

一种新的利用梯度信息的图像质量评价模型

马旭东^{1,2} 闫利¹ 曹纬² 李武岐² 王昱³

1 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

2 61243 部队,新疆 乌鲁木齐,830006

3 西安测绘研究所,陕西 西安,710054

摘要:提出了一种将图像的梯度幅值、相位以及结构相似度(SSIM)三者相结合的图像质量评价新模型——梯度相似度(GSIM)模型,以及基于该模型的图像质量评价算法。新模型与 SSIM 模型及基于梯度的模型相比,不仅包含亮度、对比度和结构三部分信息,同时增加了梯度相位信息。通过对 LIVE 图像数据库的 982 幅失真图像和 924 幅遥感压缩影像的实验,结果显示新模型的性能优于其他模型。与 SSIM 等模型相比,新模型能真实反映失真图像的视觉感知质量,具有较高的评价可靠性。

关键词:图像质量评价;结构相似度(SSIM);梯度相似度(GSIM);梯度算子

中图分类号:P237; TP75 文献标志码:A

在遥感图像处理过程中,对失真图像的质量进行合理评估,具有非常重要的应用价值。图像质量评价方法分为主观评价和客观评价两大类。主观评价直接、准确,但是受客观条件、主观情绪等因素的影响,评价结果常常不够稳定。而客观评价方法简单高效、实时稳定,得到了快速发展。客观评价方法可分为全参考、降参考和无参考三种类型^[1],本文主要讨论全参考类型。

传统的全参考型模型峰值信噪比(PSNR)和均方误差(MSE)评价结果与人类视觉的主观感知差异较大。Wang 等提出结构相似度(structural similarity, SSIM)模型^[2-3],其结构简单,评价性能优于 PSNR 和 MSE 模型,但 SSIM 模型不能较好地评价严重失真的降质图像,在评价高斯模糊、白噪声等失真图像时结果不符合主观感受^[4]。利用梯度图像结构相似度和梯度方向的方法大多是针对 JPEG 压缩、JPEG2000 压缩及模糊失真等单一失真类型的图像评价^[5-8],将几种方法综合,对多种失真类型图像混合到一起评价的研究文献较少。

针对上述问题,本文将图像的梯度幅值信息、梯度相位信息以及 SSIM 模型相结合,提出一种新的梯度相似度(gradient similarity, GSIM)模型,给出了基于新模型的图像质量评价算法。

1 结构相似性理论和模型

人类视觉系统的主要功能是从视域中提取结构信息,因此计算图像结构特征的失真可以近似表达图像质量^[9]。结构相似性方法^[10],并不是通过叠加与人类视觉心理物理学简单认知模式有关的误差来评价图像质量,而是直接估计两个复杂图像信号的结构信息的变化。

结构相似度(SSIM)模型,从图像信号组成的角度,将结构信息定义为:与亮度和对比度独立的,反映视域中物体结构的属性,并将图像失真信息建模为亮度、对比度和结构信息等三个不同因素的组合^[2],用均值估计亮度信息,标准差估计对比度信息,协方差估计结构信息。具体模型如下:

$$\begin{cases} \text{SSIM}(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma \\ l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \\ c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \\ s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \end{cases} \quad (1)$$

式中, x, y 分别为失真图像和参考图像(原始图

收稿日期:2013-11-06

项目来源:国家自然科学基金资助项目(41271456)。

第一作者:马旭东,博士,主要从事遥感影像质量评价研究。E-mail: maxudong1795@sina.com

通讯作者:闫利,博士,教授。E-mail: liyan@sgg.whu.edu.cn

像); $l(x, y)$ 、 $c(x, y)$ 、 $s(x, y)$ 分别为图像 x, y 的亮度、对比度、结构信息,其中参数 $\alpha > 0, \beta > 0, \gamma > 0$ 用来调节亮度、对比度和结构三部分的权重; C_1, C_2, C_3 是防止计算中出现分母为 0 的情况设置的常数; μ_x, μ_y 分别为图像 x, y 的均值, σ_x, σ_y 分别为图像 x, y 的标准差; σ_{xy} 为图像 x, y 的协方差。

如果对图像分块计算 SSIM,可将各分块计算的 SSIM 求均值作为最终的结果,用 MSSIM 表示。MSSIM 的数值越高,表示失真图像和参考图像越相似,失真图像的质量越高。

2 梯度相似度模型

神经心理学研究表明^[11]:人类视觉系统(HVS)对图像的认知是一个由粗到细的过程,在预注意阶段,HVS 先关注图像的显著特征,利用最明显的特征对图像进行粗分类,初步确定图像中的主要结构信息;在注意阶段,HVS 再对图像边缘结构的细节信息进行更加精确的判断和定位。图像梯度反映了图像亮度变化最显著的部分,常被用来提取图像的边缘等结构特征,因此提出梯度相似度(gradient similarity, GSIM)模型,来度量图像的相似程度。

2.1 图像梯度信息

严格意义上说,图像梯度信息包含两部分内容:梯度幅值(梯度大小)和梯度相位(梯度方向)。本文中,为统一表示,将水平方向和 45° 方向都标记为 x 方向,竖直方向和 -45° 方向都标记为 y 方向。那么,对图像 f 上一点 (i, j) ,其 x, y 方向梯度图像(幅值分量的图像)计算公式如下:

$$\begin{cases} G_{fx}(i, j) = \left| \frac{\partial f(i, j)}{\partial x} \right| = |f(i+1, j) - f(i, j)| \\ G_{fy}(i, j) = \left| \frac{\partial f(i, j)}{\partial y} \right| = |f(i, j+1) - f(i, j)| \end{cases} \quad (2)$$

式(2)采用有限差分作为偏导数的近似,本文中采用常见的 Roberts、Prewitt 和 Sobel 三种梯度算子。用不同方向的梯度算子分别与图像运算,就可获得其对应方向的梯度图像。

对图像 f ,在点 (i, j) 处的图像梯度幅值大小和梯度相位分别表示如下:

$$\begin{cases} R_f(i, j) = \sqrt{\partial f_x^2(i, j) + \partial f_y^2(i, j)} \\ \theta_f(i, j) = \arctan\left(\frac{\partial f_y(i, j)}{\partial f_x(i, j)}\right) \end{cases} \quad (3)$$

2.2 梯度相似度(GSIM)模型

本文将图像梯度幅值及相位信息与 SSIM 模

型相结合,提出了 GSIM 模型。与 SSIM 模型类似,GSIM 模型也包含亮度、对比度和结构三部分信息;但它的对比度和结构信息都是基于梯度图像计算的,并且在这三部分信息的基础上,增加了梯度相位信息作为模型第四部分:

$$GSIM(f, g) = l^\alpha(f, g) \cdot c_g^\beta(f_1, g_1) \cdot s_g^\gamma(f_1, g_1) \cdot g_\theta^\lambda(f_1, g_1) \quad (4)$$

式中, f, g 分别代表失真图像和原图像(参考图像); f_1, g_1 分别代表两图像的梯度图像; $l(f, g)$ 代表图像 f 和 g 的亮度信息; $c_g(f_1, g_1), s_g(f_1, g_1)$ 分别代表两图像的梯度对比度信息和梯度结构信息; $g_\theta(f_1, g_1)$ 代表两梯度图像的相位信息;指数 $\alpha > 0, \beta > 0, \gamma > 0, \lambda > 0$ 是用来调节模型中亮度、对比度、结构以及梯度相位等四部分信息的权重,四部分信息具体表达式如下:

$$\begin{cases} l(f, g) = \frac{2\mu_f\mu_g + C_1}{\mu_f^2 + \mu_g^2 + C_1} \\ c_g(f_1, g_1) = \frac{2\sigma_{f_1}\sigma_{g_1} + C_2}{\sigma_{f_1}^2 + \sigma_{g_1}^2 + C_2} \\ s_g(f_1, g_1) = \frac{\sigma_{f_1g_1} + C_3}{\sigma_{f_1}\sigma_{g_1} + C_3} \\ g_\theta(f_1, g_1) = |\cos(\theta_{f_1} - \theta_{g_1})| \end{cases} \quad (5)$$

式中, μ_f, μ_g 为图像 f 和 g 的均值; $\sigma_{f_1}, \sigma_{g_1}$ 为两梯度图像 f_1, g_1 的标准差; $\sigma_{f_1g_1}$ 为两梯度图像 f_1, g_1 的协方差; $\theta_{f_1}, \theta_{g_1}$ 表示梯度图像 f_1, g_1 的相位; C_1, C_2, C_3 是为防止计算中出现分母为 0 的情况设置的常数。GSIM 模型值域为 $[0, 1]$,GSIM 数值越大,表示失真图像与原图像越相似,图像质量越好。对 GSIM 模型,当 $\alpha = \beta = \gamma = \lambda = 1, C_3 = C_2 / 2$ 时,可简化为:

$$GSIM(f, g) = \frac{(2\mu_f\mu_g + C_1)(2\sigma_{f_1g_1} + C_2)}{(\mu_f^2 + \mu_g^2 + C_1)(\sigma_{f_1}^2 + \sigma_{g_1}^2 + C_2)} \cdot |\cos(\theta_{f_1} - \theta_{g_1})| \quad (6)$$

3 实验及结果分析

3.1 LIVE 图像数据库实验

3.1.1 LIVE 图像数据库简介

采用美国 TEXAS 大学图像与视频工程实验室提供的图像质量评价数据库(简称 LIVE)^[12]进行实验。该图像数据库中包含 29 幅 24 位的高分辨率 RGB 自然场景彩色图像(称为原图像或参考图像)及 982 幅失真图像。失真图像包含了 5 种失真类型的子图像库:① JPEG2000 压缩图像 227 幅;② JPEG 压缩图像 233 幅;③ 白噪声(White Noise)污染图像 174 幅;④ 高斯模糊(Gaussian Blur)图像 174 幅;⑤ 快速衰落(Fast

Fading)图像174幅。本文列出数据库中一幅参考图像及其5种失真图像,如图1所示。

LIVE 图库同时提供了所有失真图像的主观差异评分(difference mean opinion score, DMOS),是主观评分(mean opinion scores, MOS)和满分(100)的差值,取值范围为[0,100]。

3.1.2 模型性能评估指标

为比较模型的性能,采用VQEG(视频质量专家组)推荐的5个模型评估指标^[13]:相关系数(PCC),均方根误差(RMSE),平均绝对误差(MAE),秩相关系数(SROCC)和离出率(OR)。PCC、RMSE和MAE可以作为模型准确性的度量,即模型以最小平均错误率预测MOS的能力。SROCC可以作为模型单调性的度量,即模型预测值与MOS相对幅度的一致程度。OR可以作为模型预测一致性的度量,即模型在测试图像的范围保持准确的能力。PCC和SROCC值越大,表示模型性能越好;RMSE、MAE和OR则相反,值越小表示模型性能越好。

3.1.3 LIVE 图像数据库实验步骤

首先,用各质量评价模型计算LIVE图像数据库中所有失真图像的客观评价价值。然后,由模型的客观评价价值与主观评分MOS(MOS=100-DMOS,DMOS由LIVE数据库提供)值绘制散点图并拟合曲线,本文采用下面的双曲正切函数进行非线性拟合,建立主客观之间的非线性映射关系:

$$y = a + b \tanh(c(x - d)) \quad (7)$$

式中, x 表示客观评价价值; y 表示主观评分值; a 、

b 、 c 、 d 为双曲正切函数的参数。通过MATLAB中非线性优化函数求得拟合曲线,由拟合曲线可计算出主观评分的估计值。最后,使用VQEG推荐的指标来评估质量模型客观评价价值和主观评价的一致性。

3.1.4 LIVE 图像数据库实验结果及分析

实验中图像质量评价模型共有9个:三个传统模型MSE、PSNR、MSSIM,三个基于梯度的模型为文献[5]、文献[8]、文献[7]模型,以及本文提出的梯度相似度模型(GSIM-Prewitt、GSIM-Roberts和GSIM-Sobel)。

用上述9个模型对LIVE图库中982幅失真图像进行评价,将模型的客观评价价值与数据库主观评分值MOS绘制散点图并拟合曲线(图2),然后分别计算各模型的性能评价指标(表1)。图2(a)~2(c)是三种传统模型,在MOS值小于50的部分(即图像失真比较严重的部分),散点分布相对于拟合曲线都比较分散,这表明三种传统模型对失真比较严重的图像,客观评价与主观感受差异较大;图2(d)~2(f)是文献[5,7-8]的模型,其图形相比三种传统模型略集中一些,但是相比本文GSIM模型(图2(g)~2(i))较分散;GSIM模型的散点图,在MOS值的任何部分,点分布相对于拟合曲线都比较集中,且相关性也更好,表明其客观评价与主观感受一致性较好。

表1的9行数据与图2的9个模型是对应的,表中后5列为每个模型的5个性能评价指标。从数据显示分析也可获得与图2相似的结果:对



图1 LIVE 数据库中的原始图像及其5种失真图像

Fig. 1 Original Image and Its 5 Types of Distorted Images in the LIVE Database

表1 本文模型与传统模型的性能对比

Tab. 1 Proposed Models Performance Comparison with the Conventional Models

图 2	Model	PCC	SROCC	OR	MAE	RMSE
(a)	MSE	0.366	0.801	0.095	8.757	10.387
(b)	PSNR	0.763	0.801	0.093	7.712	9.509
(c)	MSSIM	0.711	0.870	0.052	6.389	8.110
(d)	Yang ^[5]	0.796	0.841	0.069	6.795	8.664
(e)	Cheng ^[8]	0.856	0.868	0.053	6.173	7.993
(f)	Guo ^[7]	0.883	0.890	0.024	5.660	7.194
(g)	GSIM-Prewitt	0.904	0.909	0.027	5.222	6.838
(h)	GSIM-Roberts	0.911	0.914	0.024	4.999	6.591
(i)	GSIM-Sobel	0.905	0.909	0.027	5.224	6.828

注:表中PCC和SROCC值越大表示模型性能越好, RMSE、MAE和OR值越小表示模型性能越好。

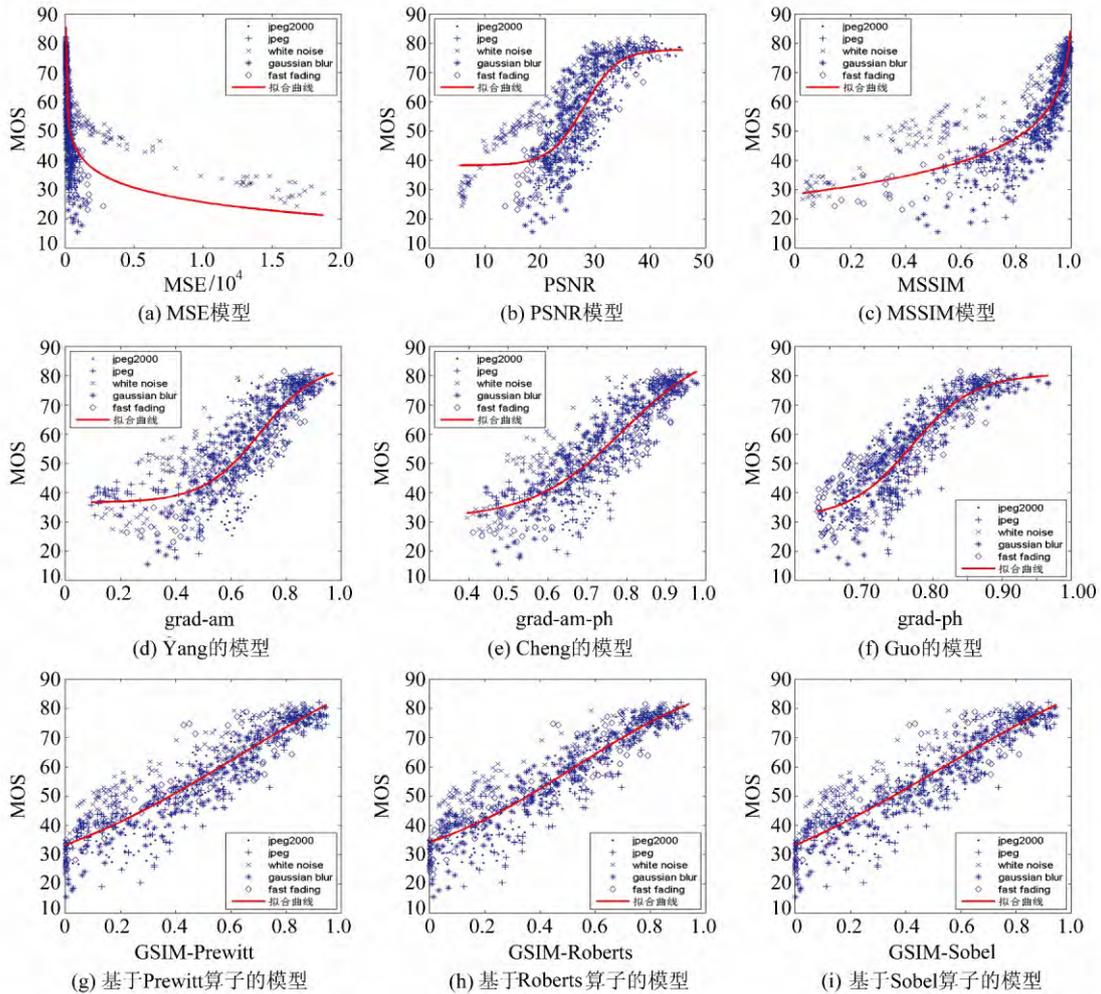


图 2 LIVE 数据库图像实验的模型散点图

Fig. 2 The Models Scatter for Images Experiment in the LIVE Database

于 PCC 和 SROCC, 本文三种 GSIM 模型的值都明显大于 MSE、PSNR 及 MSSIM 这三种常规模型及文献 [5, 7-8] 的值; 对于 RMSE、MAE 及 OR, 三种梯度模型的值都小于三种常规模型; 综合评价结果: 本文 GSIM 模型的性能优于三种传统模型及其他三个文献 [5, 7-8] 的模型。

3.2 遥感压缩影像评价实验

3.2.1 遥感压缩影像数据

多光谱实验共使用 11 幅 4 波段多光谱影像, 对每个波段影像分别采用 7 种图像压缩算法, 用 4、6、8 三种压缩倍率, 压缩解压后, 共计产生 924 幅压缩影像(即失真图像), 其中 11 幅原始遥感影像如图 3 所示。本文对其中一幅影像, 用 7 种压缩算法, 分别采用三种倍率, 压缩解压后图像的局部细节对比图见图 4。

3.2.2 遥感压缩影像实验及结果分析

对上述遥感压缩影像, 分别使用 § 3.1.4 中的 9 种模型进行评价实验, 将各模型的客观评价计算结果与主观评价价值(注: 主观评价价值来自于遥

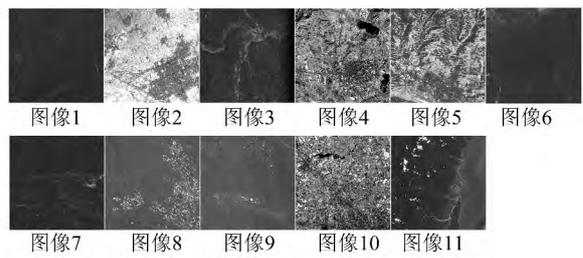


图 3 原始的多光谱遥感影像

Fig. 3 Original Multispectral Remote Sensing Image

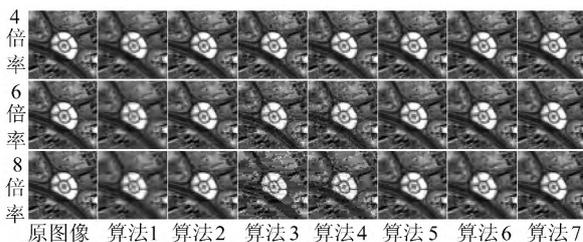


图 4 压缩图像的局部细节对比

Fig. 4 Comparison of Local Detail of Compressed Images

感压缩影像主观评价实验) 绘制散点图及拟合曲线(图 5); 同样也采用 VQEG 推荐的 5 种模型评

估指标,对模型性能进行评估,如表2所示;根据表2数据绘制的折线图,如图6所示。

将本文GSIM模型(图5(g)~5(i))与三种传统模型(图5(a)~5(c))及文献[5,7-8]的三种梯度模型(图5(d)~5(f))相比,本文模型散点图沿拟合曲线分布更集中,表明本文模型优于前6种

模型,其中GSIM-Roberts模型表现最佳。表2是与图5相对应的9个模型的5种性能评估指标(指标统计的样本量为924个,即遥感压缩影像的个数)。图6的折线图与表2数据是对应的,更直观地表达9个模型的对比情况:从图表显示,本文GSIM-Roberts模型优于其他模型。

表2 遥感影像实验中本文模型与其他模型的对比

Tab. 2 The Proposed Models Performance Comparison with the Other Models for Remote Sensing Image

图5	Model	PCC	SROCC	OR	MAE	RMSE
(a)	MSE	0.603	0.664	0.161	0.739	0.979
(b)	PSNR	0.662	0.664	0.137	0.724	0.962
(c)	MSSIM	0.527	0.756	0.099	0.603	0.796
(d)	Yang ^[5]	0.653	0.618	0.165	0.749	0.987
(e)	Cheng ^[8]	0.748	0.732	0.112	0.647	0.863
(f)	Guo ^[7]	0.792	0.757	0.067	0.582	0.773
(g)	GSIM-Prewitt	0.779	0.719	0.085	0.612	0.808
(h)	GSIM-Roberts	0.852	0.807	0.053	0.507	0.679
(i)	GSIM-Sobel	0.759	0.703	0.094	0.640	0.844

注:表中PCC和SROCC值越大表示模型性能越好, RMSE、MAE和OR值越小表示模型性能越好。

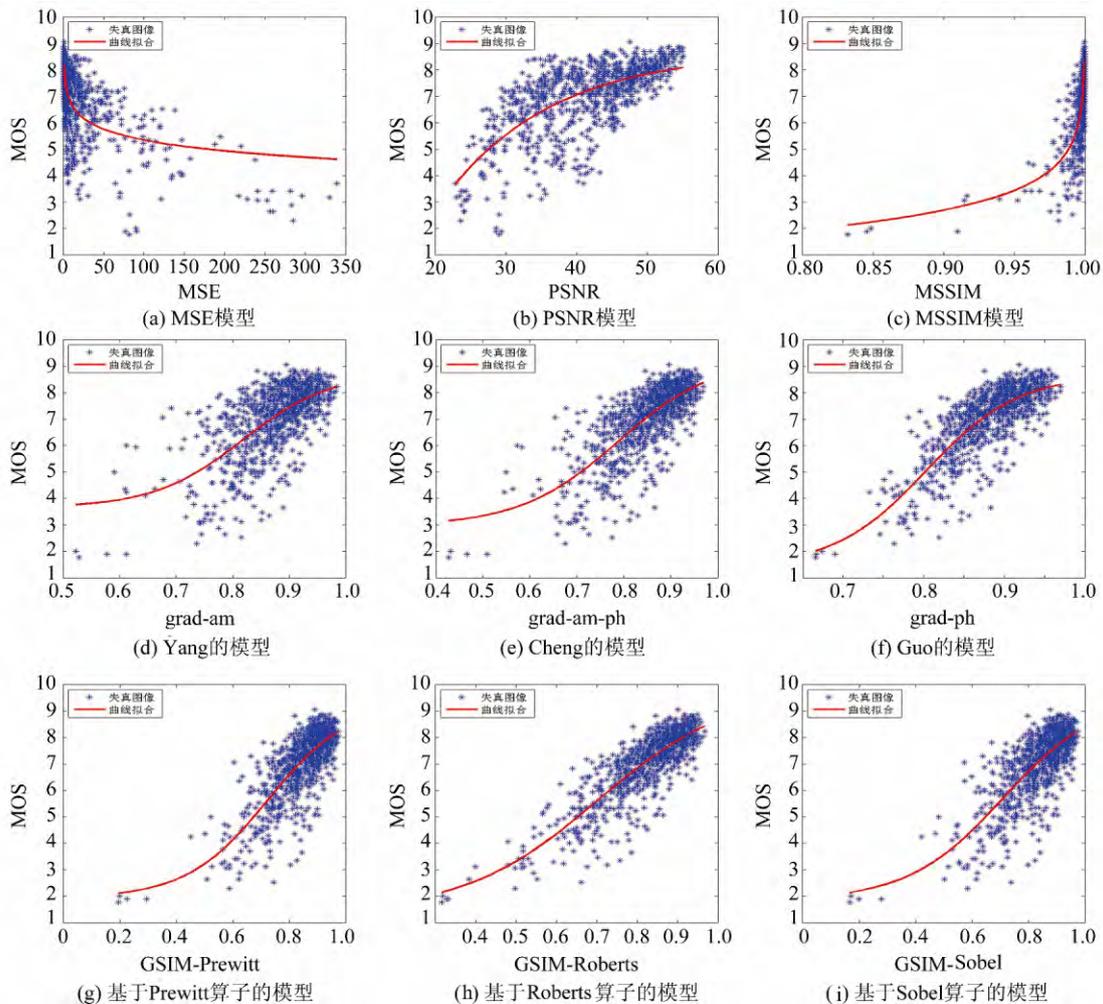


图5 遥感压缩影像评价的模型散点图

Fig. 5 Models Scatter for Remote Sensing Image

9个模型对遥感影像的评价结果与对LVIE图库的基本一致,基于Roberts算子的模型表现

最佳,只是所有模型的性能评价指标都有所下降,这与两类数据的主观评价价值有关,遥感压缩图像

的主观评价人数(17人)少于 LIVE 图库的 29 人,而且 LIVE 图库经过长期大量的实验检验,其可靠性、稳定性更高。另外,在遥感影像实验中,基于相位信息的评价模型的性能指标仅次于 GSIM-Roberts 模型,但超过了 GSIM-Prewitt 和 GSIM-Sobel 模型,显示出梯度相位信息在遥感影像质量评价应用中的潜力。

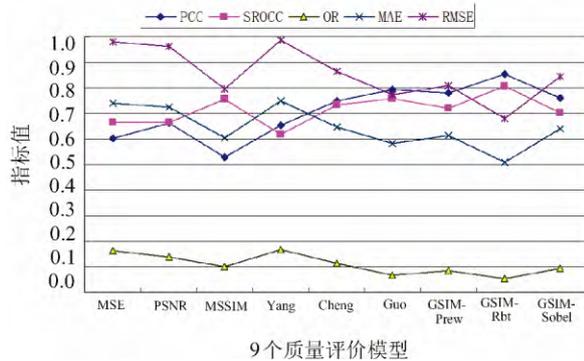


图 6 9 个模型性能评估折线图

Fig. 6 Line Chart of Performance Evaluation Indicators for Nine Models

4 结 语

本文提出了一种将图像梯度幅值信息、梯度方向信息以及结构相似度模型三者相结合的综合模型,以及基于该模型的综合图像质量评价算法。该模型与 SSIM 模型类似,但其对比度和结构信息都是基于梯度幅值图像计算的,并且在这三部分信息的基础上,增加了梯度相位信息作为模型的第 4 部分。实验结果表明,新模型对严重失真的图像,以及 5 种失真类型图像混合的评价结果综合性能明显优于 MSE、PSNR、SSIM 等传统模型及其他三种基于梯度的模型。新模型较好地解决了 SSIM 等传统模型对严重失真图像的客观评价与主观感受不符的问题,以及多种失真类型图像混合时,评价效果不好的问题。

对遥感影像而言,实际的失真类型可能不仅限于文中 5 种类型,探索更多失真类型图像特征的变化规律,研究普适性更好的图像质量评价模型,对遥感影像质量进行无参考评价,将是下一步的研究方向。

参 考 文 献

[1] Jiang Gangyi, Huang Dajiang, Wang Xu, et al. Overview on Image Quality Assessment Methods[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(1): 219-226(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)

- [2] Wang Z, 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
- [3] Wang Z, Bovik A C. Mean Squared Error: Love it or Leave it? A New Look at Signal Fidelity Measures [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 26(1): 98-117
- [4] Duan Yingying, Chen Wufan, Feng Qianjin, et al. Gradient-weighted SSIM Based Medical Image Quality Assessment[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(24): 205-210(段影影, 陈武凡, 冯前进. 医学图像质量评价中的梯度加权 SSIM[J]. *计算机工程与科学*, 2011, 47(24): 205-210)
- [5] Yang Chunling, Chen Guanhao, Xie Shengli. Gradient Information Based Image Quality Assessment [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(7): 1 313-1 317(杨春玲, 陈冠豪, 谢胜利. 基于梯度信息的图像质量评判方法的研究[J]. *电子学报*, 2007, 35(7): 1 313-1 317)
- [6] Qi Shangju, Ji Xiuhua. Blur Red Image Quality Assessment Based on Edge Structural Similarity[J]. *Computer Engineering & Science*, 2011, 33(2): 133-136(戚尚菊, 纪秀花. 基于边缘的结构相似度模糊图像质量评价[J]. *计算机工程与科学*, 2011, 33(2): 133-136)
- [7] Guo Long, Zheng Jian. Research on Medical Image Quality Evaluation Method Based on Gradient Direction Information [J]. *Computer Science*, 2012, 39(12): 278-280(郭龙, 郑剑. 基于梯度方向信息的医学图像质量评价方法研究[J]. *计算机科学*, 2012, 39(12): 278-280)
- [8] Cheng Guangquan, Cheng Lizhi. Regular Directional Distortion Based Compressed Image Quality Assessment [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(6): 1 316-1 320(程光权, 成礼智. 基于正则化方向失真的压缩图像质量评价[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(6): 1 316-1 320)
- [9] Pang Lulu, Li Congli, Luo Jun. Summary of Image Quality Evaluation Technology [J]. *Avionics Technology*, 2011, 42(2): 31-35(庞璐璐, 李从利, 罗军. 数字图像质量评价技术综述[J]. *航空电子技术*, 2011, 42(2): 31-35)
- [10] Ye Shengnan, Su Kaina, Xiao Chuangbai, et al. Image Quality Assessment Based on Structural Information Extraction [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(5): 856-861(叶盛楠, 苏开娜, 肖创柏, 等. 基于结构信息提取的图像质量评价[J]. *电子学报*, 2008, 36(5): 856-861)

- [11] Bi Sheng, Liang Dequn. Adaptive Texture Segmentation Method Based on Property of HVS[J]. *Computer Applications*, 2006, 26(5): 1 015-1 017 (毕胜, 梁德群. 基于人类视觉特性的纹理分割方法[J]. *计算机应用*, 2006, 26(5): 1 015-1 017)
- [12] Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. LIVE Image Quality Assessment Database Release 2 Available [OL]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>, 2007
- [13] Rohaly A M, Coriveau P J, Libert J M, et al. Video Quality Experts Group: Current Results and Future Directions[C]. SPIE: Visual Communications and Image Processing, Perth, Australia, 2000

A New Image Quality Assessment Model Based on the Gradient Information

MA Xudong^{1,2} YAN Li¹ CAO Wei² LI Wuqi² WANG Yu³

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Troop 61243, Urumqi 830006, China

3 Xi'an Surveying & Mapping Institute, Xi'an 710054, China

Abstract: In order to evaluate the quality of the distorted image, it is necessary to calculate the similarity degree between the distorted image and the original image. By integrating gradient magnitude and gradient phase of image with structural similarity(SSIM), this paper proposed a new image quality assessment model—— gradient similarity (GSIM), and the image quality assessment algorithm based on this model. Compared with the SSIM model and the Gradient-based model, this new model not only includes luminance, contrast and structure of image, but more important lies in that it adds gradient phase information on the new model. The result of experiments, through evaluating 982 distorted images in the LIVE database and 924 remote sensing images compression, shows that this new model is superior to traditional models of MSE, PSNR, SSIM and the Gradient-based model. This new model, contrast with traditional model of SSIM, can find better solutions to the problem of objective assessment on seriously distorted images inconsistent with the subjective perception, and also the problem of the mixing evaluation effectiveness relatively worse to multiple types distorted images. Therefore, this new model can truly reflect the quality of the visual perception of the distorted image with higher assessment reliability.

Key words: image quality assessment; structural similarity(SSIM); gradient similarity(GSIM); gradient operator

First author: MA Xudong, PhD, specializes in image quality assessment. E-mail: maxudong1795@sina.com

Corresponding author: YAN Li, PhD, professor. E-mail: liyan@sgg.whu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 41271456.