

文章编号 1004-924X(2017)增-0160-08

全参考型低照度图像质量评价池化策略

宋明珠^{1,2}, 曲宏松^{1*}, 李兰民³, 张贵祥¹, 金光¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 山东航天电子技术研究所, 山东 烟台 264670)

摘要: 为了设计一种更适用于低照度成像条件下的全参考型图像质量评价方法, 针对人眼视觉注意特性及低照度成像的失真特点, 提出了基于上下文感知的低照度图像质量评价池化策略。通过不同失真类型下采取不同空间尺度特定权重的方式对图像中的主要对象及其上下文信息进行加权, 获取的权重图用于池化特征相似性度量的局部质量图, 进而获取最终的质量得分。实验结果表明, 本文方法更满足人眼视觉特性, 均方根误差达 0.623 1, 皮尔森线性相关系数达 0.885 7, 肯德尔等级相关系数达 0.704 9, 斯皮尔曼等级相关系数达 0.885 6, 与其他 5 种主流方法对比, 具有最优的主观视觉一致性; 同时, 针对低照度图像主要的失真类型, 4 种客观评价指标均优于对比方法。

关键词: 图像质量评价; 特征相似度; 池化; 低照度

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172514.0160

Pooling strategy for quality evaluation of full-reference model low illumination image

SONG Ming-zhu^{1,2}, QU Hong-song^{1*}, LI Lan-min³, ZHANG Gui-xiang¹, JIN Guang¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Shandong Institute of Space Electronic Technology, Yantai 264670, China)

* Corresponding author, E-mail: quhongsong@aliyun.com

Abstract: In order to design method for image quality evaluation of full-reference model more suitable under condition of low illumination imaging, aimed at attention characteristic for human vision and distortion characteristic of low illumination imaging, pooling strategy for quality evaluation with low illumination image based on context-aware was proposed. Through different distortion types, main object and its context information in image were provided with weighting by adopting specific weight methods in different spaces, and obtained Weighting Graph was used for Local Quality Diagram for similarity measurement of pooling characteristic to obtain final quality score. The experimental result shows that method in the Thesis is more satisfying to human visual characteristic, and root-mean-square error reaches 0.623 1, with Pearson linear correlation coefficient reaching 0.885 7, Kendall rank correlation coefficient reaching 0.704 9, Spearman rank correlation coefficient reaching 0.885 6.

收稿日期: 2017-08-28; 修订日期: 2017-09-21.

基金项目: 科技部重点专项资金资助项目(No. 2016YFB0501202); 吉林省科技发展计划资助项目(No. 20170101164JC)

Compared with other five mainstream methods, it has the optimal subjective visual consistence; at the same time, aimed at main distortion type of low illumination image, four kinds of objective evaluation indexes are superior to contrast method.

Key words: image quality assessment; feature similarity; pooling; low illumination

1 引 言

目前图像质量评价(Image Quality Assessment, IQA)方法根据对参考图像的依赖程度主要可分为全参考型图像质量评价、无参考型图像质量评价与部分参考型图像质量评价 3 种。本文主要针对全参考图像质量评价(Full Reference Image Quality Assessment, FR-IQA)在低照度成像下的应用进行研究。

目前,国内外针对 FR-IQA 的研究方法有很多,其中最常用的为均方误差(Mean Squared Error, MSE)和峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)等。2004 年, Wang 等^[1]提出了基于结构相似性(Structure Similarity, SSIM)的图像质量评价方法,该方法通过对 3 个特征图进行平均池化获取了最终质量得分,效果明显优于 PSNR 等传统方法,但针对模糊与压缩图像,其评价效果仍不理想; Zhang 等^[2]提出了基于特征相似度(Feature Similarity, FSIM)的图像质量评价方法,该方法利用更为复杂的相位一致性与梯度一致性信息结合的方式获得最终评价指标,该方法性能明显优于 SSIM,但效率相对较低。考虑以上方法针对不同特征存在不同的质量影响,学者又提出了基于多种加权池化策略的改进方法^[3-9],如: Huang 等^[6]提出了基于调和平均的加权池化策略用以提升 SSIM 与 FSIM 算法性能; Liu 等^[7]提出了基于广义平均的加权池化策略用以解决评价过程中的非线性失真问题; ZHANG 等^[8]提出基于标准偏差的自适应池化策略,使得基于 CSIQ 图像集的预测精度提升,但针对 TID2008 数据集,精度降低。通过池化策略的改进,算法的评价性能与主观评价的吻合度更高,但以上策略均未着重考虑视觉感知对图像评价带来的重要影响,与人眼视觉系统的主观一致性存在差异。

同时,针对低照度条件下所成图像,曝光时间的延长使得图像质量的下降主要受两方面因素影

响:噪声与模糊,其中噪声类型主要为高斯噪声与脉冲噪声。因此,针对低照度图像,评价的基准更多地集中于针对噪声与模糊的响应。

基于以上考虑,本文提出了一种基于上下文感知(Context Aware, CA)的全参考型低照度图像质量评价池化策略,该策略充分考虑人眼视觉特性,将视觉注意对象进行重点加权,同时兼顾主要对象的上下文信息,针对模糊与噪声影响的不同区域进行差异化处理,可针对低照度图像特点对 FSIM 算法模型进行有效拓展与提升。

2 上下文感知池化策略模型

本文采用基于上下文感知池化的特征相似性度量方法进行全参考型低照度图像质量评价,算法遵循 FR-IQA 的通用流程^[8],如图 1 所示。

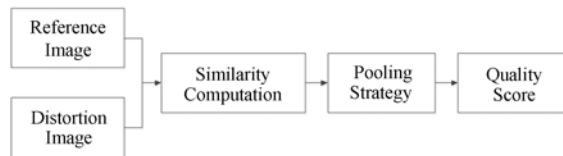


图 1 FR-IQA 通用流程图

Fig. 1 Common flow chart of FR-IQA models

2.1 FSIM 算法模型

FSIM 算法主要可分为两步进行,首先为计算参考图像与失真图像关于特征的局部质量图;之后为利用最大相位一致性值作为权重函数对局部质量图进行池化操作获取最终的图像质量得分。

FSIM 算法将相位一致性(Phase Congruency, PC)特征作为其主特征,将梯度幅值(Gradient Magnitude, GM)作为其第二特征。相位一致性采用图像中某相位傅里叶变换分量最大的点来定义图像特征,梯度幅值则用以表征图像在强度方向或梯度方向颜色的改变。在确定二者在参考图像 1 与失真图像 2 在位置 x 的 PC 与 GM 值后,其局部特征相似性度量结果分别如公式(1)与公式(2)所示:

$$S_{PC}(x) = \frac{2PC_1(x) \cdot PC_2(x) + T_1}{PC_1^2(x) + PC_2^2(x) + T_1}, \quad (1)$$

$$S_G(x) = \frac{2G_1(x) \cdot G_2(x) + T_2}{G_1^2(x) + G_2^2(x) + T_2}; \quad (2)$$

其中 T_1, T_2 为避免分母为 0 引入的常数值。

之后, 计算不同位置 x 处关于 PC 的最大值 PC_m :

$$PC_m(x) = \max(PC_1(x), PC_2(x)). \quad (3)$$

以 PC_m 加权参考图像与失真图像的相似性 $S_L(x)$ 获得最终 FSIM 值:

$$FSIM = \frac{\sum S_L(x) \cdot PC_m(x)}{\sum PC_m(x)}, \quad (4)$$

$$S_L(x) = S_{PC}(x) \cdot S_G(x). \quad (5)$$

2.2 上下文感知池化策略

在上述结构相似性度量基础上, 基于人眼对图像显著信息的注意集中特性, 认为图像评价的重点对象应为整体中的显著区域; 同时考虑低照度图像相比正常图像过度的噪声失真与运动模糊失真, 在视觉注意上, 除了对重点对象的关注外, 对于对象的上下文的关注同样重要。因此摒弃传统的最大化一致性池化方法, 提出采用基于上下文感知的加权策略, 最终的质量得分通过对 FSIM 特征的池化操作获得。

上下文感知的池化策略主要基于以下 3 个原则^[10]: 局部低层考虑: 包含对比度、颜色等因素; 全局考虑: 抑制频繁出现的特征, 保持偏离规范的特征; 视觉组织规则: 突出的像素聚集在一个或多个重心, 而不是分散在图像上。

利用彩色图像在 Lab 颜色空间的图像块距离 $d(p_i, p_j)$ 作为各位置点池化操作加权基础

系数:

$$d(p_i, p_j) = \frac{d_c(p_i, p_j)}{1 + c \cdot d_p(p_i, p_j)}, \quad (6)$$

其中, $c=3$, $d_c(p_i, p_j)$ 为图像块 p_i 与 p_j 间的颜色距离, 考虑具有不同颜色或模式的区域空间对比显著值更高, 因此颜色差异越大, 该点越显著, 池化过程所占权重越大; $d_p(p_i, p_j)$ 为图像块 p_i 与 p_j 间的位置距离, 考虑显著区域相似区一般较为临近, 因此位置差异越大, 该点越不显著, 池化过程所占权重越小。

同时, 本文改进文献[10]提出的最终的显著区域为多尺度空间前 K 个最相似块显著值的平均方案, 针对低照度图像噪声与模糊失真显著特性, 提出根据上述不同失真情形, 采取不同的空间尺度加权方案, 假设尺度空间为 r , 该尺度下的权重表达为:

$$C_i = 1 - \exp\left\{-\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K d(p_i^r, q_k^r)\right\}. \quad (7)$$

最终用于池化局部质量图的权重图可以表达为各尺度权重以不同比例加权池化的值:

$$C_i = \sum_r \lambda^r \cdot C_i^r. \quad (8)$$

其中: λ^r 代表该不同尺度的权值。本文取 $r=4$, 当主要考虑高斯噪声时, 平滑或均匀区域的损失较为严重, 因此取 $\lambda^1 = \lambda^2 = \lambda^3 = 0, \lambda^4 = 1$, 主要以低频信息作为池化依据; 当主要考虑高斯模糊时, 模糊图像的质量好坏更多的集中于边缘等高频信息的损失程度, 因此取 $\lambda^1 = 1, \lambda^2 = \lambda^3 = \lambda^4 = 0$, 主要以高频信息作为池化依据; 由于脉冲噪声的影响相对较弱, 在此不作为主要考虑因素, 即采用平均方式 $\lambda^1 = \lambda^2 = \lambda^3 = \lambda^4 = 0.25$ 。由于上下文感知



图 2 TID2008 中的参考图像与不同空间尺度加权下的权重图

Fig. 2 Reference images and their weighting image with different space scale weighting number in TID2008

的方式同时考虑主要对象及其上下文信息,因此在处理模糊与噪声图像时即使弱化某一尺度仍不会对全局图像产生过度影响,如图 2 所示(从左到右:参考图像, $\lambda^1=\lambda^2=\lambda^3=\lambda^4=0.25, \lambda^1=1, \lambda^2=\lambda^3=\lambda^4=0, \lambda^1=\lambda^2=\lambda^3=0, \lambda^4=1$)。

从上述分析可知,基于上下文感知池化的优势在于不会刻意的对任意高/低频信息或局部/全局信息进行过度赋值,同时更能保障图像中的有价值区域均能以一定的比例得以体现,这里的有价值区域既包括显著目标区域又包括背景区域。

在确定池化所需权重图后,对局部质量图采用上下文感知策略进行池化:

$$CA-FSIM = \frac{\sum S_L(x) \cdot C(x)}{\sum C(x)} \quad (9)$$

3 实验与分析

为验证本文算法与人眼视觉系统主观评价的吻合程度,本文将上下文感知策略池化 FSIM 获取的 CA-FSIM 指标与常用的 5 种典型全参考型图像质量评价指标进行主观一致性实验,实验采

用 Inter(R) Xeon(R) CPU E5-1620 v2 @ 3.70 GHz 计算机与 MATLAB R2015a 软件进行代码的编写与运行。

3.1 评价数据库与标准

本文采用国际通用的标准图像质量评价数据库 TID2008(Tampere Image Database 2008)作为检验评价函数有效性的标准,库中包含 25 幅参考图像及由参考图像生成的包含不同程度下 17 种失真类型构成的 1 700 幅失真图像,数据库通过平均意见值(Mean Opinion Score, MOS)对库中数据进行主观评价,常见失真类型及其主观分数如图 3 所示。

为定量考察本文算法性能,采用均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)、皮尔森线性相关系数(Pearson Linear Correlation Coefficient, PLCC)、肯德尔等级相关系数(Kendell's Rank Correlation Coefficient, KROCC)和斯皮尔曼等级相关系数(Spearman's Rank Correlation Coefficient, SROCC)作为评价指标。其中,PLCC、KROCC、SROCC 值越高,算法评价效果越好, RMSE 越小,算法评价性能越好。



图 3 常见失真类型及其主观分数

Fig. 3 Common image distortion types and their subjective scores

3.2 主观一致性

表 1 为本文算法获得的 CA-FSIM 指标与 PSNR^[12]、VIF^[11]、SSIM^[1]、MS-SSIM^[4]、FSIM^[2] 算法基于 TID2008 数据库一致性计算结果。从表中可以看出,本文提出的方法对于所有失真类型的整体评价水平优于对比算法,本文池化策略有效提升了原始 FSIM 算法的准确性。

表 1 各算法在 TID2008 数据库的一致性计算结果

Tab.1 Consistency calculation results of each method on TID2008 database

	RMSE	PLCC	KROCC	SROCC
PSNR	1.137 2	0.530 9	0.369 6	0.524 5
VIF	0.788 8	0.809 0	0.586 3	0.749 6
SSIM	0.851 1	0.773 2	0.576 8	0.774 9
MS-SSIM	0.729 9	0.845 2	0.654 3	0.852 8
FSIM	0.646 8	0.876 2	0.699 1	0.884 0
CA-FSIM	0.623 1	0.885 7	0.704 9	0.885 6

基于信号噪声比的 PSNR 方法只考虑了图像误差信号的大小,缺乏对空间结构的度量,因此效果最差;VIF 算法基于视觉信息保真度的评价体系,未重点考虑子带间信息关联;SSIM 与 MS-SSIM 算法均为基于结构相似性的度量方式,缺乏针对人眼视觉特性的响应,因此整体效果较 FSIM 类差;FSIM 充分考虑了特征相似性,同时考虑了人眼在相位一致性大的区域特征更加丰富,但并未仔细考量视觉系统对特征集中区域的响应差异,效果略差。本文算法充分考虑主要对象与及上下文信息,整体评价方式更加平滑自然,效果最优。对比方法中一致性效果最好的 FSIM 与本文算法的 TID2008 全部数据散点拟合如图 4 所示。

为进一步验证本文算法针对低照度图像的有效性,针对低照度图像特有的强烈噪声与模糊失真图像进行实验,考虑应用过程中面临的常见压缩问题,实验过程同时对压缩失真进行度量。针对上述失真问题,本文算法与对比算法中效果最好的 FSIM 算法的对比如表 2 所示。

从表中可以看出,针对上述 7 种重要失真特性:高斯噪声、脉冲噪声、高斯模糊、JPEG 压缩、JPEG2000 压缩、JPEG 传输错误、JPEG2000 传输

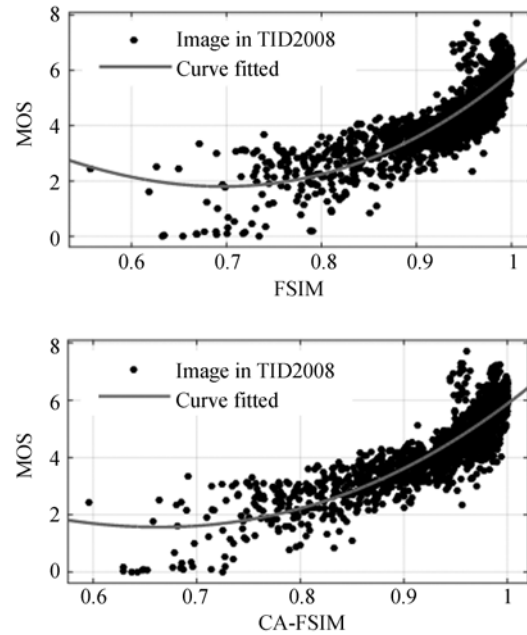


图 4 主观 MOS 散点图与模型预测分数

Fig.4 Scatter plots of subjective MOS versus scores obtained by model prediction

错误,本文方法与主观评价的一致性均优于原始 FSIM 方法。特别的针对低照度成像过程中严重的高斯噪声与高斯模糊,本文在不同尺度采用不同加权系数的池化方式可进一步提升上下文感知池化方式的性能。针对高斯噪声,令 $\lambda^1 = \lambda^2 = \lambda^3 = 0, \lambda^4 = 1$ 的方案使得 PLCC、KPOCC、SROCC 分别提高 2.83%、5.94%、3.23%,RMSE 降低 9.33%;针对高斯模糊,令 $\lambda^1 = 1, \lambda^2 = \lambda^3 = \lambda^4 = 0$ 的方案使得 PLCC、KPOCC、SROCC 分别提高 0.59%、2.73%、0.68%,RMSE 降低 5.12%。

本文算法与 FSIM 算法针对低照度图像的主要失真:高斯噪声、脉冲噪声、高斯模糊的主观 MOS 散点图与模型预测分数如图 5 所示,图中,横、纵坐标分别代表图像在算法的客观评分及其主观平均意见值,对客观评分与主观 MOS 值进行曲线拟合,曲线与散点的接近程度表征着评价的一致性。

从拟合情况可以看出,本文算法在 FSIM 基础上考虑了人眼对于主要目标及其上下文区域的集中注意,针对高斯噪声与高斯模糊,本文方法在噪声强烈区域一致性优于 FSIM;针对脉冲噪声,本文散点与曲线拟合方程的确定系数 0.549 9,大于 FSIM 方法的 0.453 8,具有更高的拟合优度。

表 2 针对特定失真类型一致性计算结果

Tab. 2 The consistency calculation results for special image distortion types

		Gaussian noise	Impulse noise	Gaussian blur	JPEG compression	JPEG2000 compression	JPEG transmission errors	JPEG2000 transmission errors
FSIM	RMSE	0.301 3	0.329 5	0.382 6	0.370 8	0.378 3	0.598 7	0.402 5
	PLCC	0.869 9	0.765 5	0.945 4	0.970 6	0.981 0	0.888 5	0.848 8
	KROCC	0.675 3	0.560 7	0.799 6	0.739 6	0.873 5	0.677 4	0.659 5
	SROCC	0.875 6	0.772 0	0.947 2	0.929 5	0.978 0	0.875 6	0.855 4
CA-FSIM	RMSE	0.277 4	0.304 5	0.375 6	0.348 9	0.321 8	0.494 6	0.396 5
	PLCC	0.891 0	0.804 0	0.947 4	0.978 8	0.986 3	0.925 4	0.870 2
	KROCC	0.703 8	0.591 0	0.819 0	0.754 6	0.885 9	0.740 5	0.695 3
	SROCC	0.894 4	0.809 0	0.952 2	0.934 9	0.980 8	0.919 0	0.882 8
CA-FSIM ($\lambda^4=1$)	RMSE	0.273 2	0.314 6	0.386 8	0.338 1	0.298 5	0.549 5	0.384 7
	PLCC	0.894 5	0.788 9	0.944 1	0.980 1	0.988 2	0.907 0	0.878 3
	KROCC	0.713 5	0.578 5	0.815 3	0.757 5	0.892 0	0.704 1	0.697 7
	SROCC	0.903 9	0.798 4	0.949 3	0.936 9	0.982 9	0.898 0	0.884 9
CA-FSIM ($\lambda^2=1$)	RMSE	0.275 2	0.308 3	0.363 0	0.346 6	0.309 1	0.544 6	0.392 6
	PLCC	0.892 8	0.798 4	0.951 0	0.979 1	0.987 4	0.908 7	0.873 0
	KROCC	0.705 4	0.591 0	0.821 4	0.747 8	0.887 1	0.702 9	0.695 7
	SROCC	0.898 8	0.807 5	0.953 6	0.933 4	0.981 5	0.898 8	0.883 5

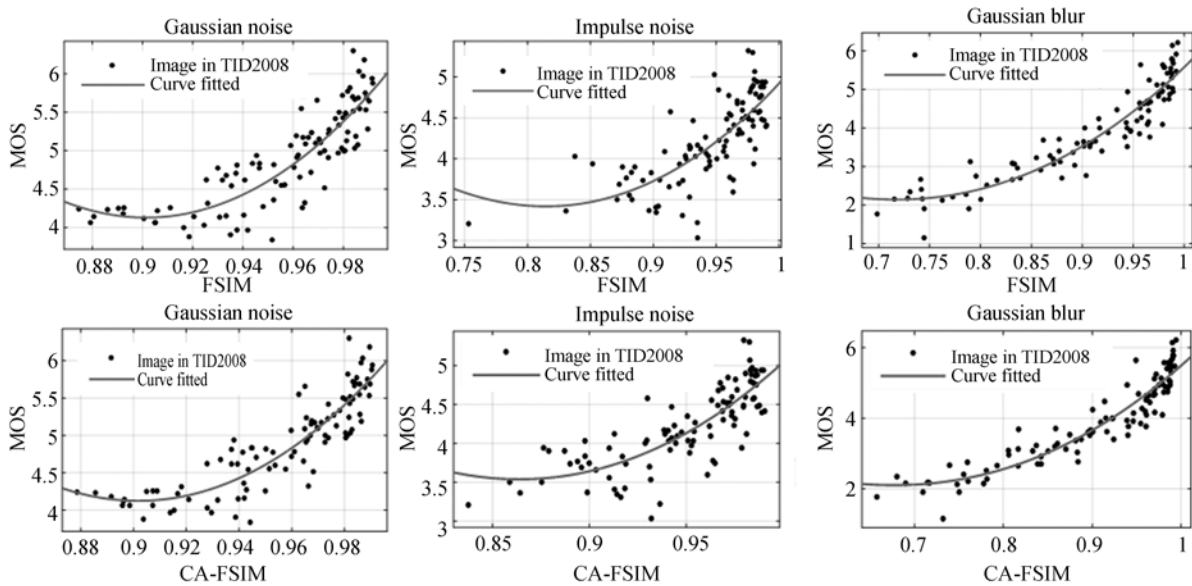


图 5 特定失真下主观 MOS 散点图与模型预测分数

Fig. 5 Scatter plots of subjective MOS versus scores obtained by model prediction for special image distortion types

4 结 论

本文基于上下文感知的池化策略,设计了更适用于全参考低照度图像的质量评价方法。方法充分考虑人眼视觉对主要注意对象及其上下文信息的关注程度,同时针对低照度成像条件下严重的高斯噪声、高斯模糊、脉冲噪声,设计不同频率

尺度下的池化权重参数,针对特定失真类型,客观评价与人眼主观评价吻合度明显提升。实验结果表明,与 5 种对比方法相比,本文算法针对全部失真类型数据与低照度成像常见的几种失真类型数据均具有更高的评价一致性。

本文尚未对多重失真情况下的图像质量评价进行分析,在今后的研究中,将从上下文感知池化策略入手进行相应方法的探究。

参考文献:

- [1] WANG ZH, BOVIK A C, SHEIKH H R, *et al.*. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [2] ZHANG L, ZHANG L, MOU X Q, *et al.*. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [3] LI Q H, FANG Y M, XU J T. A novel spatial pooling strategy for image quality assessment[J]. *Journal of Computer Science and Technology*, 2016, 31(2): 225-234.
- [4] WANG Z, SIMONCELLI E P, BOVIK A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment[C]. *Conference Record of the 37th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, IEEE*, 2003: 1398-1402.
- [5] CHEN G H, YANG CH L, XIE SH L. Gradient-based structural similarity for image quality assessment[C]. *Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Image Processing, IEEE*, 2006: 2929-2932.
- [6] HUANG Y, CHEN X, DING X H. A harmonic means pooling strategy for structural similarity index measurement in image quality assessment[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2016, 75(5): 2769-2780.
- [7] 刘国军,高立霞,陈丽奇. 广义平均的全参考型图像质量评价池化策略[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(3): 742-748.
- [8] LIU G J, GAO L X, CHEN L Q. Pooling strategy for full-reference IQA via general means[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(3): 742-748. (in Chinese)
- [9] ZHANG ZH, LIU SH, LI A. Image quality assessment via adaptive pooling[C]. *Proceedings of the 2015 International Conference on Communications, Signal Processing, and Systems, Springer*, 2016: 709-714.
- [10] 姚军财,刘贵忠. 结合人眼对比度敏感视觉特性的视频质量客观评价[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(3): 659-667.
- [11] YAO J C, LIU G ZH. Video quality objective assessment combined contrast sensitivity characteristics of human visual system[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(3): 659-667. (in Chinese)
- [12] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR L, TAL A. Context-Aware saliency detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(10): 1915-1926.
- [13] SHEIKH H R, BOVIK A C. Image information and visual quality[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(2): 430-444.
- [14] HORE A, ZIOU D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM[C]. *Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition, IEEE*, 2010: 2366-2369.

作者简介:



宋明珠(1992—),女,黑龙江大庆人,博士研究生,2014年于吉林大学获学士学位,主要从事空间光电成像及图像处理方面的研究。E-mail: songmingzhu14@mails.ucas.ac.cn

导师简介:



金光(195—),男,吉林长春人,研究员,博士生导师,主要从事空间遥感相机总体设计方面的研究。E-mail: jing@ciomp.ac.cn

通讯作者:



曲宏松(1980—),男,辽宁大连人,研究员,硕士生导师,2008年于中国科学院研究生院获博士学位,主要从事 TDI CCD 成像系统方面的研究。E-mail: quhongsong@aliyun.com