

隧道内不均匀照度下无人驾驶视觉融合感知方法

马庆禄 汪曦洪 马恋 段学锋

Visual fusion perception method under uneven illumination in tunnel of autonomous vehicles

MA Qinglu, WANG Xihong, MA Lian, DUAN Xuefeng

引用本文:

马庆禄, 汪曦洪, 马恋, 等. 隧道内不均匀照度下无人驾驶视觉融合感知方法[J]. 应用光学, 2025, 46(1): 89–101. DOI: 10.5768/JAO202546.0102001

MA Qinglu, WANG Xihong, MA Lian, et al. Visual fusion perception method under uneven illumination in tunnel of autonomous vehicles[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(1): 89–101. DOI: 10.5768/JAO202546.0102001

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202546.0102001>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于注意力机制与图卷积神经网络的单目红外图像深度估计

Depth estimation of monocular infrared images based on attention mechanism and graph convolutional neural network

应用光学. 2021, 42(1): 49–56 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0102001>

改进GSO与二维OTSU融合的红外图像多阈值分割方法

Multi-threshold segmentation method of infrared images based on improved fusion of GSO and 2D OTSU

应用光学. 2021, 42(4): 671–677 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0402006>

多源图像融合算法实时优化方法

Real-time implementation of multi-source image fusion algorithm

应用光学. 2022, 43(4): 676–681 <https://doi.org/10.5768/JAO202243.0402002>

基于红外和可见光图像逐级自适应融合的场景深度估计

Depth estimation based on adaptive fusion of infrared and visible light images progressively

应用光学. 2020, 41(1): 24–32 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0101004>

基于显著性的双鉴别器GAN图像融合算法

Saliency-based dual discriminator GAN image fusion algorithm

应用光学. 2024, 45(1): 107–117 <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0102005>

改进VGG网络的多聚焦图像的融合方法

Multi-focus image fusion method based on improved VGG network

应用光学. 2020, 41(3): 500–507 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0302003>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2025) 01-0089-13

引用格式: 马庆禄, 汪曦洪, 马恋, 等. 隧道内不均匀照度下无人驾驶视觉融合感知方法 [J]. 应用光学, 2025, 46(1): 89-101.

MA Qinglu, WANG Xihong, MA Lian, et al. Visual fusion perception method under uneven illumination in tunnel of autonomous vehicles[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(1): 89-101.



在线阅读

隧道内不均匀照度下无人驾驶视觉融合感知方法

马庆禄¹, 汪曦洪¹, 马恋¹, 段学锋²

(1. 重庆交通大学 交通运输学院, 重庆 400074; 2. 宁夏交投高速公路管理有限公司, 宁夏 银川 401120)

摘要: 针对隧道内不均匀光线引起的无人驾驶汽车视觉感知难题, 提出采用主动式红外与可见光相融合的增强方法。通过补充图像纹理和细节信息, 改善隧道内光线波动对无人驾驶的影响。首先, 利用导向滤波对图像进行去噪处理, 并通过对比度受限的自适应直方图均衡化对不同照度下的视觉信息进行增强; 其次, 对增强后的红外与可见光图像利用非下采样轮廓波方法进行分解, 将区域能量自适应加权平均和卷积稀疏表示的融合规则分别应用于低频基础和细节部分, 对高频细节分量应用显著性融合规则; 最后进行重构得到融合图像。实验结果表明: 基于卷积稀疏 CSR-RE 算法 (convolutional sparse representation and region energy adaptive Weighting) 对比 DLF (deep learning framework) 算法平均时间减少了 0.05 s, 相较于基于稀疏表示的融合方法 MI (mutual information) 值提升了 1.5, SF (spatial frequency) 值最高提升了 0.51, 整体性能优于其他算法。

关键词: 图像融合; 公路隧道; 红外图像; 卷积稀疏表示

中图分类号: TN201; TP391.41

文献标志码: A

DOI: [10.5768/JAO202546.0102001](https://doi.org/10.5768/JAO202546.0102001)

Visual fusion perception method under uneven illumination in tunnel of autonomous vehicles

MA Qinglu¹, WANG Xihong¹, MA Lian¹, DUAN Xuefeng²

(1. School of Traffic & Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China; 2. Ningxia Jiaotou Expressway Management Co., Ltd., Yinchuan 401120, China)

Abstract: In order to solve the visual perception problem of unmanned vehicles caused by uneven light in tunnels, an enhancement method based on the fusion of active infrared and visible light was proposed. By supplementing image texture and detail information, the impact of tunnel light fluctuations on unmanned driving was improved. Firstly, the image was denoised by pilot filter, and the visual information in the tunnel under different illuminance was enhanced by contrast limit adaptive histogram equalization. Secondly, the enhanced infrared and visible images were decomposed by using the non-subsampling contour wave method. The fusion rules of regional energy adaptive weighted average and convolutional sparse representation were used for low frequency base and detail respectively, and the significance fusion rules were applied to the directional components of high frequency details. Finally, the high and low frequency fusion components were reconstructed. Experimental results show that the average time of CSR-RE algorithm based on convolutional sparse representation and regional energy adaptive weighted average is reduced by 0.05 s compared with deep

收稿日期: 2023-10-30; 修回日期: 2024-05-28

基金项目: 交通部三峡库区奉建高速公路安全智能建造科技示范工程 (Z29210003); 重庆交通大学研究生科研创新项目 (CYS240483)

作者简介: 马庆禄 (1980—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事智能交通系统与安全、计算机视觉研究。

E-mail: qlm@cqjtu.edu.cn

learning framework (DLF) algorithm. Compared with the fusion method based on sparse representation, the mutual information (MI) value of CSR-RE algorithm is increased by 1.5, and the spatial frequency (SF) value is increased by 0.51 at most. The overall performance of CSR-RE algorithm is better than that of other algorithms.

Key words: image fusion; highway tunnel; infrared images; convolutional sparse representation

引言

隧道不均匀光照分布导致成像条件较差, 无人驾驶汽车无法充分感知隧道内环境信息, 将严重影响交通安全。依托各种类型的传感器, 有助于帮助无人驾驶视觉系统及时感知可能发生的危险。但隧道内光照不均匀、曝光不足等原因导致图像细节缺失、可视性差的现象十分常见, 存在严重的安全隐患^[1]。因此, 提高隧道光照不均匀条件下图像的对比度、过暗区域亮度, 保留更多的细节与纹理信息, 使增强后的图像与原图有较高的结构相似性十分重要。

近年来光照不均匀图像增强算法已有很多研究成果, 利用红外与可见光融合可以提升图像的细节和亮度信息^[2]。基于空间域的融合方法, 如程博阳等^[3]利用滚动引导剪切波变换与显著性表示有效还原了融合图像的梯度特征; 杨风暴等^[4]将离散小波变换与主成分分析法应用到图像融合过程中, 在不用场景中融合适应性较强; ZHAO C 等^[5]利用像素信息估计, 借助可视化在图像融合中得到了很好的应用。基于变换域的融合方法^[6], 如 PAN Q 等^[7]提出了一种基于多级潜在低秩表示, 结合图像增强和多视觉权重信息的图像融合方法, 有效地提升了融合图像的质量和视觉效果; HUANG X 等^[8]利用可见光和近红外区域波长的差异, 利用辐射的光学可行性分析提供一种新方法, 以诊断机械性能; WANG Z 等^[9]针对红外与可见光图像融合中边缘模糊、对比度低等缺陷, 提出了改进的融合方法, 即高频辅助低频融合策略。基于深度学习的融合方法, 如 PHAM T 等^[10]提出一种结合可见光反射和红外透射图像的基于深度学习的多国纸币适应度分类; 李宇琦等^[11]提出一种基于卷积神经网络的逐级自适应融合场景深度估计方法, 有效地改善了单一传感器成像深度估计受光照条件的影响。基于混合模型的融合方法, 如 METWALLI M R 等^[12]提出基于非下采样轮廓波 (non-sampled contourlet transform, NSCT) 结合色调饱和度方法和主成分分析法, 减少了全色锐化图像的光谱失真的问题; SELVARAJ A 等^[13]提出基于 NSCT 和滚

动引导滤波器的红外与可见光进行新型多尺度图像融合, 更好地增强边缘和纹理细节; FAKHARI F 等^[14]提出利用多尺度变换分解子带和稀疏表示应用于低通带, 增强了视觉信息的反馈。

上述方法对图像都有较好的增强效果, 但在隧道不均匀照度下, 会存在场景亮度偏低和颜色偏暗或失真等问题, 单种方法易造成部分方向信息和细节信息的丢失。因此, 提出 NSCT 结合卷积稀疏表示和区域能量加权的 CSR-RE 红外与可见光图像融合方法。该方法是一种用于优化公路隧道内不均匀照度下无人驾驶汽车的视觉感知能力的图像融合方法, 先后利用导向滤波和对对比度受限的自适应直方图均衡化方法 (contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE)^[15], 对图像进行降噪与增强处理, 更加全面地保留红外图像与可见光图像的互补信息。经过多尺度多方向分解, 将得到的低频细节分量与细节特征信息分别用卷积稀疏表示与区域能量加权方法融合; 高频部分采用显著性加权映射方法得到高频融合系数。最后通过 NSCT 逆变换得到融合图像。实验结果表明, 提出的 CSR-RE 方法在视觉上具有良好的融合效果, 显著提高了融合图像的视觉效果和精度, 可提升隧道内不均匀光照条件下无人驾驶汽车的可靠性。

1 基于变化域的图像融合方法

1.1 稀疏表示

CHEN M J 等^[16]首次将图像融合与稀疏表示过程 (sparse representation, SR) 相结合。SR 指用一组基函数或字典来表示图像, 以便将图像中的信息压缩到一组较小的基函数系数上, 有助于减少数据维度, 并提取图像中的重要特征, 其融合流程如图 1 所示。

在图像融合过程中, 将 M_a 和 M_{ab} 分别表示隧道内红外源图像与可见光源图像, 经高、低频系数分解, 提取得到亮度分量 I 。对高频部分采用直方图均衡化处理, 低频部分采用稀疏表示方法进行融合。对红外与可见光各波段图像进行块状划分以及正交化处理, 得到稀疏表示系数如式(1)所示:

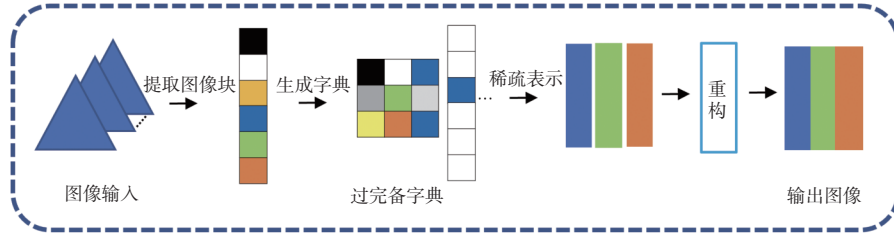


图1 稀疏表示图像融合流程图

Fig. 1 Flow chart of sparse representation of image fusion

$$\begin{cases} \alpha_{M'_{a,b}} = \arg \min_{\alpha_{M'_{a,b}}} \|\alpha_{M'_{a,b}}\|_0, \text{ s.t. } \|x_i^{M'_{a,b}} - D_l \alpha_{M'_{a,b}}\|_2 \leq \varepsilon \\ \alpha_{M'_a} = \arg \min_{\alpha_{M'_a}} \|\alpha_{M'_a}\|_0, \text{ s.t. } \|x_i^{M'_a} - D_h \alpha_{M'_a}\|_2 \leq \varepsilon \\ D_h = \arg \min_{\{D_h, A\}} \|[x_1, x_2, \dots, x_M] - D_h A\| + \lambda \|A\| \\ D_l = \arg \min_{\{D_l, A\}} \|[y_1, y_2, \dots, y_N] - D_l A\| + \lambda \|A\| \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\alpha_{M'_{a,b}}$ 和 $\alpha_{M'_a}$ 为稀疏表示系数对应区域的显著性程度取值; $M'_{a,b}$ 为红外图像的第 b 个波段; D_l 和 D_h 表示 2 个不同的字典; $x_i^{M'_{a,b}}$ 、 $x_i^{M'_a}$ 为稀疏表示系数的解; M'_a 为尺寸 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的窗口; ε 为控制误差的常数; A 为稀疏表示稀疏系数矩阵。对源图像进行稀疏表示时, 过度追求稀疏性可能导致过拟合问题, 从而损失图像细节信息。在图像融合过程中引入卷积稀疏表示方法 (convolution sparse representation, CSR), 其基本概念是将图像视为一组系数映射与一组词典滤波器间的卷积核^[17], 卷积层中的参数共享减少了模型的参数量, 从而减少了过拟合的风险。

1.2 多尺度分解

隧道不均匀光照条件下, 可见光图像信噪比低, 但保留了相应的轮廓信息。红外图像存在对比度低、细节信息不足等问题。基于多尺度分解的图像融合方法, 可充分提取两种图像的细节信息与纹理特征。传统多尺度分解方法通常使用金字塔算法或小波变换来分解图像。其中高斯金字塔是一种多尺度图像金字塔, 通过连续的高斯模糊和下采样操作, 生成一系列不同分辨率的图像, 每一级都比前一级具有更低的分辨率, 如式(2)所示^[18]:

$$\begin{cases} I_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) I_{l-1}(2i+1, 2j+n) \\ I_l^*(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) I_l(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}) \\ 1 \leq l \leq N, 0 \leq i < R_l, 0 \leq j < C_l \end{cases} \quad (2)$$

式中: $I_l(i, j)$ 表示高斯金字塔的第 l 层, 最高为 N 层; $\omega(m, n)$ 为具有低通特性的尺寸为 5×5 的窗口函数; I_l^* 为 I_l 差值放大后的结果; R_l 与 C_l 分别为第 l 层图像的行、列数。下采样操作容易丢失高频细节信息, 对融合结果会造成影响。因此选取能够对图像进行多尺度多方向分解、且具备平移不变性的 NSCT, 能克服传统变换方法造成的伪吉布斯效应, 如式(3)所示。

$$\begin{cases} H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 1 \\ H_n^e(z) = \begin{cases} H_1(z^{2^{n-1}}) \prod_{k=0}^{n-2} H_0(z^{2^k}), & 1 \leq n \leq K \\ \prod_{k=0}^{n-2} H_0(z^{2^k}), & n = K+1 \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $H_0(z)$ 、 $H_1(z)$ 和 $H_n^e(z)$ 分别表示低、高通分解滤波器和第 n 级联滤波器; $G_0(z)$ 和 $G_1(z)$ 分别表示低、高通重构滤波器。

2 隧道不均匀照度图像融合方法

2.1 融合框架

由于隧道内光照分布不均匀, 成像会出现边缘模糊、对比度低、噪声干扰等问题。因此引入 CSR (convolutional sparse representation) 与 NSCT 等方法, 得到更符合隧道的融合图像。基于卷积稀疏表示和区域能量自适应加权平均的红外与可见光图像融合方法 (CSR-RE), 其结构框架见图 2。

CSR-RE 首先利用导向滤波和 CLAHE 先后对图像进行降噪与增强预处理, 以提高照度不一致情况下隧道内图像的能见度和对比度。依据非下采样轮廓波理论, 将预处理后的图像分解为一个低频子图和多个高频子图, 再利用高通滤波器将低频子图分解为细节特征分量和低频基础分量, 细节特征分量根据卷积稀疏表示方法进行融合, 低频基础分量采用区域能量自适应加权平均进行融合。高频部分则利用显著性加权映射得到融合高频融合系数。最后经过 NSCT 逆变换重构得到

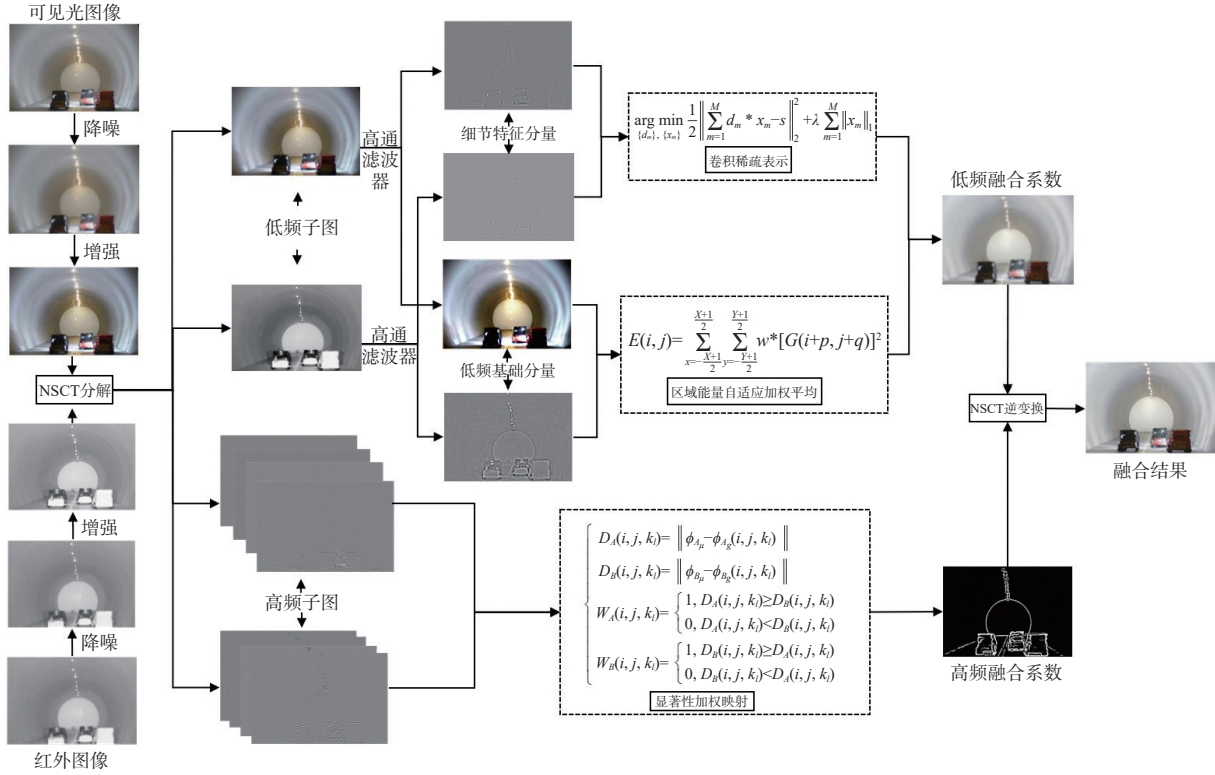


图2 算法融合步骤

Fig. 2 Algorithm fusion steps

融合结果。

2.2 融合规则

将预处理后的红外源图像 A 、可见光源图像 B 利用 NSCT 分解, 得到低频子带 $D_k(i, j)$ 以及相应

的低频细节分量为 $C_A^{L+1}(i, j)$ 、 $C_B^{L+1}(i, j)$, 低频基础分量分别为 $P_A^{L+1}(i, j)$ 、 $P_B^{L+1}(i, j)$ 。为解决稀疏编码问题, 利用交叉方向乘子法进行最优化求解, 如式 (4) 所示:

$$\left\{ \begin{aligned} & \arg \min_{\{d_m\}, \{x_m\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_{m=1}^M d_m * x_m - s \right\|_2^2 + \lambda \sum_{m=1}^M \|x_m\|_1 \\ & = \arg \min_{\{C_k^{L+1}(i, j)\}} \|D_k(i, j) - C_i^{L+1}(i, j)\|_F^2 + \lambda (\|g_x * C_i^{L+1}(i, j)\|_F^2 + \|g_y * C_i^{L+1}(i, j)\|_F^2) \\ & = \arg \min_{\{C_k^{L+1}(i, j)\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_{m=1}^M d_m * C_{k,m}^{L+1}(i, j) - C_i^{L+1}(i, j) \right\|_2^2 + \lambda \sum_{m=1}^M \|C_{k,m}^{L+1}(i, j)\|_1 \\ & P_i^{L+1}(i, j) = D_k(i, j) - C_i^{L+1}(i, j) \end{aligned} \right. \quad (4)$$

式中: $\{d_m\}$ 为 M 维字典滤波器集合; $\{x_m\}$ 为系数映射集合; s 为源图像; $*$ 表示卷积符号; λ 为常数; g_x 和 g_y 分别为水平与垂直梯度算子。红外和可见光低频细节部分经过 CSR 变换后, 得到系数映射 $C_A^{L+1}(i, j)$ 、 $C_B^{L+1}(i, j)$, 计算系数映射的 L_1 范数 $\alpha_{A,m}(i, j) = \|C_A^{L+1}(i, j)\|_1$ 和 $\alpha_{B,m}(i, j) = \|C_B^{L+1}(i, j)\|_1$, 通过式 (5) 规则得到融合系数映射 $C_{F,m}(i, j)$, 并对系数映射重构得到融合低频细节部分。

$$\left\{ \begin{aligned} C_{F,m}(i, j) &= \begin{cases} C_A^{L+1}(i, j), & \alpha_{A,m}(i, j) \geq \alpha_{B,m}(i, j) \\ C_B^{L+1}(i, j), & \alpha_{A,m}(i, j) < \alpha_{B,m}(i, j) \end{cases} \\ C_F^{L+1}(i, j) &= \sum_{m=1}^M d_m * C_{F,m}(i, j) \end{aligned} \right. \quad (5)$$

利用区域能量突出红外图像的亮度信息, 同时采用自适应加权平均融合规则, 自适应系数与区域能量的权值相乘。计算低频细节部分相应像素的区域能量值 $E_A(i, j)$ 、 $E_B(i, j)$ 以及对应的加权

系数, 再将对应的低频基础分量融合得到低频基础系数如式(6)所示:

$$\begin{cases} E(i, j) = \sum_{x=-\frac{X+1}{2}}^{\frac{X+1}{2}} \sum_{y=-\frac{Y+1}{2}}^{\frac{Y+1}{2}} w * [G(i+p, j+q)]^2 \\ P_F^{L+1}(i, j) = \frac{E_A(i, j) \cdot P_A^{L+1}(i, j)}{E_A(i, j) + E_B(i, j)} + \frac{E_B(i, j) \cdot P_B^{L+1}(i, j)}{E_A(i, j) + E_B(i, j)} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $X \times Y$ 表示区域的大小; $G(i, j)$ 表示图像位置 (x, y) ; w 为正则化矩阵; $G_F^{L+1}(i, j)$ 为融合得到的低频基础系数。为降低振铃效应影响, 提出一种显著性特征的高频融合规则。将 $H_A^l(i, j, k_l)$ 和 $H_B^l(i, j, k_l)$ 分别视为红外与可见光高频细节分量, 两者融合得到高频细节分量 $H_F^l(i, j, k_l)$ 。高频细节分量的显著性特征计算与显著性加权映射如式(7)所示。

$$\begin{cases} D_A(i, j, k_l) = \|\phi_{A_\mu} - \phi_{A_s}(i, j, k_l)\| \\ D_B(i, j, k_l) = \|\phi_{B_\mu} - \phi_{B_s}(i, j, k_l)\| \\ W_A(i, j, k_l) = \begin{cases} 1, D_A(i, j, k_l) \geq D_B(i, j, k_l) \\ 0, D_A(i, j, k_l) < D_B(i, j, k_l) \end{cases} \\ W_B(i, j, k_l) = \begin{cases} 1, D_B(i, j, k_l) \geq D_A(i, j, k_l) \\ 0, D_B(i, j, k_l) < D_A(i, j, k_l) \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $D_A(i, j, k_l)$ 和 $D_B(i, j, k_l)$ 为红外与可见光图像高频细节分量的显著性特征; ϕ_μ 为图像 ϕ 的均值; 欧氏距离表示为 $\|\cdot\|$ 。将图像的高频分量作为对应的

引导图像, 利用引导滤波作为传输媒介 $f_A = h(W_A, H_A^l)$ 与 $f_B = h(W_B, H_B^l)$, 最终得到融合的高频分量 $H_F^l = (f_A * H_A^l + f_B * H_B^l) / (f_A + f_B)$ 。

3 实验

3.1 实验场景

由于受光源位置、隧道结构和周围环境的影响, 隧道内的光照分布通常呈现出明显的不均匀性。这种不均匀光照给自动驾驶的环境感知系统带来了诸多挑战, 如表1所示。

表1 隧道不均匀光照带来的挑战与影响

Table 1 Challenges and influences of uneven illumination in tunnel

挑战类型	描述	影响
频闪效应	灯光频率与相机拍摄频率不匹配。	图像质量降低, 影响后续处理和分析。
斑马效应	光照强度不均匀, 形成明暗相间的条纹。	目标难以识别, 图像处理算法性能下降。
光照过曝	光源过强导致局部区域过亮, 细节丢失。	重要特征信息丢失, 影响图像识别。
光照欠曝	光源不足导致局部区域过暗, 细节不可见。	特征信息缺失, 噪声增加, 影响检测精度。

六盘山隧道是全国海拔 2 km 以上高原地区最长的高速公路隧道, 全长 9.485 km。隧道内不均匀光照下成像识别度较差且对比度低。隧道内实际行驶场景如图3所示。

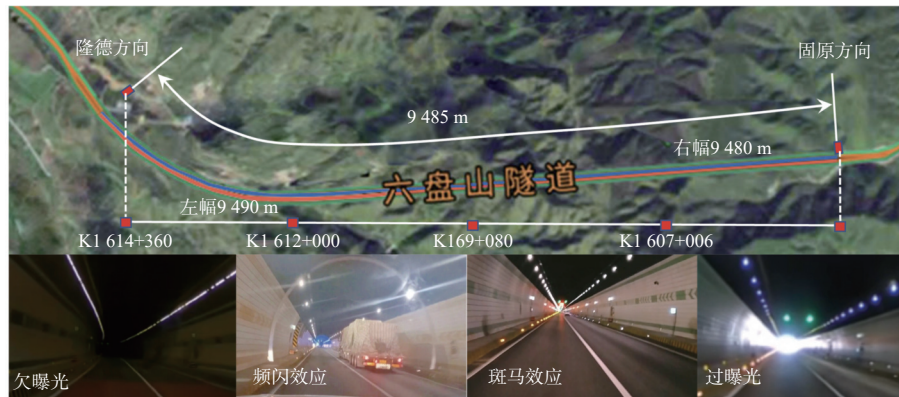


图3 六盘山隧道实际行驶场景

Fig. 3 Actual driving scene of Liupanshan tunnel

为探寻融合方法在此场景的可靠性, 模拟该隧道的行车场景。通过增加和减少光源数量和亮度, 使部分光源形成不规则的间隔闪烁, 分别模拟斑马效应显著与频闪效应显著的行驶场景。实验系统采用萤石无线互联网电池摄像机 C3A, 7.5 m 红外夜视, 分辨率为 1080 pixel, 电源电压 DC12 V,

Matlab 2018a 工作环境, 处理器采用 AMD 7745HX 主频 3.6 GHz, 运行内存 32 G。选取 6 项客观评价指标用于图像质量客观评价, 即: 互信息 (mutual information, MI)、空间频率 (spatial frequency, SF)、平均梯度 (average gradient, AG)、边缘信息传递量 (transfer of edge information, $Q^{AB/F}$)、信息熵 (infor-

mation entropy, IE)、算法运行时间 (running time, RT)。

3.2 图像预处理

去除噪声污染常用高斯滤波、双边滤波和导向滤波等方法。高斯滤波容易导致边缘模糊,双

边滤波能平滑图像的同时保持其边缘信息,但计算复杂度高,不适用于辅助驾驶功能。为得到最适用于隧道场景的滤波图像,利用峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 衡量不同半径和阈值下的降噪效果,如图4所示。

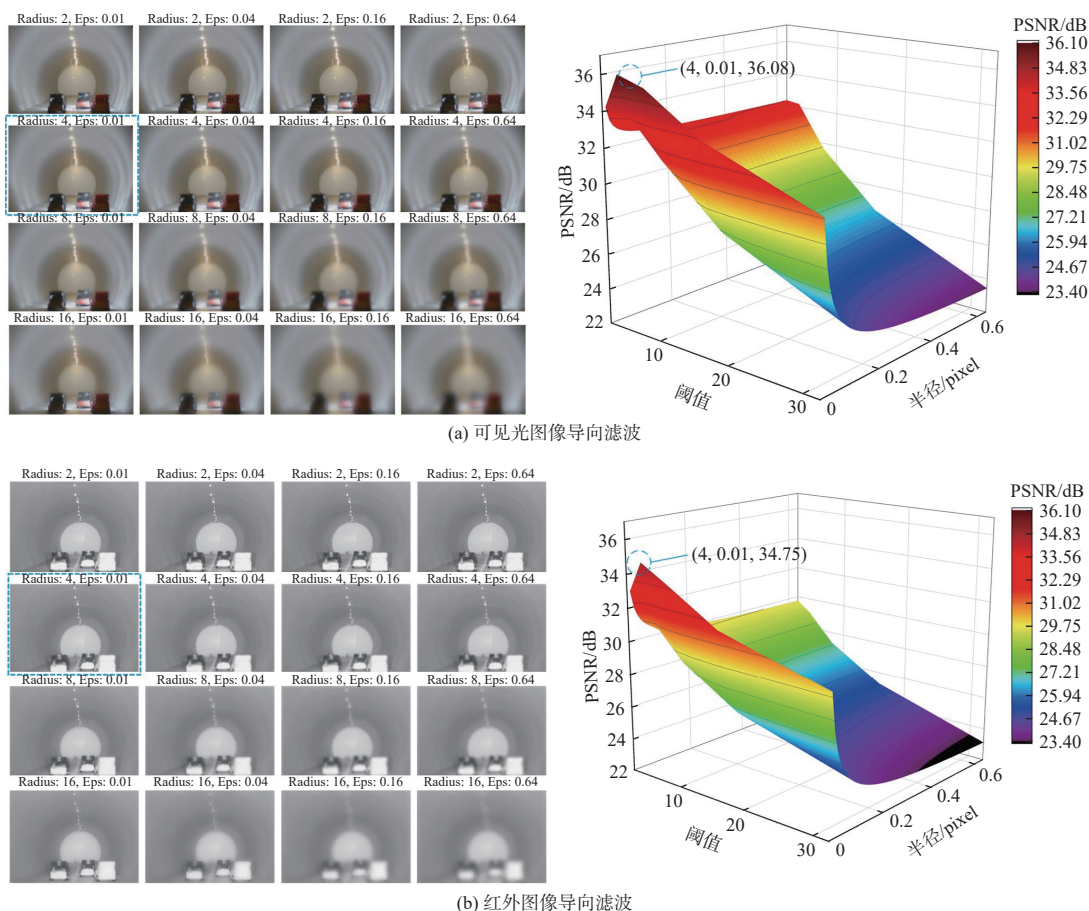
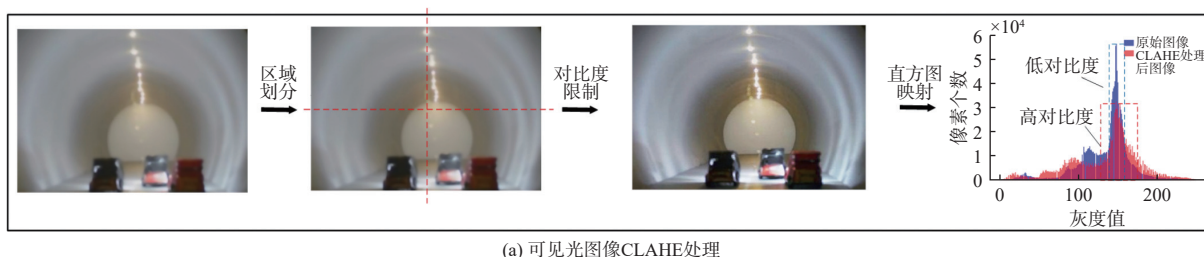


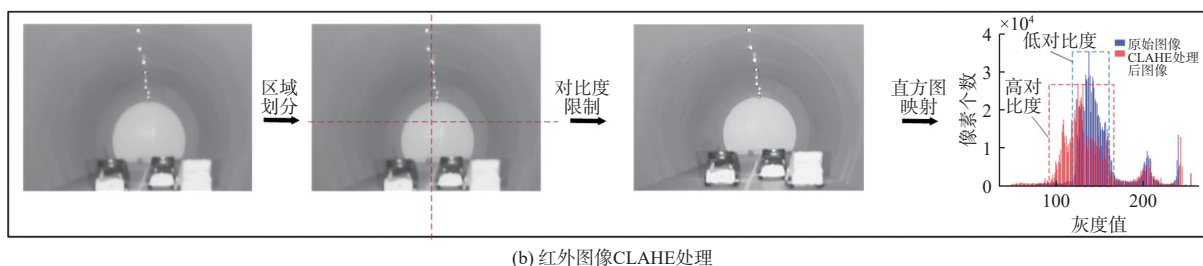
图4 隧道内不均匀照度下可见光与红外滤波处理结果

Fig. 4 Processing results of visible light and infrared filtering under uneven illuminance in tunnel

由图4可知,过大的半径取值会丢失边缘信息,而阈值过大会导致图像模糊。当取值为(4,0.01)时,两种图像的滤波结果均获得最大PSNR,分别为36.08和34.75,同时滤波后的图像颜色处于更加均匀的状态,降噪效果得以呈现,也具备良好的边缘检测能力,更适用于隧道内的辅助

驾驶场景。为了调节频闪效应的可见度,将导向滤波后的图像利用CLAHE提升图像间的连续性和清晰度。CLAHE将分布在全动态范围隧道内不均匀照度引起的过曝光图像通过区域直方图计算,限制直方图的幅值,控制图像整体的对比度,重新平衡光照区域的分布,如图5所示。





(b) 红外图像CLAHE处理

图5 隧道内不均匀照度下可见光与红外 CLAHE 处理结果

Fig. 5 Processing results of visible light and infrared CLAHE under uneven illuminance in tunnel

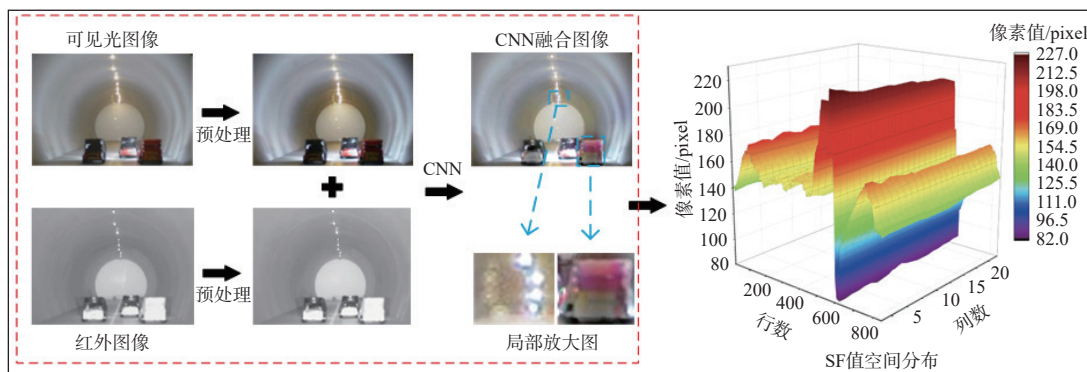
由图5可见, CLAHE处理后的像素分布直方图相较原图像更加均衡, 说明整体图像对比度增强, 处理后的图像像素部分呈现互补性, 隧道内不均匀照度下图像的视觉效果得以改善。

3.3 融合实验分析

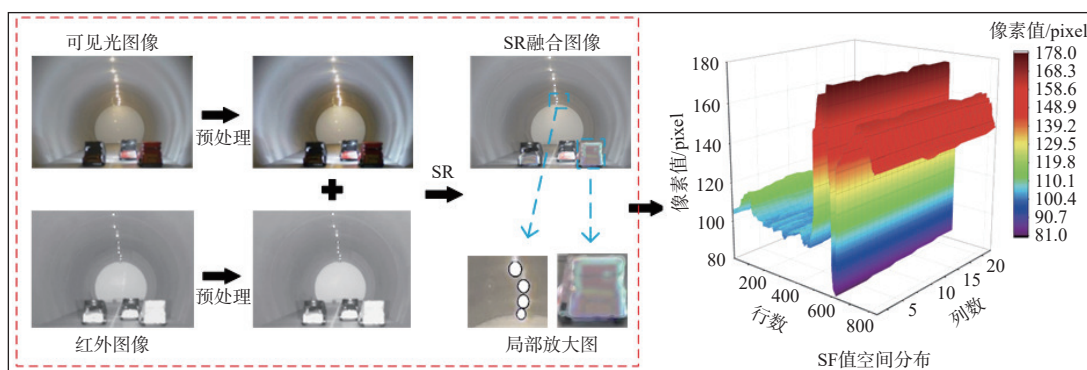
为体现融合方法的优势, 将CSR-RE算法与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[19]、稀疏表示(sparse representation, SR)以及深度学习框架(deep learning framework, DLF)^[20]进行性能比较。其中, DLF方法 λ 取值0.1, 滤波器大小 5×5 , 滤波器数量32; SR方法 λ 取值0.1, 用于控制稀疏性惩罚项的权重; CNN方法使用预训练的VGG19模型进行特征提取, 图像尺寸为 256×256 pixel, 激活函数为ReLU, 池化方式为最大池化, 并通过Softmax输出层生成融合权重图。模拟频闪

效应显著处不均匀照度下视觉融合结果, 如图6所示。

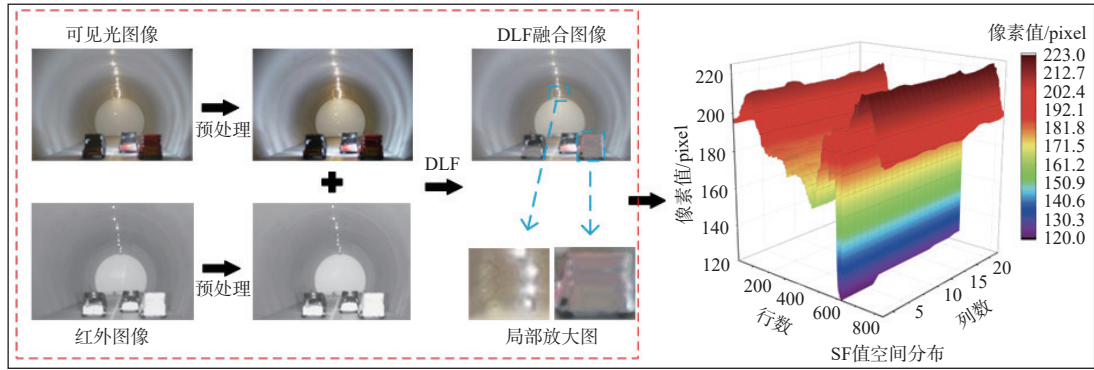
由图6各融合结果图像可知, CNN方法得到的融合图像细节信息得到了一定保留, 但整体图像模糊, 模型对局部特征不敏感导致颜色信息不自然; SR的融合图像出现了“块状阴影”以及边缘色彩呈现绿色干扰; DLF的融合图像保留了较好的细节信息且边缘清晰, 整体融合效果较为平衡, 但光照部分过度平滑导致细节信息丢失; CSR-RE方法在颜色和细节间找到了较好的平衡点, 图像轮廓清晰, 特征显著, 总体视觉效果良好。同时CSR-RE相较于其他3种算法的SF值空间分布取值更大、更均匀, 说明融合结果对细节反映程度高、质量更好, 良好地抑制了局部噪声。模拟斑马效应显著处视觉融合结果, 如图7所示。



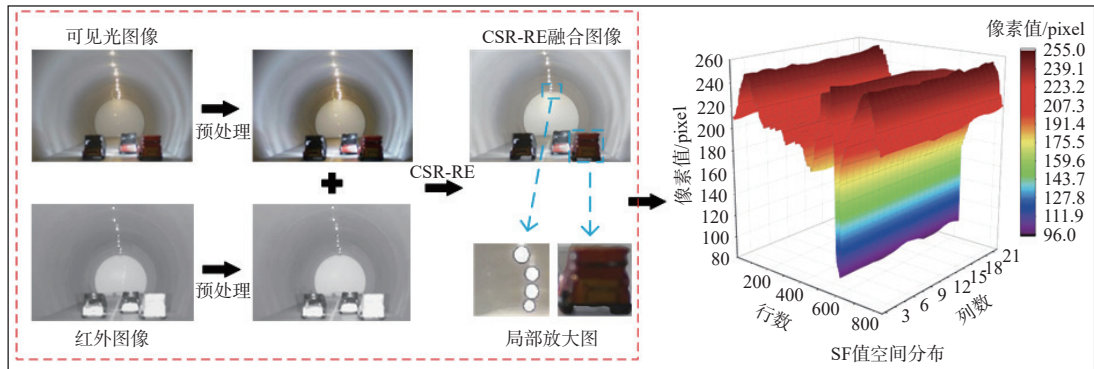
(a) CNN融合结果与客观评价指标空间分布



(b) SR融合结果与客观评价指标空间分布



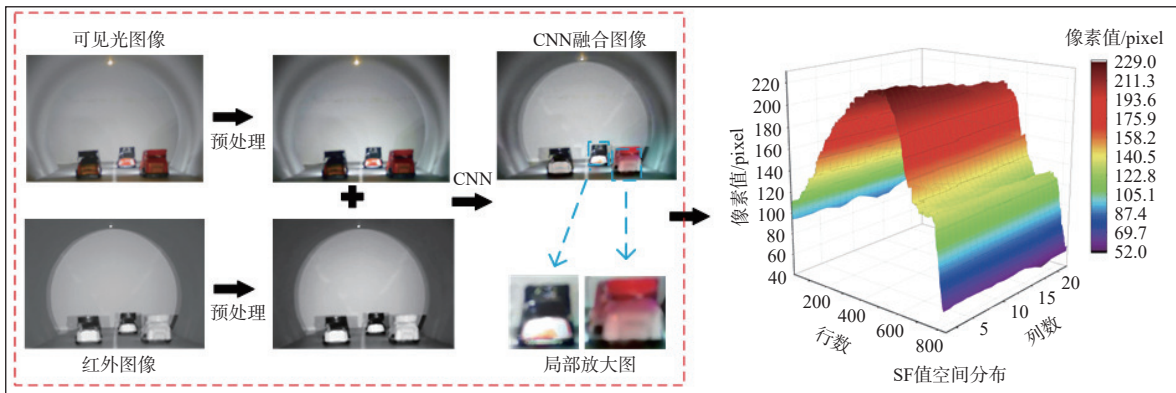
(c) DLF融合结果与客观评价指标空间分布



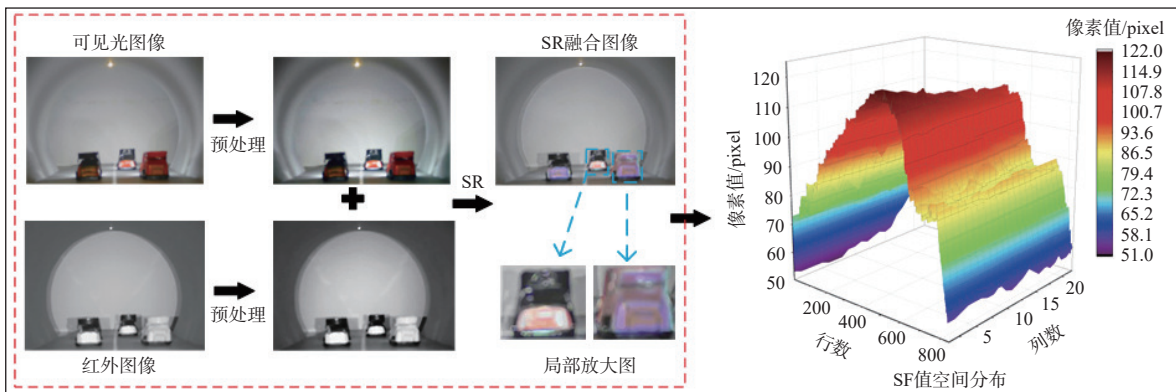
(d) CSR-RE融合结果与客观评价指标空间分布

图6 频闪效应显著处视觉融合结果

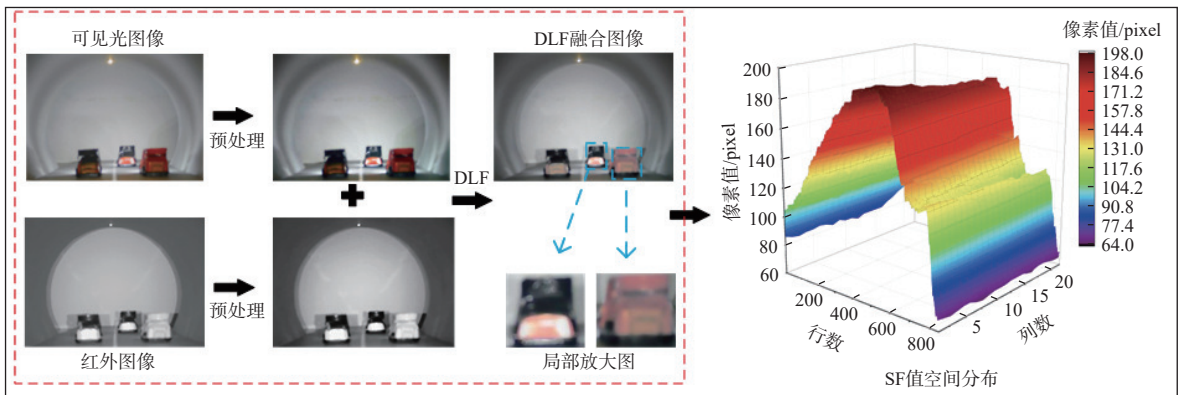
Fig. 6 Visual fusion results where stroboscopic effect is significant



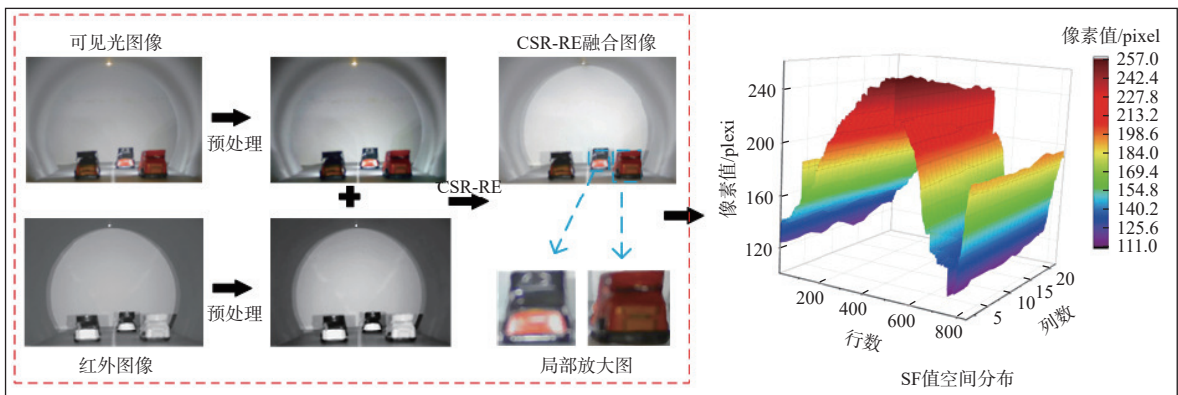
(a) CNN融合结果与客观评价指标空间分布



(b) SR融合结果与客观评价指标空间分布



(c) DLF融合结果与客观评价指标空间分布



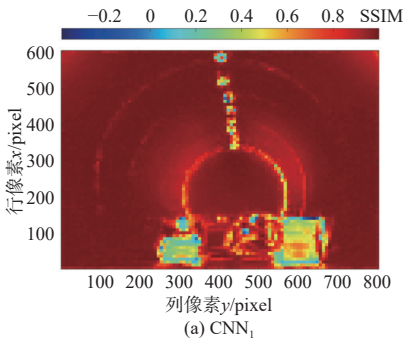
(d) CSR-RE融合结果与客观评价指标空间分布

图 7 斑马效应显著处视觉融合结果

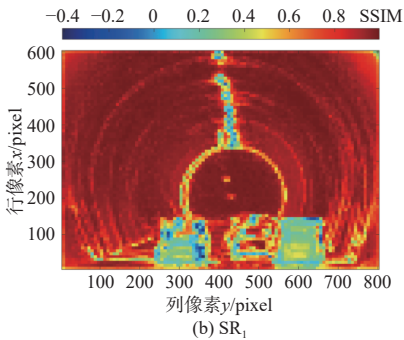
Fig. 7 Visual fusion results where zebra effect is significant

由图 7 可知, CSR-RE 融合方法将隧道内最小亮度与最大亮度的比值弱化, 视觉舒适度增强, 能见度显著提升。轮廓方面比较清晰, 特征显著, 未出现 SR 融合方法中的“块状阴影”。CSR-RE 方法相较于其他 3 幅图的 SF 值、像素峰值得以体现, 融合图像的总体活跃度高。

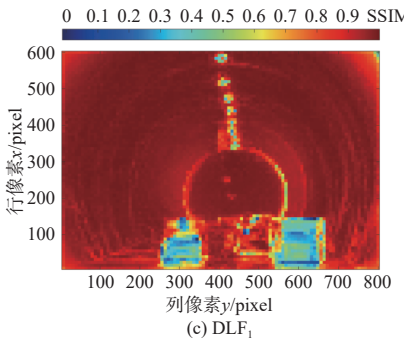
结构相似性指数 (structural similarity index, SSIM) 可基于图像的亮度、对比度以及结构对融合图像进行质量评估。为体现融合方法对无人驾驶感知能力的改善效果, 计算两组模拟实验各融合图像相较于原图像的 SSIM 值空间分布, 见图 8。



(a) CNN₁



(b) SR₁



(c) DLF₁

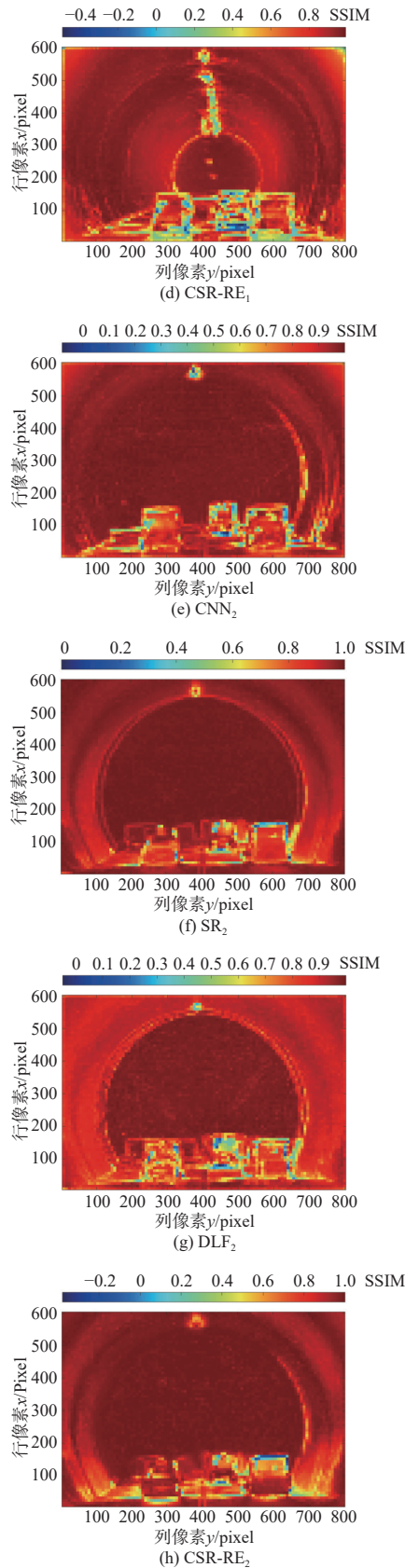
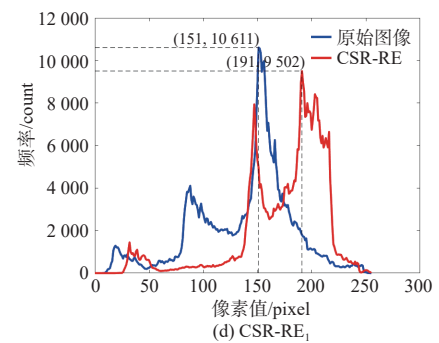
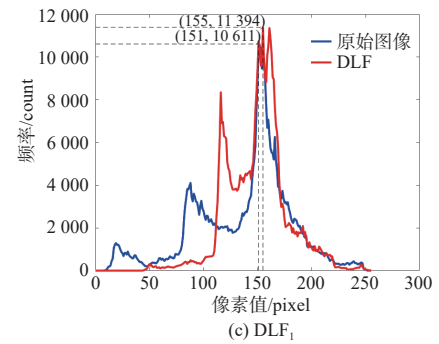
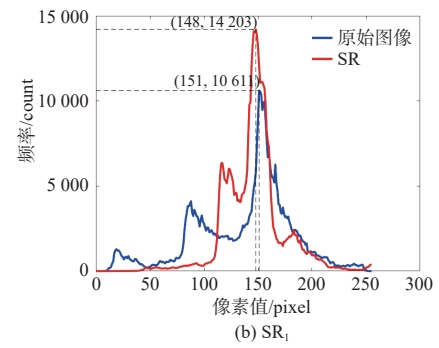
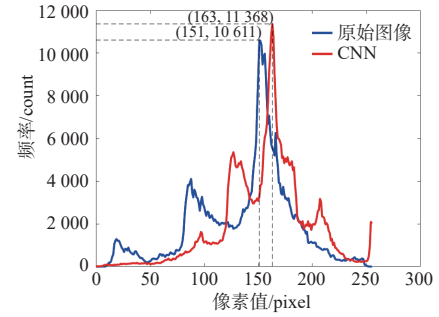


图8 SSIM值空间分布图

Fig. 8 Spatial distribution diagrams of SSIM values

由图8(d)、图8(h)可知, CSR方法计算得到的SSIM值总体最大,在提升图像质量的同时,保留了更多的细节信息,说明CSR方法更有助于无人驾驶汽车提高对象检测、识别和跟踪的性能。将各融合图像与原图像的频率对比,可直观对比展现图像质量的改善效果,见图9。



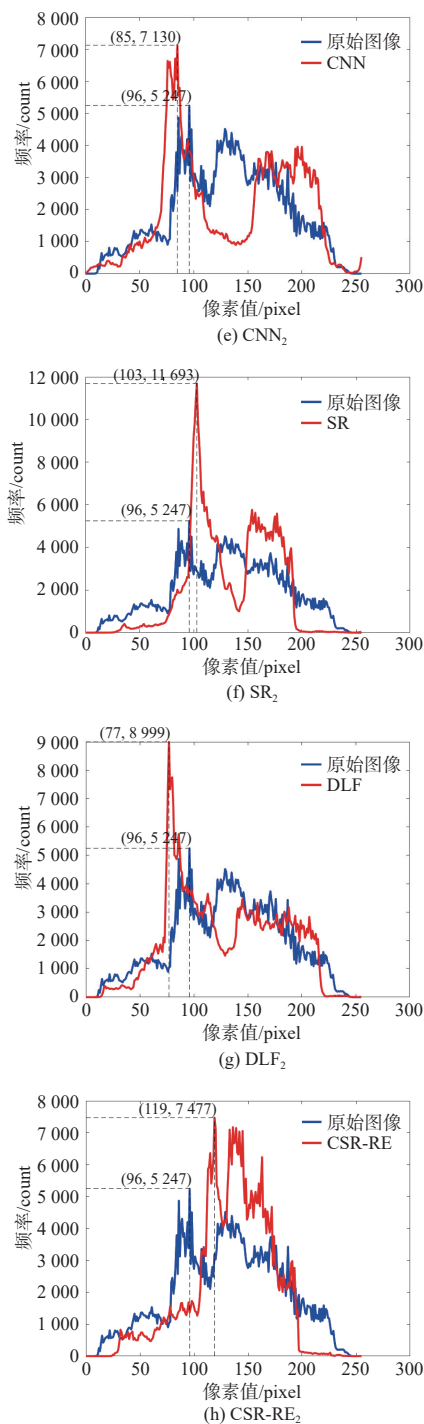


图9 各融合方法亮度特征对比

Fig.9 Comparison of luminance features of each fusion method

由图9可知,DLF方法与CSR-RE方法均改善了图像的亮度特征,但CSR-RE方法对细节信息的亮度提升更优,对比度更强。SR与CNN的亮度特征提升效果不明显,且对比度较低。为体现CSR-RE方法在融合策略上的优势,利用MI、SF、AG、 $Q^{AB/F}$ 、IE和RT这6项指标进行客观评价,各项指

标值如表2所示。

表2 隧道内不均匀光照下视觉融合结果性能指标评价

Table 2 Evaluation of performance indexes of visual fusion results under uneven illumination in tunnel

实验方法	MI	SF	AG	$Q^{AB/F}$	IE	RT
CNN	4.88	6.17	1.10	0.52	7.15	0.27
SR	4.11	4.98	0.91	0.38	6.74	0.33
DLF	3.95	5.74	1.09	0.47	7.29	0.38
CSR-RE	5.45	6.25	1.28	0.50	7.35	0.33

由表2可知,CSR-RE算法 $Q^{AB/F}$ 值为0.50,CNN算法中 $Q^{AB/F}$ 值为0.52,CSR-RE略落后于CNN算法,但在其他关键指标如MI、SF、AG、IE中均取得较好表现。说明融合图像保留了较为完整的细节纹理信息,并较好地提升了图像整体清晰度。相较于DLF算法,CSR-RE算法的MI值提升了1.5,效果显著。整体来看,CSR-RE方法在不均匀光照隧道场景下的图像融合质量得到了较好的改善,说明该方法融合度较高,充分利用了图像之间的相关性,能最大化地保留源图像的信息。对预处理部分进行消融实验,进一步探究预处理过程对融合框架的影响效果,各评价指标如表3所示。

表3 预处理消融实验评价指标

Table 3 Evaluation indexes of pretreatment ablation experiment

实验方法	PSNR	SSIM	MI	AG
无预处理	12.51	0.75	4.53	1.16
导向滤波处理	13.77	0.82	4.80	1.20
CLAHE处理	13.05	0.78	5.17	1.25
导向滤波+CLAHE	14.82	0.86	5.45	1.28

由表3可知,经过导向滤波与CLAHE结合处理显著提升了图像质量,使PSNR从12.50提高到14.82,SSIM从0.75增加到0.86,MI从4.50上升到5.34,AG从1.10提升到1.42,说明联合使用预处理方法能够最大程度地提升输入图像质量,使得处理后的图像在多个指标上均表现优异。

4 结论

为降低隧道明暗交替带来的频闪效应与斑马效应对自动驾驶汽车视觉感知的影响,提出CSR-RE红外与可见光图像融合框架。首先对初始图像进行降噪及图像增强处理,将预处理后的图像利用NSCT进行分解,得到红外与可见光高频分量和

低频分量。低频部分通过高通滤波器得到细节特征分量和低频基础分量,再分别利用卷积稀疏表示与区域能量的自适应加权平均方法进行融合处理;高频特征分量采用显著性特征方法。最后进行重构,得到红外与可见光融合图像。CSR-RE 算法结合了 NSCT、CSR 算法的优点和融合规则,最终融合图像质量良好。选取 2 组不均匀光照影响显著的模拟实验图像进行视觉融合实验,结果表明,CSR-RE 方法的 MI 值相较于 SR 算法最多提升了 36.5%,能较好地提高图像的鲁棒性和视觉清晰度。本文算法对于目标区域的增强效果显著,空间结构特征得以提升,充分展现了红外与可见光融合方法在隧道内不均匀照度情形下的优势。

参考文献:

- [1] 赵国辉, 张鹤. 基于近红外和可见光差分特征的图像融合方法[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(11): 3516-3520.
ZHAO Guohui, ZHANG He. Near-infrared and visible images fusion based on differential feature[J]. Application Research of Computers, 2022, 39(11): 3516-3520.
- [2] 唐超影, 浦世亮, 叶鹏钊, 等. 基于卷积神经网络的低照度可见光与近红外图像融合[J]. 光学学报, 2020, 40(16): 37-45.
TANG Chaoying, PU Shiliang, YE Pengzhao, et al. Fusion of low-illuminance visible and near-infrared images based on convolutional neural networks[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(16): 37-45.
- [3] 程博阳, 李婷, 王喻林. 基于视觉显著性加权与梯度奇异值最大的红外与可见光图像融合[J]. 中国光学, 2022, 15(4): 675-688.
CHENG Boyang, LI Ting, WANG Yulin. Fusion of infrared and visible light images based on visual saliency weighting and maximum gradient singular value[J]. Chinese Optics, 2022, 15(4): 675-688.
- [4] 杨风暴, 董安冉, 张雷, 等. DWT、NSCT 和改进 PCA 协同组合红外偏振图像融合[J]. 红外技术, 2017, 39(3): 201-203.
YANG Fengbao, DONG Anran, ZHANG Lei, et al. Infrared polarization image fusion using the synergistic combination of DWT, NSCT and improved PCA[J]. Infrared Technology, 2017, 39(3): 201-203.
- [5] ZHAO C, GUO Y, WANG Y. A fast fusion scheme for infrared and visible light images in NSCT domain[J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 72(1): 266-275.
- [6] 安晓东, 李亚丽, 王芳. 汽车驾驶辅助系统红外与可见光融合算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(19): 64-75.
AN Xiaodong, LI Yali, WANG Fang. Overview of infrared and visible image fusion algorithms for automotive driving assistance system[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(19): 64-75.
- [7] PAN Q, ZHAO L, LI X, et al. Fusion of low-quality visible and infrared images based on multi-level latent low-rank representation joint with retinex enhancement and multi-visual weight information[J]. IEEE Access, 2022, 10: 2140-2153.
- [8] HUANG X, LI N, KANG Y. Research on optical diagnostic method of PDE working status based on visible and near-infrared radiation characteristics[J]. Energies, 2021, 14(18): 1-14.
- [9] WANG Z, BAI X. High frequency assisted fusion for infrared and visible images through sparse representation[J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 98(1): 212-222.
- [10] PHAM T, NGUYEN D, KANG J, et al. Deep learning-based multinational banknote fitness classification with a combination of visible-light reflection and infrared-light transmission images[J]. Symmetry, 2018, 10(10): 431-457.
- [11] 李宇琦, 赵海涛. 基于红外和可见光图像逐级自适应融合的场景深度估计[J]. 应用光学, 2020, 41(1): 24-32.
LI Yuqi, ZHAO Haitao. Depth estimation based on adaptive fusion of infrared and visible light images progressively[J]. Journal of Applied Optics, 2020, 41(1): 24-32.
- [12] METWALLI M R, NASR A H, FARAGALLAH O S, et al. Efficient pan-sharpening of satellite images with the contourlet transform[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(5): 1979-2002.
- [13] SELVARAJ A, GANESAN P. Infrared and visible image fusion using multi-scale NSCT and rolling-guidance filter[J]. IET Image Processing, 2020, 14(16): 4210-4219.
- [14] FAKHARI F, MOSAVI M R, LAJVARDI M M. Image fusion based on multi-scale transform and sparse representation: an image energy approach[J]. IET Image Processing, 2017, 11(11): 1041-1049.
- [15] 刘先红, 陈志斌. 基于多尺度方向引导滤波和卷积稀疏表示的红外与可见光图像融合[J]. 光学学报, 2017, 37(11): 111-120.
LIU Xianhong, CHEN Zhibin. Fusion of infrared and visible images based on multi-scale directional guided filter

- and convolutional sparse representation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(11): 111-120.
- [16] CHEN M J, ZHANG H, LU L M, et al. A total variation and group sparsity-based algorithm for nuclear radiation-contaminated video restoration[J]. *The Imaging Science Journal*, 2021, 69(2): 15-27.
- [17] 曹宇彤, 宦克为, 薛超, 等. 基于卷积神经网络结合 NSCT 的红外与可见光图像融合[J]. *红外技术*, 2023, 45(4): 378-385.
- CAO Yutong, HUAN Kewei, XUE Chao, et al. Infrared and visible image fusion based on CNN with NSCT[J]. *Infrared Technology*, 2023, 45(5): 378-385.
- [18] 丁麒文, 祁海军, 赵金博, 等. 基于目标增强的红外与可见光图像融合算法研究[J]. *激光与红外*, 2023, 53(3): 457-463.
- DING Qiwen, QI Haijun, ZHAO Jinbo, et al. Research on infrared and visible image fusion algorithm based on target enhancement[J]. *Laser & Infrared*, 2023, 53(3): 457-463.
- [19] 李景景, 杜梅, 孙滨. 基于卷积神经网络的红外与可见光图像融合方法[J]. *激光杂志*, 2024, 45(2): 135-139.
- LI Jingjing, DU Hai, SUN Bin. Infrared and visible image fusion method based on convolutional neural network[J]. *Laser Journal*, 2024, 45(2): 135-139.
- [20] 沈瑜, 陈小朋. 基于 DLatLRR 与 VGG Net 的红外与可见光图像融合[J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47(6): 1105-1114.
- SHEN Yu, CHEN Xiaopeng. Infrared and visible image fusion based on latent low-rank representation decomposition and VGG Net[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 47(6): 1105-1114.