

基于层次特征的自适应径向基插值图像放大的保真指标

李春景 胡 静 唐 枝

(同济大学数学科学学院 上海 200000)

摘 要 图像作为一种重要的信息载体,在生活中不可或缺,如何最大程度地保留和获取图像中的信息自然也成了人们所关心的话题。近年来,径向基函数(RBF)插值成为解决散乱数据插值的一种新的有效方法。径向基函数的图像放大过程中,不同参数取值对图像的放大具有非常大的影响,构造适当的保真指标对图像放大质量的评判和参数取值的研究尤为关键。文中主要建立了基于图像的层次特征和分块矩阵的径向基函数插值的图像放大的保真指标,它由全局失真度和边缘失真度两部分组成,实验结果表明了保真指标定义的有效性,在此基础上研究了 MQ、逆 MQ,以及 Gauss 径向基函数参数与图像纹理放大机制的关联程度。

关键词 径向基函数,层次特征,分块矩阵,保真指标,全局失真度,边缘失真度

中图分类号 TP751.1 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.04.040

Fidelity Index in Image Magnification Based on Hierarchical Feature and Radial Basis Function

LI Chun-jing HU Jing TANG Zhi

(School of Mathematical Science, Tongji University, Shanghai 200000, China)

Abstract As an important information carrier, image is indispensable in life, and how to retain and acquire the information in the image to the greatest extent has been a big topic for a long time. In recent years, radial basis function (RBF) interpolation has become a new effective method to solve the problem of scattered data interpolation. In the image magnification based on radial basis function, the values of different parameters have a great influence on the magnified image. The appropriate fidelity index is particularly critical for the image quality evaluation and the study on the parameters. This paper mainly presented the definition of fidelity index for image magnification based on the multilevel feature of image and the radial basis function of the block matrix, which consists of the global distortion index and the edge distortion index. The experimental results show that the definition of fidelity index is effective. Furthermore, the correlations between the parameters of MQ, inverse MQ and the Gauss radial basis functions and the image texture amplification mechanism were studied.

Keywords Radial basis function, Multilevel feature, Block matrix, Fidelity index, Global distortion index, Edge distortion index

1 引言

随着科学技术的快速发展,数字图像信息的转换变得更加方便和快捷,而且其相关应用领域也得到了不同程度的扩展。到目前为止,数字图像技术主要应用于计算机科学、物理、化学、数学以及生物等其他相关领域,并逐渐演变成一个热点研究问题^[1-5]。

图像放大是图像处理技术中的一个极为重要和关键的环节,传统的插值方法,如最近邻插值、双线性插值和双三次插值等,属于线性插值方法。这类插值方法在整个图像上采用相同的插值内核,实现简单,但会造成放大图像的边缘模糊不清,不能达到高清图像的视觉效果^[6-10]。

径向基函数插值方法是逼近理论中的一个有力工具^[11]。它最初是散乱数据插值模拟的一种方法,具有计算格式简单、节点配置灵活、计算工作量小、精度相对较高等优点。本文基

于图像的层次特征和径向基函数插值,提出了一种新的图像放大保真指标,从而对径向基函数的参数取值进行研究,给出了保证放大图像质量的参数取值范围^[12]。

2 相关工作

在 20 世纪 60—70 年代,就有人开始研究图像插值的方法:Hou 和 Andrews 于 1978 年提出了用于图像插值和数字滤波的三次 B 样条^[13];2003 年,Keys 提出了用于数字图像处理的三次卷积插值^[14]。这类线性插值方法运算简单,但容易造成放大后图像边缘的模糊。小波插值能够更准确地重建图像细节,但会造成图像信息的损失,且算法较为复杂^[15]。近年来,出现了各种利用梯度、差值等局部信息来进行边缘自适应插值的放大算法^[16-18]。2001 年, Li 等提出了一种基于协方差的边缘导向插值算法^[19],根据 LR 图像计算得到协方差,以此来估计 LR 图像的局部协方差系数,进而利用局部协方

到稿日期:2018-06-12 返修日期:2018-08-11 本文受 NSFC-广东联合重点基金(U1135003)项目资助。

李春景(1958—),女,博士,教授,主要研究方向为数值逼近、数值代数、计算几何、图像处理, E-mail: chunjingli@263.net(通信作者); 胡 静(1994—),女,硕士生,主要研究方向为数值代数、图像处理;唐 枝(1994—),女,硕士生,主要研究方向为数值代数、图像处理。

差系数按照 LR 和 HR 图像间的几何对偶性进行边缘区域的插值。2015 年, Jing 等提出了梯度引导的图像插值方法^[20], 该算法根据梯度方向上的投影距离赋权, 通过计算邻域已知像素的加权平均值来确定未知像素。还有一些新兴的图像放大算法, 虽然其模拟效果良好, 但是计算量大, 实现复杂, 需求的成本较高。

3 基于层次特征的自适应径向基插值图像放大

3.1 径向基函数的基本理论

径向基函数(Radial Basis Function)是一个实值函数, 其值仅取决于自变量距离原点的距离, 即 $\phi(x) = \phi(\|x\|)$, 或者是到任意一个中心点 c 的距离, 即 $\phi(x, c) = \phi(\|x - c\|)$ 。一般情况下, 上述距离定义为欧氏距离, 此时也称为欧氏径向基函数。径向基函数的空间定义如下:

给定一个一元函数 $\phi: R_+ \rightarrow R$, 在定义域 $x \in R^d$ 上, 所有形如 $\Phi(x - c) = \phi(\|x - c\|)$ 及其线性组合张成的函数空间被称为由函数 ϕ 导出的径向基函数空间。

在一定的条件下, 只要 $\{x_j, j \in J\}$ 两两不相同, $\{\Phi(x - x_j), j \in J\}$ 就是线性无关的, 从而形成径向基函数空间中某子空间的一组基。当 $\{x_j, j \in J\}$ 几乎充满 R 时, $\{\Phi(x - x_j), j \in J\}$ 及其线性组合可以逼近几乎任意函数。

对于径向基函数的插值方法, 可以表述如下: 给定数据集 $\{x_i, F(x_i): i = 1, 2, \dots, mn\}$ 和插值基函数系 $\{\phi(\|x - x_j\|): j = 1, 2, \dots, N\}$, 求参数 $\{\lambda_j: j = 1, 2, \dots, N\}$, 使得插值方程(1)成立。

$$f(x_i) = \sum_{j=1}^N \lambda_j \phi(\|x_i - x_j\|) = F(x_i), i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

在文献中经常用到的径向基函数有: Kriging 方法的 Gauss 分布函数: $\phi(r) = e^{-a^2 r^2}$; Kriging 方法的 Markov 分布函数: $\phi(r) = e^{-a|r|}$ 及其他概率分布函数; Hardy 的 Multi-Quadric 函数: $\phi(r) = (c^2 + r^2)^\beta$; 逆 Multi-Quadric 函数: $\phi(r) = (c^2 + r^2)^{-\beta}$ (这里的 β 为正实数)。

3.2 二次 K-means 聚类的 SLIC 分割

为了提高图像放大算法的效率和构建适当的保真指标, 本文首先基于图像的层次特征对其显著部分与非显著部分进行分割。SLIC(Simple Linear Iterative Clustering)^[21] 是一种对 K-means 算法进行优化的图像分割方法, 综合像素颜色距离(基于 Lab 模式)和空间距离进行聚类, 能够有效生成紧凑、几乎均匀的超像素^[22-23]。但在实际应用中, 权值和初始分簇个数是影响 SLIC 分割效果的重要因素, 对于不同的图像而言, 还没有普适的权值和初始分簇取值规律。为了减少这种影响, 采用一种二次 K-means 聚类优化方法(记为 SLIC-2K 算法), 其基本思想是对分割后的超像素块进行二次 K-means 聚类, 从而产生更好的分割结果, 算法步骤如下:

Step1 初始化种子点(聚类中心)。按照设定的超像素个数, 在图像内均匀地分配种子点。假设图片总共有 N 个像素点, 预分割为 K 个相同尺寸的超像素, 则每个超像素的大小为 $\frac{N}{K}$, 相邻种子点的距离(步长)近似为 $S = \sqrt{\frac{N}{K}}$ 。

Step2 修正聚类中心。在种子点的 $n \times n$ 邻域内重新选择种子点(一般取 $n = 3$), 具体方法为: 计算该邻域内所有像素点的梯度值, 将种子点移到该邻域内梯度最小的地方。这

样做的目的是为了避开种子点落在梯度较大的轮廓边界上, 以免影响后续聚类效果。

Step3 距离度量。对中心周围 $2S \times 2S$ 的邻域内的所有像素点进行距离度量。综合距离结合了颜色信息和空间信息:

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2}$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (2)$$

$$D = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right) + \left(\frac{d_s}{S}\right)}$$

Step4 标签化。每个像素点被归类到距离最近的聚类中心, 并被赋予相应的聚类标签。

Step5 迭代优化。对上一步标记过的聚类区域通过取均值获得新的聚类中心, 以新的聚类中心重复 Step2—Step4, 当新中心和旧中心的 L_2 范数小于阈值时迭代结束。

Step6 对各超像素块进行二次 K-means 聚类。利用各超像素块的 Lab 颜色信息使用 K-means 聚类方法将区域内的像素点聚为两类, 并将新的聚类结果标签赋予相应的像素点。

Step7 增强连通性。在前 6 个步骤的基础上, 将尺寸小于阈值的、多连通的离散超像素(“坏点”)与邻近超像素合并。

图 1 为 SLIC-2K 的算法流程图。

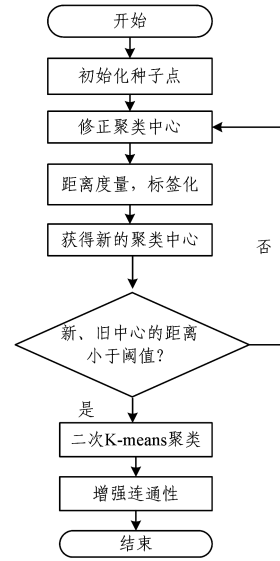


图 1 SLIC-2K 算法的流程图

Fig. 1 Flowchart of SLIC-2K algorithm

图 2 和图 3 为 SLIC-2K 与 SLIC 算法分割结果比较, 与 SLIC 算法相比, SLIC-2K 算法一定程度上减小了预设超像素块个数和权值对结果的影响, 使得分割结果更加合理。实际上, SLIC-2K 算法产生的超像素块个数介于 $k \sim 2k$, 这是因为在程序实现的过程中, 聚类对象是包含超像素的最小矩形区域, 因此聚类的结果有可能恰好与已存在的分割一致。

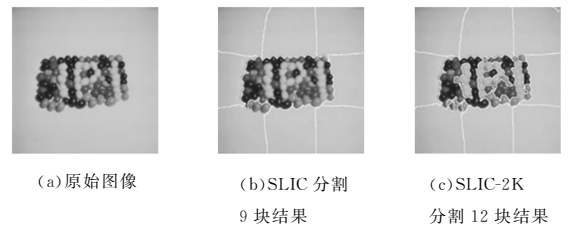


图 2 SLIC 与 SLIC-2K 分割效果比较图(1)

Fig. 2 Comparison (1) of segmentation results of SLIC and SLIC-2K



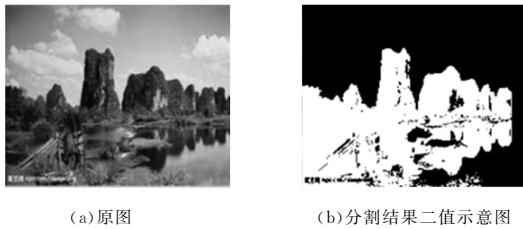
图3 SLIC与SLIC-2K分割效果比较图(2)

Fig. 3 Comparison (2) of segmentation results of SLIC and SLIC-2K

3.3 图像层次特征的提取

人眼所关注的图像区域往往是颜色信息变化较大且内容较为丰富的区域,因此有必要对图像进行层次的划分,将图像中的显著部分作为本文的主要关注对象。

本文在SLIC-2K分割的基础上,采用Yang等的算法^[24]对图像进行显著性检测,其算法主要分为两个阶段:背景查询和前景查询。首先,以4个边界作为查询节点,根据超像素与其相关性进行排序,再在此基础上将相关性得分较低的超像素块作为查询节点进行前景查询,得到最终的图像显著区域划分结果,并将该结果作为图像的层次特征,检测结果如图4和图5所示。



(a)原图

(b)分割结果二值示意图

注:(b)中白色为显著区域,黑色为非显著区域

图4 显著性检测分割结果(1)

Fig. 4 Results (1) of saliency detection



(a)原图

(b)分割结果二值示意图

注:(b)中白色为显著区域,黑色为非显著区域

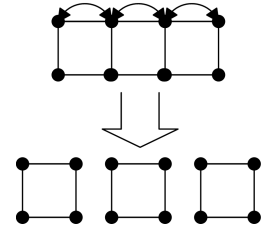
图5 显著性检测分割结果(2)

Fig. 5 Results (2) of saliency detection

3.4 图像矩阵的分块处理和放大方法

基于径向基函数的全局插值的难点如下:1)系数矩阵条件数过大;2)待插值点数据易受干扰;3)解不稳定;4)运算代价高。

由于全局插值算法的时间复杂度和空间复杂度都相当高,且像素点间的距离越远,相关性越弱,因此对原始图像按图6的方式进行 2×2 连续分块处理,以块为单位对原图进行放大处理,对于图像的显著区域采用径向基函数,对于图像的非显著区域采用双线性插值,可以在不影响放大图像视觉效果的前提下节约图像放大的用时,在合并放大图像块的过程中,运用加权计算的方法处理连续型分块矩阵的边界值^[25-29]。

图6 2×2 连续分块示意图Fig. 6 Sketch of 2×2 continuous block matrix

4 图像放大的保真指标

为了判定放大后图像的失真度,本文定义了保真指标的概念,由全局失真度指标和边缘失真度指标两部分构成。

4.1 全局失真度指标

全局失真度指标的构造基于图像的主成分提取,即基于主成分分析(PCA)。主成分分析从本质上来说是一种降维技术,且有广泛的应用,其主要思想是将空间中的 n 维特征映射到空间中的 k 维特征之上,而这 k 维是全新的正交特征。

基于主成分分析算法,本文给出了全局失真度指标的定义。首先把一行像素看作一个样本,把一列像素看作图像的一个特征,对于待放大灰度图像 $A_{m \times n}$,按照如下步骤来求解放大前后矩阵 $A_{m \times n}$ 与 $B_{M \times N}$ 之间的灰度主成分距离,关于彩色图像失真度指标的讨论,只需按本文方法分别计算各通道的失真度,并取均值即可。

Step1 对 A, B 的每一列像素进行归一化处理,并分别求得 A, B 的协方差矩阵 Σ_A, Σ_B 。

Step2 分别选取 A, B 的前 p 个特征值组成向量 v_A, v_B 。

Step3 按照式(3)计算得到放大前后矩阵的灰度主成分距离:

$$d_1(A, B) = \frac{\|v_A - v_B\|}{p^2} \quad (3)$$

为了比较图像行方向的主要特征,按同样的方法计算求得原始图像的转置 A' 与放大后图像转置 B' 的主成分距离 d_1', A, B 间的主成分距离修正为:

$$d_1 * (A, B) = \frac{d_1(A, B) + d_1'(A', B')}{2} \quad (4)$$

灰度主成分距离虽然在一般情况下可以判定图像的“失真”度,但难以反映径向基插值函数可能会带来的典型的“网格化”的失真,这主要是由于PCA特征选择中忽视了其他形式的图像特征,以及图像分块放大可能带来的误差,因此,灰度主成分才会不容易区分放大后图像的“网格化”失真情况。虽然图7(a)与原始图像的灰度主成分距离小于图7(b),但事实上图7(a)存在更加严重的“网格化失真”现象。

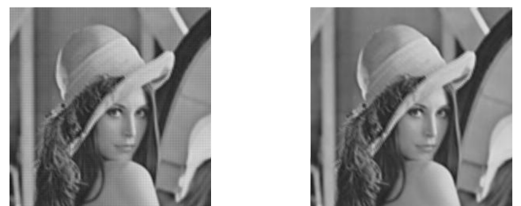
(a) $c=0.4, d_1^*=1.1904^4$ (b) $c=3, d_1^*=1.1943^4$

图7 MQ径向基函数插值放大图像对比图

Fig. 7 Comparison of magnified images using MQ radial basis function

由于上述主成分距离存在局限性,本文定义了放大前后图像的块距离。

假设将矩阵 \mathbf{A} 分为 S 块,各块的边界点集分别为 $\partial\mathbf{A}_1, \dots, \partial\mathbf{A}_S$, μ 表示 \mathbf{A} 的块边界点集到 \mathbf{B} 的对应块边界点集的映射,即以 $\mu(\partial\mathbf{A}_1), \dots, \mu(\partial\mathbf{A}_S)$ 为边界将 \mathbf{B} 分块。

计算 \mathbf{A}, \mathbf{B} 每一块的灰度平均值 $g_1^A, \dots, g_S^A, g_1^B, \dots, g_S^B$, 令:

$$v = (\omega_1 |g_1^A - g_1^B|, \omega_2 |g_2^A - g_2^B|, \dots, \omega_S |g_S^A - g_S^B|) \quad (5)$$

其中, $\omega_i, 1 \leq i \leq S$ 为块权重,由所在的 SLIC-2K 分割及显著性检测后划分的图像区域决定,用于区分显著区域相较于非显著区域在人眼感知上的重要性。

定义块距离如下:

$$d_2 = \left(\frac{\|v\|}{s} \right)^2 \quad (6)$$

综合放大前后矩阵的主成分距离和块距离,最后给出全局失真度指标的定义:

$$d = \sqrt{d_1^2 + d_2^2} \quad (7)$$

对于图7的两幅图像,修正后的全局失真度指标分别为 $1.1942^4, 1.4627^4$, 与人眼的视觉感知相符,经实验验证,上述定义的全局失真度相比于灰度主成分距离,对块效应与锯齿现象更加敏感,对“网格化”失真也更加敏感。

4.2 边缘失真度指标

通常情况下,根据肉眼来判定一个图像的视觉清晰度时,往往最容易捕捉到的模糊区域是图像的边缘区域。因此,一般情况下,边缘区域是图像视觉效果最为显著的部分。

对于边缘检测,可以利用梯度幅值 $\nabla f(x, y)$ 实现突跃搜索。例如常用的 Sobel 算子:

$$\begin{aligned} f_x(x_i, y_j) &\approx (f_{i-1, j+1} + 2f_{i, j+1} + f_{i+1, j+1}) - (f_{i-1, j-1} + \\ &\quad 2f_{i, j-1} + f_{i+1, j-1}) \\ f_y(x_i, y_j) &\approx (f_{i+1, j-1} + 2f_{i+1, j} + f_{i+1, j+1}) - (f_{i-1, j-1} + \\ &\quad 2f_{i-1, j} + f_{i-1, j+1}) \end{aligned} \quad (8)$$

但通常来说,只利用梯度幅值作为判别标准往往会导致非边缘点也会被选入^[30-33]。采用二阶微分算子能够更准确地定位图像边缘,二维图像的 Laplacian 算子的定义如下:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (9)$$

其中,

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \approx f_{i+1, j} - 2f_{i, j} + f_{i-1, j} \quad (10)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \approx f_{i, j+1} - 2f_{i, j} + f_{i, j-1} \quad (11)$$

将式(10)和式(11)代入式(9),得:

$$\nabla^2 f \approx f_{i+1, j} + f_{i-1, j} + f_{i, j+1} + f_{i, j-1} - 4f_{i, j} \quad (12)$$

也可用卷积模板表示为:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

在灰度值突跃处 x_0 点,有:1) $\nabla^2 f(x_0) = 0$; 2) $\exists \delta > 0$, s. t. $\forall x \in O(x_0, \delta)$, 当 $x < x_0$ 时, $\nabla^2 f(x) > 0$, 当 $x > x_0$ 时, $\nabla^2 f(x) < 0$ 。

以上两条性质称为零交叉性质,满足零交叉性质的点称为零交叉点。

本文结合文献[34]识别数据集中突跃数据点的思路对边

缘检测算法进行优化:将梯度幅值与零交叉性质相结合,构造新的边缘检测算法。

假设所有像素点的灰度值都来自二维回归模型:

$$f_{ij} = g(x_i, y_j) + \epsilon_{ij}, i, j = 1, 2, \dots, mn \quad (13)$$

其中, $\epsilon_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, mn)$ 表示独立的随机误差。对于点 (x, y) , 考虑其圆形邻域

$$N_n(x, y) = \{(u, v) : (u, v) \in [0, 1] \times [0, 1], \sqrt{(u-x)^2 + (v-y)^2} \leq h_n\} \quad (14)$$

在其中求解多项式核回归的问题来拟合邻域内的局部曲面:

$$\begin{aligned} \min_{a, b, c, d, e} \sum_{x_i, y_j \in N(x, y)} \{ & f_{ij} - [a + b(x_i - x) + c(y_j - y) + \\ & d(x_i - x)(y_j - y) + e(x_i - x)^2 + f(y_j - y)^2] \}^2 K \\ & \left(\frac{x_i - x}{h_n}, \frac{y_j - y}{h_n} \right) \end{aligned} \quad (15)$$

其中, K 定义在以 (x, y) 为原点的单位圆内,满足径向对称的二元密度函数。

将式(15)的解 a, b, c, d, e, f 分别记为 $\hat{a}(x, y), \hat{b}(x, y), \hat{c}(x, y), \hat{d}(x, y), \hat{e}(x, y), \hat{f}(x, y)$ 。 $(\hat{b}(x, y), \hat{c}(x, y))$ 实际上就是对 (x, y) 点梯度 $\nabla g(x, y)$ 的一般性估计, $(2\hat{e}(x, y), 2\hat{f}(x, y))$ 是对 (g''_{xx}, g''_{yy}) 的一般性估计。

进而 (x, y) 处梯度幅值的估计如下:

$$M(x, y) = (\hat{b}(x, y)^2 + \hat{c}(x, y)^2)^{1/2} \quad (16)$$

Laplacian 的估计如下:

$$L(x, y) = 2(\hat{e}(x, y) + \hat{f}(x, y)) \quad (17)$$

本文定义灰度突跃判别指标如下:

$$D_{ij} = \begin{cases} 1, & C_{ij} > T \\ -1, & C_{ij} < -T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

其中,

$$C_{ij} = \text{sign}(L_{ij}) M_{ij} \quad (19)$$

对于像素点 (x_i, y_j) , 判断其是否满足如下条件:

(1) $D_{i, j} \leq 0$;

(2) $\{D_{i+s, j+t} : s, t = -1, 0, 1, (s, t) \neq (0, 0)\}$ 不同号。

对于满足上述条件的点,将其标记为边缘点。对边缘点赋值为 1, 其余点赋值为 0, 便得到描绘图像边缘的二值矩阵。

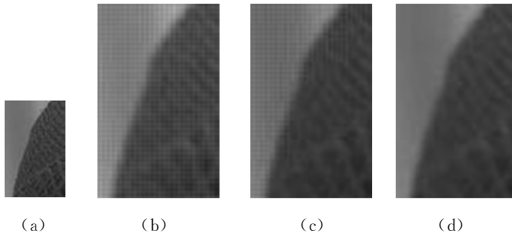
按照上述方法,分别求得 \mathbf{A}, \mathbf{B} 的边缘二值矩阵 \mathbf{edge}_A 和 \mathbf{edge}_B , 为了比较两幅图像的边缘差异,判别放大后图像的边缘失真情况,本文在边缘上计算新旧灰度图像的均方误差,并定义放大图像的边缘失真度。

$$r = \frac{1}{N_{\mathbf{edge}_A(x_i, y_j) + \mathbf{edge}_B(x_i, y_j) \geq 1}} \sum (\mathbf{A}(x_i, y_j) - \mathbf{B}(x_i, y_j))^2 \quad (20)$$

其中, $N_{\mathbf{edge}_A(x_i, y_j) + \mathbf{edge}_B(x_i, y_j) \geq 1}$ 的 \mathbf{A} 中的像素点个数。

5 保真指标的评价

图8为参数取不同值时的MQ径向基函数插值图像,通过人眼可以明显看出,图8(b)的马赛克现象最严重,失真度最高,图8(d)的马赛克现象最轻微,失真度最低。表1为MQ径向基函数参数 c 取值为 0, 1, 2 时的放大图像的保真指标,与主观评价结果保持一致。



注:(a)为原图,(b),(c),(d)分别为参数 c 取值为0,1,2时的放大图像

图8 MQ径向基函数放大图像

Fig. 8 Magnified images using MQ radial basis function

表1 图8中放大图像对应不同参数的保真指标

Table 1 Fidelity indexes with different values of parameter for magnified images in Fig. 8

	全局失真度	边缘失真度
$c=0$	99038.16	564.63
$c=1$	32773.47	262.44
$c=2$	21616.51	218.90

对于放大图像质量评价指标的测试,目前还没有专门的测试标准和数据集。本文选取 LIVE2 数据集来对保真指标进行一般图像质量评价场景的测试。LIVE2 数据集是美国德州大学奥斯汀分校图像与视频工程实验室开发的图像质量评价数据库,包含 29 幅参考图像以及其所生成的 779 幅失真图像,图像失真有 5 种类型,分别是 JPEG 压缩失真、JP2K 压缩失真、高斯白噪声、高斯模糊和快速衰退瑞利通道失真。

评价指标的性能是通过计算其与基准数据库中的差异平均主观评分(DMOS)之间的相关系数来判定的。常用的相关系数有平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、皮尔森线性相关系数(PLCC)、斯皮尔曼秩相关系数(SROCC)和肯德尔秩次相关系数(KROCC)。其中,PLCC,SROCC 和 KROCC 值越高,表示评价准确率越高;MAE, RMSE 值越低,表示评价准确率越高。

本文分别对于高斯白噪声和高斯模糊两种失真类型的所有图像计算保真指标和主观分数之间的 RMSE, PLCC 和 SROCC 相关系数,并与峰值信噪比(PSNR)、结构相似度(SSIM)和其他较为著名的 3 个图像质量评价指标进行比较。

表2 不同质量评价指标在 LIVE2 数据集上的一致性比较

Table 2 Consistency comparison of different quality evaluation indexes on LIVE2 dataset

失真类型	评价指标	RMSE	PLCC	SROCC
高斯白噪声	PSNR	4.6388	0.9862	0.9854
	SSIM	5.6370	0.9795	0.8930
	MS-SSIM	10.5590	0.9260	0.9731
	SVD	11.0550	0.9430	0.9630
	FSIM	4.2126	0.9736	0.9652
	全局失真度	1.3405	0.7602	0.8390
	边缘失真度	1.5911	0.6349	0.7924
高斯模糊	PSNR	11.6898	0.7743	0.7823
	SSIM	8.9866	0.8737	0.8941
	MS-SSIM	5.2274	0.9591	0.9584
	SVD	13.5807	0.8270	0.8020
	FSIM	4.2126	0.9736	0.9708
	全局失真度	0.3190	0.8127	0.9608
	边缘失真度	0.1391	0.9672	0.9875

如表 2 所列,对于 LIVE2 数据集两种给定的失真类型,在 RMSE 相关系数上,全局失真度指标和边缘失真度指标值都远优于其他 2 个指标;对于高斯模糊图像集,边缘失真度指标在 PLCC 相关系数上取得了第 2 的评价效果,在 SROCC 相关系数上,本文所提出的两种保真指标的性能分别位列第 1 和第 3。

6 径向基函数最优参数的讨论

基于上述定义的全局失真度和边缘失真度两个保真指标,分别对 MQ、逆 MQ 和 Gauss 径向基函数的参数取值与放大图像质量之间的关系进行研究。

首先,对 MQ 径向基函数 $\phi(r) = (c^2 + r^2)^{\beta}$ 中 c 的取值展开讨论,研究当参数值 c 变化时,放大后图像的质量随之产生的变化状况。

首先挑选一张清晰的人脸图像进行放大实验。令参数 c 在区间 $[0, 20]$ 内取值,图 9 为几个有代表性的取值所对应的放大图像,图 10 为全局失真度和边缘失真度值随参数 c 变化的曲线图。

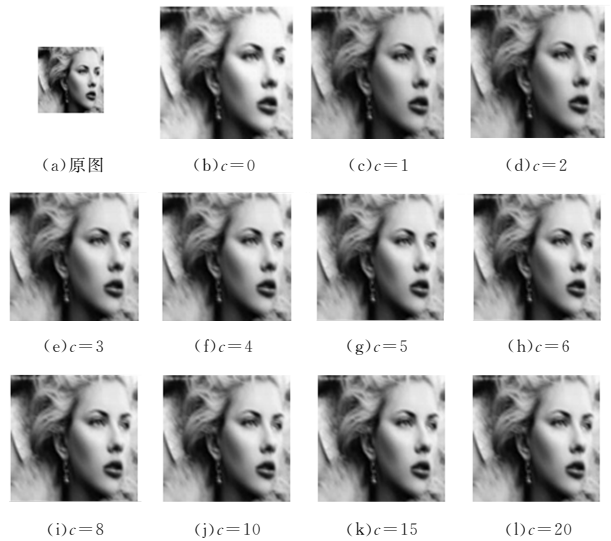


图9 MQ径向基函数参数 c 不同取值上的放大图像对比图
Fig. 9 Comparison of magnified images with different values of parameter c

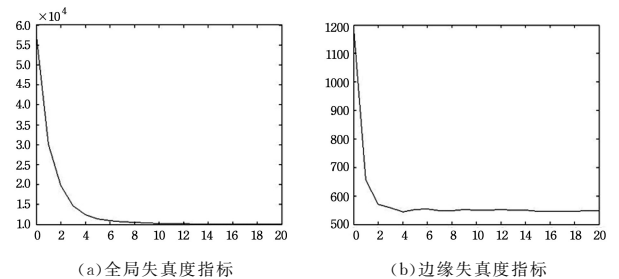


图10 保真指标随 MQ 径向基函数参数 c 变化的曲线图
Fig. 10 Curve of fidelity indexes with increased parameter c of MQ radial basis function

实验结果显示,随着参数 c 的增大,放大图像的质量逐渐变优,全局失真度和边缘失真度的取值均逐渐下降,最后趋于

平稳。为了确定实验中参数 c 的有效取值,本文定义了 c 的保真取值范围的概念:

当 $c=c_0$ 时,若存在 c_0 以 δ_c 为半径的邻域 $U(c_0, \delta_c)$,使得 $\max_{c' \in \delta_c} d_{c'} - \min_{c' \in \delta_c} d_{c'} \leq W_d$ 和 $\max_{c' \in \delta_c} r_{c'} - \min_{c' \in \delta_c} r_{c'} \leq W_r$ (其中, c' 为正整数, W_d, W_r 是人为设定的阈值, $d_{c'}$ 和 $r_{c'}$ 分别表示 $c=c'$ 时的全局和边缘失真度),则认为 $c \geq c_0 - \delta_c$ 是参数 c 的一个有效取值范围。

记 c_{\min} 为以 δ_c 为半径的邻域中满足上述条件的对应参数 c 的最小取值,定义 c 的保真取值范围为 $c \geq c_{\min}$ 。

由于 LIVE2 数据集中的参考图像构成的图像集在颜色和-content 等方面具有一定的丰富性和代表性,因此对 LIVE2 数据集中的 29 张彩色图像进行放大实验。

图 11 为保真指标均值随参数 c 变化的曲线图。

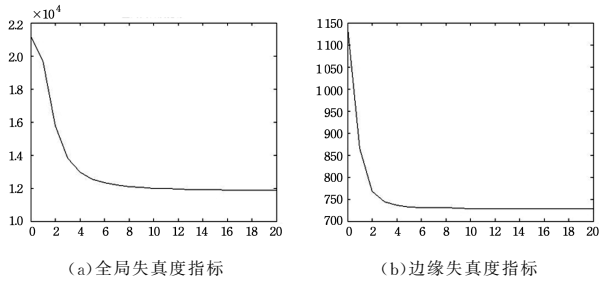


图 11 保真指标均值随 MQ 径向基函数参数 c 变化的曲线图

Fig. 11 Curve of means of fidelity indexes with increased parameter c of MQ radial basis function

令 $W_d=10^2, W_r=1$, 计算得到 MQ 径向基函数的参数 c 的保真取值范围为 $c \geq 9$ 。

类似地,在 LIVE2 参考图像数据集上对 Gauss 径向基函数 $\phi(r)=e^{-\alpha^2 r^2}$ 中 α 的取值和逆 MQ 径向基函数 $\phi(r)=(c^2+r^2)^{-\beta}$ 中 c 的取值进行讨论。图 12 为保真指标均值随 Gauss 径向基函数参数 α 变化的曲线图。

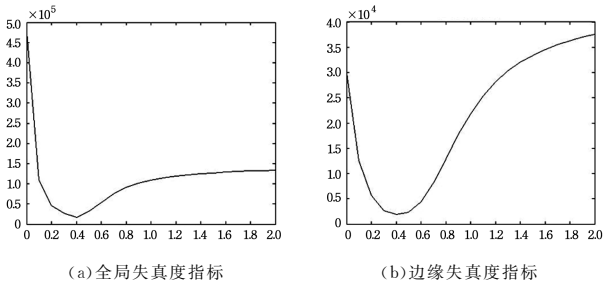


图 12 保真指标均值随 Gauss 径向基函数参数 α 变化的曲线图

Fig. 12 Curve of means of fidelity indexes with increased parameter α of Gauss radial basis function

如图 12 所示,参数 α 的取值以步长 0.1 移动。取值为 0.4 时,全局失真度和边缘失真度均达到极小值,因此我们认为 $\alpha=0.4$ 是 Gauss 径向基函数插值的一个保真取值。图 13 为保真指标均值随逆 MQ 径向基函数参数 c 变化的曲线图。如图 13 所示,参数 c 的取值以步长 0.1 移动。取值为 0.7 时,全局失真度和边缘失真度均达到极小值,因此我们认为 $c=0.7$ 是逆 MQ 径向基函数插值的一个保真取值。

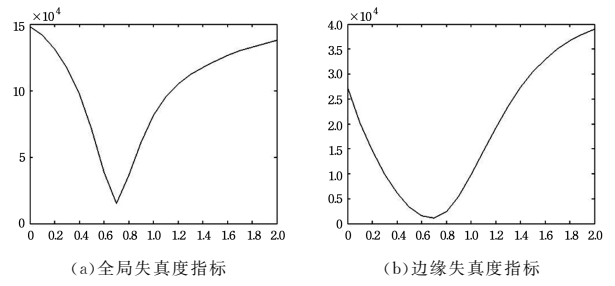


图 13 保真指标均值随逆 MQ 径向基函数参数 c 变化的曲线图

Fig. 13 Curve of means of fidelity indexes with increased parameter c of inverse MQ radial basis function

7 不同类别的径向基函数插值图像的失真度比较与灵敏度分析

根据第 5 节中的实验结果,表 3 显示了在 LIVE2 的 29 幅参考图像数据集上不同的径向基函数插值图像的归一化保真指标均值。

表 3 不同类别径向基函数插值图像保真指标比较

Table 3 Fidelity indexes comparison of magnified images using different radial basis functions

	MQ, $c=9.0$	逆 MQ, $c=0.7$	Gauss, $\alpha=0.4$
全局失真度	0.0015	0.1254	0.2033
边缘失真度	0.0002	0.2211	0.5728

从表 3 可知, MQ 径向基函数插值在图像放大中的结果优于其他两种径向基函数方法。图 14 为保真指标均值随不同径向基函数参数变化的曲线图。

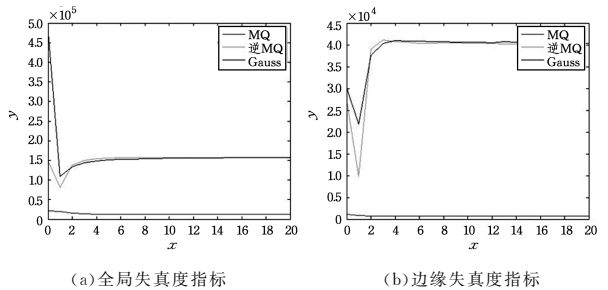


图 14 保真指标均值随不同径向基函数参数变化的曲线图

Fig. 14 Curve of means of fidelity indexes with increased parameters of different radial basis functions.

如图 14 所示,分别令 MQ、逆 MQ、Gauss 径向基函数参数取值在区间 $[0, 20]$ 内的整数范围内变化, MQ 径向基函数插值图像的保真指标的变化幅度最小,误差最可控。即在径向基函数中, MQ 函数相对逆 MQ 函数与 Gauss 分布函数而言,其插值图像的失真度对参数的取值最不敏感,当参数值有部分偏差时,其误差最可控。

结束语 本文基于层次特征的径向基函数插值放大,给出了保真指标的数学定义,从而更加有效地判定图像放大后的质量,并在此基础上进一步讨论了 MQ 等径向基函数的最佳参数取值问题、不同径向基函数之间放大图像保真指标的对比,以及保真指标的灵敏度分析,实验结果证明了本文算法的有效性和保真指标定义的合理性。但 SLIC-2K 的分割结果仍较依赖算法参数的选取,下一步工作主要是在 SLIC-2K

的基础上,研究对参数的选取依赖更少的图像分割算法,改进保真指标,以及探讨形式更为复杂的径向基函数,将我们的理论扩展到非等比的图像放大研究中。

参考文献

- [1] ACHARYA T, TSAI P S. Computational foundations of image interpolation algorithms[J]. *Ubiquity*, 2018, 8(1): 1-17.
- [2] WANG Y, YAN P. Depth image interpolation algorithm based on confidence map[C]// *Selected Papers of the Chinese Society for Optical Engineering Conferences Held October and November*. International Society for Optics and Photonics, 2017: 102550D.
- [3] ZHU S, ZENG B, LIU G, et al. Image interpolation based on non-local geometric similarities[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, 18(9): 1707-1719.
- [4] SUN X, LI X, LI J, et al. Research progress of image super resolution restoration based on deep learning[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(5): 697-709.
- [5] WEICKERT J. *Anisotropic Diffusion in Image Processing*[J]. B. g. teubner Stuttgart, 1998, 16(1): 272.
- [6] 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.
- [7] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a "Completely Blind" Image Quality Analyzer [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(3): 209-212.
- [8] HEN H, LI P, ZHANG L, et al. Overview of image super resolution reconstruction technology and methods[J]. *Optical Technique*, 2009, 35(2): 194-203.
- [9] BLOMGREN P, CHAN T F, MULET P, et al. Total variation image restoration; numerical methods and extensions[C]// *International Conference on Image Processing*. IEEE, 1997: 384-387.
- [10] ZHANG W, MA L, MA L, et al. Learning structure of stereoscopic image for no-reference quality assessment with convolutional neural network [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 59 (C): 176-187.
- [11] WU Z M. Radial basis function scattered data interpolation and the meshless method of numerical solution of PDEs[J]. *Chinese Journal of Engineering Mathematics*, 2002, 19(2): 1-12.
- [12] LI C. A Method of Image Magnification Based on Radial Basis Function [J]. *Journal of Information & Computational Science*, 2015, 12(13): 4867-4873.
- [13] HOU H S, ANDREWS H. Cubic Splines for Image Interpolation and Digital Filtering [J]. *IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing*, 1978, 26(6): 508-517.
- [14] KEYS R. Cubic convolution interpolation for digital image processing [J]. *IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing*, 2003, 29(6): 1153-1160.
- [15] CHANG S G, CVETKOVIC Z, VETTERLI M. Locally adaptive wavelet-based image interpolation [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2006, 15(6): 1471-1485.
- [16] DONG C, LOY C C, HE K, et al. Image SuperResolution Using Deep Convolutional Networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(2): 295-307.
- [17] YAN Q, XU Y, YANG X, et al. Single Image Super-Resolution Based on Gradient Profile Sharpness [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(10): 3187-3202.
- [18] HANG L, WU X. An edge-guided image interpolation algorithm via directional filtering and data fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(8): 2226-2238.
- [19] LI X, ORCHARD M T. New edge-directed interpolation [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2001, 10(10): 1521-1527.
- [20] JING G, CHOI Y K, WANG J, et al. Gradient guided image interpolation [C] // *IEEE International Conference on Image Processing*. IEEE, 2015: 1822-1826.
- [21] CHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC Superpixels Compared to State of the Art Superpixel Methods [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [22] REEMAN W T, JONES T R, PASZTOR E C. Example Based Super-Resolution [J]. *Computer Graphics & Applications IEEE*, 2013, 22(2): 56-65.
- [23] HAN C Y. Improved SLIC image segmentation algorithm based on K-means [J]. *Cluster Computing*, 2017, 20(2): 1-7.
- [24] YANG C K, PENG L K. Automatic Mood Transferring between Color Images [J]. *IEEE Computer Graphics & Applications*, 2008, 28(2): 52-61.
- [25] AN J Q, ZHU G Q. General framework for vector valued interpolants [C] // *Proceedings of Third China-Japan Seminar on Numerical Mathematics*. Dalian, 1997: 273-278.
- [26] ZHAO Q J, TAN J. Block-based Thiele-like blending rational interpolation [J]. *Journal of Computational & Applied Mathematics*, 2006, 195(1): 312-325.
- [27] LI C, ZHU X, GU C. Matrix Padé-Type Method for Computing the Matrix Exponential [J]. *Applied Mathematics*, 2011, 2(2): 247-253.
- [28] MOLER C, VAN LOAN C. Nineteen Dubious Ways to Compute the Exponential of a Matrix, Twenty-Five Years Later [J]. *SIAM Review*, 1978, 20(4): 801-836.
- [29] GU C. Multivariate generalized inverse vector-valued rational interpolants [J]. *Journal of Computational & Applied Mathematics*, 1997, 84(84): 137-146.
- [30] QIU P. Jump Surface Estimation, Edge Detection, and Image Restoration [J]. *Publications of the American Statistical Association*, 2007, 102(478): 745-756.
- [31] GAO J, HAN Y, GU H. An improved algorithm of no reference image quality assessment [J]. *Command Control and Simulation*, 2016, 38(4): 44-49.
- [32] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [33] XUE W, MOU X, ZHANG L, et al. Blind image quality assessment using joint statistics of gradient magnitude and Laplacian features [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2014, 23(11): 4850-4862.
- [34] SUN J, QIU P. Jump Detection in Regression Surfaces Using Both First-Order and Second-Order Derivatives [J]. *Journal of Computational & Graphical Statistics*, 2007, 16(2): 289-311.