

融合图像质量评价指标的相关性分析及性能评估

张小利^{1,2} 李雄飞^{1,2} 李军³

摘要 图像融合质量评价指标研究旨在提供一种高效、准确的方法,为融合模型选择、参数优化等问题提供支持. 本文通过对现有指标的机理分析、指标性能检验与指标间相关性分析,提出一种客观评价指标集的遴选策略. 本文首先将现有客观评价指标归为三类:基于统计的、基于信息的和基于人类视觉系统的;之后列举了类别内经典指标和最新指标;并在标准数据集上,使用正确排序指标对各图像融合客观评价指标的性能进行验证. 结果表明,基于视觉系统类的指标性能普遍优于前两类. 最后,利用 Spearman 相关系数挖掘各指标间的相关程度. 实验表明,通过指标性能和相关系数可以选取合适的客观评价指标集.

关键词 图像融合, 客观指标, 性能分析, 相关性分析

引用格式 张小利, 李雄飞, 李军. 融合图像质量评价指标的相关性分析及性能评估. 自动化学报, 2014, 40(2): 306–315

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.00306

Validation and Correlation Analysis of Metrics for Evaluating Performance of Image Fusion

ZHANG Xiao-Li^{1,2} LI Xiong-Fei^{1,2} LI Jun³

Abstract Image fusion performance evaluation aims at providing an efficient and accurate method for the fusion model choosing, parameter optimizing and the like. By analyzing the mechanism of existing metrics in theory and testing the performance of metrics and correlations with each other experimentally, the paper presents an effective metric set selection strategy. First of all, existing metrics are classified into three categories: statistics-based, information-based and human-visual-system based classes; secondly, we enumerate the classical or the latest metrics for each class. In addition, we test the performance of objective evaluating metrics in terms of correct ranking by running on a standard data set, and the results indicate that human-visual-system based metrics are superior to others. Finally, we explore correlations among metrics using Spearman correlation coefficient. Experimental results indicate that we can choose a proper objective evaluating metric set by means of performances and correlations of metrics.

Key words Image fusion, objective metrics, performance analysis, correlation analysis

Citation Zhang Xiao-Li, Li Xiong-Fei, Li Jun. Validation and correlation analysis of metrics for evaluating performance of image fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(2): 306–315

图像融合指从内容互补的、针对同一场景的多幅图像中提取信息,经整合处理形成一幅质量更高的图像的技术^[1-2]. 该技术可以弥补单传感器不能充分捕获场景信息的缺陷,有助于人们从图像中获得更丰富的信息. 鉴于图像融合技术的应用前景,该

领域已经成为近些年的研究热点,各种用于图像融合算法、模型不断涌现. 因此,如何有效地评估融合图像的质量成为亟待解决的课题.

图像融合质量评价方法分为主观法和客观法两类^[3]. 主观法是指将融合图像交给一组领域专家,他们对图像的质量给予评价. 采用的国际惯例是将图像质量分为五个层次(也称为图像主观评价的 5 分制),对应的分数分别为 5, 4, 3, 2, 1, 表示“特别好”、“好”、“一般”、“糟糕”和“特别糟糕”. 但该方法对相邻两级别间的边界描述不够精确,导致这种分级评分的方法具有较强的主观性. Petrović 提出一种简洁的方法,建立一个包含 120 组图像的数据集,每组图像由两幅源图像和两幅融合图像构成. 由评价人员对同组内的融合图像投票,得票多者融合效果好,这种评价方式降低了主观误差^[4]. 由于多数情况下人是融合图像的使用者,所以这种评价方法是最可靠和最直接的. 但主观评价方法也有局限性: 1) 受环境的影响较大,如图像显示器的显示效果、观

收稿日期 2012-09-12 录用日期 2013-01-28
Manuscript received September 12, 2012; accepted January 28, 2013

吉林省科技发展计划 (20090468, 20100508, 201105017), 长春市科技计划 (11KZ24) 资助

Supported by Technology Development Plan of Jilin Province (20090468, 20100508, 201105017) and Science and Technology Project of Changchun (11KZ24)

本文责任编辑 刘一军

Recommended by Associate Editor LIU Yi-Jun

1. 吉林大学计算机科学与技术学院 长春 130012 2. 吉林大学符号计算与知识工程教育部重点实验室 长春 130012 3. 长春理工大学应用数学系 长春 130022

1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012 2. Key Laboratory of Symbolic Computation and Knowledge Engineering of Ministry of Education, Jilin University, Changchun 130012 3. Department of Applied Mathematics, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022

察距离、光照等都会影响人的判断. 因此, Petrović 在实验中对这些环境细节都做出了严格的限定^[4]. 2) 只能给出定性分析, 若两幅图像差别细微, 则很难区分出质量的优劣, 因此, 不能为恰当地选择融合算法参数提供帮助^[5]. 3) 评价成本高, 需要消耗巨大的人力、财力, 而且效率偏低.

客观法即通过测量相关指标定量模拟人类视觉系统 (Human-visual-system, HVS) 对图像质量感知效果. 从原理上可以把评价指标分为三种: 基于统计特性的、基于信息量的和基于人类视觉系统的. 1) 基于统计特性的评价指标包括均方误差、空间梯度等, 均方差和空间梯度考量的是融合图像本身的特性 (如图像信息量的丰富程度、噪音大小等), 无法反映融合图像对源图像的依赖程度. 而这种依赖程度可以体现融合图像的质量, 所以, 上述客观指标一般不能单独用于图像融合的质量评价. 均方误差 (Mean square error, MSE) 可以反映融合图像与源图像之间的灰度差异. 其衍生指标包括信噪比 (Signal-to-noise ratio, SNR)、峰值信噪比 (Peak-to-peak signal-to-noise ratio, PSNR) 等. 但是这些指标无法利用图像的结构信息, 其评价结果与主观判断相比出入较大^[4-5]. 2) 基于信息的客观指标包括信息熵、互信息 (Mutual information, MI) 等. Qu 等用互信息衡量源图像与融合图像间的信息传递量^[6]. 实验表明, 该指标有较高的精确度^[7]. Hossny 等认为将融合图像与各个源图像的互信息相加求平均, 评价结果受信息熵影响较大, 进而提出使用信息熵对各互信息进行归一化处理, 以去除信息熵的影响^[8]. 3) 基于人类视觉系统的客观指标通过模拟人类视觉系统对图像的感知机理来判断图像的优劣. Xydeas 等认为边缘信息在人类视觉系统中至关重要, 提出根据融合图像中保留源图像中边缘信息的完整程度来评价融合质量^[9]. 具体方法是, 利用 Sobel 算子检测源图像和融合图像的边缘; 计算融合图像相对于源图像的边缘粗细与方向信息; 最后求和并归一化. Wang 等指出图像失真的根源在于结构损失、亮度失真和对比度失真, 提出了综合这三项指标的图像质量评估方法, 即结构相似模型理论^[10], 该模型将图像质量评价从像素层次提升到了结构层次, 评价效果也得到了学术界的普遍认可. 他将多尺度图像分解引入模型中, 提出多尺度结构相似模型^[11], 通过对图像低通滤波和亚采样, 以获取不同尺度下的子图集合, 在每层子图上分别计算结构相似性和对比度相似性, 在最后一层还要计算亮度相似性, 将所有计算得到的相似性的乘积作为评价指标. 复小波变换模型^[12] 与文献 [11] 中模型相比, 虽然增加了时间开销, 但能获得更多的方向信息, 使评价模型更准确. Piella 等最先将结

构相似理论引入图像融合质量评价领域, 基于该理论和图像融合自身的特性提出了三项客观评价指标 Q , Q_W , Q_E ^[13]. 其后, 研究人员针对该模型又提出一些改进算法^[14-17]. Chen 等使用对比敏感度函数 (Contrast sensitive function, CSF) 评估图像融合效果^[18]. Han 等提出一种基于视觉信息保真度的多分辨率图像融合质量评价指标^[19].

Wang 等在文献 [20] 中分析了图像质量评估的困难, 融合图像质量也存在类似的问题, 虽然客观评价指标多达数十种, 却未能有效地解决对融合图像的质量评价问题. 利用多项评价指标, 从不同角度解读融合图像的质量是一个不错的选择. 本文在总结现有图像融合质量评价客观指标的基础上, 利用实验分析客观评价指标间的相关性, 为在应用中恰当地选择评价指标提供依据.

1 客观评价指标

定义 1 (图像融合客观指标). 设参与融合的源图像有 n 幅, 分别为 I_1, \dots, I_n , 融合图像为 F , 则图像融合客观指标定义为

$$f: (F, I_1, \dots, I_n) \rightarrow S, \quad S \in \mathbf{R} \quad (1)$$

一般情况下, $n = 2$, 即只有两幅源图像. 那么, 在本文以下部分中, 用 A, B 表示源图像, F 表示融合图像.

定义 2 (正向指标, 反向指标). 记 I_1 与 I_2 为任意两幅同源融合图像, O_1 与 O_2 为指标 M 给出的 I_1 与 I_2 的客观评价结果. 当 I_1 的主观评价结果优于 I_2 时, 若 $O_1 > O_2$, 则称指标 M 为正向指标; 否则, 称 M 为反向指标.

目前, 图像融合客观评价指标多达数十个, 每个指标经过局部化、加权、多尺度化等又可衍生出更多的评价指标. 为了叙述方便, 本文将从现有的客观评价指标中选取具有代表性的指标进行分析. 如无特殊说明, 均为正向指标.

1.1 基于统计特性评价指标

1.1.1 标准差

将标准差 (Standard deviation, SD) 应用于图像质量评估, 可以衡量图像信息的丰富程度. 融合图像 F 的标准差定义为

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - \bar{F})^2}{M \times N}} \quad (2)$$

其中, \bar{F} 是图像 F 的像素均值. 一般来讲, 图像 F 的标准差越大, 则图像内所含信息越丰富. 若 $SD \rightarrow 0$,

则图像各点像素值在其均值上下几乎无波动, 即图像被同一灰度级填充.

1.1.2 均方误差, 峰值信噪比

均方误差 (MSE) 反映的是变量之间的差异. 对于图像 X 与 Y , 两者的均方误差可以表示为

$$MSE(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [X(i, j) - Y(i, j)]^2}{M \times N} \quad (3)$$

在图像融合质量评价过程中, 通常没有参考图像, 所以用源图像代替参考图像. 即

$$Q_{MSE}(F, A, B) = w \cdot MSE(A, F) + (1 - w) \cdot MSE(B, F) \quad (4)$$

当 $w = 0.5$ 时, 式 (4) 退化为均值法. 均方误差为反向指标, 即均方误差越小, 表明融合图像与源图像的相似度越高, 则待评价图像质量也较高. 该指标在图像质量评价领域应用较广, 但评价性能并不高^[21-22]. 与 MSE 紧密相关的是峰值信噪比 (PSNR), 用于衡量有效信息与噪音之间的比率, 公式如下:

$$PSNR = 10 \cdot \lg \frac{255^2}{MSE} \quad (5)$$

评价融合图像质量的原理与 MSE 基本相同. MSE 值越大, 融合效果越差; 相反, PSNR 是正向指标, 值越大, 融合效果越好.

1.1.3 空间频率, 平均梯度

空间频率反映的是图像灰度的变化率. 其计算公式为

$$SF(F) = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (6)$$

其中, RF 和 CF 分别为 F 的行频率和列频率. 具体见式 (7) 和式 (8).

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} (F(i, j) - F(i, j+1))^2} \quad (7)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} (F(i, j) - F(i+1, j))^2} \quad (8)$$

空间频率可用于反映图像的清晰度. 一般地, 图像越清晰, 空间频率越高. 类似的指标还有平均梯度, 其计算公式为

$$AG(F) = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times$$

$$\sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(\Delta_x F(i, j))^2 + (\Delta_y F(i, j))^2}{2}} \quad (9)$$

其中, $\Delta_x F(i, j) = F(i, j) - F(i+1, j)$, $\Delta_y F(i, j) = F(i, j) - F(i, j+1)$.

1.1.4 相关系数

相关系数 (Correlation coefficient, CC) 反映的是两变量间的相关程度. 其计算公式为

$$CC(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{ij} - \bar{X})(Y_{ij} - \bar{Y})}{\sqrt{(\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{ij} - \bar{X})^2)(\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (Y_{ij} - \bar{Y})^2)}} \quad (10)$$

若利用相关系数对图像融合质量进行评估, 则可以参考式 (4) 计算.

1.2 基于信息量的评价指标

1.2.1 信息熵

信息熵 (Information entropy, IE) 作为图像融合质量评价指标, 用于衡量融合图像中信息丰富程度. 该指标不关心融合图像与源图像间的关系, 只关注融合图像本身的灰度分布. 信息熵定义为

$$IE(F) = - \sum_{i=0}^{L-1} p_F(i) \log_2 p_F(i) \quad (11)$$

其中, $p_F(i)$ 为图像 F 内灰度为 i 的像素所占的比重. L 为灰度等级, 一般取作 256. 则式 (11) 为 256 元熵函数, 且当每一元都以等概率出现时取得最大值.

信息熵和标准差均可以反映图像的丰富程度, 但二者存在一定差异: 标准差着重考量像素灰度偏离均值的程度, 信息熵则统计像素灰度分布的广泛性. 以图 1 为例说明两者之间的差别. 图 1 中两幅图像大小均为 256 像素 \times 256 像素, 在图 1 (a) 中,

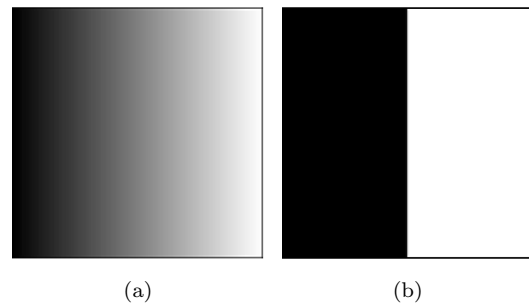


图 1 两幅人造图像

Fig. 1 Two artificial images

每行像素从左到右以 0 起始依次递增; 在图 1 (b) 中, 左半部分黑色区域灰度值均为 0, 右半部分灰度值均为 255. 图 1 中两幅图像的标准差和熵如表 1 所示.

表 1 图 1 的标准差和信息熵
Table 1 Standard deviation and information entropy of images in Fig. 1

指标	图 1 (a)	图 1 (b)
SD	73.9	127.5
IE	8.0	2.0

从表 1 中可以看出, 此种情况下两项指标的评价结果存在差异.

此外, 由于信息熵与源图像无关, 仅能说明所评价图像的信息量的大小, 不能充分说明融合图像的质量高低. 所以不能单独作为融合评价指标. 交叉熵 (Cross entropy, CE) 可以弥补信息熵的不足, 它可以考量融合图像与源图像之间的信息联系. 用式 (12) 计算融合图像与各源图像之间的交叉熵:

$$CE(X, Y) = \sum_{i=0}^{L-1} p_X(i) \log_2 \frac{p_X(i)}{p_Y(i)} \quad (12)$$

再将交叉熵相加求和, 即得到融合图像与所有源图像的交叉熵.

$$CE_{AB}^F = CE(F, A) + CE(F, B) \quad (13)$$

1.2.2 互信息

Qu 等提出使用互信息 (MI) 评估图像融合质量^[6]. 互信息用于衡量两个域变量间的依赖性. 可以度量融合图像与输入图像在灰度分布上的相似程度, 即融合图像保留源图像信息量的多少. 首先, 分别计算融合图像与源图像之间的互信息:

$$I_{XY}(x, y) = \sum_{x, y} p_{XY}(x, y) \log_2 \frac{p_{XY}(x, y)}{p_X(x)p_Y(y)} \quad (14)$$

之后, 将两者相加, 即可得到融合图像 F 的质量评价结果:

$$M_{AB}^F = I_{FA}(f, a) + I_{FB}(f, b) \quad (15)$$

Cvejjic 等在文献 [23] 中指出互信息的两个缺点: 1) 偏重于均值法, 这往往与主观评价和其他客观指标评价结果不一致; 2) 指标内无可调节的参数, 适应能力较差. 文献 [23] 利用 Tsallis 熵改进了互信息.

$$I_{FA}^\alpha(f, a) = \frac{1}{1-\alpha} \left(1 - \sum_{f, a} \frac{(p_{FA}(f, a))^\alpha}{(p_F(f)p_A(a))^{\alpha-1}} \right) \quad (16)$$

$$I_{FB}^\alpha(f, b) = \frac{1}{1-\alpha} \left(1 - \sum_{f, b} \frac{(p_{FB}(f, b))^\alpha}{(p_F(f)p_B(b))^{\alpha-1}} \right) \quad (17)$$

$$M_{FAB}^\alpha = I_{FA}^\alpha(f, a) + I_{FB}^\alpha(f, b) \quad (18)$$

之后, Hossny 等发现文献 [6] 中互信息的另外一个缺陷: 由于域变量与自身的互信息等于其本身的熵, 即 $I(X, X) = H(X)$ ^[8], 那么式 (15) 中, $I_{FA}(f, a)$ 与 $I_{FB}(f, b)$ 的取值范围会受源图像 A 与 B 熵的影响. 两个没有归一化的数值相加, 如果数值差异很大, 则评价结果会主要受大的数值影响. 式 (19) 是改进的公式.

$$M_{AB}^F = 2 \left[\frac{I_{FA}(f, a)}{H(F) + H(A)} + \frac{I_{FB}(f, b)}{H(F) + H(B)} \right] \quad (19)$$

这样就消除了信息熵对图像融合质量评价结果的影响.

1.3 基于视觉系统的评价指标

1.3.1 基于边缘信息的客观评价指标

关于人类视觉系统的研究成果表明图像边缘信息在人类感知图像过程中起到至关重要的作用. Xydeas 等认为图像融合的目的旨在提取各源图像中所有重要信息, 并将其保留到融合图像中. 进而提出基于边缘信息的融合图像质量评价指标^[9]. 通过评估从源图像到融合图像的边缘信息转移量来衡量融合图像质量. 下面是基于边缘信息的图像相似度量指标:

$$Q^{XY}(i, j) = Q_g^{XY}(i, j) \cdot Q_\alpha^{XY}(i, j) \quad (20)$$

其中, $Q_g^{XY}(i, j)$ 和 $Q_\alpha^{XY}(i, j)$ 分别为图像 X 与 Y 边缘宽度与方向的相似度, 见式 (21) 和式 (22).

$$Q_g^{XY}(i, j) = \frac{\Gamma_g}{1 + e^{\kappa_g(G^{XY}(i, j) - \sigma_g)}} \quad (21)$$

$$Q_\alpha^{XY}(i, j) = \frac{\Gamma_\alpha}{1 + e^{\kappa_\alpha(A^{XY}(i, j) - \sigma_\alpha)}} \quad (22)$$

其中, $\Gamma_g, \kappa_g, \sigma_g, \Gamma_\alpha, \kappa_\alpha, \sigma_\alpha$ 均为常量. G^{XY} 和 A^{XY} 分别为 X 相对于 Y 的相对边缘强度和边缘方向, 计算公式为

$$G^{X, Y}(i, j) = \begin{cases} \frac{g_X(i, j)}{g_Y(i, j)}, & g_X(i, j) < g_Y(i, j) \\ \frac{g_Y(i, j)}{g_X(i, j)}, & g_X(i, j) \geq g_Y(i, j) \end{cases} \quad (23)$$

$$A^{XY}(i, j) = \frac{|\alpha_X(i, j) - \alpha_Y(i, j)| - \frac{\pi}{2}}{\frac{\pi}{2}} \quad (24)$$

其中, $g_X(i, j)$ 和 $g_Y(i, j)$ 分别为图像 X 与 Y 在点 (i, j) 处的边缘强度, $\alpha_X(i, j)$ 和 $\alpha_Y(i, j)$ 分别为图像 X 与 Y 在点 (i, j) 处的边缘方向, 计算公式为

$$g_X(i, j) = \sqrt{s_X^x(i, j)^2 + s_X^y(i, j)^2} \quad (25)$$

$$\alpha_X(i, j) = \tan^{-1} \left(\frac{s_X^y(i, j)^2}{s_X^x(i, j)^2} \right) \quad (26)$$

这里, $s_X^x(i, j)^2$ 和 $s_X^y(i, j)^2$ 分别为 Sobel 水平和垂直方向卷积核在点 (i, j) 处与 X 做卷积获得的图像. 最终, 利用式 (27), 可以得到融合图像 F 的质量评价结果.

$$Q_{AB}^F = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (Q^{AF}(i, j)w^A(i, j) + Q^{BF}(i, j)w^B(i, j))}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (w^A(i, j) + w^B(i, j))} \quad (27)$$

其中, $w^A(i, j)$ 和 $w^B(i, j)$ 为 $Q^{AF}(i, j)$ 和 $Q^{BF}(i, j)$ 的权重.

1.3.2 结构相似模型

视觉心理学研究发现人类视觉系统对图像的感知是高度结构化的. 文献 [24] 通过计算融合图像与参考图像之间的结构相似性来评价融合效果. 该模型将图像质量评价 (Image quality assessment, IQA) 从基于像素阶段发展到基于结构阶段. 结构相似模型指标定义为

$$SSIM(X, Y) = [l(X, Y)]^\alpha [c(X, Y)]^\beta [s(X, Y)]^\gamma \quad (28)$$

其中, $l(X, Y)$, $c(X, Y)$ 和 $s(X, Y)$ 分别为两幅图像 X 和 Y 的亮度相似性、对比度相似性和结构相似性. α , β 和 γ 分别为三者的权重, 一般情况下均设为 1. $l(X, Y)$, $c(X, Y)$ 和 $s(X, Y)$ 的计算公式如下:

$$l(X, Y) = \frac{2\mu_X\mu_Y + C_1}{\mu_X^2 + \mu_Y^2 + C_1} \quad (29)$$

$$c(X, Y) = \frac{2\sigma_X\sigma_Y + C_2}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2} \quad (30)$$

$$s(X, Y) = \frac{2\sigma_{XY} + C_3}{\sigma_X\sigma_Y + C_3} \quad (31)$$

其中, μ_X , μ_Y , σ_X 和 σ_Y 分别为 X , Y 的灰度均值和标准差, σ_{XY} 是图像 X 和 Y 的灰度协方差. C_1 , C_2 和 C_3 均为常数, 通常设为 0. 由于 $l(X, Y)$ 与 $c(X, Y)$ 的取值范围为 $[0, 1]$, $s(X, Y)$ 的取值范围为

$[-1, 1]$, 所以 $SSIM(X, Y)$ 的取值范围为 $[-1, 1]$, 融合图像 F 与源图像 A , B 的结构相似度可以通过分别计算 $SSIM(F, A)$, $SSIM(F, B)$, 并加权相加获得. 所得结果越大, 说明融合图像与源图像的亮度、对比度和结构越相似, 融合图像质量越好.

1.3.3 Piella 模型

在结构相似理论的基础上, Piella 提出了三个融合质量评价指标 Q , Q_W 和 Q_E [13]. Q 的计算思想是: 首先, 使用滑动窗口对融合图像和源图像进行切割. 然后, 分别对每个子图计算结构相似性.

$$Q(A, B, F) = \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} (\lambda_A(w)SSIM(A, F|w) + \lambda_B(w)SSIM(B, F|w)) \quad (32)$$

式中, $SSIM(A, F|w)$ 是融合图像 F 与源图像 A 在 w 处的子图块 (大小为 $block_size \times block_size$) 结构相似度. $\lambda_A(w) = \frac{s(A|w)}{s(A|w) + s(B|w)}$, $s(A|w)$ 和 $s(B|w)$ 分别为图像 A 与 B 在窗口 w 处的显著性.

考虑到每个图像块的重要程度存在差异, 如果按重要程度设置图像块质量在质量评价中的比重, 可以进一步改善评估效果. 因此, Piella 等提出一种加权质量评估指标.

$$Q_W(A, B, F) = \sum_{w \in W} c(w)(\lambda_A(w)SSIM(A, F|w) + \lambda_B(w)SSIM(B, F|w)) \quad (33)$$

其中, λ_A 和 λ_B 与式 (32) 中的定义相同, $c(w)$ 是 w 处的图像块在整个图像中的重要程度: $c(w) = C(w) / \sum_{w' \in W} C(w')$, 这里, $C(w) = \max(s(A|w), s(B|w))$.

图像质量优劣与边缘的完整度、清晰度等密切相关, HVS 对图像边缘敏感度最高. 因此, Piella 在求出 Q_W 之后, 分别对源图像和融合图像进行边缘检测, 再将边缘图像带入式 (33) 中求其加权相似度, 最后综合两个 Q_W , 得到基于边缘的结构相似指标:

$$Q_E(A, B, F) = Q_W(A, B, F)^{1-\alpha} \cdot Q_W(A', B', F')^\alpha \quad (34)$$

注意到 Piella 等提出的指标 Q_E (式 (34)) 和 Xydeas 等提出的指标 (式 (27)) 均从边缘角度衡量融合图像与源图像之间的相似性, 但后者刻画边缘信息更细腻, 指标内包含了边缘的宽度和角度. 因此, 理论上, 后者的评价性能优于前者.

1.3.4 基于显著性的几何测评法

文献 [15] 利用图像区域显著性对结构相似理论进行改进. 对于两幅源图像 A 和 B , 首先计算两者各自的显著性, 并存入 S_A 和 S_B 中. 对于任一源图

像, 若在 (x, y) 处的显著性大于某一阈值 t , 则认为该处为图像的显著性位置, 否则为非显著性位置. 之后分别统计显著性区域和非显著性区域内融合图像 F 与源图像 A 的相似度为

$$S_{SSIM}(F, A) = \frac{1}{m_1} \sum_{S_A(x,y) \geq t} |SSIM_{F,A}(x, y)| \quad (35)$$

$$L_{SSIM}(F, A) = \frac{1}{m_2} \sum_{S_A(x,y) < t} |SSIM_{F,A}(x, y)| \quad (36)$$

其中, m_1 和 m_2 分别为图像 A 中显著性区域内和非显著性区域内的像素数量, $SSIM_{F,A}(x, y)$ 为 (x, y) 窗口处 A 与 F 的相似度^[22].

整合式 (35) 和式 (36), 得到融合图像 F 与源图像 A 的整体相似度为

$$FIQRO(F, A) = [S_{SSIM}(F, A)]^\alpha [L_{SSIM}(F, A)]^{1-\alpha} \quad (37)$$

在整幅图像中, 人们更关注显著性区域的质量, 所以常常设定 $\alpha > 0.5$. 任一融合图像 F 对应 2 个 $FIQRO$, 每幅融合图像可看作 2 维欧氏空间内的一个元素, 记为点 F . 假设存在 $A(a_1, a_2)$ 为最理想的融合图像对应的元素, 则 F 与点 A 间的欧氏距离记为融合图像 F 与“最理想融合图像”之间的差别, 即

$$FIFQ(F) = 1 - \sqrt{\frac{[a_1 - FIQRO(F, A)]^2 + [a_2 - FIQRO(F, B)]^2}{2}} \quad (38)$$

其中, a_1 和 a_2 一般设定为 1.

1.3.5 基于对比敏感度函数的评价指标

对比敏感度函数 (Contrast sensitivity function, CSF) 模拟了 HVS 对图像中空间频率的感知强度, 它具有较好的带通特性^[25]. 文献 [18] 提出使用 CSF 评估图像融合效果. 由于 CSF 无法捕获非线性局部空间信息 (如局部亮度、局部对比度等), 所以需要对图像区域化, 计算区域显著性. 进行区域化时, 将源图像 A 、 B 和融合图像 F 分割成若干互不叠加的图像块, 用集合形式表示这三幅图像为 $\{W_A^1, W_A^2, \dots, W_A^L\}$, $\{W_B^1, W_B^2, \dots, W_B^L\}$ 和 $\{W_F^1, W_F^2, \dots, W_F^L\}$. 计算区域显著性时, 设定 $\lambda(W_X^m) = \sum_{(i,j) \in W_X^m} G_X(i, j)^\alpha$, 其中, $G_X(i, j)$ 为图像 X 在 (i, j) 处的边缘强度. 则融合图像 F 的整体质量定义为

$$Q_{CSF} = \frac{\sum_{k=1}^L (\lambda(W_A^k) D(W_F^k, W_A^k) + \lambda(W_B^k) D(W_F^k, W_B^k))}{\sum_{k=1}^L (\lambda(W_A^k) + \lambda(W_B^k))} \quad (39)$$

其中, $D(W_F^k, W_A^k)$ 和 $D(W_F^k, W_B^k)$ 分别表示融合图像 F 与源图像 A 和 B 在第 k 个图像块处的相似度, 该相似度通过对比敏感度函数滤波器对差图滤波获得, 具体参见文献 [18].

1.3.6 视觉信息保真度指标

视觉信息保真度是全参考图像质量评价指标, 该指标认为图像失真是在信号进入人类视觉系统之前经过了“失真通道”引起. 文献 [19] 提出一种基于视觉信息保真度的多分辨率图像融合质量评价指标. 该指标首先将源图像和融合图像进行多分辨率分解并对每一个子带进行区域分割; 之后分别模拟 HVS 计算源图像与融合图像在某一分辨率下, 某一区域内提取的信息, 分别表示为扭曲的视觉信息 (Visual information with distortion, VIND) 和非扭曲的视觉信息 (Visual information without distortion, VID), 每一子带视觉信息保真度表示为

$$VIFF_k(A, B, F) = \frac{\sum_b FVID_{k,b}(A, B, F)}{\sum_b FVIND_{k,b}(A, B, F)} \quad (40)$$

则融合图像 F 的整体质量表示为

$$VIFF(A, B, F) = \sum_{k=1}^N p_k \cdot VIFF_k(A, B, F) \quad (41)$$

由于视觉信息保真度的评价指标较好地模拟了人类视觉系统原理, 评价结果取得了较高的精确度^[19].

2 相关性分析

关于图像融合质量评价指标已经多达数十种, 研究图像融合算法的学术论文通常只从中挑选几个较新的评价指标去衡量算法性能. 但在实际应用中, 如何恰当地选择一组评价指标仍是亟待解决的问题.

下面力图通过相关性分析, 发现客观评价指标之间的潜在联系. 将现有指标划分类别, 同一类别内指标相关性较高; 类间指标具有较高的相异性. 在实际应用中可以选择不同类别中的评价指标. 系数法、Pearson 相关系数法和 Spearman 相关系数法是计算变量间相关性的常用方法. 系数法用于计算定性变量之间的相关系数. Pearson 系数法衡量两变量间的线性相关性. 由于对数据分布敏感, 只有当

数据服从或近似服从正态分布的时候, 该方法才是可靠的, 否则可能产生错误的结论. Spearman 相关系数是一个非参数性质的秩统计参数, 反映两变量之间联系的强弱程度, 与数据分布形态无关. 本文选择 Spearman 相关系数法对图像融合质量评价指标进行相关性分析.

设参与相关性分析的两个变量 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 长度均为 N . \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 均按降序排列后分别记为 $\mathbf{X}_{\text{sorted}}$ 和 $\mathbf{Y}_{\text{sorted}}$. \mathbf{X}' 和 \mathbf{Y}' 内分别记录 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 中元素在 $\mathbf{X}_{\text{sorted}}$ 和 $\mathbf{Y}_{\text{sorted}}$ 中的位置, 并称其为秩次. 记 $d_i = \mathbf{X}'(i) - \mathbf{Y}'(i)$, 则 Spearman 相关系数 ρ_s 表示为

$$\rho_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^N d_i^2}{N(N^2 - 1)} \quad (42)$$

Spearman 相关系数的取值范围为 $[-1, 1]$. 当 $\rho_s(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = 1$ 时, 表示 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 正相关, 意味着 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 的秩次完全相同; 当 $\rho_s(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = -1$ 时, \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 负相关, 意味着 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 的秩次完全相反; 当 $\rho_s(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = 0$ 时, \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 不相关, 意味着随着 \mathbf{X} 的递增 (递减), \mathbf{Y} 没有增大和减小的趋势.

3 实验结果与分析

3.1 客观指标验证

在分析各指标相关性时, 采用文献 [4] 数据集内的图像与主观评价结果. 该图像集含有 120 组图像, 其中 110 组为多谱图像融合, 6 组为红外-可见光融合, 4 组为可见光-可见光图像融合. 每组图像包含 2 幅源图像和 2 幅融合图像, 并提供组内两幅融合图像获得的投票数. 它是最常用的验证图像融合质量评价指标的数据集. 文献 [4] 中正确率排名 (Correct ranking, CR) 定义为

$$CR = \frac{1}{N} \sum_i \mathbf{q}_i^T \mathbf{p}_i \quad (43)$$

其中, \mathbf{q}_i 和 \mathbf{p}_i 均为三维列向量. 设某一客观指标对第 i 幅融合图像的评价结果为 Q_i , 则

$$\mathbf{q}_i = \begin{cases} [1, 0, 0]^T, & \text{若 } Q_1 \approx Q_2 \\ [0, 1, 0]^T, & \text{若 } Q_1 > Q_2 \\ [0, 0, 1]^T, & \text{若 } Q_1 < Q_2 \end{cases}$$

第 i 幅融合图像得票数记为 V_i , 则

$$\mathbf{p}_i = \begin{cases} [1, 0, 0]^T, & \text{若 } V_1 = V_2 \\ [0, 1, 0]^T, & \text{若 } V_1 > V_2 \\ [0, 0, 1]^T, & \text{若 } V_1 < V_2 \end{cases}$$

CR 的取值范围为 $[0, 1]$, CR 值越大说明客观指标的评价结果与主观评价结果越相似, 评价效果越好. 表 2 列出了参与实验的各客观指标内的参数取值.

表 2 参数列表

Table 2 Parameter settings

客观指标	参数值
$TMI^{[23]}$	$\alpha = 1.5$
$Q^{[13]}$	$block_size = 11$
$Q_W^{[13]}$	$block_size = 11$
$Q_E^{[13]}$	$block_size = 11, \alpha = 0.5,$ $edge_operator = \text{"sobel"}$
$VIFF^{[19]}$	$p = [0.465, 0, 0.070, 0.465],$ $\sigma_N^2 = 0.005, N = 4$

图 2 是参与实验的各评价指标的 CR 值.

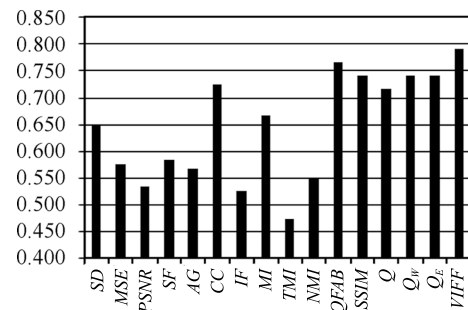


图 2 各指标的 CR 结果

Fig. 2 CR of metrics

可以看出, 基于视觉系统的评价指标 ($SSIM$, Q , Q_W , Q_E 和 $VIFF$) 的性能要优于其他类别的评价指标, 说明该类指标与人的主观判断最接近. 在 IQA 领域内同样可以得到类似的结论. 大量实验表明, 充分考虑 HVS 特性的客观指标在图像评估方法上远优于其他传统的评价指标^[26].

在第 1.3.3 节中, 经分析认为 Piella 等设计的指标 Q_E 和 Xydeas 等提出的指标均可反映融合图像的边缘信息, 但后者的评价性能优于前者. 从图 2 中该结论得到验证.

TMI 和 NMI 是对 MI 的改进, 从实验结果上来看, 准确率不但没有提升, 反而有所下降. 尤其是 TMI 的 $CR < 0.5$, 小于随机评价的期望, 其评价结果已经基本不可信.

从图 2 可以看出, 所有评价指标的 CR 值均小于 0.8, 显然性能不高, 有些评价指标还不及随机指标性能 ($CR = 0.5$). 所以单项评价指标很难完成准

确评估融合效果的任务.

3.2 相关性分析结果

用实验对评价指标作相关性分析, 涉及三个方面的内容, 即分析的对象 (评价指标)、生成融合图像的方法和标准数据集. 分析的对象包括标准差 (SD)、信息熵 (IE)、平均梯度 (AG)、相关系数 (CC)、互信息 (MI)、均方误差 (MSE)、空间频率 (SF)、边缘信息指标 (Q_{AB}^F)、归一化互信息指标 (NMI)、结构相似指标 ($SSIM$)、Piella 指标 (Q , Q_W , Q_E) 和 $VIFF$. 生成融合图像的方法采用拉普拉斯金字塔法 (Laplacian pyramid, LP)、离散小波变换法 (Discrete wavelet transform, DWT)、主成分分析法 (Principal components analysis, PCA)、形态学金字塔法 (Morphology pyramid, MP)、移不变小波分解法 (Shift-invariant discrete wavelet transform, SIDWT) 和梯度金字塔法 (Gradient pyramid, GP). 程序代码参见文献 [27]. 标准数据集来自文献 [4]. 图 3 为该数据集内一组源图像与由 6 种融合算法得到的融合图像. 金字塔类和小波分解类图像融合算法分解尺度采用 4 层, 高通子图融合规则为绝对值最大法, 低通子图融合规则为均值法.

仅用 1 组融合图像讨论客观指标的相关性是片面的. 因此, 本文利用数据集内 120 组图像, 分别计算了各客观指标的 Spearman 相关系数, 并求其均值, 以消除图像本身特性对客观指标相关性的影响. 测试结果如表 3 所示.

从表 3 中可以看到, 相关性最高的两个指标是

Q 和 Q_W . 从结构上来看, 两者的差异在于, Q_W 为融合图像中每个图像块赋予一个权重, 用以反映每个图像块的质量对总体质量的影响比重, 但两者的本质是一致的. 平均梯度和空间频率之间的相关性是 0.911, 两个指标均反映的是相邻像素间变化频率的快慢, 均可用于描述图像的清晰程度. 均方误差指标和相关系数指标相关性为 -0.903 . 均方误差指标为反向指标, 相关系数指标为正向指标, 所以两者相关系数为负数. 从式 (3) 和式 (10) 可以看到, 两指标旨在描述融合图像与源图像之间的相似程度. 标准差和信息熵的相关系数达到 0.826, 说明两者在评价自然图像融合质量时有较高的相关性.

在表 3 中, 若两指标的相关性 $|\rho_s| > 0.8$, 就将两指标归为同一类别, 否则, 认为是不同类别, 具体结果见图 4.

在图 4 中, 每个评价指标可属于一个或多个组别, 组内任意指标相似度较高, 组间相似度较低. 选取指标按照如下规则选取.

假设指标共分为 N 组. 对于任意组别 G_i , 该组内指标数为 N_i , M_{ik} 为组内评估性能最好的指标, 即 $CR(M_{ik}) \geq CR(M_{il})$, 其中, $l = 1, \dots, N_i$ 且 $l \neq k$, 那么客观评价指标的集合为 $CM = \{M_{ik} | i = 1, \dots, N; CR(M_{ik}) > \alpha; |\rho_s(M_{ik}, M_{jk} | i \neq j)| < \beta\}$. 其中, α 和 β 均为阈值参数, α 影响到集合 CM 的元素数量, β 影响指标分组情况.

若设定 $\alpha = 0.7$, $\beta = 0.8$, 则 $CM = \{VIFF, Q_W, Q_{AB}^F, SSIM\}$. 那么, 用复合指标 CM 则可提高质量评估效果. 注意到该数据集中大部分为遥感图像, 所以, $VIFF, Q_W, Q_{AB}^F, SSIM$ 较适合于遥

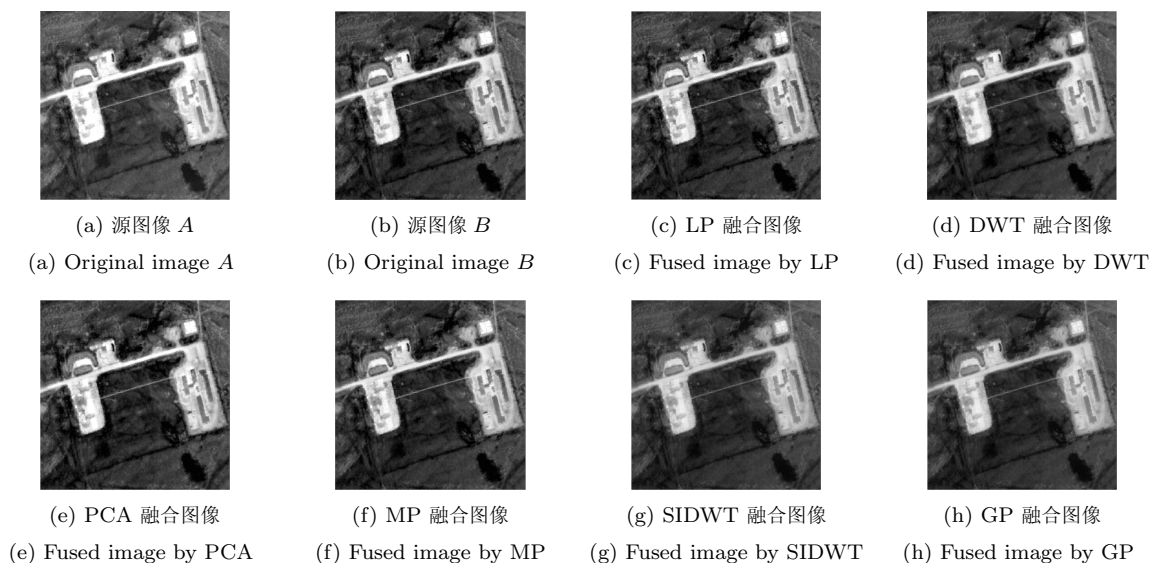


图 3 源图像和融合图像

Fig. 3 Original images and fused images

表 3 客观评价指标的相关系数
Table 3 Correlation coefficients of objective evaluating metrics

	<i>SD</i>	<i>IE</i>	<i>AG</i>	<i>CC</i>	<i>MI</i>	<i>MSE</i>	<i>SF</i>	Q_{AB}^F	<i>TMI</i>	<i>SSIM</i>	<i>Q</i>	Q_w	Q_E	<i>VIFF</i>
<i>SD</i>	1.000	0.826	0.554	-0.745	-0.255	0.892	0.621	0.149	-0.149	-0.548	-0.211	-0.176	-0.164	-0.626
<i>IE</i>	0.826	1.000	0.706	-0.673	-0.439	0.804	0.730	0.132	0.046	-0.480	-0.162	-0.121	-0.139	-0.583
<i>AG</i>	0.554	0.706	1.000	-0.490	-0.718	0.532	0.911	0.066	0.199	-0.314	-0.169	-0.093	-0.143	-0.452
<i>CC</i>	-0.745	-0.673	-0.490	1.000	0.336	-0.903	-0.486	0.114	0.109	0.846	0.511	0.510	0.453	0.659
<i>MI</i>	-0.255	-0.439	-0.718	0.336	1.000	-0.272	-0.636	-0.042	-0.243	0.196	0.098	0.015	0.054	0.242
<i>MSE</i>	0.892	0.804	0.532	-0.903	-0.272	1.000	0.569	0.045	-0.148	-0.716	-0.359	-0.342	-0.293	-0.682
<i>SF</i>	0.621	0.730	0.911	-0.486	-0.636	0.569	1.000	0.125	0.114	-0.308	-0.143	-0.078	-0.108	-0.454
Q_{AB}^F	0.149	0.132	0.066	0.114	-0.042	0.045	0.125	1.000	0.077	0.309	0.735	0.732	0.781	0.072
<i>TMI</i>	-0.149	0.046	0.199	0.109	-0.243	-0.148	0.114	0.077	1.000	0.188	0.115	0.129	0.058	0.153
<i>SSIM</i>	-0.548	-0.480	-0.314	0.846	0.196	-0.716	-0.308	0.309	0.188	1.000	0.594	0.611	0.562	0.490
<i>Q</i>	-0.211	-0.162	-0.169	0.511	0.098	-0.359	-0.143	0.735	0.115	0.594	1.000	0.944	0.883	0.418
Q_w	-0.176	-0.121	-0.093	0.510	0.015	-0.342	-0.078	0.732	0.129	0.611	0.944	1.000	0.901	0.355
Q_E	-0.164	-0.139	-0.143	0.453	0.054	-0.293	-0.108	0.781	0.058	0.562	0.883	0.901	1.000	0.324
<i>VIFF</i>	-0.626	-0.583	-0.452	0.659	0.242	-0.682	-0.454	0.072	0.153	0.490	0.418	0.355	0.324	1.000

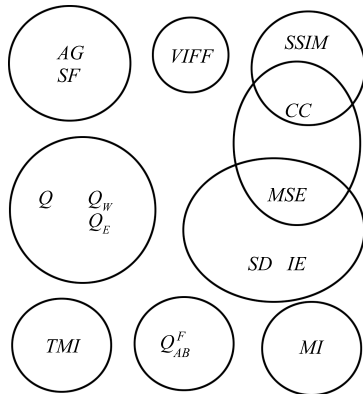


图 4 指标分组情况

Fig. 4 Metric groups

感图像融合的质量评价. 而对于其他类图像融合(如医学图像融合、多焦距图像融合等), 可通过建立相应的数据集并利用本文提供的方法寻找合适的评价指标集合.

4 结论

作为图像融合领域内的一个重要研究分支, 融合质量评估对融合算法选择、参数优化等问题具有重要意义. 但对于融合质量评估的选取目前还没有形成统一的模式. 在实际应用中, 人们只是凭借经验选取, 导致评价结果缺乏说服力. 因此, 有必要对现有的客观指标进行性能评估和相关性分析. 本文得到的评估结果对于融合质量评价指标的选取具有积

极意义.

将现有客观指标分为三类: 基于统计特性的、基于信息的和基于视觉系统的. 并对经典指标和最新指标进行了阐述与分析. 在标准数据集上, 使用正确排序指标对各指标的性能进行验证. 实验表明, 基于视觉系统类的指标性能普遍优于前两类. 最后, 利用 Spearman 相关系数挖掘各指标间的相关程度, 并总结出选取融合质量评价指标的准则为: 1) 评价准确率高, 即 CR 高; 2) 与已选定的指标相关性低. 本文实验部分选取的是 Petrović 的图像集. 其中, 大部分为遥感图像融合 (110/120), 实验结果一定程度上受到图像类型的影响. 后续工作中将在多类型的图像集上进行试验, 以遴选出适合特定类型图像的融合质量评价指标. 同时, 将融合质量评价指标的选取准则进一步规范化, 并探讨利用加权法、主成分分析法等技术将单项指标组成综合指标, 以提升评价效果.

References

- 1 Goshtasby A A, Nikolov S. Image fusion: advances in the state of the art. *Information fusion*, 2007, **8**(2): 114–118
- 2 Yang B, Li S T. Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit. *Information fusion*, 2012, **13**(1): 10–19
- 3 Hu Liang-Mei, Gao Jun, He Ke-Feng. Research on quality measures for image fusion. *Acta Electronica Sinica*, 2004, **32**(12A): 218–221
(胡良梅, 高隽, 何柯峰. 图像融合质量评价方法的研究. *电子学报*, 2004, **32**(12A): 218–221)

- 4 Petrović V. Subjective tests for image fusion evaluation and objective metric validation. *Information Fusion*, 2007, **8**(2): 208–216
- 5 Toet A, Franken E M. Perceptual evaluation of different image fusion schemes. *Displays*, 2003, **24**(1): 25–37
- 6 Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion. *Electronics Letters*, 2002, **38**(7): 313–315
- 7 Petrović V, Cootes T. Information representation for image fusion evaluation. In: Proceedings of the 9th International Conference on Information Fusion. Florence, Italy: IEEE, 2006. 1–7
- 8 Hossny M, Nahavandi S, Creighton D. Comments on “Information measure for performance of image fusion”. *Electronics Letters*, 2008, **44**(18): 1066–1067
- 9 Xydeas C S, Petrović V. Objective image fusion performance measure. *Electronics Letters*, 2000, **36**(4): 308–309
- 10 Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, **9**(3): 81–84
- 11 Wang Z, Simoncelli E P, Bovik A C. Multiscale structural similarity for image quality assessment. In: Conference Record of the 37th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 2003. 1398–1402
- 12 Sampat M P, Wang Z, Gupta S, Bovik A C, Markey M K. Complex wavelet structural similarity: a new image similarity index. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(11): 2385–2401
- 13 Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion. In: Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Barcelona, Spain: IEEE, 2003. 173–176
- 14 Yang C, Zhang J Q, Wang X R, Liu X. A novel similarity based quality metric for image fusion. *Information Fusion*, 2008, **9**(2): 156–160
- 15 Luo X Y, Zhang J, Dai Q H. Saliency-based geometry measurement for image fusion performance. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2012, **61**(4): 1130–1132
- 16 Zheng Y Z, Qin Z. Objective image fusion quality evaluation using structural similarity. *Tsinghua Science and Technology*, 2009, **14**(6): 703–709
- 17 Zhang X Q. A novel quality metric for image fusion based on color and structural similarity. In: Proceedings of the 2009 International Conference on Signal Processing Systems. Singapore, Singapore: IEEE, 2009. 258–262
- 18 Chen H, Varshney P K. A human perception inspired quality metric for image fusion based on regional information. *Information Fusion*, 2007, **8**(2): 193–207
- 19 Han Y, Cai Y Z, Cao Y, Xu X M. A new image fusion performance metric based on visual information fidelity. *Information Fusion*, 2013, **14**(2): 127–135
- 20 Wang Z, Bovik A C, Lu L G. Why is image quality assessment so difficult? In: Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Orlando, FL, USA: IEEE, 2002. 3313–3316
- 21 Wang Z, Bovik A C. Mean squared error: love it or leave it? A new look at signal fidelity measures. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2009, **26**(1): 98–117
- 22 Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, Simoncelli E P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(4): 600–612
- 23 Cvejic N, Canagarajah C N, Bull D R. Image fusion metric based on mutual information and Tsallis entropy. *Electronics Letters*, 2006, **42**(11): 626–627
- 24 Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index. *Signal Processing Letters*, 2002, **9**(3): 81–84
- 25 Wang Z, Bovik A C. Modern image quality assessment. *Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing*. USA: Morgan Claypool Publishers, 2006, **2**(1): 1–156
- 26 Cheng Guang-Quan, Zhang Ji-Dong, Cheng Li-Zhi, Huang Jin-Cai, Liu Zhong. Image quality assessment based on geometric structural distortion model. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(7): 811–819
(程光权, 张继东, 成礼智, 黄金才, 刘忠. 基于几何结构失真模型的图像质量评价研究. *自动化学报*, 2011, **37**(7): 811–819)
- 27 ImageFusion.org: The Internet Resource for Research in Image Fusion [Online], Available: <http://www.imagefusion.org/>, August 12, 2012



张小利 吉林大学计算机科学与技术学院博士研究生. 主要研究方向为图像处理, 信息融合.
E-mail: zxl12@mails.jlu.edu.cn
(**ZHANG Xiao-Li** Ph.D. candidate at the College of Computer Science and Technology, Jilin University. His research interest covers image processing and information fusion.)



李雄飞 吉林大学计算机科学与技术学院教授. 主要研究方向为数据挖掘, 图像处理. 本文通信作者.
E-mail: lxf@jlu.edu.cn
(**LI Xiong-Fei** Professor at the College of Computer Science and Technology, Jilin University. His research interest covers data mining and image processing. Corresponding author of this paper.)



李军 博士, 副教授. 主要研究方向为数据挖掘, 机器学习和复杂网络.
E-mail: lijun.yq@163.com
(**LI Jun** Ph.D., associate professor. His research interest covers data mining, machine learning, and complex network.)