

立体图像质量感知特征提取的研究与展望

徐少平, 林官喜, 曾小霞, 姜尹楠, 唐祎玲

(南昌大学 信息工程学院, 南昌 330031)

摘 要: 图像质量感知特征提取和图像质量值映射是立体图像质量评价(SIQA)算法的核心组成模块。相对于 2D 图像质量评价算法, SIQA 算法所提取的图像质量感知特征中需要引入视差、立体观察舒适度和立体显著度等影响立体质量感觉的各种因素, 而在图像质量值映射方面则区别不大。为此, 以考虑视差信息为主要划分标准, 分类综述 SIQA 算法提取立体图像质量感知特征的各种方法, 并相应评析它们的特点, 对提取立体图像质量感知特征当前存在的问题和未来的研究方向进行分析和展望。

关键词: 立体图像质量评价; 质量感知特征提取; 视差信息; 自动化提取; 人类视觉系统

中文引用格式: 徐少平, 林官喜, 曾小霞, 等. 立体图像质量感知特征提取的研究与展望[J]. 计算机工程, 2018, 44(6): 239-248.

英文引用格式: XU Shaoping, LIN Guanxi, ZENG Xiaoxia, et al. Research and prospect of stereoscopic image quality-aware feature extraction[J]. Computer Engineering, 2018, 44(6): 239-248.

Research and Prospect of Stereoscopic Image Quality-aware Feature Extraction

XU Shaoping, LIN Guanxi, ZENG Xiaoxia, JIANG Yinnan, TANG Yiling

(School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

[Abstract] The image quality-aware perception feature extraction and image quality value mapping are the core components of the Stereoscopic Image Quality Assessment (SIQA) algorithm. Related to 2D Image Quality Assessment (2D-IQA) algorithm, various factors affecting stereoscopic quality perception such as parallax, stereoscopic viewing comfort and stereo saliency need to be introduced in the image quality-aware feature extracted by SIQA algorithm, but there is little difference in image quality value mapping. Therefore, considering the parallax information as the main classification standard, the SIQA algorithm is used to extract various methods which the quality-aware features of stereoscopic images are introduced, and their characteristics are reviewed. The current problems and future research directions for extracting stereoscopic image quality-aware features are analyzed and forecasted.

[Key words] Stereoscopic Image Quality Assessment (SIQA); quality-aware feature extraction; parallax information; automatization extraction; Human Visual System (HVS)

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0046943

0 概述

立体图像质量评价 (Stereoscopic Image Quality Assessment, SIQA) 算法主要用于评价各类立体图像处理系统中立体场景显示质量的优劣, 具有广泛的研究和应用价值^[1-4]。SIQA 算法核心设计目标就是能自动预测出给定立体图像的图像质量值。虽然人类视觉系统 (Human Visual System, HVS) 可以判定任意给定立体图像的质量优劣, 但是从计算机实现

的角度来说却具有较大的挑战, 其原因在于目前关于人类立体视觉产生的深层次机理研究者尚未完全掌握, 目前的研究水平还难以获得与 HVS 系统预测结果完全一致的计算模型。具体来说, 相对于 2D 图像质量评价算法 (2D-Image Quality Assessment, 2D-IQA), SIQA 评价算法的评价对象是左右视图图像 (现有立体显示设备的工作原理多数是采用仿真人眼双目视觉工作原理, 通过不同实现机制使观察者左右眼分别接受左右两张具有一定视差的视图图

基金项目: 国家自然科学基金 (61662044, 51765042, 81501560); 江西省自然科学基金 (20171BAB202017)。

作者简介: 徐少平 (1976—), 男, 教授、博士、博士生导师, 主研方向为图形图像处理、机器视觉、虚拟手术仿真; 林官喜、曾小霞、姜尹楠、硕士研究生; 唐祎玲, 博士研究生。

收稿日期: 2017-04-24

修回日期: 2017-06-21

E-mail: xushaoping@ncu.edu.cn

像,立体视觉感觉主要依靠人脑产生^[5])。SIQA 算法除了要考虑左右视图图像各自因模糊块化、振铃、高斯、量化、传输错误等因素引起的单目失真,还要考虑左右视图图像在融合立体图像过程中产生的深度感觉错误(视差信息不一致)和 3D 观察舒适度等因素导致的双目失真。目前,研究者对于这些因素的理解还比较有限,因此,研究 SIQA 算法比 2D-IQA 算法更具有挑战性。

目前,关于图像质量评价的研究大多都是针对 2D-IQA 算法的。例如,文献[6]主要根据图像质量感知特征提取和失真类型检测,分类介绍各类 2D-IQA 算法。文献[7]则从基于自然场景统计技术(NSS)角度对 2D-IQA 算法进行介绍。文献[8]按各种 2D-IQA 算法提出的时间为序进行介绍,该文主要是从失真、参数等角度对各个算法的性能进行比较并进行详细的分析讨论,但是对 2D-IQA 算法未来的发展趋势没有给出太多的阐述。文献[3]综述了图像质量的主观和客观评价方法,重点阐述了单视点图像质量(即 2D-IQA)的客观评价方法,也涉及到了 SIQA 算法方面。但因发表时间比较早,近年来许多新提出的 SIQA 算法没有涵盖。文献[1]最近发表了无参考图像评价算法的综述。该文就特定和通用型无参考失真算法的预测模型构建进行了详细介绍,但是对未来的发展趋势介绍较少。文献[4]根据 2D-IQA 算法主要包括图像质量感知特征提取和图像质量值映射 2 个模块的特点,从这 2 个方面对现有的 2D-IQA 算法进行梳理。本文根据提取立体图像质量感知特征的技术路线,分类介绍现有 SIQA 算法并给出相应的评析。

1 SIQA 算法研究现状

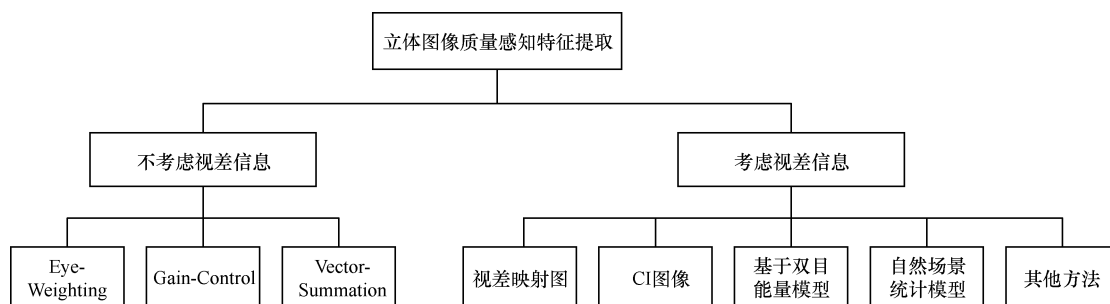
现有的 SIQA 算法研究主要来自 2D-IQA 算法。该算法发展时间不长,但在近几年持续得到研究者的关注^[9-15]。国际上,近年来由图像质量评价领域著名的 IEEE Fellow A. C. Bovik 教授领导的美国 Texas 大学 LIVE 实验室团队在 SIQA 领域进行了积极的探索研究,关于立体图像质量评价基础性的前期研究论文发表在包括 IEEE Transactions on Image Processing、IEEE Transactions on Multimedia 和 Signal Processing 在内的顶级期刊上。他们主要工作涉及到立体图像质量评价数据库创建、立体观察舒适度观察、3D 自然场景统计模型等方面。文献[10]就 3D 立体图像质量主观评价相关问题进行系统研究并创建了 LIVE3D 立体图像质量测试数据库,该数据库中每张立体测试

图像除了包括人工 DMOS (Difference Mean Opinion Score) 评价价值还包括每个像素点深度信息。LIVE3D 立体图像质量评价数据库是目前该领域研究学者公认的 3D 立体图像质量测试库,作为非常基础性工作对后续的研究产生较大影响。文献[11]提出一种多模交互式连续评价(Multimodal Interactive Continuous Scoring of Quality, MICSQ)的主观评价办法,通过一系列的实验数据证明该方法的有效性。此外,通过研究还发现,视觉舒适度(Visual Comfort 或者 Visual Fatigue)与视差、运动、自然性和摄像头的景深之间的关系,视觉疲劳度评价价值是 SIQA 评价算法的重要组成部分。文献[12]从 HVS 系统的 3D 视觉活动性(Visual Activity)的角度出发,将视差(Disparity)、运动(Motion)、纹理(Texture)和颜色(Color)等 4 种因素进行综合考虑,对立体图像观察的视觉疲劳度(Visual Fatigue)相关问题进行了研究,反映这些视觉疲劳度因素特征由 Logistic 单调函数映射为视觉疲劳度评价价值。从 Lee 等人给出的散列图来看,Logistic 映射函数的拟合效果并不好。文献[13]通过一系列的眼动跟踪实验对立体显著度进行深入研究,所建立的模型考虑了人眼视网膜细胞非均匀分布和双目融合等视觉特点。文献[14]研究了在自然图像中视差与颜色亮度之间的关系。在该文中,一个比较重要的发现就是立体图像中在视差发生变化的地方,颜色和灰度信息也会跟着发生变化,这两者共同分布的变化特征能够反映立体图像质量好坏。上述研究情况表明,研究者对于 SIQA 算法的研究正在逐渐深入。在国内,宁波大学的邵枫等人近几年在立体图像质量评价领域完成了一系列有代表性的工作^[15-16]。宁波大学也创立了自己的立体图像质量测试数据库。与 LIVE3D 数据库相比,主要的不同点是包括了 H. 264 失真类型。文献[17]针对人类视觉对立体图像深度感知和重点关注感兴趣区的特点,提出了基于纹理图和深度图的质量评价方法。

总体来说,SIQA 算法近几年得到国内外研究者持续关注,发展速度很快,处于研发的上升活跃期。梳理总结已提出的各种 SIQA 算法对进一步研发新的 SIQA 算法具有重要意义,也是非常具有挑战性的任务。人类对立体图像的质量好坏的感觉贡献,75% 来自普通的 2D 图像质量方面,而 25% 来自视差感觉(深度感觉)^[10]。实际上,相对于 2D-IQA 算法,SIQA 算法与其最大的区别在于引入视差信息后所涉及到立体图像质量感知特征提取方面,而在图像质量值映射方面则区别不大(2D-IQA 算法各种基本的图像质量值映射方法均可以用于 SIQA 算法中)。如图 1 所示,本文将按照提取立体图像质量感

知特征方法的不同(主要以考虑视差信息的不同),对现有的 SIQA 算法进行分类介绍,关于图像质量值映射的各种方法,将不进行介绍,读者可以参考文献[6-8]。具体地,在第3节中根据是否考虑视差信息,将提取立体图像质量感知特征方法分为不考虑

视差信息和考虑视差信息两大类,其中重点介绍考虑视差信息类的方法。根据具体考虑视差信息的方式的不同,分别对视差映射图、CI 图像、基于双目能量模型、自然场景统计模型和其他5类方法进行详细的分类介绍并进行评析。



2 立体图像质量感知特征提取

2.1 不考虑视差信息的 SIQA

这类提取立体图像质量感知特征的方法多在早期提出的 SIQA 算法中使用,严格意义上讲还不能算是立体图像质量感知特征提取方法。这些提取方法的核心思想就是首先将成熟的 2D-IQA 算法分别应用到立体图像的左右视图图像上,然后在左右视图图像上获得图像质量评价值的某种加权值作为立体图像最终的评价值。文献[18]将 2D 全参考算法应用到左右图像上,对左右图像上取得分值进行结合作为立体图像质量最终的评价值。他们共评价了 4 种 2D-IQA 算法算法的性能。实验数据表明,这些 2D 算法未必总能获得令人满意的评价结果(主要指在左右视图图像存在非对称失真的情况)。文献[19]提出了一种被称为 SBLC (Stereo Band Limited Contrast) 的算法。该算法研究了如何在保证立体图像质量的情况下,最大限度地对立体视频进行压缩。研究发现,在边缘 (Edge) 和角点 (Corner) 处对比度与亮度的比例能够很好地反映立体图像质量好坏性质。但是他们的研究仅限于对称压缩,未涉及到非对称压缩导致的失真问题。文献[20]针对非对称失真的问题提出一种基于双目感觉模型 (Perceptual Binocular Model) 和结构化的相似性 (Structural Similarity) 算法。文献[21]就对称和非对称失真的立体图像进行了系统研究。研究结果表明,在左右视图图像对称失真的情况下,将左右图像评价结果值的平均值作为立体图像最终的图像质量值是可行的,但是对于非对称失真并不是一个好办法,会产生偏移 (Bias)。研究还发现,在非对称失真情况下偏移值的大小、方向与图像失真类型具有密切关系。

总的来说,上述早期的 SIQA 算法多采用某种加权方法去模仿双目融合的行为,往往假定在左右视图中具有更高对比度的视图图像权重更大。这些 SIQA 算法虽然在某种程度具有一定的评价准确率且实现简单,还可以利用大量现有成熟的 2D-IQA 算法,但是它们均未在算法中考虑由深度信息引起的图像失真问题,严格来说还是属于 2D-IQA 算法的范畴。其实双目视觉与单目相比涉及到很多复杂过程,非常难于准确度量。如前文所述,如果左右图像对中包括不同失真级别或者不同类型的失真(即非对称失真),上述算法的评价结果就会偏移,双目竞争或者双目掩蔽等立体视觉特性在感知立体图像质量好坏中的作用就会凸显出来。因此,在 SIQA 算法中引入立体图像中蕴含的视差信息(占主要地位)等其他与 3D 感觉相关的视觉因素是研究 SIQA 算法的关键。

2.2 考虑视差信息的 SIQA

深度的感觉是基于同一对象点在左右眼接收到左右视网膜图像微小水平差别获得的,大脑对左右视图图像进行融合并且提取出其中的视差信息。提取立体图像中蕴含的视差信息对立体图像质量的判定具有重要的作用。SIQA 算法大致基于以下几类方法提取左右视图图像中所蕴含的视差信息。

2.2.1 视差映射图

视差映射图主要以 2D 图像形式记录立体图像中各个像素点对应的深度值变化,通过分析视差映射图能在一定程度上度量 HVS 系统对视差引起的立体感觉。根据利用视差映射图方式的不同(最终在立体图像质量值中以何种方式体现其作用)有下面 3 种方式:

1) 2D 图像质量与视差映射图质量单独计算后再加权融合成最终评价值。例如,文献[22]提出一

种基于视差的 FR-SIQA 算法,该算法首先分别计算出左右视图图像质量失真和视差映射图失真,然后将两者加权得到最终的立体图像质量评价价值。在 Benoit 的方法中,视差映射图主要通过左右视图图像对用立体匹配算法获得,用参考左右视图图像和待评价左右视图图像上分别得到的视差映射图之间的相关系数表征视差失真程度。实验结果表明,评价效果要优于不考虑视差信息算法的评价准确率。但是,Benoit 算法不能反映局部视差失真给图像质量评价带来的影响。文献[23]提出类似的方法,他们在亮度(即左右视图图像)和视差映射图上计算局部和全局的相似性,该算法在 LIVE3D 数据库和自己创建的立体图像质量数据库上表现良好。文献[24]提出一种基于结构失真的立体图像质量客观评价模型。该模型首先根据人眼对图像中不同区域的敏感度存在差异且自然图像具有一定方向奇异性的特性,得到左右视点图像质量评价价值。然后利用左右视点的绝对差值图像,采用奇异值向量差异和均值偏差率来描述立体图像深度感的畸变。最后融合上述两部分的评价价值得到最终的立体图像质量评价价值。

2) 视差映射图作为加权系数使用。文献[25]提出基于视差加权的立体图像质量算法并应用在 FR 全参考和 NR 无参考类型的算法中,他们的工作展示了利用视差信息可以提高算法性能。文献[26]提出一种基于视差映射图分割的 FR-SIQA 算法,分割后的映射图作为结构化相似度的加权系数。

3) 其他形式。文献[16]基于视差空间图并通过三维离散余弦变换(3D-DCT)提取反映图像质量和深度感知的特征信息,然后用支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)将立体图像质量特征映射为立体图像质量评价价值。

上述算法多数只利用了 2D 图像质量和 3D 视差信息,较少考虑其他 HVS 特性,且较多使用这种特征提取方法的 SIQA 算法属于 FR 全参考评价类型。

2.2.2 CI 图像

CI 图像是一种人工合成图像,可以近似表示立体图像左右视图在人脑中的融合情况。根据利用 CI 图像方式不同(最终在立体图像质量值中以何种方式体现其作用)有下面 2 种方式:

1) 仅利用 CI 图像本身。文献[27]提出一种 SFR-IQM(Stereo Full-Reference Image Quality Metric)算法,该算法主要先从左右参考图像和左右失真图像上分别计算 CI 图像,然后利用 2D-IQA 算法对参考 CI 图像和降质 CI 图像分别提取特征,并用人工神经网络方法导出最终图像质量值。2D 图像质量部分未

加以利用,因此,预测准确率有一定的限制。

2) 与 2D 图像特征配合使用。此类工作较多,大多数算法都采用这种方式使用 CI 图像信息。例如,文献[5]认为立体图像中的左右视图图像可能受到不同程度的失真(即非对称失真),不能简单地将两张视图图像上图像质量的平均值作为客观评价价值,要考虑双目视觉模型的视觉竞争特性才能更好地符合人类 HVS 系统特点。文献[5]提出了一种 FR 型的 SIQA 算法。通过将左右视图图像在考虑视差条件下合成为 CI 图像,并用普通的 2D-IQA 算法在 CI 图像上进行评价获得立体图像质量的评价价值。这种方法具有一定的评价准确率,考虑了视差和左右视图图像在非对称失真情况下的视觉竞争因素。随后,文献[9]在 IEEE Transactions on Image Processing 上发表了该算法的无参考版本。该文指出,在 3D 情况下自然图像的视差映射图统计规律满足某种规律性分布,提出的评价算法首先分别提取 2D 和 3D 视差图像特征值并附加 Uncertainty 映射图特征,然后用类似于 DIIVINE 算法^[28]的两阶段无参考图像质量评价算法进行图像质量的预测。不同点在于 Chen 等人所提算法中的分类器主要用来判断是否存在非对称失真的情况,而不是进行失真类型分类,因为非对称失真可能导致双目竞争,需要额外处理。但该算法没有考虑视觉观察的舒适度(疲劳度因素)。文献[29]基于深度学习技术提出了一种 3D-DOE 的评价器(Deep Quality Evaluator)。该评价器主要通过单目图像(即左右视图图像)和双目图像(即 CI 图像)上分别训练 2 个深度网络来预测图像质量值,然后用不同的加权方式获得最终的图像质量值。实验结果表明,该算法在 4 个公开的数据库上具有优势。文献[30]对 2D 版本的 MAD 算法进行扩展,提出 3D-MAD 算法用于立体图像质量的评价。该算法主要利用常规的 2D-IQA 算法提取左右视图的质量并且用基于块对比度度量(Block-based Contrast Measure)作为加权系数获得单目方面的评价价值,然后利用统计区别(Statistical-Difference)特征提取 CI 图像的质量,最后将单目和双目两者进行整合得到最终的立体图像质量评价价值。

CI 图像毕竟只存在人脑中,真实的 CI 图像其实无法获得,是这种方法的一个局限。所以,上述大多数算法会将 CI 图像和 2D 图像的质量评价结合起来以获得更为稳健的 SIQA 算法。

2.2.3 基于双目能量模型

与基于视差映射图和 CI 图像提出的 SIQA 算法不同,基于双目能量模型^[31]具有较好的数学建模基础,发展比较快,也较成熟。根据是否利用参考图像

可分为2类:

1)全参考(FR)类型。文献[32]提出通过度量参考和失真立体图像对的双目能量差构建被称为BEQM(Binocular Energy Quality Metric)度量的FR-SIQA评价算法,该算法具有较好的双目视觉模型基础。双目能量模型是基于对于人类视觉系统中的简单细胞和复杂细胞功能构建的,通过设计一系列的多尺度和多方向的带通滤波器(可以用复小波变换实现),以参考图像和失真图像之间的能量差异程度衡量图像质量好坏。虽然该算法考虑了人眼双目视觉的基本特点,但是它们并没有考虑人眼中双目竞争/压制对图像质量的影响,在对非对称失真图像评价方面有所欠缺。文献[33]则对此方面做了改进,提出一种考虑双目视觉特性的FR-SIQA算法。该算法主要特点是首先进行左右视图图像一致性比较,将左右视图图像分为非对应区域,即双目融合区域和双目压制区域,接着从原始图像和失真图像中提取局部相位和强度值映射图,然后将不同区域进行评价,这样就考虑了双目竞争/压制的视觉特性。文献[34]提出一种基于学习双目感受特性的FR-SIQA算法。在训练阶段,通过学习多尺度的字典以描述图像中的结构信息;在评价阶段,以稀疏相似性等因素获得最终的评价值。

2)无参考(NR)类型。在之前工作的基础上,文献[35]基于双目质量查找表和视觉字典技术提出一种新的NR-SIQA算法。该算法在训练阶段通过从双目能量响应中基于不同的空间频率、方向和相位偏移构建了PTQL和PTVC数据结构用于图像质量预测。在图像质量预测阶段,图像首先被分解为一系列图块,并根据PTQL和PTVC得到每个图块的图像质量,用10%图块(质量最好的)质量平均值作为整个立体图像评价价值。文献[35]算法的特点是它在预测图像质量评价价值过程中无需使用人工评价过的图像作为训练数据。文献[15]提出一种基于双目能量响应的无参考立体图像质量评价方法。首先,该算法通过对各失真图像进行Gabor滤波,提取不同频率、不同方向、不同视差响应下的局部特征矢量,作为立体图像质量感知特征。然后,利用支持向量回归SVR建立立体图像特征与DMOS主观评价价值的关系。除此之外,该算法还考虑了人类HVS系统的JND特性。文献[36]则在提取双目能量映射图的基础上继续用局部三值模式(Local Ternary Patterns)提取立体图像的特征,然后用SVR训练获得无参考型的SIQA算法。该算法在2个公开的3D数据库上完成了测试。

2.2.4 自然场景统计模型

上述3种SIQA算法提取视差信息的研究策略

主要从仿真HVS视觉特性出发,而自然场景统计^[28]则是从统计学角度出发对自然立体图像中所蕴含的固有特征进行度量,可以用来测量各种失真对立体图像自然属性所造成的破坏。基于自然统计模型的方法是目前人们对HVS视觉特性无法全部准确掌握情况下一个很好的替代建模方案。目前这方面的工作有:文献[37]分析亮度和视差图像联合统计分布规律发现图像的亮度信息与视差信息具有显著相关性,提出了基于自然场景统计模型的FR-SIQA算法;文献[38]研究了颜色和深度之间的关系,研究结果表明,在颜色通道上基于Gabor响应的深度梯度分布可以用Weibull分布建模。近期,文献[39]提出了一个基于双变量自然统计模型的NR-SQIA算法,该模型主要利用CCI(Converged Cyclopean Image)图像经过变换后的空间相邻系数值之间存在稳定的双高斯分布特点提取相应的图像特征,在提取CCI图像中的特征后用支持向量机方法构建了NR-SIQA算法。文献[40]提出了一个双变量通用高斯模型(Bivariate Generalized Gaussian Distribution, BGGD)对于亮度和视差的联合分布进行建模,并且基于BGGD模型构建NR-SIQA算法。该算法主要的特色是通过详细的实验数据,验证了BGGD模型可以较好地对应亮度和视差之间的关系进行建模,并且这些模型的参数可以作为区分图像好坏的图像质量感知特征值。由于BGGD分布模型本身特点,因此该算法对于对称和非对称失真图像均表现良好。

2.2.5 其他方法

上述几大类SIQA算法主要利用了视差映射图、CI图像、双目能量模型和自然统计模型方式提取蕴含在立体图像左右视图图像中的视差信息。除此之外,还有很多SIQA算法采用其他双目融合方法让左右视图上的评价结果融合为单一评分。与上文介绍的不考虑视差信息的SIQA算法相比,这些算法也是基于左右视图图像进行评价,但大都对视差、双目竞争与压制和视觉舒适性等立体视觉属性进行了考虑。具体来说可以粗略地划分为下面5种情况:

1)根据左右视图图像不同区域特点。文献[41]提出了一个人类感觉图像质量汇聚模型3DPS(3D Perception-based Stereo Image Quality Pooling)。人类在感觉3D场景时是根据深度信息将场景划分为双目和单目区域分别进行的,因此,在汇聚阶段可以分别用不同的权重进行加权,以更好地反映这种视觉融合的特点。实验结果表明,这种方法对于由编码和传输错误导致的失真尤为有效。文献[42]针对

立体图像中非对称失真问题提出一种 CBA 度量的概念(Critical Binocular Asymmetry Measure)。用结构化的方法在左右视图图像的重要区域进行度量,从而可以处理由 DIBR 算法(Depth Image-based Rendering Process)合成立体图像导致的非对称性失真问题。

2) 转换到频率域的处理方法。文献[43]提出基于双目频率集成的 FI 度量(Frequency-Integrated Metric),主要通过 DOG(Difference-of-Gaussian Decomposition)滤波提取立体图像中不同频率上信息,然后再基于 Gain-Control 增益模型计算最终得分。根据 HVS 系统中双目视觉信息处理的过程,文献[44]结合一系列图像特征提出了一种基于双目信息融合的立体图像质量评价模型。该模型通过复小波变换模拟 HVS 对立体图像的融合过程。

3) 考虑双目竞争与压制特性。为了评价非对称失真立体图像质量评价问题,文献[45]发现非对称失真不能采用简单的平均值处理方法(会导致偏移问题),并且这种偏移值大小与图像失真类型还有关系,且研发了一个信息内容和除规则化(Information-Content and Divisive Normalization)的汇聚方案,然后利用双目竞争性(Binocular Rivalry)从单一视图中估计出立体图像质量。实验结果表明,所提出的算法无需判定失真类型,有效提高了预测准确度。文献[46]基于双目加通道(Summation Channel)和区别通道(Difference Channel)提出了一个 FR-SIQA 算法。该算法认为双目结合行为和深度信息对于评价立体图像质量至关重要。与许多基于视差映射图的方法不同,这个方法直接利用绝对视差信息。

4) 奇异值分解。根据图像奇异值有较强稳定性的特点,结合立体图像的主观视觉特性,文献[47]提出一种 SIQA 算法。该模型首先通过分析立体图像的视觉特性,提取左右图像的奇异值作为立体图像的特征信息,然后根据立体图像的不同失真类型情况对其特征进行融合,通过 SVR 预测得到立体图像质量的客观评价价值。

5) 考虑舒适度。人类对立体图像的质量感觉除了 2D 图像质量和深度信息以外,观察舒适度也占据着一定的地位。文献[48]通过分析人类视觉关注点的统计特性,研究发现了凝视行为与观察舒适度具有明确的关系。为了度量视觉关注度和立体图像质量的相关性,失真类型和视差深度之间的关系,提出了一种及注意力转移模型 ToVA(Transition of Visual Attention)用来度量关注度分布。这个模型考虑了在眼动跟踪实验中低亮度、颜色和视差深度等因素。

2.3 性能比较

鉴于目前大多数 SIQA 算法的作者没有公开提供各自所提出算法的源代码,笔者不能像文献[4]那样,通过在立体图像质量数据库上实际运行这些 SIQA 算法以得到它们准确的性能指标。另一方面,编码实现这些 SIQA 算法也不现实,工作量大且在一些实现细节未必与原算法相同。因此,目前以实际运行算法获得的准确性能指标数据来衡量相关算法还不能实现。尽管如此,仍然可以从已经发表的文献中,通过比较作者自己报告的实验数据大致衡量各个 SIQA 算法中所使用的图像质量感知特征提取方法的优劣。这主要得益于大多数 SIQA 算法都会选择在 LIVE3D 基准数据库上进行实验(其他立体图像质量测试数据库在论文中所报告的频率均没有 LIVE3D 数据库高)。LIVE3D 数据库包括 2 种,其中, LIVE3D-I 只包括对称失真图像, LIVE3D-II 则包括对称和非对称失真图像(能更好地检测算法的鲁棒能力)。鉴于篇幅所限,本文选择通过比较各算法在 LIVE3D-II 上完成的性能指标来分析它们之间性能大致的优劣。具体地,在 Gblur、WN、JPEG、JP2K 和 FF 共 5 种类型的失真类型上完成统计比较,评价指标包括 PLCC、SROCC 和 RMSE,比较数据列如表 1 所示(由于部分算法未分失真类型提供的 RMSE 数据,因此表 1 中有些算法仅给出了综合 RMSE 指标数据)。从表 1 中可以看出,各个 SIQA 算法均无法同时所有失真类型取得最优结果,往往在某种失真类型上获得比较高的预测准确率,在其他失真类型上却表现一般。这说明研究者尚未找到一种普适性较好的立体图像质量感知特征提取方法,这方面仍有很大的改进空间;从各个 SIQA 算法在整个数据库所有失真类型上完成平均性能指标数据(表 1 中最后一列)来看,近几年提出的新算法(例如文献[49-50])相对早些时候提出的算法(例如文献[22-23])在性能上有明显提升,其主要原因在于这些算法所提取的立体图像质量感知特征中考虑的立体视觉特性越来越多,因此评价能力越来越强。一般来讲,FR 类型的算法要优于 NR 类型的算法,但是从表 1 可以发现,近几年提出的 NR-SIQA 算法与 FR-SIQA 算法综合性能已经比较接近。上述情况表明,SIQA 算法近几年的研究进展取得了较大成果,但相关系数指标大多还在 0.92 以下,相对 2D-IQA 算法评价性能指标总体上仍有较大差距,这说明现有的立体图像质量感知特征提取工作仍然有较大的改进空间,还需要进一步研究。

表 1 各 SIQA 算法在 LIVE3D-II 数据库上的性能指标比较

算法	类型	评价指标	失真类型					全数据库综合性能
			WN	JP2K	JPEG	Blur	FF	
文献[22] 算法	FR	PLCC	0.926	0.784	0.853	0.535	0.807	0.748 0
		SROCC	0.923	0.751	0.867	0.455	0.773	0.728 0
		RMSE	4.028	6.096	3.787	11.763	6.894	7.490 0
文献[23] 算法	FR	PLCC	0.912	0.905	0.830	0.784	0.915	0.800 0
		SROCC	0.909	0.894	0.795	0.813	0.891	0.786 0
		RMSE	4.396	4.186	4.086	8.649	4.649	6.772 0
文献[19] 算法	FR	PLCC	0.874	0.372	0.322	0.934	0.706	0.515 0
		SROCC	0.875	0.110	0.027	0.770	0.601	0.146 0
		RMSE	5.202	9.113	6.940	4.988	8.155	9.675 0
文献[9] 算法	NR	PLCC	0.950	0.867	0.867	0.900	0.933	0.880 0
		SROCC	0.950	0.867	0.867	0.900	0.933	0.880 0
		RMSE	3.513	4.298	3.342	4.725	4.180	5.102 0
文献[5] 算法	FR	PLCC	0.960	0.843	0.842	0.965	0.910	0.907 0
		SROCC	0.955	0.833	0.840	0.910	0.890	0.901 0
		RMSE	—	—	—	—	—	4.766 0
文献[33] 算法	FR	PLCC	0.850	0.838	0.750	0.827	0.881	0.759 0
		SROCC	0.846	0.848	0.720	0.801	0.851	0.745 0
		RMSE	—	—	—	—	—	7.355 0
文献[35] 算法	NR	PLCC	0.921	0.846	0.789	0.916	0	0.738 5
		SROCC	0.931	0.847	0.803	0.857	0	0.710 5
		RMSE	—	—	—	—	—	0.000 0
文献[49] 算法	FR	PLCC	0.956	0.850	0.853	0.976	0.926	0.912 0
		SROCC	0.952	0.885	0.842	0.916	0.901	0.908 0
		RMSE	—	—	—	—	—	4.356 0
文献[50] 算法	NR	PLCC	0.860	0.973	0.924	0.983	0.901	0.916 0
		SRCC	0.820	0.928	0.901	0.891	0.860	0.914 0
		RMSE	3.576	2.282	3.694	2.441	4.663	4.546 0

3 研究展望

立体图像感知特征提取质量的好坏制约着 SIQA 算法的发展^[4,49-50]。理论上,要想获得令人满意的立体图像质量感知特征,应尽量地采用与人眼视觉系统(HVS)的工作原理相符的方式提取。然而,目前研究者对 HVS 的工作原理尚未完全掌握,故当前 SIQA 算法仍有以下问题需要研究解决:

1) 缺乏 HVS 多通道间分析建模工具。视差是引起深度感觉的最主要的因素,很大程度上影响着立体图像质量。现有的大多数 SIQA 评价算法虽然利用了立体图像中左右视图图像中所蕴含的视差信息(例如 CI 图像、视差图映射图、双目能量响应映射图和自然统计模型等),但是提取图像质量特征的手段还比较有限,没有充分挖掘视差信息中所蕴含的图像质量信息。例如,虽然文献[9]利用了广义高斯模型(GGD)在视差映射图上提取 3D 特征,但是所用模型未在多尺度和多方向上进行深入研究,也未就各尺度间和各方向间联合分布进行建模。多通道

作为 HVS 系统中的一个重要的特性,多通道上(各尺度和各方向上)的信息之间并不是彼此孤立的,而是存在着相互的作用,并且这种相互作用与图像质量有密切关系,能够稳定地反映图像质量的好坏。目前关于这方面的工作还较少,文献[51]在这方面完成了引领性的工作,该文利用自然图像在多尺度间的冗余性与图像质量显著相关的特性,提出一种性能比较好的无参考图像质量评价算法。该算法最大的特点就是无需在图像质量库上进行训练,仅利用图像自身尺度间的信息。文献[5]主要采用共生直方图对尺度间的联合分布建模,这种建模方法中的参数设置比较固化,可推广性较差。

2) 考虑 HVS 双目视觉特性少。除了双目视差这个影响 3D 质量感觉最重要的视觉特性,3D 视觉观察效果还由立体观察疲劳度、立体视觉显著度等各种视觉特性共同影响决定,应予以考虑,这些视觉特性之间的相互影响关系也是一种重要的研究方向。

3) 忽视了立体图像质量中的 2D 图像质量部分。

现有很多 SIQA 算法专注研究由 3D 视差因素方面引起的图像质量失真,忽视了 2D 图像质量部分。2D 图像质量部分其实在立体图像质量中占有重要的一环,不应忽视,仍然应该在提取立体图像质量感知特征时予以重点考虑。

针对上述问题,笔者认为未来的立体图像质量感知特征提取方面的研究工作,可以从以下 2 个方面开展:

1) 研究多变量自然统计模型。在立体图像情况下,可以从各尺度间和各方向间的联合分布角度,研究左右视图图像中的视差信息并提取图像质量感知特征。因此,笔者建议可对单变量自然场景统计建模技术进行拓展,用多变量自然场景统计建模技术对立体图像左右视图中的视差信息进行多通道间(含各尺度间和各方向间)分析,以够稳定反映图像质量优劣的特性,更好地为 HVS 视觉特性建模^[51]。此外,再适当考虑立体观察疲劳度、立体视觉显著度等视觉特性,并且还可以研究它们之间相互影响关系。基于自然场景统计提取图像质量感知特征已经在 2D、3D 图像质量评价中得到广泛的应用,其强大的描述能力已经在众多算法中得到证实。然而,目前大多数研究还只停留在单变量统计模型方面,对于分析两者以上相关因素之间的关系无能为力,这方面的理论工作也很少。因此,通过研究多变量的自然统计模型可能对描述影响图像质量的多因素关系有很大帮助,值得深入研究。此外,对于传统的 2D 图像质量评价方法中所采用的各种特征矢量提取方法可以进行筛选,以备使用。这样可以获得视觉生理特点描述能力比较全面的图像质量感知特征提取方法。

2) 自动化地提取立体图像质量感知特征。现有图像质量感知特征的提取主要依靠对人类视觉系统(HVS)的工作原理的模拟,需要有大量关于人眼 HVS 系统的专业领域知识作为支撑。在目前人们未完全掌握 HVS 工作原理的情况下,难以获得对各种失真类型都敏感的立体图像质量感知特征,尤其是现有的方法往往都靠人工设计各种特征值提取方案,效率比较低下且存在一定的研究瓶颈。为此,研究者可尝试使用当前受到广大研究者关注的深度网络(机器学习)技术来提取立体图像质量感知特征^[52]。人眼感知图像质量的好坏是经过从像素点、图块、区域到整幅图像不同粒度级别的复杂信息抽取过程。与此相对应的是基于深度机器学习的架构也是逐步将低层输入(像素点)抽象到高层的信息表示(图像质量)的过程。深度学习在一些应用中已经表现出卓越的性能。在它的架构下,反映 HVS 工作原理的专家知识演变为深度网络内部的中间层(以大量经过训练后获得的网络节点权重和偏移值来体现)。只要设计出合理的中间层网络结构的拓扑关

系和使用大量的训练数据,在深度网络高层上的输出则可视作为图像质量感知特征。这样利用深度学习技术可以改变传统的依赖仿真 HVS 视觉感知领域的专业知识,提取图像质量感知特征的方式,并且从人工手动设计改变为自动化提取方式,可以得到一种全新的自动化的抽取立体图像质量感知特征的方法。因此,在未来的研究中,可以考虑基于深度学习技术开展工作。

4 结束语

在立体图像的获取、压缩、传输、存储和显示过程中有可能引入不同类型的失真,立体图像质量评价(SIQA)算法的研究是当前图像处理领域的研究热点之一。SIQA 算法相对于 2D-IQA 算法最大的不同在于其图像质量感知特征方面。为此,本文根据提取立体图像质量感知特征的技术路线,分类介绍了现有 SIQA 算法并给出相应的评析。此外,本文还阐述当前立体图像质量感知特征提取存在的问题并对未来的研究工作进行了展望,给出了笔者解决问题的思路,其目的在于为这一领域的研究人员提供一个较为全面的、有价值的文献参考。

参考文献

- [1] 王志明. 无参考图像质量评价综述[J]. 自动化学报, 2015, 41(6): 1062-1079.
- [2] 马允, 王晓东, 富显祖, 等. 基于 GA-SVR 模型的无参考立体图像质量评价[J]. 计算机工程, 2017, 43(5): 234-239, 247.
- [3] 蒋刚毅, 黄大江, 王旭, 等. 图像质量评价方法研究进展[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(1): 219-226.
- [4] XU Shaoping, JIANG Shunliang, MIN Weidong. No-reference/blind image quality assessment: a survey[J]. IETE Technical Review, 2017, 34(3): 223-245.
- [5] CHEN M J, SU C C, KWON D K, et al. Full-reference quality assessment of stereopairs accounting for rivalry[J]. Signal Processing: Image Communication, 2013, 28(9): 1143-1155.
- [6] LIN Weisi, KUO J C C. Perceptual visual quality metrics: a survey[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2011, 22(4): 297-312.
- [7] WANG Z, BOVIK A C. Reduced and no-reference image quality assessment[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2011, 28(6): 29-40.
- [8] KAMBLE V, BHURCHANDI K M. No-reference image quality assessment algorithms: a survey[J]. Optik-international Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(11-12): 1090-1097.
- [9] CHEN M J, CORMACK L K, BOVIK A C. No-reference quality assessment of natural stereopairs[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(9): 3379-3391.
- [10] MOORTHY A K, SU C C, MITTAL A, et al. Subjective evaluation of stereoscopic image quality[J]. Signal Processing: Image Communication, 2013, 28(8): 870-883.

- [11] KIM T, KANG T, LEE S, et al. Multimodal interactive continuous scoring of subjective 3D video quality of experience[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2014, 16(2):387-402.
- [12] LEE K, MOORTHY A K, LEE S, et al. 3D visual activity assessment based on natural scene statistics[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(1):450-465.
- [13] KIM H, LEE S, BOVIK A C. Saliency prediction on stereoscopic videos[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(4):1476-1490.
- [14] SU C C, CORMACK L K, BOVIK A C. Color and depth priors in natural images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(6):2259-2274.
- [15] 王珊珊, 邵 枫, 蒋刚毅, 等. 基于双目能量响应的无参考立体图像质量评价[J]. *光电子·激光*, 2014, 25(4):741-747.
- [16] 姜求平, 邵 枫, 蒋刚毅, 等. 基于视差空间图的立体图像质量客观评价方法[J]. *光电子·激光*, 2013, 24(12):2049-2055.
- [17] 张 艳, 安 平, 张秋闻, 等. 视觉关注度的立体图像质量评价[J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(6):722-725.
- [18] CAMPISI P, CALLET P L, MARINI E. Stereoscopic images quality assessment[C]//*Proceedings of the 15th Conference on Signal Processing*. Washington D. C., USA:IEEE Press, 2007:2110-2114.
- [19] GORLEY P, HOLLIMAN N. Stereoscopic image quality metrics and compression[C]//*Proceedings of the 19th Conference on Stereoscopic Displays and Applications*. San Jose, USA:SPIE Press, 2008:680-685.
- [20] RYU S, KIM D H, SOHN K. Stereoscopic image quality metric based on binocular perception model[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*. Washington D. C., USA:IEEE Press, 2012:609-612.
- [21] WANG Jiheng, WANG Zhou. Perceptual quality of asymmetrically distorted stereoscopic images; the role of image distortion types[C]//*Proceedings of International Workshop on Video Processing and Quality Metrics for Consumer Electronics*. Washington D. C., USA:IEEE Press, 2014:29-31.
- [22] BENOIT A, CALLET P L, CAMPISI P, et al. Quality assessment of stereoscopic images[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2008(1):1-13.
- [23] YOU J, XING Liyuan, PERKIS A, et al. Perceptual quality assessment for stereoscopic images based on 2D image quality metrics and disparity analysis[C]//*Proceedings of the 5th International Workshop on Video Processing and Quality Metrics for Consumer Electronics*. Washington D. C., USA:IEEE Press, 2010:1-6.
- [24] 毛香英, 郁 梅, 蒋刚毅, 等. 基于结构失真分析的立体图像质量客观评价模型[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2012, 24(8):1047-1056.
- [25] CARDOSO M J V, REGIS C D M, ALENCAR M S. Disparity weighting applied to full-reference and no reference stereoscopic image quality assessment[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Consumer Electronics*. Washington D. C., USA:IEEE Press, 2015:477-480.
- [26] SHEN Lili, YANG Jiachen, ZHANG Zhuoyun. Quality assessment of stereo images with stereo vision[C]//*Proceedings of International Conference on Image and Signal Processing*. Washington D. C., USA:IEEE Press, 2009:503-508.
- [27] CHETOUANI A. Full reference image quality metric for stereo images based on cyclopean image computation and neural fusion[C]//*Proceedings of IEEE Visual Communications and Image Processing Conference*. Washington D. C., USA:IEEE Press, 2014:109-112.
- [28] MOORTHY A K, BOVIK A C. Blind image quality assessment: from natural scene statistics to perceptual quality[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(12):3350-3364.
- [29] SHAO Feng, TIAN Weijun, LIN Weisi, et al. Toward a blind deep quality evaluator for stereoscopic images based on monocular and binocular interactions[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(5):2059-2074.
- [30] ZHANG Yi, CHANDLER D M. 3D-MAD: a full reference stereoscopic image quality estimator based on binocular lightness and contrast perception[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11):3810-3825.
- [31] JIANG Gangyi, ZHOU Junming, YU Mei, et al. Binocular vision based objective quality assessment method for stereoscopic images[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2015, 74(18):8197-8218.
- [32] BENSALMA R, LARABI M C. A perceptual metric for stereoscopic image quality assessment based on the binocular energy[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2013, 24(2):281-316.
- [33] SHAO Feng, LIN Weisi, GU Shanbo, et al. Perceptual full-reference quality assessment of stereoscopic images by considering binocular visual characteristics[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(5):1940-1953.
- [34] SHAO Feng, LI Kemeng, LIN Weisi, et al. Full-reference quality assessment of stereoscopic images by learning binocular receptive field properties[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(10):2971-2983.
- [35] SHAO Feng, LIN Weisi, WANG Shanshan, et al. Blind image quality assessment for stereoscopic images using binocular guided quality lookup and visual codebook[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2015, 61(2):154-165.
- [36] ZHOU Wujie, LU Yu. No-reference stereoscopic image quality measurement based on generalized local ternary patterns of binocular energy response[J]. *Measurement Science and Technology*, 2015, 26(9).
- [37] MD K S, APPINA B, CHANNAPPAYYA S S. Full-reference stereo image quality assessment using natural stereo scene statistics[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(11):1985-1989.
- [38] SU C C, BOVIK A C, CORMACK L K. Natural scene statistics of color and range[C]//*Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Image Processing*. Washington D. C., USA:IEEE Press, 2011:257-260.

- [39] SU C C, CORMACK L K, BOVIK A C. Oriented correlation models of distorted natural images with application to natural stereopair quality evaluation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(5): 1685-1699.
- [40] APPINA B, KHAN S, CHANNAPPAYYA S S. No-reference stereoscopic image quality assessment using natural scene statistics[J]. Signal Processing: Image Communication, 2016, 43: 1-14.
- [41] LEE K, LEE S. 3D perception based quality pooling: Stereopsis, binocular rivalry, and binocular suppression[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2015, 9(3): 533-545.
- [42] JUNG Y J, KIM H G, RO Y M. Critical binocular asymmetry measure for perceptual quality assessment of synthesized stereo 3D images in view synthesis[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2015, 26(7): 1201-1214.
- [43] LIN Y H, WU J L. Quality assessment of stereoscopic 3D image compression by binocular integration behaviors[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(4): 1527-1542.
- [44] 宋 洋, 郁 梅, 彭宗举, 等. 基于双目信息融合的立体图像质量评价模型[J]. 光电子技术, 2014, 34(2): 102-105.
- [45] WANG J, REHMAN A, ZENG K, et al. Quality prediction of asymmetrically distorted stereoscopic 3D images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3400-3414.
- [46] YANG Jiachen, LIU Yun, GAO Zhiqun, et al. A perceptual stereoscopic image quality assessment model accounting for binocular combination behavior[J]. Journal of Visual Communication Image Representation, 2015, 31: 138-145.
- [47] 顾珊波, 邵 枫, 蒋刚毅, 等. 基于支持向量回归的立体图像客观质量评价模型[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 369-374.
- [48] KIM H, LEE S. Transition of visual attention assessment in stereoscopic images with evaluation of subjective visual quality and discomfort[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2015, 17(12): 2198-2209.
- [49] SHAO Feng, LIN Weisi, JIANG Gangyi, et al. Models of monocular and binocular visual perception in quality assessment of stereoscopic images[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2016, 2(2): 123-135.
- [50] 桑庆兵, 谭红宝. 极端学习四元数小波特征的立体图像质量评价[J]. 光电子·激光, 2016, 27(6): 662-669.
- [51] SAHA A, WU Q M J. Utilizing image scales towards totally training free blind image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(6): 1879-1892.
- [52] 田维军, 邵 枫, 蒋刚毅, 等. 基于深度学习的无参考立体图像质量评价[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(6): 968-975.

编辑 索书志

(上接第 238 页)

- [6] CANDES E J, LI X, MA Y, et al. Robust principal component analysis[J]. Journal of the ACM, 2009, 58(3): 11.
- [7] GAO Zhi, CHEONG Loong-Fah, SHAN Mo. Block-sparse RPCA for consistent foreground detection[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2012: 690-703.
- [8] GUYON C, BOUWMANS T, ZAHZAH E H. Foreground detection based on low-rank and block-sparse matrix decomposition[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 1225-1228.
- [9] ZHOU Xiaowei, YANG Can, YU Weichuan. Moving object detection by detecting contiguous outliers in the low-rank representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 35(3): 597-610.
- [10] HU Yao, ZHANG Debing, YE Jieping, et al. Fast and accurate matrix completion via truncated nuclear norm regularization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 35(9): 2117-2130.
- [11] GU Shuhang, ZHANG Lei, ZUO Wangmeng, et al. Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 2862-2869.
- [12] NIE Feiping, HUANG Henwei, DING Chenwei. Low-rank matrix recovery via efficient Schatten- p norm minimization[C]//Proceedings of the 26th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Toronto, Ontario, Canada: AAAI Press, 2012: 655-661.
- [13] XIE Yuan, GU Shuhang, LIU Yan, et al. Weighted Schatten- p norm minimization for image denoising and background subtraction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(10): 4842-4857.
- [14] BHARDWAJ A, RAMAN S. Robust PCA-based solution to image composition using augmented Lagrange multiplier[J]. Visual Computer, 2016, 32(5): 591-600.
- [15] YUAN Xiaoming, YANG Junfeng. Sparse and low rank matrix decomposition via alternating direction method[J]. Pacific Journal of Optimization, 2009, 9(1): 1-11.
- [16] WANG Yi, JODOIN P M, PORIKLI F, et al. CDnet 2014: an expanded change detection benchmark dataset[C]//Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 393-400.

编辑 刘 冰