷相邻区域的光流计算准确度,有可能导致邻域像素点也被检测成缺陷点,即预检测的结果中可能包含了真正的缺陷点和视频本身的非缺陷像素点。在修复预检测点前,先比较在相邻帧获取的修补点和预检测点的灰度差异,如果差异小于灰度阈值 T_g ,则该预检测点视为非缺陷点不进行修复,预检测中真正的缺陷点是最终修复之后所有灰度有变化的像素点,从而有效排除缺陷邻域的误检测点。

2 修复模型

2.1 总体修复框架

令 E_v 和 E_f 分别表示第 t 帧灰度差异项和光流平滑项,其中:

$$E_v =$$

$$\frac{1}{M_1} \sum_{\substack{0 \leq x \leq X, 0 \leq y \leq Y, \\ H(x, y, t) = 1}} (|G(x, y, t) - G(x + U_+(x, y, t), y + V_+(x, y, t), t + 1)| + |G(x, y, t) - G(x + U_-(x, y, t), y + V_-(x, y, t), t - 1)|) \quad (4)$$

$$E_f = \frac{1}{M_1} \sum_{\substack{0 \leq x \leq X, 0 \leq y \leq Y, \\ H(x, y, t) = 1}} (|\nabla U_+(x, y, t)| + |\nabla V_+(x, y, t)| + |\nabla U_-(x, y, t)| + |\nabla V_-(x, y, t)|) \quad (5)$$

其中: M_1 是第 t 帧中预检测点的数目;灰度差异项 E_v 表征第 t

帧所有缺陷点与相邻帧对应点灰度差异的均值;光流平滑项 E_f 表征第 t 帧所有缺陷点正、反向光流的梯度大小均值。通常期望修复后的缺陷点与前后帧对应位置处的灰度差异应最小且光流场平滑渐变,即灰度差异项 E_v 和光流平滑项 E_f 要尽可能小。详细的修复框图如图2所示,框图中 N 为最大迭代次数; E 为灰度差异项 E_v 和光流平滑项 E_f 的加权相对变化量,是终止迭代修复的重要参数,表达式如下所示。

$$E = k \frac{\Delta E_v}{E_v} + (1-k) \frac{\Delta E_f}{E_f} \quad (6)$$

其中: k 为灰度差异项 E_v 和光流平滑项 E_f 之间的权重因子,控制两者在迭代修复时相对变化量的比重; ε 为加权相对变化量 E 对应的预设阈值,当 E 小于 ε 时终止迭代程序。完整的修复框图可分为修正光流场、更新缺陷区域像素和迭代修复,下面分别阐述这三个部分。

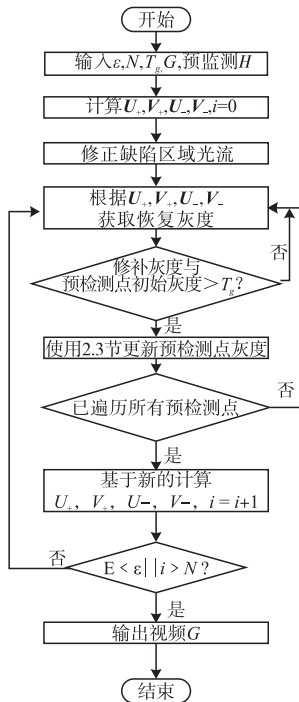


图2 迭代修复框图

Fig.2 Iterative repair block diagram

2.2 修正光流场

由于同一运动物体包含的像素点具有相同的运动信息,局部的光流通常十分相近,所以可以将缺陷邻域的正确光流沿着缺陷轮廓传播到缺陷区域,从而修正该区域的错误光流。首先,使用 OpenCV 中的轮廓提取算法获取缺陷的轮廓,然后,对轮廓线上的每一点计算以该点为中心的矩形区域中非缺陷点上的平均光流,将平均光流作为该点新的光流值。如图3所示,第 t 帧缺陷轮廓线上的点 (x_0, y_0) 其正向光流的 x 分量为

$$U_+(x_0, y_0, t) = \frac{1}{M_2} \sum_{\substack{x_0-w \leq x \leq x_0+w, \\ y_0-w \leq y \leq y_0+w, \\ H(x, y, t) \neq 0}} U_+(x, y, t) \quad (7)$$

其中: M_2 是以 (x_0, y_0) 为中心的矩形区域中非缺陷点的数目, w 是该矩形边长,通常光流计算中窗口大小为 5×5 或 7×7 ,这里令矩形边长 w 与光流计算的窗口大小一致。当轮廓线上的错误光流全部修正后,重新获取内层轮廓,采用同样的方法修正内层轮廓线上的错误光流,直到该缺陷区域的正向光流 x 分量全部修正完毕。正反向光流的 x, y 分量的修正步骤类似。

2.3 更新缺陷区域像素

使用2.2节方法修正缺陷区域光流后,可根据缺陷区域的光流获得每个缺陷点在相邻帧的对应点位置。将前后帧两个

对应点的灰度平均值作为新的修补灰度,当该修补灰度与预检测点的原始灰度差异大于预检测时的灰度阈值 T_g 时,该预检测点被视为缺陷点并对其进行修复。修复后的缺陷点 (x, y, t) 灰度为

$$G(x, y, t) = \frac{1}{2} (G(x + U_+(x, y, t), y + V_+(x, y, t), t+1) + G(x + U_-(x, y, t), y + V_-(x, y, t), t-1)) \quad (8)$$

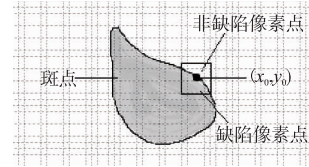


图3 光流修正示意图

Fig.3 Optical flow correction diagram

以对点灰度均值作为填补灰度,使修复后连续帧之间的对应像素点灰度一致或均匀变化。初始修正的光流并不保证完全正确,在部分缺陷点位置上会存在偏差,根据偏差的光流得到的修补像素点会导致修复区域残留斑点和伪影。缺陷区域经过修复后能够计算得到更正确的光流场,而正确的光流场又反过来能够指导更准确地修复。两者交替进行的迭代策略使得修复收敛,减少了由于偏差光流导致的残留斑点。

2.4 迭代修复

迭代修复包含修正缺陷区域光流和更新缺陷点灰度。针对修复后的视频帧重新计算其光流场并重复迭代修复步骤,直到加权相对变化量 E 小于预设阈值 ε ,当加权相对变化量 E 不满足收敛条件时,程序达到最大迭代次数 N 时也跳出循环。在不同场景的修复实验中,加权相对变化量 E 收敛到 0.01 时的迭代次数通常小于 6,因此这里将加权相对变化量 E 的阈值 ε 设为 0.01,最大迭代次数 N 设为 6。图4是修复效果与迭代次数的关系,其中,图(b)是图(a)中的矩形框区域,迭代1次后缺陷区域大体上有比较好的效果,细节上还有残留斑点,第4次消除了残留斑点,缺陷区域的纹理更加清晰。迭代修复可逐渐丰富缺陷区域的细节,提高视频的时空连贯性。

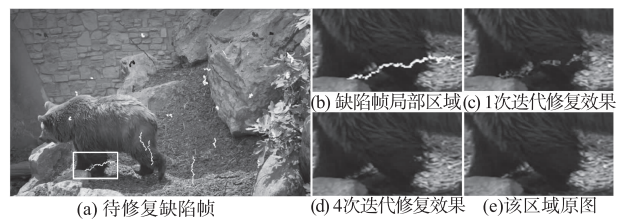


图4 不同迭代次数的修复效果

Fig.4 Repair results of different iterations

3 实验结果与分析

实验的数据为各种真实受损的老旧视频和公共 DAVIS 数据集,两类数据涉及的场景多样复杂,下面分别对这两大类型数据进行修复实验,并对公共数据集的缺陷检测和修复效果作定量评价。

3.1 老旧视频修复

从下文对灰度阈值 T_g 的讨论结果来看,灰度阈值 T_g 为 8~20 时对缺陷有较好的检测效果,因此,这里令灰度阈值 T_g 等于 14,对存在细小划痕和不规则斑点的连续三帧老旧视频图像进行修复。因为真实受损的老旧视频没有原始视频作为参考,所以只能对修复后的效果作主观性评价而很难做定量分析。从图5(b)的修复结果来看,本文算法能够检测到这3帧

图像的细小划痕和分布在不同区域的大小斑块并将其修复,处在人眼等细节区域的划痕被完整去除且没有破坏原有的纹理,修复后的斑块区域不引入模糊。

为了分析本文的光流修复算法在图像有噪声污染的情况下对明显划痕、斑点等缺陷的修复能力,实验从老旧电影胶片上采集原始图像,这些含噪图像没作任何预处理,存在各种大小斑点和尺寸不一的划痕,使用本文算法对采集到的连续三帧图像进行修复,结果如图6所示,光流修复算法能够去除其中明显的大斑块、小斑点和细小划痕等,修复后在总体的视觉感受上有较大改善。由于本文的目的是去除视频中的各类划痕和斑点等,并不涉及图像或者视频的去噪处理,所以,修复结果保留了其中的颗粒噪声,要进一步获得去噪后的修复效果,还需针对此类含噪情景作详细的分析研究。



图5 受损老旧视频的连续3帧图像的修复效果

Fig. 5 Repair results of continuous 3 frames of damaged old video

图6 从电影胶片采集的连续3帧含噪图像的修复效果

Fig. 6 Repair results of 3 consecutive frames of noisy images collected from film

3.2 公共数据集修复

针对DAVIS数据集中cows视频连续3帧,模拟产生数量占单帧像素总数的1%左右的缺陷点,使用本文算法在灰度阈值 T_g 为14时检测修复,图7是对应的连续3帧修复结果,对于无噪声影响的公共视频数据集,本文修复算法能够去除视频的静态背景和运动物体上的各类不规则斑块与明显划痕,且修复区域纹理清晰,保持了原本的清晰度。

将修复后的3帧cows视频图像与原视频帧作对比,所有灰度发生变化的点即是被本文算法检测到并已被修复的缺陷点。再分别使用ROD和MRF缺陷检测法对这3帧图像进行缺陷检测。其中,ROD法的阈值 T_1, T_2, T_3 分别为15, 25, 35; MRF法的阈值 e_1, e_2 分别为15, 25。三种方法检测结果的查全率与误识别率分别为:本文0.849, 0.001; ROD 0.872, 0.013; MRF 0.705, 0.003。其中,查全率(True Positive Rate, TPR):正确检测的缺陷点与缺陷点数量比值;误识别率(False Positive Rate, FPR):错误检测点与非缺陷点数量比值。第1帧的缺陷位置检测如图8所示,ROD法在检测到大部分缺陷的同时也有比较多的错误检测点, MRF法虽然错误检测点少但是检测到的缺陷点较离散,从而查全率TPR下降。通常希望算法尽可能多地检测到真正的缺陷点,同时,尽可能少地将原本像素点误判成缺陷点,即希望算法具有高查全率TPR和低误识别率FPR,结果表明,本文算法满足这两点要求。

3.3 实验结果评价

为了定量分析本文算法在复杂场景变化下的检测和修复效果,以及验证灰度阈值对场景变化是否具有适应能力,针对DAVIS视频数据集中4个不同的场景,模拟产生了数量占单帧像素总数的1%左右的缺陷点,如图9所示。采用灰度阈值 T_g 从 $2^0 \sim 2^7$ 对以下4个场景分别进行检测修复,最终检测结果如图10所示,结果表明,不同场景下灰度阈值 T_g 在8~20内均有较高查全率TPR和低误识别率FPR,灰度阈值 T_g 对场景变化的

适应能力强,在8~20的阈值范围内查全率均在0.8以上。



图7 添加模拟缺陷的连续3帧图像的修复效果

Fig. 7 Repair results for three consecutive frames that is added by simulate defects

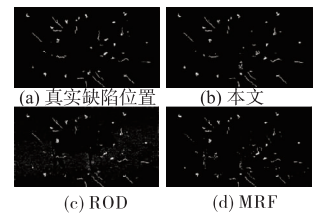


图8 三种方法检测到的缺陷位置

Fig. 8 Defect locations detected by three methods

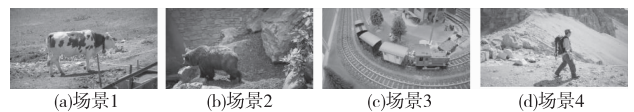


图9 4个不同的场景

Fig. 9 4 different scenarios

再分别使用ROD法、MRF法在各自的阈值范围内对以上场景进行缺陷检测,三种方法的4个场景的平均TPR-FPR关系曲线(roc曲线)如图11所示,缺陷检测可视为将像素点分成两类(缺陷和非缺陷),分类效果可用ROC(Receiver Operating Characteristic Curve)曲线表示,曲线越靠左上分类效果越好。结果表明,对比ROD法和MRF法,本文算法在0.001的误识别率区间查全率更高。

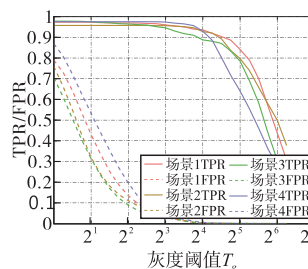


图10 不同场景的TPR- T_g , FPR- T_g 曲线

Fig. 10 TPR- T_g , FPR- T_g curves of different scenarios

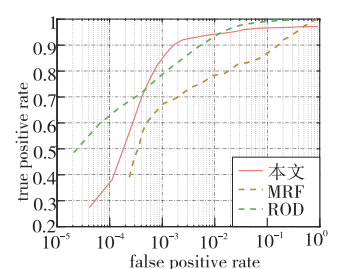


图11 不同方法的TPR-FPR曲线

Fig. 11 TPR-FPR curves of different methods

除以上基于传统运动补偿的两种方法外,将本文算法检测结果取平均值,与其他不同的算法进行综合比较。其中, Ren法与HAFID-STC法分别是Ren等人^[14]和Wang等人^[19]提出的基于空间滤波算法和隐马尔可夫模型, CNN法是Yous等人^[9]提出的基于循环神经网络的检测模型。四种算法在各自实验数据下的综合检测结果如表1所示, Ren误识别率最高, HAFID-STC表现较为稳健, CNN模型在误识别率为0.003时查全率能够达到0.92,高于其他方法,但是误识别率大于本文和HAFID-STC。本文算法在误识别率为0.001的区间内查全率大于0.85,同时兼顾了高查全率和低误识别率。

表1 不同检测算法的实验结果

Tab. 1 Experimental results of different detection algorithms

方法	误识别率 FPR	查全率 TPR
Ren	0.003 ~ 0.004	0.76 ~ 0.79
HAFID-STC	0.001 ~ 0.002	0.81 ~ 0.86
CNN	0.002 ~ 0.003	0.82 ~ 0.92
本文	0.001 ~ 0.002	0.85 ~ 0.91

图像或视频修复的评价指标通常是峰值信噪比(PSNR), 结构相似性(SSIM)等,新的评价方法有Zhang等人^[28]提出的

图像视觉相似性评价指标 LPIPS,该指标以图像深度特征作为感知度量,基于学习的感知相似度量更符合人类的感知。两种评价算法的数值正好相反,SSIM 的数值量化为 -1 至 $+1$,数值越接近 $+1$ 表明两张图像越相似,LPIPS 则是数值越接近 0 两张图像越相似。四个场景修复结果如表 2 所示,不同场景修复后的 SSIM 均大于 0.992 ,LPIPS 均小于 0.036 ,表明视频帧修复后与原始图像非常相似。

表 2 四个不同场景的修复结果
Tab. 2 Repair results for four scenarios

	缺陷占比/%	SSIM	LPIPS		缺陷占比/%	SSIM	LPIPS
场景 1	1.31	0.996	0.016	场景 3	1.46	0.992	0.036
场景 2	1.27	0.995	0.024	场景 4	1.12	0.994	0.021

修复实验中的缺陷包括真实受损以及模拟合成的各类斑点和划痕,形状大小各异且均是随机出现。修复对象涉及真实影像,胶片采集的视频帧和常见视频数据集,场景多样复杂。由于光流法修复的本质是将运动着的像素点复制到它被缺陷遮挡的位置,所以修复的效果主要取决于光流的准确度,不受场景变化的影响。从实验结果看出,修复模型对缺陷种类和场景有很好的泛化能力。

4 结束语

为了去除视频中的缺陷,本文充分考虑到插值或滤波的修复方法会对缺陷区域造成模糊,而基于运动补偿在帧间遍历搜索修补块的方法存在效率低的问题,提出了一种利用光流法设计视频缺陷检测及修复的方法。通过比较帧间对应点灰度差异,检测到视频中处于运动区域的缺陷位置,降低了错检率,同时,采用迭代修复缺陷区域和更新光流场的方式,逐步丰富了修复区域的纹理细节,充分利用了视频连续帧的信息冗余特性。实验表明,所提方法对老旧视频或者公共数据集中的各类缺陷均有较好的修复效果和检测水平。

本文算法的效果依赖于光流场的准确度,而现有光流算法在视频中的大跨度运动、像素自然消失等区域可能准确度不足,因此针对这类场景,通过改进和提升光流法的准确度,将有利于进一步提高修复效果,是今后一个重要的研究问题。

参考文献:

- [1] Kokaram A C, Morris R D, Fitzgerald W J, et al. Detection of missing data in image sequences [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1995, 4(11): 1496-1508.
- [2] Nadenau M J, Mitra S K. Blotch and scratch detection in image sequences based on rank ordered differences [M]//Cappellini V. Time-Varying Image Processing and Moving Object Recognition. New York: Elsevier, 1997: 27-35.
- [3] Biemond J, Van Roosmalen P M B, Lagendijk R L. Improved blotch detection by post processing [C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1999: 3101-3104.
- [4] Ren Jinchang, Vlachos T. Dirt detection for archive film restoration using an adaptive spatio-temporal approach [C]//Proc of the 2nd IEEE European Conference on Visual Media Production. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005: 221-230.
- [5] Aydin Y, Dizdaroğlu B. Blotch detection in archive films based on visual saliency map [J]. *Complexity*, 2020, 2020: 1-17.
- [6] Müller S, Bühler J, Weitbruch S, et al. Scratch detection supported by coherency analysis of motion vector fields [C]//Proc of the 16th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 89-92.
- [7] Buades A, Delon J, Gousseau Y, et al. Adaptive blotches detection for film restoration [C]//Proc of IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 3317-3320.
- [8] Xu Zhengya, Wu Hongren, Yu Xinghuo, et al. Features based spatial and temporal blotch detection for archive video restoration [J]. *Journal of Signal Processing Systems*, 2015, 81(2): 213-226.
- [9] Yous H, Serir A, Yous S. CNN-based method for blotches and scratches detection in archived videos [J]. *Journal of Visual Communication Image Representation*, 2019, 59: 486-500.
- [10] Renaudeau A, Seng T, Carlier A, et al. Learning defects in old movies from manually assisted restoration [C]//Proc of the 25th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2021: 5254-5261.
- [11] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//Proc of International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin: Springer, 2015: 234-241.
- [12] Barnes C, Shechtman E, Finkelstein A, et al. Patchmatch: a randomized correspondence algorithm for structural image editing [J]. *ACM Trans on Graphics*, 2009, 28(3): 24.
- [13] Newson A, Almansa A, Fradet M, et al. Video inpainting of complex scenes [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2014, 7(4): 1993-2019.
- [14] Ren Jinchang, Vlachos T. Detection and recovery of film dirt for archive restoration applications [C]//Proc of IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2007: 21-24.
- [15] Bruni V, Ferrara P, Vitulano D. Color scratches removal using human perception [C]//Proc of International Conference Image Analysis and Recognition. Berlin: Springer, 2008: 33-42.
- [16] Gullu M K, Urhan O, Erturk S. Blotch detection and removal for archive film restoration [J]. *AEU-International Journal of Electronics Communications*, 2008, 62(7): 534-543.
- [17] Zhang Hongying, Wu Yadong, Kuang Zhonglin. An efficient scratches detection and in painting algorithm for old film restoration [C]//Proc of International Conference on Information Technology and Computer Science. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 75-78.
- [18] Chishima K, Arakawa K. A method of scratch removal from old movie film using variant window by Hough transform [C]//Proc of the 9th International Symposium on Communications and Information Technology. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 1559-1563.
- [19] Wang Xiaosong, Mirmehdi M. Archive film defect detection and removal: an automatic restoration framework [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2012, 21(8): 3757-3769.
- [20] Li Houqiang, Lu Zhenbo, Wang Zhangyang, et al. Detection of blotch and scratch in video based on video decomposition [J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology*, 2013, 23(11): 1887-1900.
- [21] Huang Jiabin, Kang Singbing, Ahuja N, et al. Temporally coherent completion of dynamic video [J]. *ACM Trans on Graphics*, 2016, 35(6): 1-11.
- [22] Bokov A, Vatolin D. 100 + times faster video completion by optical-flow-guided variational refinement [C]//Proc of the 25th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2018: 2122-2126.
- [23] Okabe M, Noda K, Dobashi Y, et al. Interactive video completion [J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2020, 40(1): 127-139.
- [24] 于冰, 丁友东, 谢志峰, 等. 基于时空生成对抗网络的视频修复 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2020, 32(5): 769-779. (Yu Bing, Ding Youdong, Xie Zhifeng, et al. Temporal-spatial generative adversarial networks for video inpainting [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2020, 32(5): 769-779.)
- [25] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2014, 27: 2672-2680.
- [26] 刘浪, 李梁, 但远宏. 用于视频修复的连贯语义时空注意力网络 [J]. *计算机科学*, 2021, 48(10): 239-245. (Liu Lang, Li Liang, Dan Yuanhong, et al. Coherent semantic spatial-temporal attention network for video inpainting [J]. *Computer Science*, 2021, 48(10): 239-245.)
- [27] 李德财, 严群, 姚剑敏, 等. 基于残差卷积注意力网络的视频修复 [J]. *液晶与显示*, 2022, 37(1): 86-96. (Li Decai, Yan Qun, Yao Jianmin, et al. Video inpainting based on residual convolution attention network [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2022, 37(1): 86-96.)
- [28] Zhang R, Isola P, Efros A A, et al. The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric [C]//Proc of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2018: 586-595.