

文章编号:1007-2780(2018)10-0877-07

基于稀疏表示的 SOM 多失真图像质量评价方法

王春哲^{1,2}, 安军社^{2*}, 姜秀杰², 李 杰³, 张羽丰^{1,2}

(1. 中国科学院大学, 北京 100049;

2. 中国科学院 复杂航天系统电子信息技术重点实验室, 北京 100190;

3. 长春大学 信息工程学院, 吉林 长春 130022)

摘要:针对非线性回归下客观评分与主观评分一致性差的问题, 本文提出一种基于稀疏表示的 SOM 多失真图像质量评价方法。首先, 将参考图像及失真图像应用独立变量分析进行稀疏化表示, 应用稀疏表示下的参考图像与失真图像间的结构相似度描述失真图像的质量, 再使用 SOM 聚类算法和交叉验证方法提高非线性回归下的客观评分与主观评分之间的一致性。最后, 在 LIVE2, TID2013 及 IVC 数据库中的实验结果显示, 所提评价模型性能优越; 3 种数据库的平均结果说明, 该文方法的总体性能高于现有的经典算法, 表明该文方法能够很好地反映图像的视觉感知效果。通过对比时间效率, 该方法基本能够满足实际要求, 具有较高的适用性。

关键词: 图像质量评价; 多失真图像; 稀疏表示; 聚类; 交叉验证

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20183310.0877

Multi-distorted image quality assessment algorithm based on sparse representation and SOM

WANG Chun-zhe^{1,2}, AN Jun-she^{2*}, JIANG Xiu-jie², LI Jie³, ZHANG Yu-feng^{1,2}

(1. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;*

2. *Key Laboratory of Electronics and Information Technology for Space Systems, Chinese Academy of Sciences, Beijing 101400, China;*

3. *College of Electronic and Information Engineering, Changchun University, Changchun 130022, China*)

Abstract: Due to the problem of poor consistency between objective score in nonlinear regression and subjective scores, a multi-distorted image quality assessment method based on sparse representation and SOM is presented in this paper. Firstly, the reference image and the multi-distorted image are represented sparsely by independent component analysis, and the structural similarity index between the reference image and the distorted image under the sparse representation is computed to describe the quality of multi-distorted image. Secondly, the consistency between objective score in nonlinear regression and subjective score is improved by the SOM and cross-validation algorithms. Finally, the experimental results in LIVE2, TID2013 and IVC databases show that the proposed evaluation model has good performance. The average result of 3 kinds of databases shows that the overall performance

收稿日期: 2018-04-04; 修订日期: 2018-07-06.

* 通信联系人, E-mail: anjunshe@nssc.ac.com

of the method is higher than the existing classical algorithm, which indicates that the proposed method can reflect the visual perception of the image well. Comparison with the time efficiency, the proposed algorithm can basically meet the practical demand and has high practicability.

Key words: image quality assessment; multi-distorted images; sparse representation; clustering; cross-validation

1 引言

图像质量评价(Image Quality Assessment, IQA)分为主观质量评价与客观质量评价^[1-2]。主观质量评价是在观测者观测图像的情况下,观测者本人对图像的视觉质量做出评分。主观质量评价符合人眼的视觉系统(Human Visual System, HVS),但不适用于实际系统^[3]。客观质量评价是对输入图像运用某种数学运算而做出的视觉质量评分。客观质量评价与主观质量评价的一致性衡量客观质量评价方法性能的唯一标准^[4]。

客观质量评价方法分为全参考评价方法(Full-reference image quality assessment, FR-IQA),部分参考评价方法(Reduced-reference image quality assessment, RR-IQA)及无参考评价方法(No-reference image quality assessment, NR-IQA)^[3]。全参考评价方法是使用参考图像的全部信息作为参考,评价失真图像的质量。全参考评价方法主要有均方误差方法(Mean Square Error, MSE),峰值信噪比方法(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR),结构相似度(Structural Similarity Index Measurement System, SSIM)方法等^[1-4]。无参考评价方法则不考虑参考图像的任何信息,对待测图像基于统计特性的描述^[5]。最近相关研究人员,将神经网络引入到图像质量评价系统中,利用其神经网络强大的特征提取能力,使网络直接输出图像的质量分数,该评价方法与主观评价方法的一致性较好。但由于深度神经网络的计算复杂度高,无法应用于实时的评价系统中^[6]。部分参考评价方法则利用参考图像的边缘、结构等部分信息作为参考,评估失真图像的质量,例如利用轮廓波变换的方向系数进行图像的质量评价^[7]。

现有图像质量评价方法主要从两方面来改善算法的性能:(1)从客观评价算法本身,通过引进图像的均值和方差来计算图像的质量评分,使得

客观评分尽可能与主观评分一致,这种算法主要有 PSNR, SSIM 方法等。(2)从回归函数的角度提高算法的性能。寻找一种能力更强的回归函数,使得回归下的客观评分与主观评分一致,如基于深度学习的图像质量评价方法。

本文试图从第二个方面提高算法性能,提出一种基于稀疏表示的自组织映射(Self-organizing maps, SOM)的多失真图像质量评价方法。应用稀疏表示的参考图像与失真图像间的 SSIM 描述失真图像的质量,并使用 SOM 聚类 and 交叉验证算法降低非线性回归下的客观评分与主观评分间的误差,以提高客观图像质量评价方法的性能。本文使用多失真图像数据进行了对比实验,实验结果表明,与传统算法相比,基于稀疏表示的 SOM 的图像质量评价方法与主观评价方法一致性较好。

2 图像的稀疏表示

相关研究表明,稀疏表示符合人类的大脑认知^[8]。因此,研究人员提出使用稀疏表示描述图像的视觉感知质量,如文献[8]使用稀疏表示信息来测度图像的视觉感知质量。本文将稀疏表示引入到图像质量评价模型中。

2.1 白化处理

在图像的稀疏表示之前,需要对图像数据去均值及白化处理(Whitening Processing, WP)。去均值,即是对图像的每一列数据减去对应的均值,而 WP 的目的是使图像数据中各列互不相关,且白化后图像的协方差矩阵为单位矩阵 $\mathbf{I}$ 。本文使用特征值分解(Eigen-Value Decomposition, EVD)进行白化处理。首先计算图像矩阵 $\mathbf{x}$ 的协方差矩阵 $\text{COVX} = E(\mathbf{x}\mathbf{x}^T)$,对协方差矩阵 COVX 进行 EVD 分解有 $\text{COVX} = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T$,其中 $\mathbf{E}$ 为 COVX 的特征向量, $\mathbf{D}$ 中对角线元素 d_{ii} 为对应 COVX 的特征值。则白化后的矩阵 $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{E}\mathbf{D}^{-1/2}\mathbf{E}^T * \mathbf{x}$ ^[9]。

2.2 基于 ICA 的稀疏表示

ICA (Independent Component Analysis, ICA) 稀疏表示的理论为:选取图像稀疏矩阵 s 的累积分布函数 $g(s) = P(S \leq s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$, 图像矩阵 $\tilde{x}$ 与图像稀疏矩阵 s 的概率密度函数满足式(1):

$$p(\tilde{x}) = p_s(s) \cdot |W| = p_s(W\tilde{x}) \cdot |W| = \prod_{j=1}^n p_s(w_j^T \tilde{x}) \cdot |W|, \quad (1)$$

其中: $p(\tilde{x})$ 为 WP 处理后图像矩阵 $\tilde{x}$ 的概率密度函数, $p_s(s)$ 为图像稀疏表示矩阵的概率密度函数; $p_s(w_j^T \tilde{x})$ 为概率密度函数的向量表

示形式, w_j^T 是 W 的第 j 行向量 $W = \begin{bmatrix} w_1^T \\ \vdots \\ w_n^T \end{bmatrix}$,

$|W|$ 为矩阵 W 的行列式的值, 式(1)中符号 $\cdot$ 表示相乘。

给定 m 张 WP 处理后图像的训练集合 $\{\tilde{x}^{(i)}; i=1, \dots, m\}$, 取对数后且计算最大似然概率:

$$l(W) = \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n \log(g'(w_j^T \tilde{x}^{(i)})) + \log |W| \right), \quad (2)$$

其中: $g'(w_j^T \tilde{x}^{(i)})$ 是 $g(w_j^T \tilde{x}^{(i)})$ 的导数。对式(2)中 W 求偏导数, 根据随机上升梯度规则有:

$$W := W + \alpha \begin{bmatrix} 1 - 2g(w_1^T \tilde{x}^{(i)}) \\ 1 - 2g(w_2^T \tilde{x}^{(i)}) \\ \vdots \\ 1 - 2g(w_n^T \tilde{x}^{(i)}) \end{bmatrix} \tilde{x}^{(i)T} + (W^T)^{-1}, \quad (3)$$

其中: α 为学习率, 迭代至 W 收敛为止。对每一张 WP 后的图像矩阵 $\tilde{x}$ 进行 ICA 稀疏表示, 得到 ICA 稀疏表示信息 $s = W\tilde{x}$ [9]。

3 稀疏表示的 SOM 的图像质量评价

基于稀疏表示 SOM 的图像质量评价方法如图 1 所示。首先对参考图像及失真图像进行 WP 处理并分别进行 ICA 稀疏化表示, 计算稀疏表示下失真图像及参考图像的 SSIM, 将所得的 SSIM 值记为 SRSS2M, 同时使用 SOM 聚类算法将

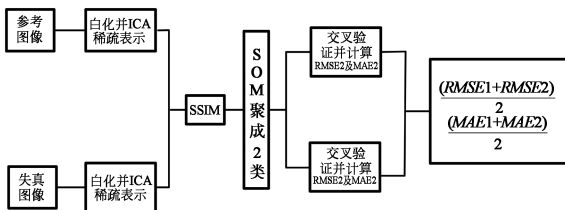


图 1 稀疏表示的 SOM 的图像质量评价

Fig.1 Image quality assessment of sparse representation and SOM

SSIM 和主观评分的数据点分成两类数据, 使用交叉验证算法选择合适的回归函数, 计算每一类回归下的客观评分与主观评分间的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 及绝对误差均值 (Mean Absolute Error, MAE), 最终加权平均作为衡量最终客观评价方法的指标值。

3.1 SOM 聚类算法

SOM 是基于神经网络的聚类算法, SOM 仅有输入层与计算层 [10]。计算层各神经元之间采用竞争机制选取获胜神经元, 并根据获胜神经元与其相邻神经元之间距离的大小更新神经元的权重参数。本文算法首先将客观评分值与所对应的主观评分值作为输入向量, 记为 $m = \{m_i; i=1, 2\}$, 并选取 j 个神经元, 表示聚类成几类, 本文取 2, w_{ji} 表示输入单元 m_i 与第 j 个神经元之间的连接权重参数。SOM 算法流程如下:

(1) 初始化各神经元节点对应的参数 $w_j = \{w_{ji}; j=1, \dots, N; i=1, \dots, L\}$ 。

(2) 寻找使 $d_j(m) = \sum_{i=1}^L (m_i - w_{ji})^2$ 最小值对应的神经元为获胜的神经元。

(3)更新获胜神经元邻域内的权值 w_{ji} , 其更新规则为 $w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta(t) \cdot \exp(-S_{j,I(m)} / 2\sigma^2(t)) \cdot (m_i - w_{ji}(k))$, 其中, $S_{j,I(m)}$ 表示神经元 j 与获胜神经元 $I(m)$ 之间的距离。 $w_{ji}(k)$, $w_{ji}(k+1)$ 分别表示为第 k 步, $k+1$ 步的连接权重值, $\sigma(t) = \sigma_0 \exp(-t/\tau_\sigma)$ 为指数衰减率 (exponential decay), $\eta(t) = \eta_0 \exp(-t/\tau_\eta)$ 为学习率, t 为神经网络训练一个 epoch 所需时间。 σ_0 , τ_σ , η_0 为常值。

(4)反复迭代 2, 3 步至 w_{ji} 收敛为止。在输出空间中每个神经元指向输入空间中的一类数据, 以此实现聚类。

3.2 交叉验证回归算法

为降低客观评分与主观评分间的误差, 本文采用保留交叉验证算法选取回归函数。其主要思想: 随机抽取总数据中 70% 的图像作为训练数据, 训练 $H \in \{h_1, h_2, \dots, h_{10}\}$ 中各模型 $\{h_i\}$, 并得其各模型所对应的参数, 同时用余下 30% 的数据验证 h_i , 选取误差最小的模型 $\{h_k\}$ 作为最终的回归函数。本文选取训练模型集合 H 包括: $a_0 + a_1x$, $a_0 + a_1x + a_2x^2, \dots, a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_5x^5$, $a_1 \sin(b_1x + c_1), \dots, a_1 \sin(b_1x + c_1) + \dots + a_5 \sin(b_5x + c_5)$ 。

3.3 图像质量评价方法的指标

为衡量客观评价方法的性能, 本文选取 RMSE 及 MAE 作为客观质量评价方法的指标值, 其公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y'_i - y_i)^2}, \quad (4)$$

$$MAE = \left(\sum_{i=1}^n |y'_i - y_i| \right) / n, \quad (5)$$

其中: 公式(4), (5)中 n 代表参加实验图像的数目, y'_i 表示非线性回归下的主观评分值, y_i 表示数据库中实际的主观评分值。例如使用上述步骤计算 225 个 SSIM 值, 使用 SOM 算法聚类成两类, 第一类有 100 个数据值, 则公式(4), (5)中的参数 $n = 100$, y'_i 为 $y'_1, y'_2, \dots, y'_{100}$, 且 y_i 为 $y_1, y_2, \dots, y_{100}$ 。第二类有 125 个数据值, 则此时公式(4), (5)中的参数 $n = 125$, y'_i 为 $y'_1, y'_2, \dots, y'_{125}$, 且 y_i 为 $y_1, y_2, \dots, y_{125}$ 。使用公式(4)和公式(5)分别计算每一类的 RMSE 和 MAE, 分别记为, 第一类: RMSE1, MAE1; 第二类:

RMSE2, MAE2。

对所得的 RMSE1, RMSE2, MAE1, MAE2 计算均值, 作为最终衡量图像质量评价算法的指标。

$$RMSE = \frac{RMSE1 + RMSE2}{2}, \quad (6)$$

$$MAE = \frac{MAE1 + MAE2}{2}. \quad (7)$$

4 实验

4.1 图像数据库选取

在 LIVE2^[11], TID2013^[12] 及 IVC^[13] 的图像数据库的所有失真图像上进行客观质量评价实验, 各数据库的基本情况如表 1 所示。其中 LIVE2 包含 5 种失真类型: JPEG2K 压缩、JPEG 压缩、加性白噪声(WN)、高斯模糊(GB)和 Rayleigh 衰落信道模型传输误差失真(Fast Fading, FF), 共 779 张失真图像^[4, 11]; TID2013 中有 24 种失真类型, 共 3 000 张失真图像^[12]; IVC 中有 4 种失真类型, 共 185 张失真图像^[13]。TID2013 及 IVC 数据库为每张失真图像给出平均主观评分值 (Mean Opinion Score, MOS), MOS 值越大, 质量越好; 而 LIVE2 则给出平均主观差异评分值 (Difference Mean Opinion Score, DMOS), DMOS 值越大, 图像质量越差。

表 1 3 种图像数据库特性

Tab.1 Properties of 3 image databases

数据库名称	失真图像数	参考图像数	失真类型数
LIVE2	779	29	5
TID2013	3 000	25	24
IVC	185	10	4

4.2 实验结果分析

为更好地验证本文算法的性能, 本文选取了 3 种算法 PSNR, SSIM, BRISQUE^[14] 进行对比实验。其中, PSNR 是从像素差异的角度, 来衡量失真图像的质量; SSIM 是一种基于结构相似度的质量评价方法; BRISQUE 是一种无参考图像质量评价方法。为说明本文方法的性能, 在 LIVE2, TID2013 及 IVC 数据库上进行对比实验。图 2 为各评价模型在 LIVE2 数据库上的散

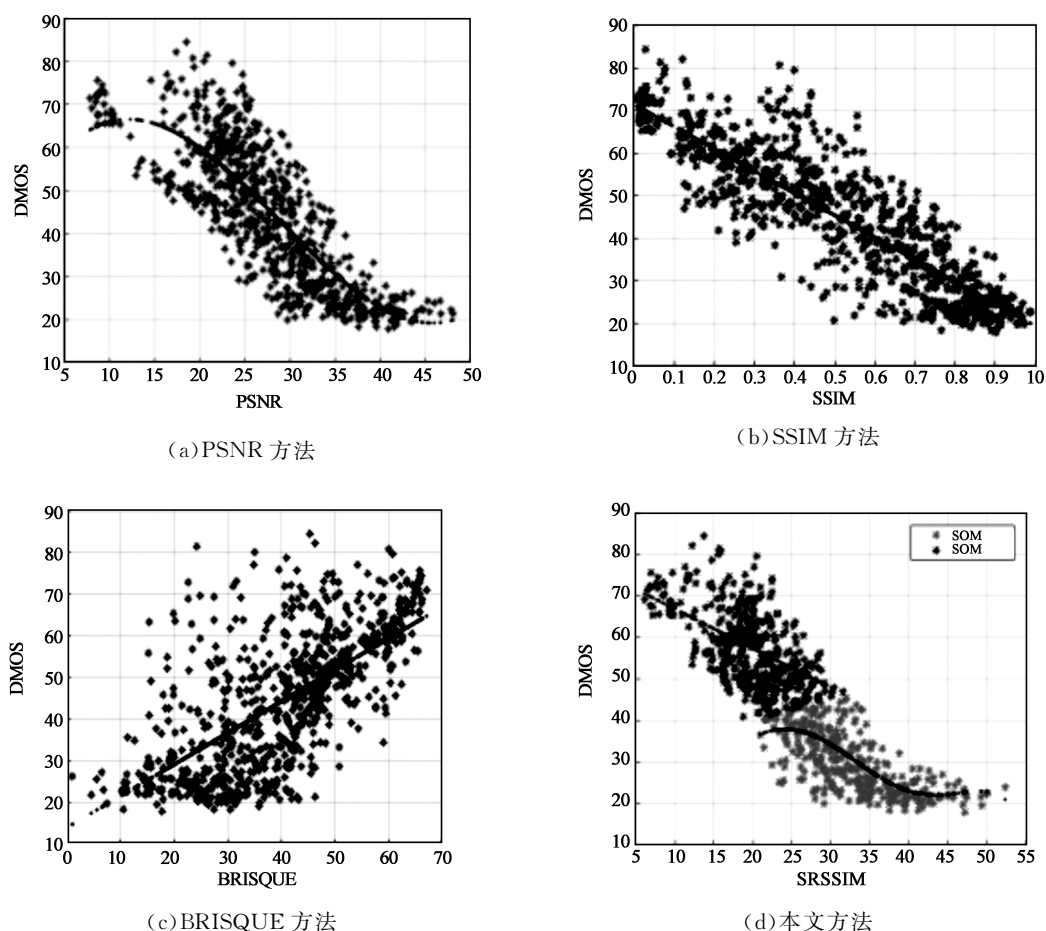


图 2 LIVE2 数据库的图像质量评价方法与 DMOS 的散点图

Fig.2 Scatter of the IQA methods vs. DMOS in LIVE2 database

点图。从图 2 中明显发现,本文方法使用 SOM 聚类为 2 类,并分别进行拟合,其非线性拟合效果明显好于其他 3 种客观评价方法,说明本文方法与主观视觉感知的一致性较好。

表 2 列出了各评价算法在 3 个数据库上的

RMSE 及 MAE 指标值,并给出了 3 个数据库各指标的加权平均值。从表 2 结果可以看出,无论在单个数据库还是各数据库的平均结果显示,本文算法的性能均高于其他 3 种方法,这表明本文算法与主观视觉感知有很高的关联度。

表 2 3 种数据库的客观质量评价方法性能比较

Tab.2 Performance comparison of objective assessment methods in 3 image databases

数据库	Metric	PSNR	SSIM	BRISQUE	本文方法
LIVE2	RMSE	9.298 0	8.104 2	12.002 3	6.423 8
	MAE	7.599 3	6.169 7	9.116 9	5.087 0
TID2013	RMSE	0.874 3	0.964 6	1.188 3	0.686 2
	MAE	0.644 0	0.793 2	0.964 2	0.503 2
IVC	RMSE	0.901 5	0.709 6	1.112 5	0.591 5
	MAE	0.649 5	0.533 5	0.959 6	0.446 0
平均	RMSE	3.691 2	3.259 4	4.767 7	2.567 2
	MAE	2.964 2	2.498 8	3.680 2	2.012 1

4.3 算法运行时间效率对比

本文设计了算法的复杂度实验,仿真计算机硬件配置为 Intel(R)Core(TM)i7-7700,CPU 主频为 4.20 GHz, RAM 内存为 16 GB。以 LIVE2 数据库中一张图像(512×640)进行实验,所用时间,如表 3。

表 3 运算时间比较

Tab.3 Comparison of computation time

客观评价方法	时间/s
PSNR	0.031 7
SSIM	0.063 8
BRISQUE	0.051 2
本文方法	1.042 9

从表 3 可知,PSNR 方法最快,本文方法使用时间略高,但由表 2 可知,本文方法的 RMSE 及

MAE 值却小很多,因此在时间允许范围内,可优先考虑使用本文方法。

综合表 2,3 中各指标,本文算法性能比其他 3 种方法更优越。

5 结 论

本文提出一种基于稀疏表示的 SOM 多失真图像质量评价方法。首先计算 ICA 稀疏表示下参考图像及失真图像的 SSIM 值,同时将 SSIM 和主观评分的散点数据使用 SOM 聚类算法分成两类,并利用交叉验证方法为每一类数据选择合适的回归函数,计算回归下客观评分与主观评分的一致性的一种客观质量评价方法。通过对 LIVE2, TID2013 及 IVC 数据库的仿真实验,其结果表明,本文算法与主观视觉感知的一致性要好于 PSNR、SSIM、BRISQUE 算法。

参 考 文 献:

- [1] 王春哲,李杰,李明晶,等.一种多扭曲失真图像的质量评价方法[J]. 液晶与显示,2015,30(4):681-686.
WANG C Z, LI J, LI M J, *et al.* Image quality assessment algorithm for multi-distorted image [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(4): 681-686. (in Chinese)
- [2] 范媛媛,沈湘衡,桑英军.基于对比度敏感度的无参考图像清晰度评价[J]. 光学 精密工程,2011,19(10):2485-2493.
FAN Y Y, SHEN X H, SANG Y J. No reference image sharpness assessment based on contrast sensitivity [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(10): 2485-2493. (in Chinese)
- [3] 陈勇,李愿,吕霞付,等.视觉感知的彩色图像质量积极评价[J]. 光学 精密工程,2013,21(3):742-750.
CHEN Y, LI Y, LV X F, *et al.* Active assessment of color image quality based on visual perception [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(3): 742-750. (in Chinese)
- [4] 徐海勇,郝梅,骆挺,等.基于非负矩阵分解的彩色图像质量评价方法[J]. 电子与信息学报,2016,38(3):578-585.
XU H Y, YU M, LUO T, *et al.* A color image quality assessment method based on non-negative matrix factorization [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 24(10): 1330-1333. (in Chinese)
- [5] 刘建磊.结合局部特征的无参考彩色图像质量评价[J]. 光学 精密工程,2016,24(5):1176-1184.
LIU J L. No-reference color image quality assessment based on local features [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(5): 1176-1184. (in Chinese)
- [6] LI Y M, PO L M, FENG L T, *et al.* No-reference image quality assessment with deep convolutional neural networks[C]//*Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Digital Signal Processing*. Beijing, China: IEEE, 2017: 685-689.
- [7] 徐云生,尹东.一种基于 Contourlet 变换的图像质量评价算法[J]. 电子技术,2010,47(7):23-26.
XU Y S, YIN D. An image quality assessment algorithm based on Contourlet transform [J]. *Electronic Technology*, 2010, 47(7): 23-26. (in Chinese)
- [8] GUHA T, NEZHADARYA E, WARD R K. Sparse representation-based image quality assessment[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, 29(11): 1138-1148.
- [9] HYVÄRINEN A, OJA E. Independent component analysis: algorithms and applications[J]. *Neural Networks*, 2000, 13(4-5): 411-430.

- [10] KOHONEN. Self-organized formation of topologically correct feature maps[J]. *Biological Cybernetics*, 1982, 43(1): 59-69.
- [11] SHEIKH H R, WANG Z, CORMACK L, *et al.* LIVE image quality assessment database release 2[EB/OL]. http://live.ece.utexas.edu/research/quality/live_multidistortedimage.htm, 2014.
- [12] CALLET P L, AUTRUSSEAU F. Subjective quality assessment IRCCyN/IVC database[J]. 2005.
- [13] PONOMARENKO N, JIN L, IEREMEIEV O, *et al.* Image database TID2013: Peculiarities, results and perspectives[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2015, 30: 57-77.
- [14] MITTAL A, MOORTHY A K, BOVIK A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(12): 4695-4708.

作者简介:王春哲(1989—),男,吉林松原人,博士研究生,2012 年于长春大学获得学士学位,2015 年于长春理工大学获得硕士学位,现为中国科学院大学博士研究生,主要从事深度学习及目标检测方面的研究。E-mail: wangchunzhe163@sina.com

安军社(1969—),男,陕西渭南人,博士,研究员,1992 年于北京航空航天大学获得学士学位,1995 年于北京科技大学获得硕士学位,2004 年于西北工业大学获得博士学位,现为中国科学院国家空间科学中心研究员,主要从事空间飞行器综合电子系统及深度学习方面的研究。E-mail: anjunshe@nssc.ac.cn