

引用格式: MA Lian, MA Qinglu, FU Binglin, et al. Visual Fusion Technology of Dim-lightening Tunnel Entrance[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(12):1210005

马恋, 马庆禄, 付冰琳, 等. 低照度隧道口视觉融合技术研究[J]. 光子学报, 2022, 51(12):1210005

低照度隧道口视觉融合技术研究

马恋¹, 马庆禄¹, 付冰琳¹, 王江华²

(1 重庆交通大学 交通运输学院, 重庆 400074)

(2 重庆奉建高速公路有限公司, 重庆 401120)

摘要:针对隧道出入口光照强度不足导致成像质量不佳的问题,提出了一种基于低照度隧道口红外与可见光图像融合方法。首先利用双边滤波与光照分量,对隧道口低照度红外和可见光源图像进行自适应图像增强;其次通过非下采样轮廓波进行多尺度、多方向分解以弥补预处理后的图像信息损失;在低频系数上,采用基于卷积稀疏表示与局部能量特征相结合的方法进行融合;在高频系数上,根据底层视觉特征构建新活性度量方法与光谱边缘处理;最后,将得到的低频和高频融合层进行重构得到最终的融合图像。实验结果表明,所提出的融合算法与BF、SE、NSCT-BF、SF-Energy-Q、SR-C&L五种算法相比,主观上视觉效果更好,辨识度高,整幅图像场景得以凸显,互信息量、信息熵、标准差均为最高,分别为7.596 2、7.764 2、82.194 1,运算时间至多减少0.023 2 s。该方法在降低噪声、均衡光照、恢复细节方面有参考意义。

关键词:视觉融合;公路隧道;卷积稀疏表示;近红外图像;局部能量;光谱边缘处理

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20225112.1210005

0 引言

山区高速公路隧道桥隧的封闭环境中光照强度不足,成像后像素光照强度平均值较低。车载视觉系统中的识别算法可用于像素之间差异较小的情况。单一传感器所获得的数据信息通常是有限的,通过将多传感器数据信息加以融合,可得到更加客观、准确、全面的隧道场景信息。常用的夜视背景增强技术包括红外视觉技术,红外传感器通过采集物体表面的热辐射来获取图像信息,捕捉低照度和黑暗条件下的物体。红外与可见光电磁光谱图像信息进行融合,可获得增强的、更全面的场景信息。

研究人员对低照度下视觉图像处理提出了多种解决方法:1)基于空间域的算法。KUMAR A等^[1]利用典型的直方图均衡化增强以增强图像亮度和对比度;程文傲等^[2]为了使融合图像特征更明显,利用加权平均将互补信息进行有机集成融合,然而容易造成局部图片过饱和,产生噪声。2)基于变换域的算法,多尺度变换应用最为广泛。ZHANG S Q^[3]利用非下采样轮廓波(Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)进行分解,根据视觉显著性对不同来源的低频子带赋予不同的权重,通过筛选方法得到高频子带权重图;PARK S等^[4]基于Retinex理论在变换域算法将图像变换到频域空间再做滤波处理,然后进行反变换获得增强的图片;杨九章等^[5]提出了一种基于双边滤波的方法对可见光和红外图像进行非对称处理,去除“光晕”和噪声;陈豪等^[6]采用图像金字塔融合以提高图像对比度和清晰度,然而图像增强仍然存在“光晕伪影”、计算效率低等问题。3)基于深度学习的算法。BIANCO S等^[7]采用训练模型参数和卷积神经网络对图像进行编解码提取抽象特征并对图像特征进行分解和增强操作,实现低照度图像增强;LORE K G等^[8]利用深层堆叠稀疏降噪自编码器(Stacked Sparse Denoising Autoencoder, SSDA)构建了低照度图像增强网络(Low-Light Net, LLNet)模型,在增强对比度的同时有效抑制噪声;AMINUDIN M F C等^[9]利用卷积神经网络

基金项目:国家重点研发计划(No. 2018YFB1600200),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(No. Z29210003)

第一作者(通讯作者):马恋(1998—),女,硕士研究生,主要研究方向为智能交通系统与安全,计算机视觉。Email: ml@mails.cqjtu.edu.cn

导师:马庆禄(1980—),男,教授,博士,主要研究方向为智能交通系统与安全,计算机视觉。Email: mql@cqu.edu.cn

收稿日期:2022-04-13; **录用日期:**2022-07-06

<http://www.photon.ac.cn>

(Convolutional Neural Networks, CNN)和去噪自动编码器等深度学习架构,提高图像质量;LU H M等^[10]为降低光学图像受到低光照的影响,使用深度卷积神经网络解决光场图像的去散射问题,然而基于RGB色彩空间模型存在RGB三原色相关性的影响,增强图像时易造成色彩失真,且数据依赖问题导致利用深度学习算法对低照度场景下增强效果不理想。对于多传感器的融合,混合模型通过结合多重优点以提高图像融合的性能。FALLAH M等^[11]将多尺度变换(Multi-scale transforms, MST)和稀疏表示(Sparse Representation, SR)用于红外与可见光融合,保留热辐射信息的同时改善了空间细节;REN L等^[12]采用引导滤波和红外特征分解的红外与可见光图像融合算法,计算效率高;LIU Y C等^[13]利用方向均匀性和强度分布显著性将增强后的可见光图像作为背景重建融合图像;BUDHIRAJA S等^[14]基于NSCT分解,利用稀疏表示和聚类字典以获取增强的融合图像。上述方法对图像都有较好的增强效果,但在隧道口低照度条件下会存在前景亮度偏低、颜色偏暗或失真等。本文利用卷积稀疏表示(Convolution Sparse Representation, CSR)、光谱边缘信息(Spectral Edge, SE)以及局部能量(Energy)特征进行图像融合,提出一种公路隧道光环境静态和动态条件下隧道空间信息的智能感知方法(CSR-SE-Energy),同时处理降噪与融合,避免在融合处理时可见光和近红外信息的丢失。

1 预处理

1.1 不同时段注视点

在光线较强的正午时段,由于隧道本身环境封闭,高速公路隧道口比其他路段的注视点更为分散,在低照度时段注视点分布范围更加广泛。选用典型驾驶数据分析,隧道口区域不同区段的注视点分布不同,在水平轴差异大^[15]。隧道内利用照度计采集车内外光照差异,如图1所示。

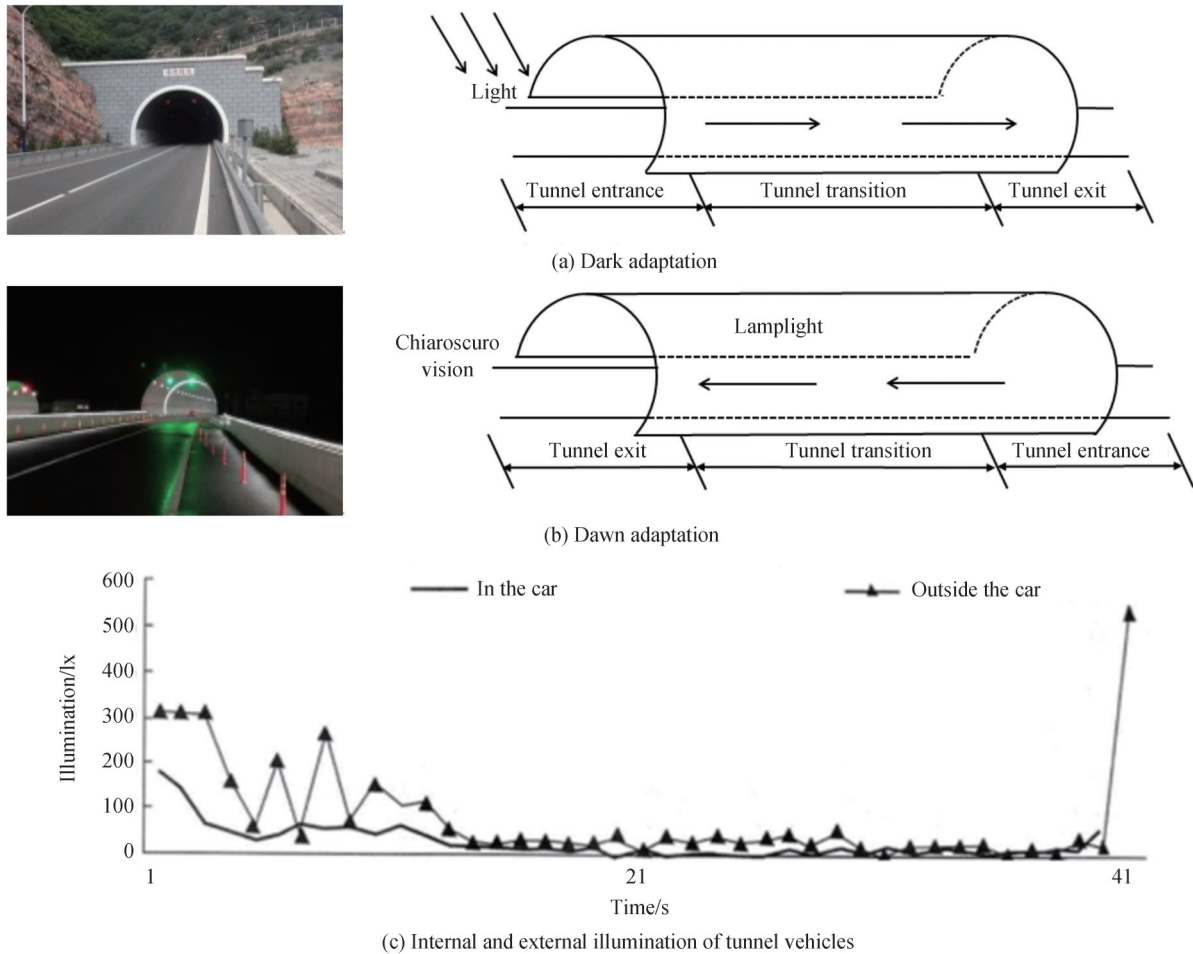


图1 隧道出入口视觉及车辆内外照度对比
Fig. 1 Comparison of tunnel entrance vision and vehicle internal and external illumination

1.2 双边滤波图像滤波器

减少光照对于图像的影响,准确提取出图像的光照信息是图像预处理中非常重要的一环。应用普遍的光照信息提取算法主要有高斯滤波算法、双边滤波算法以及Retinex算法等。高斯滤波会引起图像边缘不清晰,细节信息不完善,基于Retinex算法对光照突变的信息提取不理想。不同的色彩信息采用双边滤波对多源图像进行滤波反馈,即

$$w(i, j, k, l) = \exp\left(-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\sigma_d^2} - \frac{\|f(i, j) - f(k, l)\|^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (1)$$

式中, i, j 表示计算的这一个像素点的位置, k, l 为周围像素位置, $w(i, j, k, l)$ 代表经过两个高斯函数计算出的值, $f(i, j)$ 和 $f(k, l)$ 分别为像素区域的坐标和相邻区域基本单元的灰度值, σ_d^2 和 σ_r^2 是标准的空间域距离的高斯标准差。双边滤波算法^[16]提取出可见光彩色图像和红外图像信息,很好地保持图像边缘信息的同时抑制图像噪声,如图2所示。

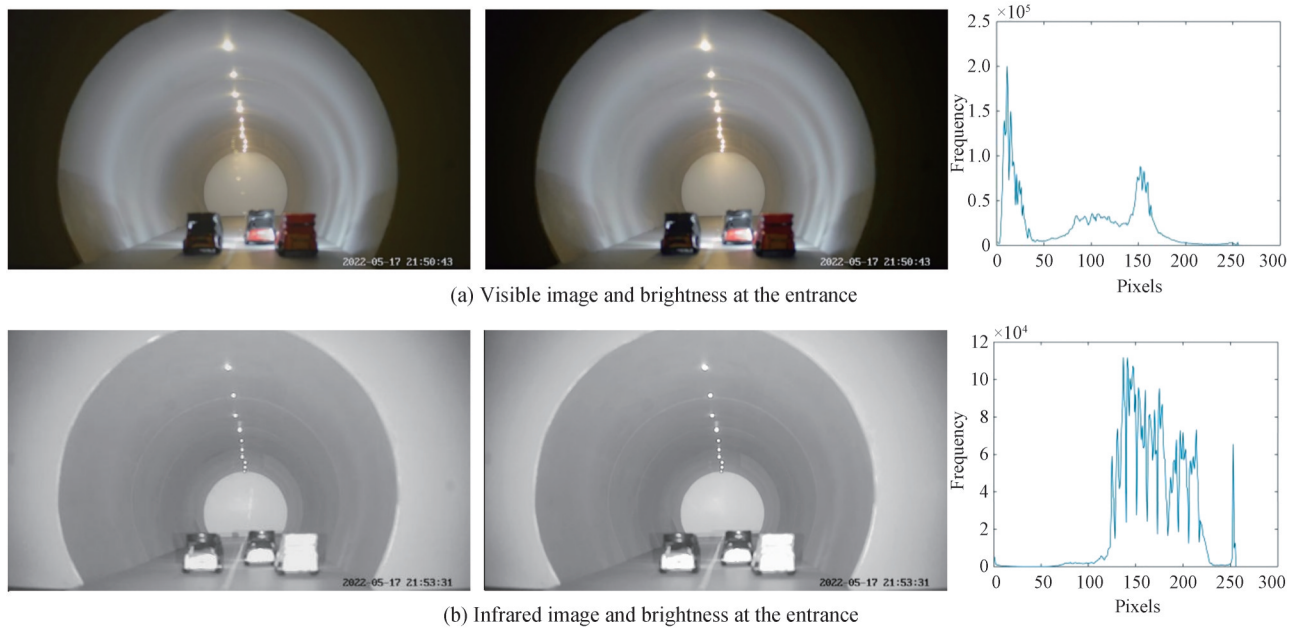


图2 双边滤波处理及亮度特征

Fig. 2 Bilateral filtering and luminance characteristics

1.3 照度层的提取与优化

避免图像增强过程中产生的失真现象,采用伽马(Gamma)校正对光照分量进行校正。首先求取参数 a ,对Gamma校正 $I(x, y)$ 的参数进行自适应调整,即

$$\begin{cases} a = 1 - \frac{1}{m \times n} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I(x, y) \\ I_2(x, y) = I(x, y) \frac{(I(x, y) + a)}{1 + a} \end{cases} \quad (2)$$

式中, m, n 分别为图像的宽与高。 $I_2(x, y)$ 为经过校正后的光照分量值。Gamma校正很好地提高图像亮度,丰富暗区域细节信息。为防止曝光区域的的增长,隧道入口处可见光与红外图像的校正如图3所示。Gamma校正提高图像亮度的同时,图像动态范围有所压缩且局部对比度低,因此采用限制对比度的自适应直方图均衡(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)进行光照分量处理,如图4所示。

在进行CLAHE变换中利用像素插值将无法对整块进行调整的部分的边缘对称扩充,对 x 和 y 利用插值法能够有效填充图像变换时像素之间的空隙。

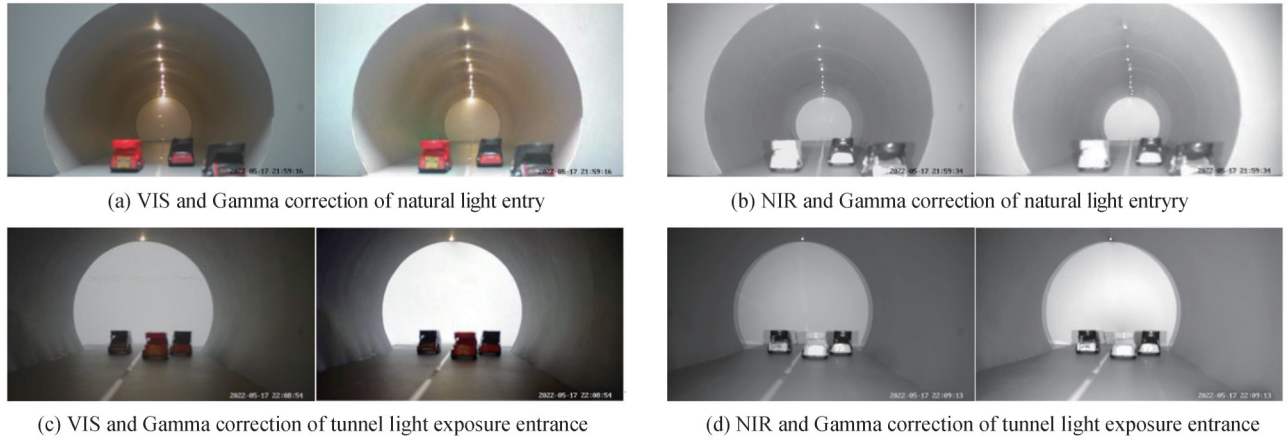


图3 多源图像伽马校正
Fig. 3 Multi-source images Gamma correction

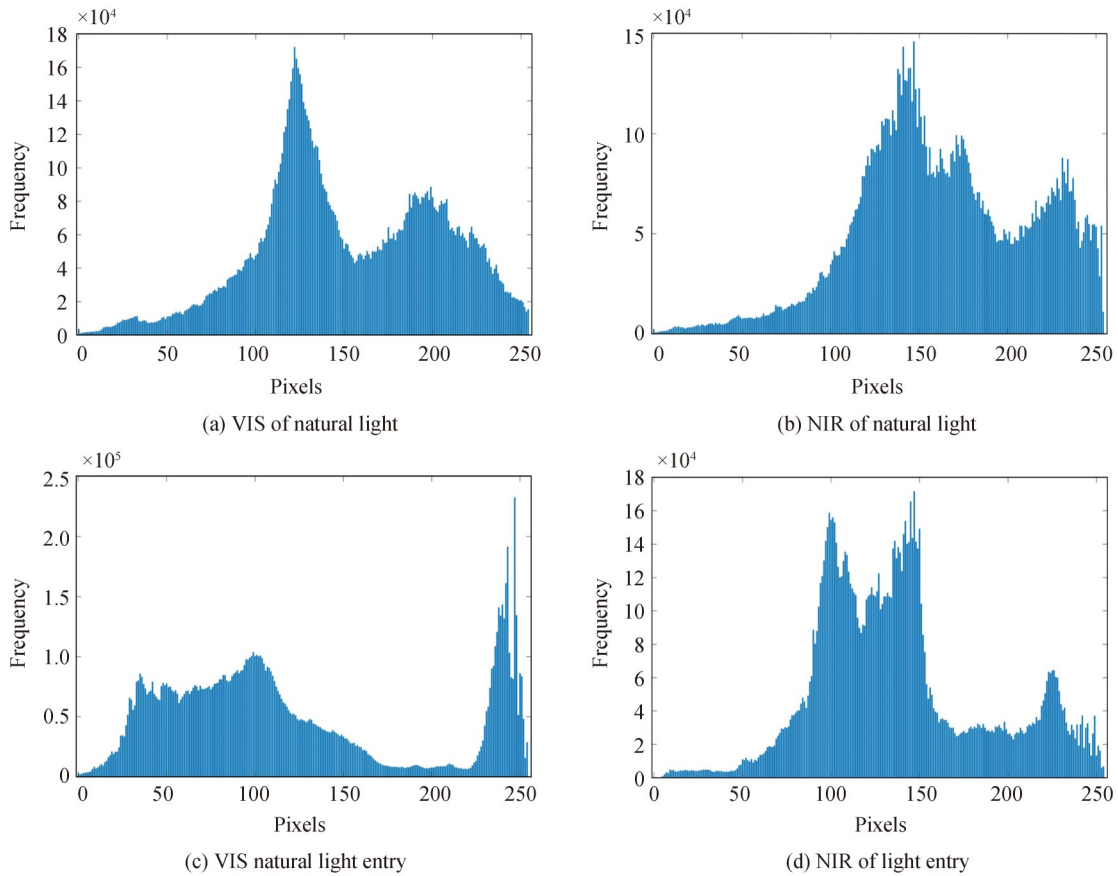


图4 CLAHE变换
Fig. 4 CLAHE transform

2 融合步骤

2.1 非下采样轮廓波

为提高隧道可见光所呈现的视觉信息并增强红外像素暗处细节,通过与原始可见光图像融合进一步提高图像中多元化信息的反馈。非下采样金字塔(Nonsampled Pyramid, NSP)和非下采样方向滤波器(Nonsampled Directional Filter Bank, NSDFB)是非下采样轮廓波(Non-sampled Contourlet transform, NSCT)的主要部分。若对预处理后的源图像进行 k 层分解,可得与其大小相同的 $k+1$ 个子带图

像,包含一个低通子带和多个带通子带, k 级 NSCT 分解如图 5 所示。对于 NSCT 分解部分,金字塔滤波器和方向滤波器设置为“pyrexc”和“vk”,分解级别皆设为 4,分解级数为[2,3,3,4]。

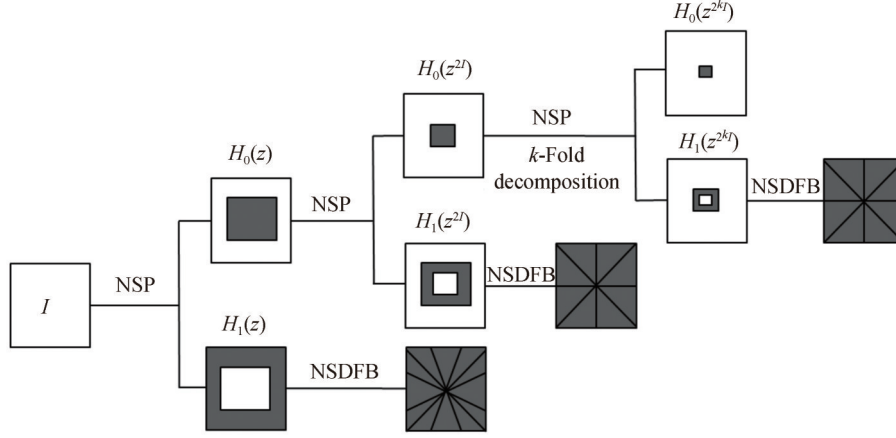


图 5 k 级 NSCT 分解

Fig. 5 k level NSCT decomposition

本文提出的算法整体流程如图 6 所示,双边滤波与光照分量对隧道口低照度红外和可见光源图像进行自适应图像增强;利用非下采样轮廓波对预处理后的图像进行多尺度、多方向分解;对低频系数,采用基于卷积稀疏表示与局部能量特征相结合的方法进行融合;对高频系数,根据底层视觉特征构建新活性度量方法与光谱边缘处理,最后对融合系数进行重构得到融合图像。

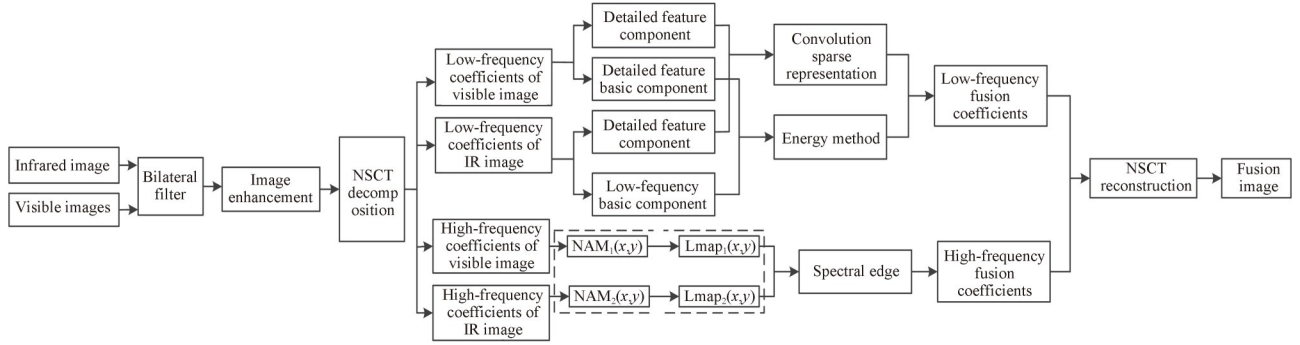


图 6 算法流程

Fig. 6 Flow diagram of algorithm

2.2 低频部分融合

算法首先对可见光图像与近红外图像分别使用双边滤波器将 k 层分解后的单个低频子图 I_k 分解成低频基础分量 I_k^a 和细节特征分量 I_k^b ,前者采用局部能量特征融合,细节特征分量采用卷积稀疏表示(Convolution Sparse Representation, CSR)策略融合。

通过式(3)可得 I_k^a 。

$$\arg \min_{I_k^a} \|I_k - I_k^a\|_F^2 + \eta \left(\|g_x * I_k^a\|_F^2 + \|g_y * I_k^a\|_F^2 \right) \quad (3)$$

式中, g_x 和 g_y 分别表示 x, y 方向梯度算子, F 为范数, $*$ 为卷积运算符号, 正则化参数 $\eta = 5$ 。

为求得细节特征分量 I_k^b , 对应 CSR 模型为

$$\arg \min_{\{C_{k,m}\}} \frac{1}{2} \left\| \sum_{m=1}^M d_m * C_{k,m} - I_k^b \right\|_2^2 + \lambda \sum_{m=1}^M \|C_{k,m}\|_1 \quad (4)$$

式中, λ 为稀疏正则项, $\lambda > 0$ 表示自定义参数; d_m 表示滤波字典, $m \in \{1, 2, 3, \dots, M\}$, $\{d_m\}$ 表示 M 维卷积字典; $C_{k,m}$ 为 I_k^b 的系数矩阵, $\{C_{k,m}\}$ 为特征响应, 利用加权局部能量和局部能量比保存隧道入口的红外与可见光

图像的低频子带结构细节信息。

加权局部能量 (Weighted Local Energy, WLE) 可表示为

$$E(x, y) = \sum_{m=-r}^r \sum_{n=-r}^r W(m+r+1, n+r+1) \times L^2(x+m, y+n) \quad (5)$$

式中, $E(x, y)$ 表示红外图像加权局部能量 $E_I(x, y)$ 或可见光图像加权局部能量 $E_V(x, y)$, $L(x, y)$ 表示图像位置 (x, y) 处的 NSCT 低频系数, $W(m, n)$ 为低频系数的窗口加权系数矩阵, r 为矩阵半径, 当 $r=1$ 时, 正则

$$\text{化系数矩阵 } W = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

加权局部能量保存结构化信息, 由于简单加权往往会导致红外目标淡化, 为保持融合目标亮度, 度量细节提取值采用局部特征能量比, 即

$$R(x, y) = E_I(x, y) / E_V(x, y) \quad (6)$$

式中, $R(x, y)$ 表示红外局部能量与可见光局部能量的占比。 $E_I(x, y)$ 相对 $E_V(x, y)$ 越大, 其像素越有可能属于目标, 但是 $R(x, y)$ 受 $E_I(x, y)$ 和 $E_V(x, y)$ 共同作用。因此, 对于融合图像应尽可能保留红外图像中目标的高亮特征。

$$I_f^a = \begin{cases} C_I(x, y), & R(x, y) > T_1 \& E_I(x, y) > T_2 \\ u_1 C_I(x, y) + u_v C_V(x, y), & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

式中, I_f^a 为融合图像的低频系数, $C_I(x, y)$ 为 (x, y) 处红外融合图像的低频系数, $C_V(x, y)$ 为 (x, y) 处可见光融合图像的低频系数。 T_1, T_2 分别为设定高低阈值, u_1, u_v 分别为加权系数, 计算公式分别为

$$\begin{cases} T_1 = \text{mean}[R(x, y)] + k_1 \cdot \text{std}[R(x, y)] \\ T_2 = \text{mean}[E_I(x, y)] + k_2 \cdot \text{std}[E_I(x, y)] \\ u_1 = E_I(x, y) / [E_I(x, y) + k_3 \cdot E_V(x, y)] \\ u_v = k_3 \cdot E_V(x, y) / [E_V(x, y) + k_3 \cdot E_V(x, y)] \end{cases} \quad (8)$$

式中, mean^{\square} 表示均值; std^{\square} 表示标准差; k_1, k_2 为经验参数, 设 $k_1=0.5, k_2=1.5$ 。合并后的低频部分为 $L_F = I_f^a + I_f^b$ 。

2.3 高频部分处理

利用新活性度量方法 (New Activity-level Measurement, NAM) 对高频信息进行融合, 即^[17]

$$\begin{cases} M_{\text{NAM}}(x, y) = (M_{\text{PC}}(x, y))^{\alpha_1} \times (M_{\text{LSCM}}(x, y))^{\beta_1} \times (M_{\text{LE}}(x, y))^{\gamma_1} \\ \text{Lmap}_i(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } [S_i(x, y)] > \frac{\tilde{M} \times \tilde{N}}{2} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \\ H_F = \begin{cases} H_A & \text{Lmap}_A(x, y) = 1 \\ H_B & \text{else} \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式中, α_1, β_1 和 γ_1 取值为 1、2、2, $S_i(x, y)$ 是大小为 $\tilde{M} \times \tilde{N}$ 滑动窗, K 为源图像数目。 $M_{\text{NAM}_i}(x, y) \geq \max M_{\text{NAM}_j}$ $i, j \in (1, K)$ 。采用 NSCT 逆变换重构得到融合图像, 其中 $I_F = L_F + H_F$ 。边缘信息注入多源图像中, 提取高频信息, 光谱边缘 (Spectral Edge, SE) 图像融合表示为

$$I_{h_i} = \int_{\lambda_i}^{\lambda_{i+1}} L(\lambda) R_{h_i}(\lambda) \tau_{L, h_i}(\lambda) \tau_{F, h_i}(\lambda) S(\lambda) d\lambda \quad (10)$$

式中, I_{h_i} 表示 h_i 通道的信号, $1 \leq i \leq 3$, $L(\lambda)$ 为光源的相对光谱功率分布, $R(\lambda)$ 为物体光谱反射率, $\tau_L(\lambda)$ 和 $\tau_F(\lambda)$ 分别为镜头和滤光片的光谱透光率, $S(\lambda)$ 为归一化光谱灵敏度。

3 实验与分析

计算机的 CPU 采用 Intel Core i7-7500U 2.5GHz, 内存为 8GB, Matlab 2018a 环境。针对低照度下隧道出

入口行车会车时的实际场景,在实验室自然光照射、隧道灯光及车辆灯光照射等不同情形下,模拟驾驶员的视线进行隧道出入口会车实验。通过内外外部路段亮度变化模拟实际路况,光源周围3辆汽车模型模拟低照度下隧道出入口行驶车辆。对于图像融合程度,选取基于无参考图像的评价指标^[18],包括:融合图像与源可见光、红外图像之间相似程度的互信息量(Mutual Information, MI)^[19];融合图像的空间频率(Spatial Frequency, SF),用于反映梯度分布,从而揭示融合图像的细节和纹理^[20];融合图像清晰程度的指标平均梯度(Average Gradient, AG)^[21];融合图像的边缘信息传递量(The transfer of edge information, $Q^{AB/F}$)^[22];信息熵指标(Information Entropy, IE)^[23];和基于统计概念,反映融合图像信息分布和对比度的标准差(Standard Deviation, SD)^[24]。A、B组为低照度下隧道入口的近红外与可见光图像实验,C、D组为低照度下隧道出口的近红外与可见光图像实验,A、C组主要由自然光照射,B、D组主要由隧道灯光照射。

3.1 主观分析

实验选取了200组分辨率为 1920×1080 的隧道口低照度可见光与红外预配准图像,方便实验结果分析,选取4组典型低照度图像作为结果展示。选用具有对比性的融合算法包括双边滤波算法(Bilateral Filtering, BF)^[25]、光谱边缘图像融合(Spectral Edge, SE)^[26]、NSCT-BF^[27]、SF-Energy-Q^[28]、SR-C&L^[29]与本文算法进行性能比较。对于SR-C&L,小波融合方法中小波分解层数为3层,小波基选取bior2.4。

除混合方法外,BF和SE算法采用“高频绝对值取大,低频加权平均”的融合规则。其余参数详见对应参考文献。通过主观视觉感受对4组实验进行分析评价。

图7(a)~(b)为通过模拟驾驶员的视线拍摄到的A组可见光与红外源图像,融合对比算法结果如图7(c)~(h)。可以看出,BF融合亮度适中;SE融合在源彩色可见光图像的对比度更加突出,但是几乎无隧道内近红外信息,视觉效果不理想;SF-Energy-Q比BF和NSCT-BF背景融合结果分辨率高,但是隧道内环境画面不清晰;SR-C&L对亮度的提升不足,呈现块状阴影;本文基于CSR-SE-Energy融合算法得到的图像亮度得以提升,很好地去除“光晕”现象和图像噪声,优于前5种方法,对比度良好。

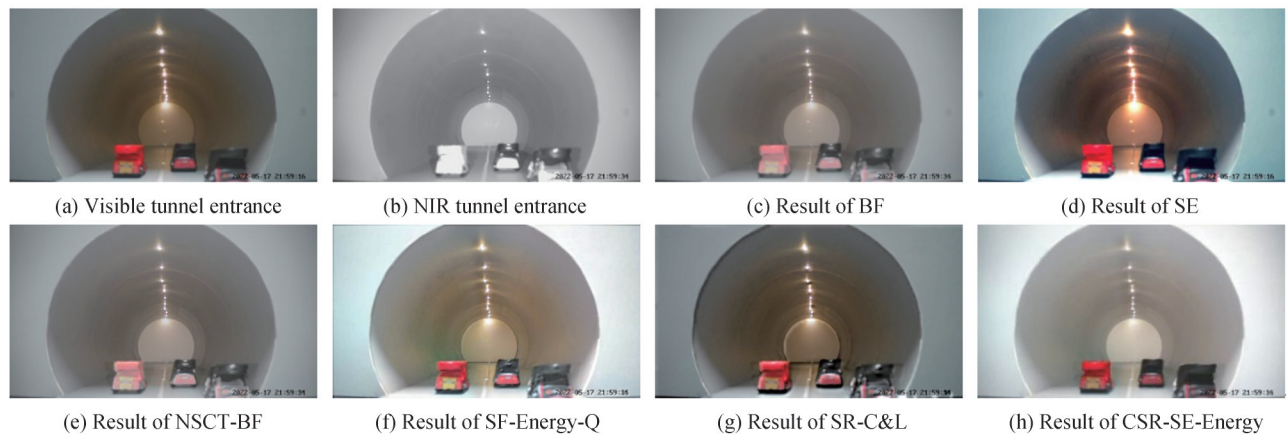
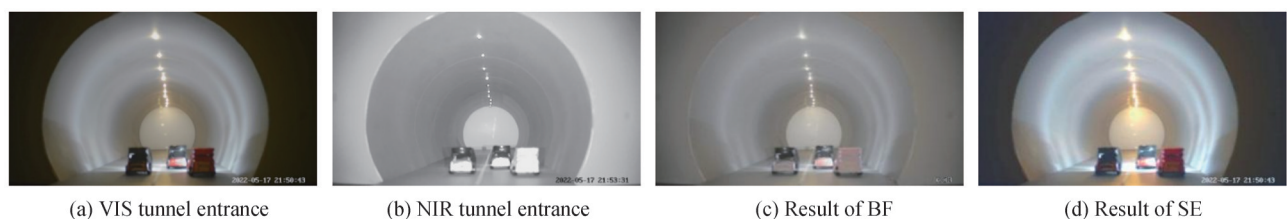


图7 A组图像及融合结果
Fig. 7 Images and fusion results of group A

从图8主观视觉可以看出BF融合、NSCT-BF和SR-C&L三种方法在亮度方面呈现递增,但是隧道内的车辆色彩偏暗;NSCT-BF融合方法出现了颜色失真,并伴随着“阴影”;SE融合方法存在隧道内灯光颜色过饱和;SF-Energy-Q融合将隧道内车辆灯光照明放大,明暗反差过于强烈;SR-C&L方法背景较暗,细节



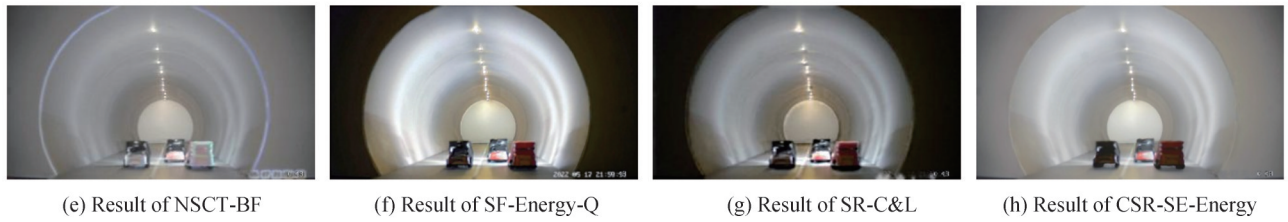


图8 B组图像及融合结果
Fig. 8 Images and fusion results of group B

纹理损失较多;CSR-SE-Energy融合方法有较好的主观视觉优势,融合后的整幅图像场景得以凸显。

由图9可见,C组隧道出口处车辆驶离隧道,经BF融合后的图像有亮度不柔和现象;SE融合方法未呈现近红外信息,隧道外背景图像中还存在噪声干扰;SF-Energy-Q算法的隧道环境场景稍暗;SR-C&L算法受“块效应”影响较大;CSR-SE-Energy算法优于前5种方法。

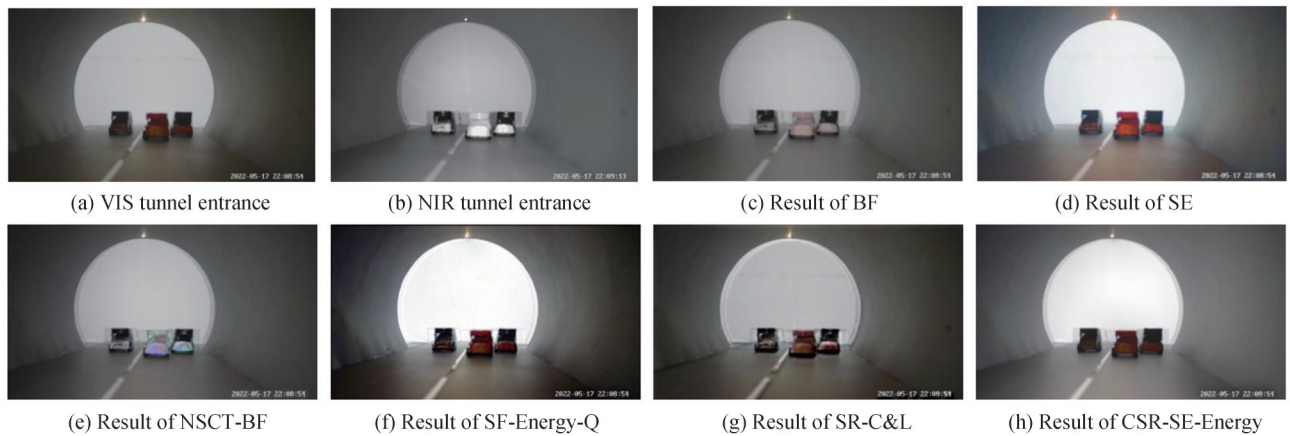


图9 C组图像及融合结果
Fig. 9 Images and fusion results of group C

由图10可见,D组SF-Energy-Q算法相较于前3种算法整体的层次感较高,但是局部色彩失真,颜色偏绿;而SR-C&L算法存在局部对比度过大,分辨率不高;CSR-SE-Energy算法融合结果辨识度高,体现出良好的图像融合性能优势。

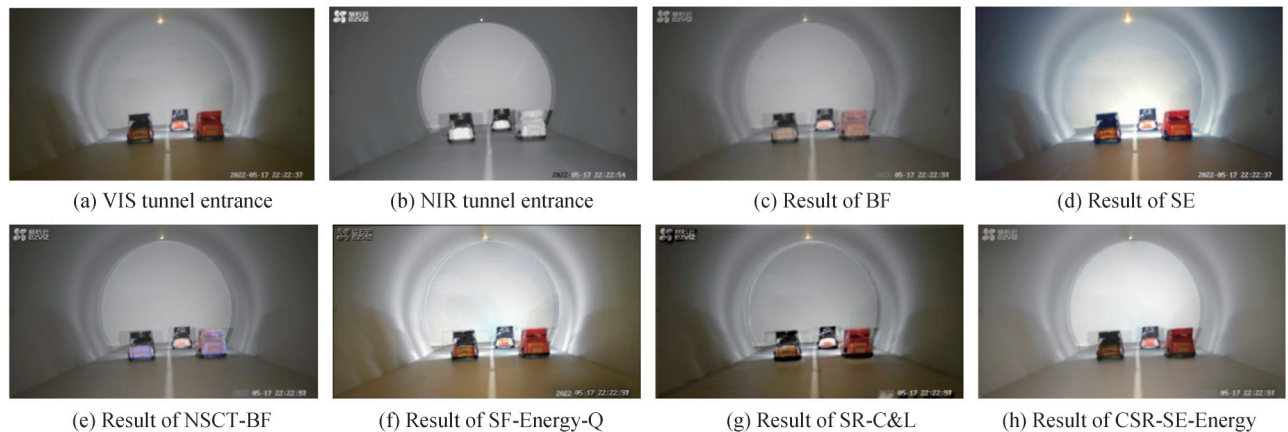


图10 D组图像及融合结果
Fig. 10 Images and fusion results of group D

3.2 客观指标分析

A组融合实验的客观评价指标如表1所示。与其他5种方法相比,CSR-SE-Energy中有5项指标占据

优势, SF-Energy-Q算法的 SF 值高于本文算法,但相差无几。

表 1 A 组性能指标评价
Table 1 Performance index evaluation of group A

Methods	MI	SF	AG	$Q^{AB/F}$	IE	SD
BF	6.636 1	3.318 2	2.903 9	0.111 9	6.767 0	28.800 0
SE	7.243 0	3.550 1	4.731 5	0.112 2	7.367 3	47.302 9
NSCT-BF	6.689 3	4.255 8	3.333 6	0.110 4	6.806 3	29.372 7
SF-Energy-Q	7.111 5	5.852 9	3.562 4	0.110 9	7.312 2	52.618 3
SR-C&L	6.695 9	4.063 6	4.519 1	0.106 7	6.947 0	35.281 7
CSR-SE-Energy	7.284 3	5.827 7	5.005 9	0.118 8	7.480 0	56.789 4

由表 2B 组指标可知,车辆由隧道外黯淡的条件下驶入隧道内,亮度条件主要由隧道灯光照射与自身车辆灯光提供。此种情况 CSR-SE-Energy 方法仅 AG 指标相对略低,其余指标均较优。

表 2 B 组性能指标评价
Table 2 Performance index evaluation of group B

Methods	MI	SF	AG	$Q^{AB/F}$	IE	SD
BF	6.636 1	1.959 9	2.373 6	0.110 9	6.674 4	25.269 4
SE	6.891 9	2.249 6	5.321 2	0.102 1	7.147 1	61.968 8
NSCT-BF	6.850 4	3.560 0	3.654 2	0.108 1	6.880 1	29.599 4
SF-Energy-Q	7.168 2	3.697 4	5.168 2	0.101 7	7.208 6	39.399 4
SR-C&L	7.089 0	3.337 4	4.545 3	0.102 8	7.246 6	61.538 1
CSR-SE-Energy	7.475 7	3.796 1	5.298 9	0.114 2	7.657 9	82.194 1

表 3 中, C 组隧道出口处 CSR-SE-Energy 算法除了 $Q^{AB/F}$ 指标略低于 SF-Energy-Q 算法之外,其余 5 项均高于其他 5 种对比算法结果,因此该算法具有较好的优越性。

表 3 C 组性能指标评价
Table 3 Performance index evaluation of group C

Methods	MI	SF	AG	$Q^{AB/F}$	IE	SD
BF	6.756 4	3.166 9	2.435 7	0.096 3	6.768 1	44.646 9
SE	6.892 2	3.940 7	3.198 7	0.084 0	7.013 5	63.292 8
NSCT-BF	6.881 9	3.965 9	3.281 6	0.105 9	6.894 0	50.799 9
SF-Energy-Q	7.070 9	3.998 0	3.115 7	0.098 5	7.074 8	62.871 7
SR-C&L	6.743 1	4.631 8	3.883 7	0.088 1	6.785 2	54.352 0
CSR-SE-Energy	7.116 1	5.621 6	4.633 1	0.096 8	7.129 9	80.272 0

由表 4, D 组指标可知,与其他 5 种方法相比,本文算法仅 $Q^{AB/F}$ 值略低于 SR-C&L 算法,其余 5 项指标均为最高。

表 4 D 组性能指标评价
Table 4 Performance index evaluation of group D

Methods	MI	SF	AG	$Q^{AB/F}$	IE	SD
BF	6.929 2	2.991 7	2.714 6	0.087 9	6.991 5	38.610 4
SE	7.336 4	3.920 3	3.964 7	0.094 1	7.649 9	49.451 7
NSCT-BF	6.955 7	4.078 1	3.091 4	0.092 7	7.035 3	39.434 6
SF-Energy-Q	7.588 7	5.163 0	3.326 1	0.087 5	7.414 2	59.055 6
SR-C&L	7.268 7	4.572 2	4.485 9	0.097 2	7.425 8	45.556 4
CSR-SE-Energy	7.596 2	5.380 5	5.250 5	0.094 6	7.764 2	62.084 8

表1至表4对应的柱状图如图11所示。图11(a)评价指标柱状图可以看出,CSR-SE-Energy算法SD指标占据显著优势。对比图11(a)~(d),CSR-SE-Energy算法在融合图像信息分布和对比度上具有明显优越性。

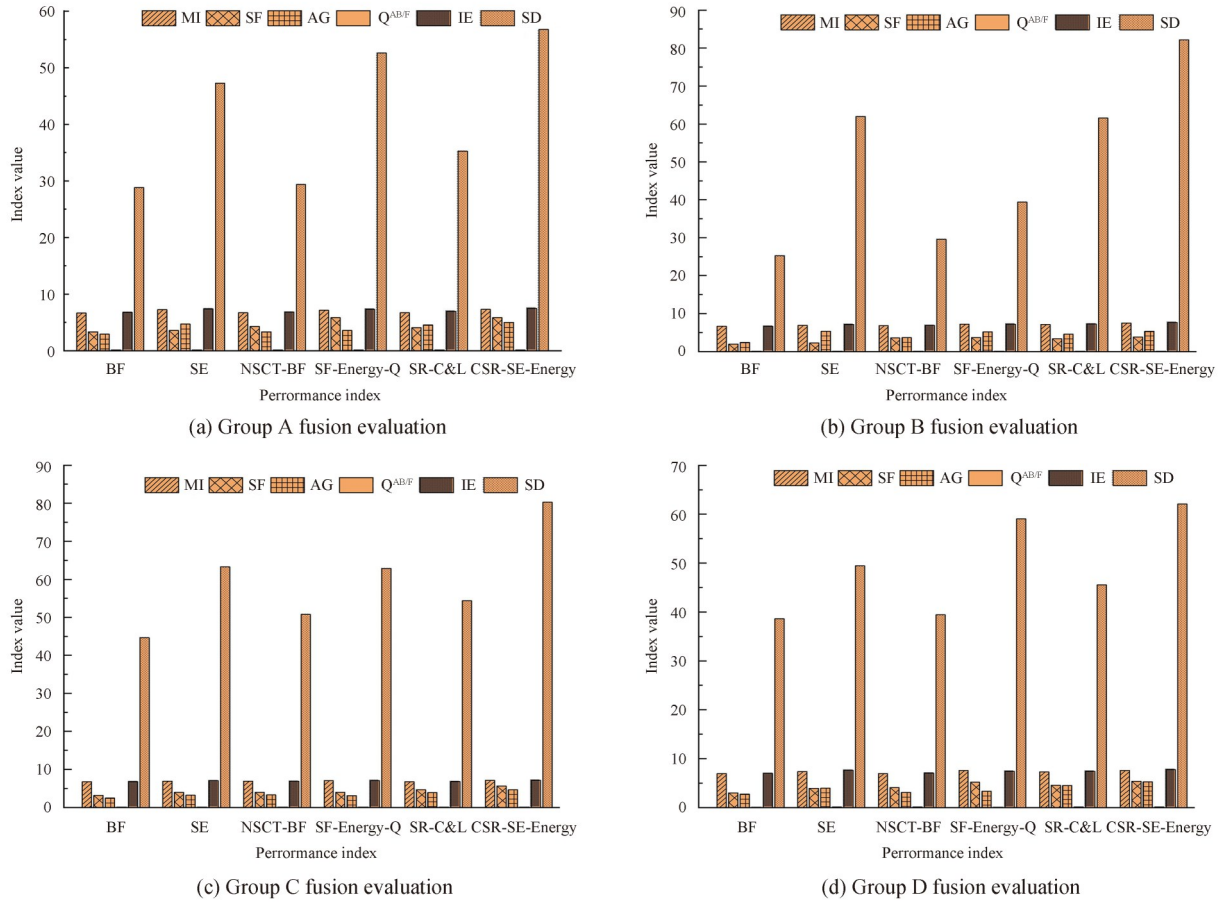


图11 评价指标柱状图

Fig. 11 Histogram of evaluation indicators

为体现算法在运算时间上的优势,50幅、100幅、150幅和200幅融合图像的运行平均时间对应于 T_{n1} 、 T_{n2} 、 T_{n3} 和 T_{n4} ,如表5所示。可知,CSR-SE-Energy算法中 T_{n4} 与5种典型算法对比至多减少0.0232 s,同时视觉效果显著。

表5 不同算法处理低照度隧道口处图像时运行的平均时间 (ms)

Table 5 Average running time of different algorithms for images at tunnel entrance with low illumination (ms)

Methods	T_{n1}	T_{n2}	T_{n3}	T_{n4}
BF	3.2620×10^2	3.2326×10^2	3.2519×10^2	3.2322×10^2
SE	3.2741×10^2	3.2738×10^2	3.2744×10^2	3.2295×10^2
NSCT-BF	3.2859×10^2	3.3679×10^2	3.4691×10^2	3.3507×10^2
SF-Energy-Q	3.4710×10^2	3.4126×10^2	3.4836×10^2	3.4621×10^2
SR-C&L	3.3387×10^2	3.3116×10^2	3.4760×10^2	3.2849×10^2
CSR-SE-Energy	3.2604×10^2	3.2308×10^2	3.2560×10^2	3.2301×10^2

4 结论

本文利用光谱边缘图像融合SE算法提取可见光彩色图像信息,结合CSR和局部能量特征的特性,提出低照度下CSR-SE-Energy近红外与可见光融合框架。将NSCT分解所得的低频基础分量利用局部能量特

征的方法进行融合,重点体现在红外亮度信息得到保留,使用SE方法对可见光色彩信息进行优化,利用CSR融合低频细节特征分量,并根据活性测度算法提取源图像的特性,对高频部分进行融合。该算法克服了传统的“SR”的“块效应”和“伪吉布斯”效应,弥补了图像之间关联性差的缺陷,保存能量信息与边缘细节信息。与BF、SE、NSCT-BF、SF-Energy-Q、SR-C&L 5种算法的对比实验结果表明,该算法得到的融合结果图有着良好的视觉特性;结合MI、SF、AG、 $Q^{AB/F}$ 、IE、SD六种评价指标进行评价,该算法的MI值、IE值、SD值均高于其他算法,分别为7.596 2、7.764 2、82.194 1;在处理低照度隧道出入口处图像时,运算时间至多减少0.023 2 s,降低了总体运算成本,提升了图像的鲁棒性和视觉清晰度。

参考文献

- [1] KUMAR A, BHANDARI A K, KUMAR R. 3D color channel based adaptive contrast enhancement using compensated histogram system[J]. *Multimedia Systems*, 2021, 27(3): 563-580.
- [2] CHENG W enao, XU Ming, GAO Jinfeng. Spatial domain image generation and fusion method of single-phase grounding fault line selection for small current grounding system[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(7): 97-103.
程文傲, 徐明, 高金峰. 小电流接地系统单相接地故障选线空间域图像生成及融合方法[J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(7): 97-103.
- [3] ZHANG S Q, LI X F, ZHANG X L, et al. Infrared and visible image fusion based on saliency detection and two-scale transform decomposition[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2021, 114(3): 103626.
- [4] PARK S, YU S, KIM M, et al. Dual autoencoder network for Retinex-based low-light image enhancement[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 22084-22093.
- [5] YANG Jiuzhang, LIU Weijian, CHENG Yang. Asymmetric infrared and visible image fusion based on contrast pyramid and bilateral filtering[J]. *Infrared Technology*, 2021, 43(9): 840-844.
杨九章, 刘伟剑, 程阳. 基于对比度金字塔与双边滤波的非对称红外与可见光图像融合[J]. *红外技术*, 2021, 43(9): 840-844.
- [6] CHEN Hao, LAI Huicheng, GAO Guxue, et al. Sand-dust image enhancement based on multi-exposure image fusion[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(9): 0910003.
陈豪, 赖惠成, 高古学, 等. 基于多曝光图像融合的沙尘图像增强[J]. *光子学报*, 2021, 50(9): 0910003.
- [7] BIANCO S, CUSANO C, PICCOLI F, et al. Personalized image enhancement using neural spline color transforms[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 6223-6236.
- [8] LORE K G, AKINTAYO A, SARKAR S. LLNet: A deep autoencoder approach to natural low-light image enhancement[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 61: 650-662.
- [9] AMINUDIN M F C, SUANDI S A. Video surveillance image enhancement via a convolutional neural network and stacked denoising autoencoder[J]. *Neural Computing & Applications*, 2021, 34(4): 3079-3095.
- [10] LU H M, LI Y J, UEMURA T, et al. Low illumination underwater light field images reconstruction using deep convolutional neural networks[J]. *Future Generation Computer Systems-The International Journal of eScience*, 2018, 82: 142-148.
- [11] FALLAH M, AZADBAKHT M. Fusion of thermal infrared and visible images based on multi-scale transform and sparse representation[J]. *Journal of Geospatial Information Technology*, 2021, 8(3): 39-59.
- [12] REN L, PAN Z B, CAO J Z, et al. Infrared and visible image fusion based on edge-preserving guided filter and infrared feature decomposition[J]. *Signal Processing*, 2021, 186: 108108.
- [13] LIU Y C, DONG L L, XU W H. Infrared and visible image fusion via salient object extraction and low-light region enhancement[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2022, 124: 104223.
- [14] BUDHIRAJA S, SHARMA R, AGRAWAL S, et al. Infrared and visible image fusion using modified spatial frequency-based clustered dictionary[J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2021, 24(2): 575-589.
- [15] MEI Jialin, DU Zhigang, ZHENG Haoran, et al. Research on visual load at entrance area of extra-long tunnel in different periods[J]. *China Safety Science Journal*, 2021, 31(6): 176-181.
梅家林, 杜志刚, 郑号染, 等. 不同时段特长隧道入口区域视觉负荷研究[J]. *中国安全科学学报*, 2021, 31(6): 176-181.
- [16] PARIS S, DURAND F. A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 81(1): 24-52.
- [17] WANG Zhao, DU Qingzhi, LONG Hua, et al. Infrared and visible image fusion based on CSR and energy features[J]. *Laser & Infrared*, 2021, 51(8): 1088-1096.
王昭, 杜庆治, 龙华, 等. 基于CSR和能量特征的红外与可见光图像融合[J]. *激光与红外*, 2021, 51(8): 1088-1096.
- [18] SHEN Ying, HUANG Chunhong, HUANG Feng, et al. Research progress of infrared and visible image fusion technology[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(9): 1-18.

- 沈英, 黄春红, 黄峰, 等. 红外与可见光图像融合技术的研究进展[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(9): 1-18.
- [19] KANWAL N, JAIN S, KAUR P. Evaluating robustness for intensity based image registration measures using mutual information and normalized mutual information [J]. Learning and Analytics in Intelligent Systems, 2020, 17: 73-81.
- [20] ZHANG W D, WU Q M J, YANG Y M, et al. Fast ship detection with spatial-frequency analysis and ANOVA-based feature fusion[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021, 19: 1-5.
- [21] MOHANRAM C, BHASHYAM S. A sub-optimal joint subcarrier and power allocation algorithm for multiuser OFDM [J]. IEEE Communications Letters, 2005, 9(8): 685-687.
- [22] LIU C, YANG B, LI Y, et al. An information retention and feature transmission network for infrared and visible image fusion[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(13): 14950-14959.
- [23] ROBERTS J W, AARDT J, AHMED F. Assessment of image fusion procedures using entropy, image quality and multispectral classification[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2008, 2(1): 1-28.
- [24] ZHANG X Y, MA Y, FAN F, et al. Infrared and visible image fusion via saliency analysis and local edge-preserving multi-scale decomposition[J]. Journal of the Optical Society of America A-Optics Image Science and Vision, 2017, 34(8): 1400-1410.
- [25] FREDEMBACH C, BARBUSCIA N, SÜSSTRUNK S, et al. Combining visible and near-infrared images for realistic skin smoothing[C]. Color and Imaging Conference, 2009.
- [26] CONNAH D, DREW M S, FINLAYSON G D. Spectral edge image fusion: theory and applications[J]. European Conference on Computer Vision, 2014, 8693: 65-80.
- [27] WU Chuan. Multi-scale image fusion based on bilateral filter[J]. Computer engineering and applications, 2015, 51(1): 31-34.
- 吴川. 基于双边滤波的多尺度图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(1): 31-34+88.
- [28] LI H F, QIU H M, YU Z T, et al. Infrared and visible image fusion scheme based on NSCT and low-level visual features [J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 76: 174-184.
- [29] CHEN YaoJia, ZHANG Yongping, TIAN Jianyan. Multi-focus image fusion based on blocked sparse representation[J]. Ideo Engineering, 2012, 36(13): 48-51+63.
- 陈垚佳, 张永平, 田建艳. 基于分块过完备稀疏表示的多聚焦图像融合[J]. 电视技术, 2012, 36(13): 48-51+63.

Visual Fusion Technology of Dim-lightening Tunnel Entrance

MA Lian¹, MA Qinglu¹, FU Binglin¹, WANG Jianghua²

(1 School of Traffic & Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

(2 Chongqing Fengjian Expressway Co., Ltd, Chongqing 401120, China)

Abstract: In highway tunnels in mountainous areas, there is insufficient illumination intensity in a closed environment at night, and after imaging, the average pixel illumination intensity is low. The data information obtained by a single sensor is usually limited. Multiple sensors improve the image fusion performance at the tunnel mouth with low illumination. Infrared sensors use the thermal radiation generated by the object to achieve automatic detection and capture the object under the condition of low illumination; visible images provide rich background information. The image information of infrared and visible light and the electromagnetic spectrum is fused to obtain enhanced and more comprehensive scene information. Image processing in a low-illumination environment has always been a hot issue in academic research. This paper used Convolution Sparse Representation (CSR), Spectral Edge (SE) and local energy features for image fusion. An intelligent sensing method for spatial information of highway tunnels under static and dynamic light environments is proposed. The denoising and fusion are processed simultaneously to avoid the loss of visible and near-infrared information during fusion processing. Bilateral filtering and light component are used for adaptive image enhancement of low-illumination infrared and visible light source images at the tunnel mouth. Gamma correction is used to correct the illumination component to avoid distortion during image enhancement. In order to improve the visual information presented by visible tunnel light, infrared and original visible image are fused to enhance the dark details of infrared pixels. In order to further improve the feedback of multiple information in the image, the non-subsampled contour is used to decompose the preprocessed image in multi-scale and multi-direction. The non-subsampled pyramid and non-subsampled directional filter are the main components of the non-subsampled contour wave. The k -

layer decomposition of the preprocessed source image, $k+1$ subband image with the same size can be obtained. The algorithm uses bilateral filters to decompose a single low-frequency subgraph decomposed by k layers into low-frequency basic components and detail feature components, respectively, for visible image and near-infrared images. The former is fused by local energy features, while the detail feature components are fused by convolution sparse representation strategy. The weighted local energy preserves structured information. Since simple weighting often leads to fading of infrared targets, the local feature energy ratio is used to measure the details extracted to maintain the brightness of fusion targets. A new activity measurement method and spectral edge processing were constructed at the high-frequency coefficients according to the underlying visual features; edge information is injected into the multi-source image to extract high-frequency information. Finally, the fusion coefficients were reconstructed to obtain the fused image. Four groups of visible and infrared source images captured by simulating the driver's line of sight were fused and compared with the algorithm results. The experiments were compared and analyzed from subjective evaluation and objective evaluation. Experimental results show that the CSR-SE-Energy algorithm overcomes the traditional "SR" and "pseudo-Gibbs" effects, makes up for the shortcomings of poor correlation between images, and saves Energy information and edge details. The fusion algorithm outperforms BF, SE, NSCT-BF, SF-Energy-Q and SR-C&L in subjective evaluation. The subjective visual effect has high contrast and good identification, the whole image scene can be highlighted, and the running time can be shortened. In objective evaluation, the highest MI value was 7.596 2, the highest IE value was 7.764 2, and the highest standard deviation value was 82.194 1. Compared with BF, SE, NSCT-BF, SF-energy-Q and SR-C&L algorithms. This method has significant reference significance in reducing noise, equalizing illumination and restoring details. When processing the image at the entrance and exit of the low illumination tunnel, the operation time is reduced by 0.023 2 s at most, reducing the overall operation cost and improving the image's robustness and visual clarity.

Key words: Visual fusion; Highway tunnel; Convolution sparse representation; Near-infrared image; Local energy; Spectral edge processing

OCIS Codes: 100.2000; 200.4740; 330.5000; 200.3050