

基于多尺度自相似性和非局部均值的单幅图像超分辨率方法

刘 哲, 黄世奇, 姜 杰

(西京学院信息工程学院, 陕西 西安 710123)

摘要: 提出了一种基于多尺度局部自相似性和非局部均值的单幅图像超分辨率算法, 该算法不依赖于外界图像, 仅仅在原始图像的局部子窗口中搜索目标图像块的相似子块, 利用非局部均值算法对相似子块进行加权求和来估计待复原图像, 然后在复原图像上叠加最相似子块的高频细节图像, 获得高分辨率图像。实验结果表明, 本文算法不仅能很好地重构图像的高频细节, 还能很好地恢复图像的纹理特征。

关键词: 超分辨率; 多尺度; 局部自相似; 非局部均值

中图分类号: O121.8, G558

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2017)04-0345-08

Single Image Super Resolution Method Based on Multi-scale Self-similarity and Non Local Means

LIU Zhe, HUANG Shiqi, JIANG Jie

(Department of Electronic and Information Engineering, Xijing University, Xi'an 710123, China)

Abstract: In this paper, a new single image super resolution algorithm is proposed based on multi-scale local self-similarity and non local means. This algorithm does not rely on an external example database nor use the whole input image as a source for example patches. Instead, similar patches are extracted from extremely localized region in the input image, similar patches are weighted summed to estimate the image to be restored using a non-local mean algorithm, and then high frequency detail image of the most similar patch is added to the restored image to obtain a high-resolution image. Experimental results show that the proposed algorithm can not only reconstruct the high frequency details of the image, but also restore the texture features of the image.

Key words: super resolution, multi-scale, self-similarity, non-local mean

0 引言

这些年, 随着图像超分辨率技术的快速发展, 使得实现低成本、高分辨率、高信噪比的图像设备成为可能。图像超分辨率技术, 是指用图像处理算法将低分辨率图像转换成高分辨率图像, 构建更高分辨率图像所缺失的高频细节。高分辨率意味着图像中的像素密度高, 能够提供更多的细节, 而这些细节在许多实际应用中不可或缺。图像超分辨率技术在医学诊断、模式识别、视频监控、生物鉴别、高清晰电视成像、遥感图像解译、高空对地观测等领域有着广泛的应用。一直以来, 图像超分辨率技术是视频图像处理领域研究的热门方向和一个具有相当挑战性的理论分支^[1]。

传统的图像超分辨率技术有基于插值的超分辨

率重建、基于重建的图像超分辨方法和基于学习的超分辨率算法^[2]。近年来, 随着图像局部自相似性和非局部均匀理论^[3-6]的出现, 局部自相似性和非局部均匀理论在图像增强、图像降噪和图像复原等方面得到了很好的应用, 尤其是在在图像超分辨率方面取得了比其它方法更好的效果。基于图像局部自相似性的超分辨率方法利用了图像广泛具有的局部自相似性, 并将这种结构自相似性作为图像重构过程中的附加信息^[3-6]。近年来相继出现了一些利用非局部(nonlocal, NL)自相似结构的超分辨率方法^[3-4], 其基本思路是在整幅图像中搜索相同尺度的相似图像块, 利用这些相似图像块所提供的互补信息重构高分辨率图像。由于图像自身中相同尺度相似图像块所提供的附加信息具有一定的局限性, 因而制约了这种方法图像重构

收稿日期: 2016-11-02; 修订日期: 2016-12-28.

作者简介: 刘哲(1972-), 男, 博士, 教授级高工, 研究方向为机器视觉、人工智能及模式识别。

基金项目: 国家自然科学基金(61473237)资助。

效果的进一步提升,文献[5]构建与图像高、低频子图所对应的高、低频码本,并通过高频码本所提供的附加信息实现图像重构,这种方法实际上是利用了图像自身不同尺度相似图像块所提供的附加信息。文献[6]将相同尺度和不同尺度相似图像块所提供的附加信息均加入到图像重构过程中,利用相同尺度相似图像块就如同利用多幅低分辨率图像,而不同尺度相似图像块又提供了不同分辨率图像块间的对应关系,取得了良好图像重构效果和视觉效果。Freedman等^[7]使用简单的灰度信息作为特征,使得复原效果提升有限。文献[8-11]使用稀疏表示技术,通过自相似性建立冗余字典或典书(codebook)进行超分辨率复原,取得不错的效果,但是该算法复杂度较大;Glasner等^[12]由输入图像采用金字塔的形式构建训练库,利用图像块的冗余度并结合传统超分辨算法和基于样本的超分辨率算法,得到了较好的算法结果,但是算法容易产生人工痕迹。

针对传统插值超采样算法和相关的基于学习的超分辨率算法的缺陷^[13-15,16-18],在考察了局部自相似性学习的超采样方法各自的优势后,本文针对单幅图像超分辨率重建问题,提出了一种基于多尺度局部自相似单幅和非局部均值单幅图像超分辨率方法。首先,给出了本文提出的“类高斯”引导滤波器技术,该滤波器具有良好的图像边缘保持和图像平滑降噪能力;其次利用该引导滤波器与该图像卷积求差,求出图像的高频细节图像HF(下文用HF表示高频细节图像);再次使用轮廓模板插值方法将原始图像放大 α 倍,得到放大后的LR图像;接着,利用图像自身的局部自相似性,在LR图像上取一个小窗口,分别在原始图像和HF图像上对应的一个大窗口内,利用非局部均值(NLM)计算图像块间的相似重建系数,继而将此重建系数传递给对应原始图像中的图像块,通过相似块的加权平均来重建图像块的值;最后,将重建图像块和其对应最相似块的高频细节图像叠加,得到最终的超分辨率图像。重复这个过程,直至达到需要的放大倍数。

1 高频细节图像HF的求取

1.1 “类高斯”引导滤波器

引导滤波是近年才出现的滤波技术,在引导滤波的定义中,用到了局部线性模型。该模型认为,某函数上一点与其邻近部分的点成线性关系,一个复杂的函数就可以用很多局部的线性函数来表示,当要求该函数上某一点的值时,只需计算所有包含该点的线性函数的值并进行平均即可。这种模型在表示非解析

函数上非常有用。

同理,我们可以认为图像是一个二维函数,而且没法写出解析表达式,因此我们假设该函数的输出与输入在一个二维窗口内满足线性关系,我们构造如下函数:

$$q_k = a_k I_k + b_k \quad (1)$$

式中: I 是输入图像; q 是输出图像; a_k 和 b_k 的表达式为:

$$\begin{aligned} a_k &= (I_k - \mu_k)^2 / [\varepsilon + (I_k - \mu_k)^2] \\ b_k &= \mu_k - a_k \mu_k \end{aligned} \quad (2)$$

式中: ε 为满足 $0 < \varepsilon < 1$ 的因子,用来控制 a_k 值的大小及函数宽度,同时避免 a_k 过大。

式(1)表示在以 k 为中心的 $N \times N$ 方形区域内,输出图像和输入图像满足线性映射关系。 $N \times N$ 方形区域所有像素的均值用 μ_k 表示,其计算公式为:

$$\mu_k = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=1}^{N \times N} I_i \quad (3)$$

式(1)~(3)组成了本文所提出的均值引导滤波器。下面对所给出的均值引导滤波器性质进行讨论:

1) $\nabla q_k = a_k \nabla I_k$,即当输入图像 I 有梯度时,输出图像 q 也有类似的梯度,这就是可以解释均值滤波器具有边缘保持功能。

2) 当 I_k 不是边缘点时, I_k 的值趋近于 μ_k 时,即 $I_k \rightarrow \mu_k$,此时 $a_k \approx 0$, $b_k \approx \mu_k$,由此可得 $q_k = b_k$,输出图像 q 的像素点 q_k 被平滑。

3) 当 I_k 是边缘点时, I_k 的值和 μ_k 的值相差较大,此时 $a_k \rightarrow 1$, $b_k \approx 0$,由此可得 $q_k = I_k$,由此输出图像 q 的像素点 q_k 的边缘点得以保持。

下面对函数 a_k 进行讨论,为了讨论方便,将 I_k 的归一化到 $[0,1]$ 区间,此时 $\mu_k = 0.5$ 。 I_k 在 $[0,1]$ 区间内作为输入, a_k 作为输出,分别画出 $\varepsilon = 0.5$ 、 $\varepsilon = 0.1$ 、 $\varepsilon = 0.01$ 、 $\varepsilon = 0.05$ 时 a_k 的图形,分别如图1所示。

由图1可知,函数 a_k 具有以下优良的性质:

1) 该函数图形是“倒高斯分布图”,在本文中称作“类高斯核”,具有轴对称、各向同性,连续性、光滑性好。

2) 它与图像卷积不会改变图像的整体动态特性。

3) 当 $I_k \rightarrow \mu_k$ 时, $a_k \rightarrow 0$;当 I_k 与 μ_k 差距越来越大时, $a_k \rightarrow 1$;所以该函数能自适应保持像素点的特性。

4) 当尺度因子 ε 越来越小时,该函数宽度越来越小,函数变化越迅速;尺度因子 ε 越来越大时,该函数宽度越来越大,函数变化越缓慢; ε 较大时,表现为平滑性越好,当 ε 较小时,表现为边缘保持性好。

5) 具有与高斯函数相同的性质,可以做为核平滑函数,在图像处理领域可以得到广泛应用。

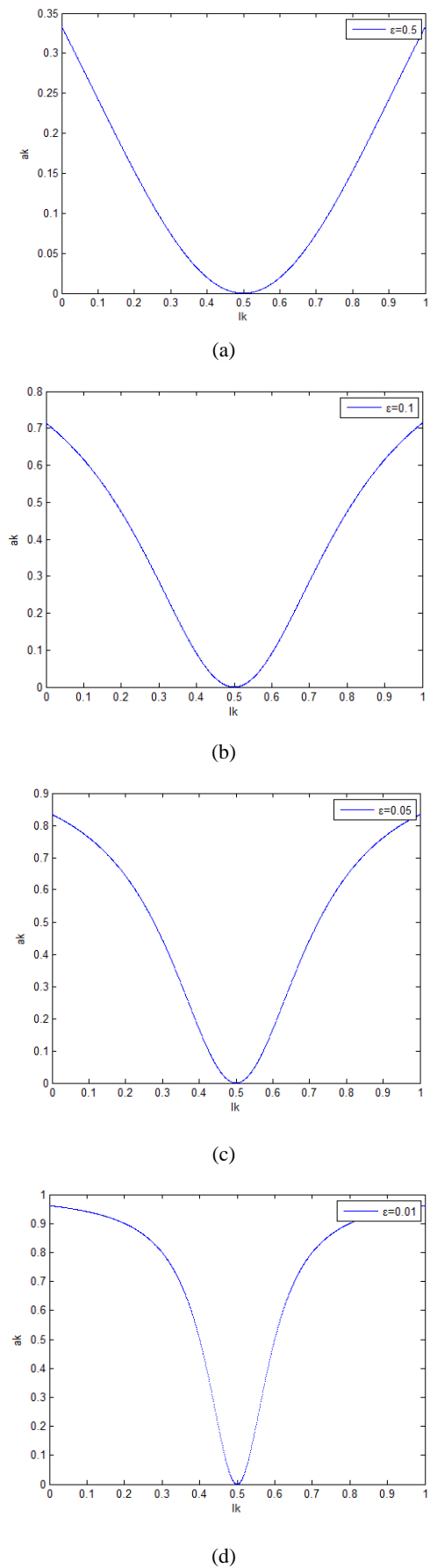


图 1 当 ε 取不同值时函数 a_k 的图形
Fig.1 The graph of the function a_k with different ε

1.2 HF 图像的求取
优异的图像超分辨率算法应该满足以下 2 个条件：
①能很好地恢复图像的高频细节部分；②能很好地恢复图像的局部纹理特征。
设输入图像为 I , G 是引导滤波器，则输入图像的高频细节图像 HF 计算如下：
$$HF=I-I*G \tag{4}$$

式中： $*$ 代表卷积； G 的尺寸选为 5×5 。

通过求 HF，可以把隐藏在图像内部的高频信息给挖掘出来，如图 2 所示。图 2 左图是原始图像，右图是运用式(4)所求原始图像的高频细节图像。由图 2 可以看出，运用引导滤波器可以很好地获得图像丰富的边缘细节信息。

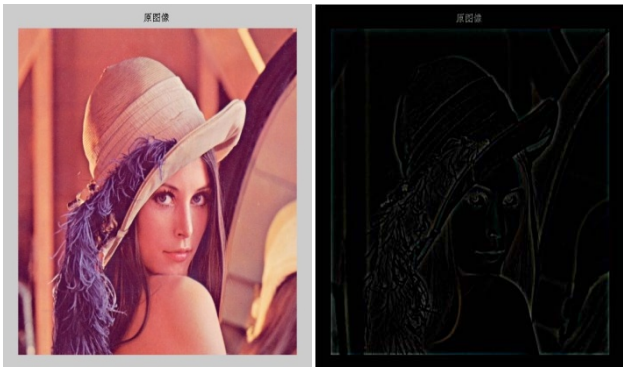


图 2 高频细节图像求取结果
Fig.2 The result of high frequency detail image

2 多尺度局部自相似超分辨率算法

2.1 基本思想
图像的局部自相似性是指在同一幅图像中存在相同尺度或不同尺度的相似结构，其具体表现为图像中相同尺度或不同尺度中位于局部邻域中的图像具有相似图像块。研究这种局部自相似性，提取这些相似块中的高频细节成分，进行分析处理和纹理细节合成，估计出高分辨率图像中的高频细节成分，以此实现图像的超分辨率。利用局部自相似性进行超分辨率重建的方法原理，训练集合包含 3 幅图像，分别是原始图像 I 、原始图像对应的高频图像 HF 以及原始图像对应的插值放大图像 LR。我们的目标是不依赖于任何外界图像，利用图像在不同尺度间的自相似性特征，生成超分辨率图像 HR。

2.2 插值和块匹配搜索
对原始图像 I ，首先采用插值算法将其放大 α 倍得到初始高分辨率图像 LR，插值算法的选取会对最终结果产生一定影响，一个较好的插值算法必然会得到一个较好的最终结果。选取 Getreuer 的轮廓模板插值算法^[16]。算法利用高分辨率图像的轮廓与输入的低分

分辨率图像的轮廓保持一致的特性, 事先估计自然图像轮廓的形状得到了具有 57 个轮廓模板的待选模板的集合。对于输入的低分辨率图像的每个像素点计算其为中心的邻域的轮廓模板值, 选取合适的模板进行插值。最终得到了较好的高分辨率图像。轮廓模板插值算法在保持插值图像整体轮廓和细节等方面都取得了很好的效果, 但是由于缺少先验知识, 得到的高分辨率图像和自然图像相比, 纹理部分有所缺失。本文进一步处理, 补充高频的纹理细节部分。

在初始高分辨率图像 LR 中以像素 (i,j) 为中心, 构造一个小窗口图像块 p 作为待匹配窗, 在 I 中对应位置 (x,y) 为中心的一个大窗口 q 邻域内搜索相似块, 其中:

$$x=i/\alpha, y=j/\alpha \quad (5)$$

式中: α 为缩放因子。

块匹配搜索如图 3 所示。图 3 的左侧代表插值放大后的图像 LR, 右图代表原始图像 I , 在 LR 中选取大小为 3×3 的待匹配窗 p , 在 I 中选取大小为 5×5 的搜索窗 q , p 的中心坐标是 (i,j) , q 的中心坐标是 (x,y) , 分别是图中黑框表示的像素坐标值。匹配窗 p 在搜索窗 q 内进行相似块的搜索, 本文采用两个图像块对应点像素值之差的绝对值之和 (sum of absolute difference, SAD) 作为相似度的标识。

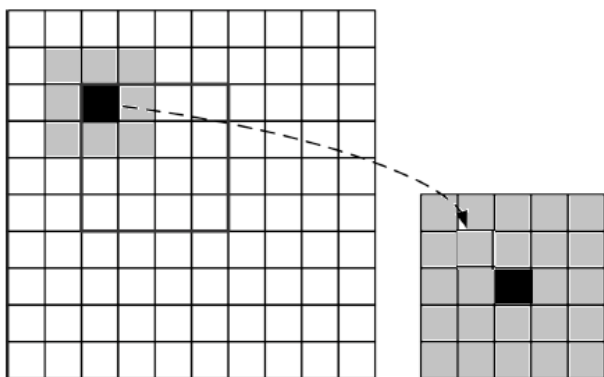


图 3 块匹配搜索示意图

Fig.3 Patch match search schematic

2.3 基于非局部均值的灰度图像自相似性重构

非局部均值滤波是一种基于块匹配来确定滤波权值的滤波算法, 非局部均值滤波在计算中加入了每一个点的权重值, 所以能够保证在相邻且相差很大的点在方框中求平均值时相互之间的影响减小, 也就对图像边缘细节部分保留很多, 这样图像看起来会更清晰, 同时还能很好的抑制噪声。因此, 首先进行基于非局部均值的灰度图像自相似性超分辨率重构。这样既保证了超分辨率重构图像大量边缘信息的保留, 同时也抑制了噪声。

在初始高分辨率图像 LR 中以像素 (i,j) 为中心的匹配窗 p , 在 I 中对应位置 (x,y) 为中心的搜索窗 q 邻域内搜索相似块, 匹配窗 p 在搜索窗 q 内搜索到 p_1 、 p_2 、 \dots 、 p_n 等 n 个相似块, 根据 NLM, 图像块 p 的值可利用相似块的加权平均来计算, 即:

$$\hat{p} = \sum_k w(k) p(k) \quad (6)$$

式中: $p(k)$ 表示第 k 个相似块 p_k 。权值 $w(k)$ 满足:

$$\sum_k w(k) = 1, 0 \leq w(k) \leq 1 \quad (7)$$

$w(k)$ 可以表示为:

$$w(k) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\frac{d(k)}{h^2}\right) \quad (8)$$

式中: $d(k)$ 表示图像块 p 与 p_k 之间的欧式距离; Z 表示归一化常数。

$$d(k) = \|p - p_k\|_G^2 \quad (9)$$

于是根据式(9)可以求出归一化常数 Z :

$$Z = \sum_k \exp\left(-\frac{d(k)}{h^2}\right) \quad (10)$$

由上面的推导知道, 利用式(6)可完成基于非局部均值的灰度图像自相似性的超分辨率重构。虽然利用这种方法进行超分辨率重构的图像能保留大部分边缘细节信息, 但会使相当多的纹理特征损失。对于损失的纹理特征通过高频细节自相似性重构来进行恢复。

2.4 基于最佳匹配块的高频细节自相似性重构

下面利用图像自相似性, 待匹配窗 p 在搜索窗 q 的邻域内进行匹配搜索, 找到与 p 最相似的匹配块 R , 再在 HF 图像找到与最匹配块 R 相对应的高频图像块 R_h 。本文中 SAD 作为相似度的标识, 所以最匹配块就是 SAD 值最小的两个块。所以:

$$R = \operatorname{argmin} |p - q| \quad (11)$$

根据式(4)可以求出最佳匹配块 R 的高频图像块 R_h :

$$R_h = R - R * G_0 \quad (12)$$

式中: G_0 是引导滤波器; $*$ 代表卷积。由式(6)和式(12)可以得到最终超分辨率重构的图像为灰度自相似性重构图像 \hat{p} 和低频细节自相似性重构图像 R_h 之和, 见下式:

$$p = \hat{p} + R_h \quad (13)$$

2.5 多尺度框架下超分辨率算法

在 2.2 节中, 我们提到了用轮廓模板将原始图像放大 α 倍, 当这个 α 取不同值时, 最佳匹配块之间的

SAD 均值是否接近, 这是我们进行多尺度设计的主要依据。为此, 我们设计了一个实验, 来说明尺度因子 α 取不同值时, 局部自相似性的效果。其中, 匹配块的大小为 3×3 , 搜索窗的大小为 5×5 , 特征为 RGB 空间灰度值 ($0 \sim 255$), 并对 SAD 均值进行归一化。图 4 给出了放大因子 α 取不同值时, SAD 归一化均值的取值情况。

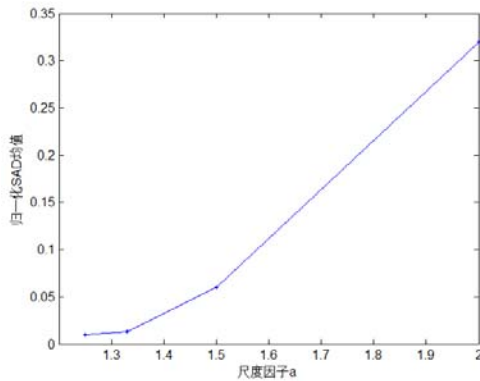


图 4 放大因子 α 取不同值时 SAD 归一化均值

Fig.4 The SAD normalized mean with different α values

由图可知, 随着放大因子 α 的增大, SAD 归一化均值也增大, 即图像的局部自相似性变得越差, 尤其是当 α 逐步增大时, 图像的局部自相似性急剧变差。所以我们设 α 为放大尺度因子, 它的取值可以比较小, 通过逐步迭代把图像放大到需要的倍数。设 α 为每一次迭代时的尺度因子, N 为最终要达到的放大倍数, 要达到放大倍数, 需要迭代 n 次:

$$n = \ln N / \ln \alpha \quad (14)$$

这就是多尺度自相似性的主要原理。

由式(14)可以看出, 当 α 的取值过小, 迭代次数过多, 算法的时间复杂度就大大增加。当 α 的取值逐步增大时, 寻找到的匹配块相似度会下降很快。本文所处理的图像是放大到 2 倍, 我们选取放大尺度因子 α 的值为 1.25, 需要迭代 4 次就可以完成。

2.6 算法实现

基于引导滤波和多尺度局部自相似单幅图像超分辨率算法实现过程如下:

1) 对原始图像 I , 首先采用轮廓模板插值算法将其放大 α 倍得到初始高分辨率图像 LR。

2) 将 LR 有重叠划分成 3×3 的子块, 重叠区域宽度为 1 个像素, 构成待匹配窗 p ; 将原始图像 I 有重叠划分成 5×5 子块, 重叠区域宽度为 2 个像素, 构成搜索窗 q 。

3) 在初始高分辨率图像 LR 中, 以像素 (i, j) 为中心的匹配窗 p , 在 I 中对应位置 (x, y) 为中心的搜索窗 q 邻域内搜索相似块, 匹配窗 p 在搜索窗 q 内搜索到 p_1 、

p_2 、 \dots 、 p_n 等 n 个相似块, 根据 NLM, 图像块 p 的值利用相似块的加权平均计算得到 \hat{p} (见式(6))。

4) 利用图像自相似性, 待匹配窗 p 在搜索窗 q 的邻域内进行匹配搜索, 找到与 p 最相似的匹配块 R ; 利用式(12)求出最佳匹配块 R 的高频细节图像块 R_h 。

5) 利用式(13), 最终待匹配窗 p 的超分辨率重构窗的值为灰度自相似性重构图像 \hat{p} 和高频细节自相似性重构图像 R_h 之和。

6) 合并所有的超分辨率重构的待匹配窗, 相邻图像块重叠区域的像素值使用平均融合得到, 得到最终的超分辨率图像 HR。

7) 令 $I = HR$, 返回步骤 1), 直至得到最终放大倍数 N 。

3 实验和分析

为了验证本文算法的有效性, 将基于多尺度局部自相似性和非局部均值单幅图像超分辨率算法, 与 Freedman 算法^[7]、Glasner 算法^[12]进行综合分析比较。在所有实验中选取如下参数:

①放大尺度因子 $\alpha = 1.25$, 通过 4 次迭代图像放大到 2 倍; ②搜索窗的大小为 5×5 , 匹配窗的大小为 3×3 ; ③引导滤波器的尺度因子 $\epsilon = 0.01$ 。

测试环境为: ①操作系统 Windows XP SP3; ②应用程序开发环境 Matlab 2012a; ③笔记本计算机配置 Inter Core i5-Y430p, 8.0GB 内存。

3.1 高频细节对比分析

分别利用 Freedman 算法、Glasner 算法和本文算法对图像进行 2 倍的超分辨率放大重构, 分别如图 5 的(a)、(b)、(c)所示, 而后利用本文提出的基于引导滤波算法, 求取图像(a)~(c)的 HF 图像, 其结果分别如图 5 的(d)~(f)所示。由图 5 可知, 由本文超分辨重构图像的高频细节最为丰富, 其次是 Freedman 算法, Glasner 算法最差。由图 5 的(c)和(f)可以看出, 本文算法可以很好地重构图像的细节部分, 尤其是对具有大面积纹理特征(如毛发)的图像也能够进行有效的恢复。

3.2 主观对比分析

针对不同的算法, 选取各自算法最合适的参数以达到最好的效果。同一算法对不同图像选取相同的参数。主观效果如图 6~图 8 所示, 选择超分辨率图像的局部(如图中方框标记的部分)进行局部对比。对图 6 的处理中, Freedman 算法和 Glasner 算法在数字的边缘处有很宽的过渡、锐度不够, Freedman 算法在数字的边缘处产生了轻微振铃效应, Glasner 算法在数字边缘比较模糊, 本文算法边缘保持的很好, 没有伪

影等不良现象产生,边缘锐度较好。对图 7 的处理中,Glasner 算法在帽子纹理边缘没有很好的清晰度和锐度,Freedman 算法和本文算法的清晰度和锐度都很好,Freedman 算法在脸部的边缘有类似于残影的不良现象产生,在相同的地方,Glasner 算法比 Freedman 算

法有更为严重的类似于残影的不良现象,本文算法不仅没有不良现象产生,而且具有非常好的清晰度和锐度。图 8 中,Glasner、Freedman 算法和本文算法得到了纹理较为丰富毛发,但对马腿部分,本文算法比 Glasner 和 Freedman 算法有更好的对比度和细节保持

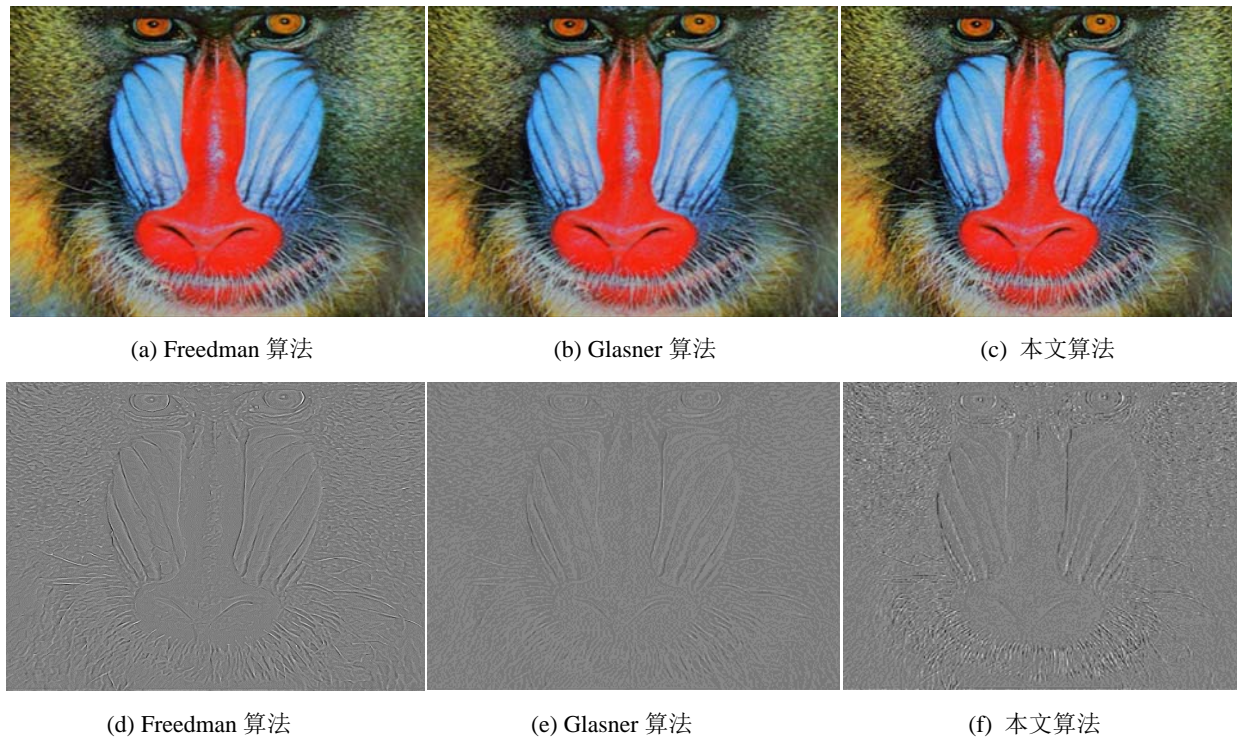


图 5 高频细节对比图 Fig.5 High frequency detail comparison chart

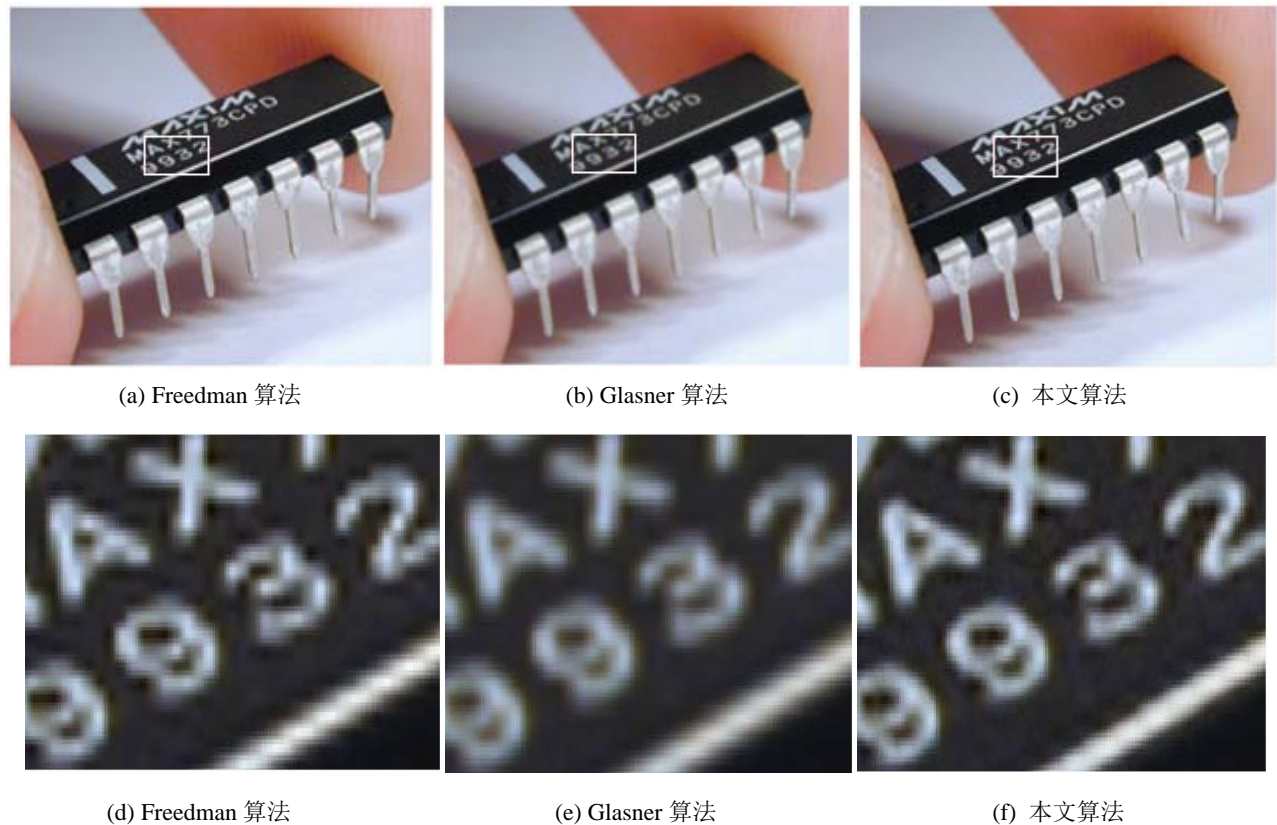


图 6 3 种算法超分辨率对比图 (1) Fig.6 Comparison of three super-resolution algorithms(I)

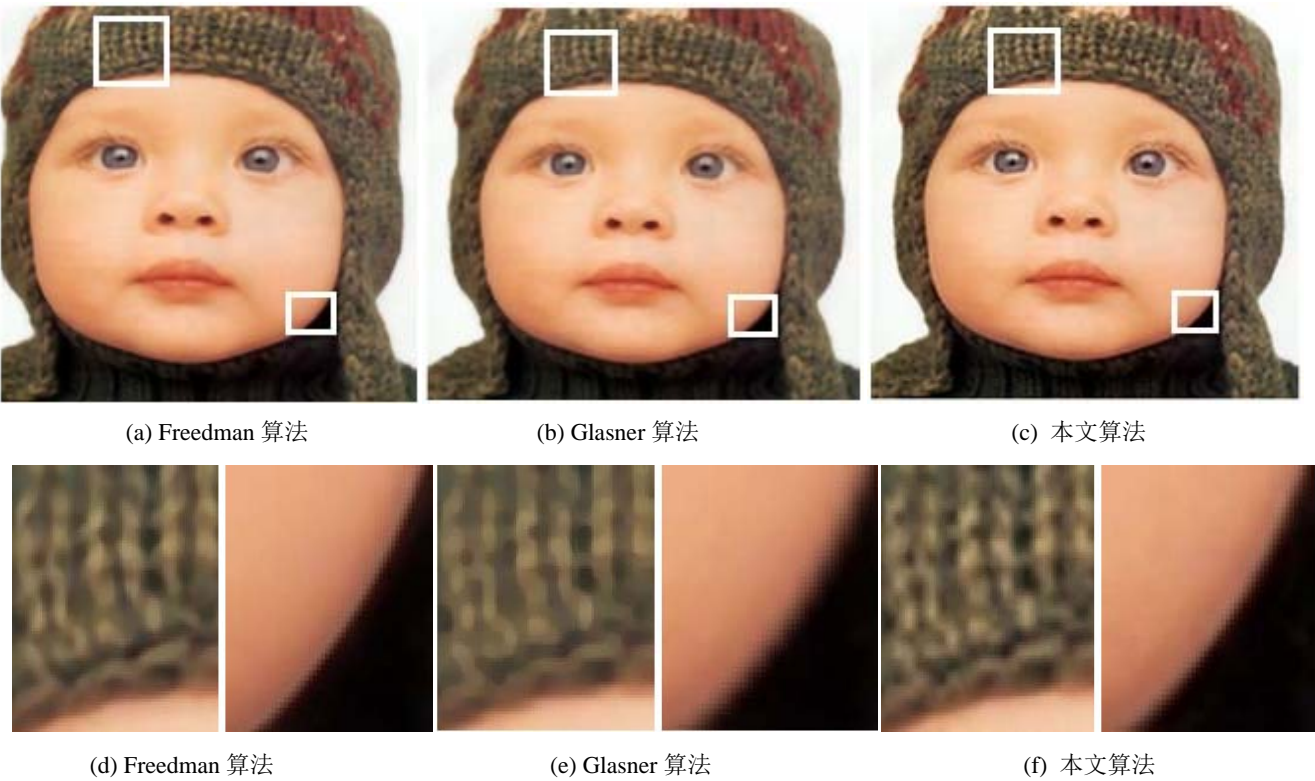


图 7 3 种算法超分辨率对比图 (2) Fig.7 Comparison of three super-resolution algorithms(II)

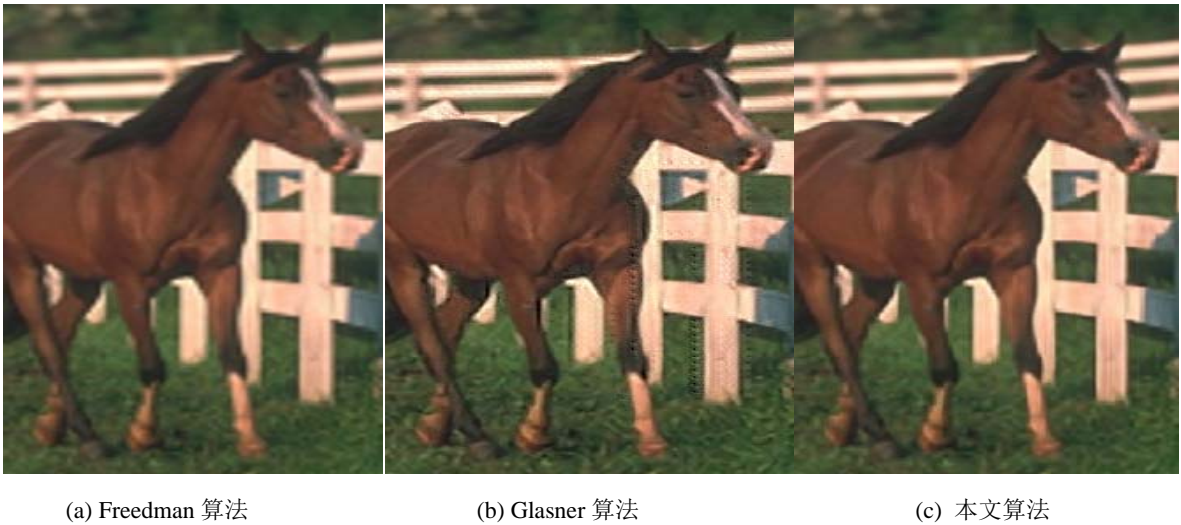


图 8 3 种超分辨率算法整体对比图 Fig.8 Comparison of three super-resolution algorithms

效果。因此，从主观效果来看，本文算法效果整体优于对比算法。

3.3 客观指标对比分析

用图像峰值信噪比（PSNR）和图像结构的相似性（SSIM）评价不同算法的性能。表 1 是测试图像在 2 倍超分辨率放大情况下的客观评价结果。可以看出，本文方法在所有情况下都比其他 2 种方法获得的结果要好。

为进一步评价不同算法超分辨性能，图 6～图 8 比较了分别使用 3 种不同算法重建的结果。可以看出，Glasner 算法不能有效恢复图像的高频信息，生成的图

像有些模糊。与 Glasner 算法结果相比较，经典的 Freedman 算法通过学习 HR 与 LR 图像间的对应关系，在一定程度上能有效恢复出 LR 图像中丢失的高频细节，得到的结果比较清晰。从视觉质量上看，Freedman 算法能够得到比 Glasner 算法更多的高频细节，但由于重建过程直接使用 1 次放大到需要的倍数，得到的图像在纹理细节区域仍出现明显的失真。与上述 2 种方法得到的结果相比，基于引导滤波和多尺度局部自相似性单幅图像超分辨率算法在保持图像边缘和恢复纹理细节方面都有不同程度的改善，得到的结果不仅边缘更清晰更真实，而且纹理更加丰富。这是由于

图像的局部自相似特性在小的尺度因子范围下可以保持良好的特性，在邻域选择过程中，结合局部自相似特性，使得参与重建的图像块均与目标图像块具有相似的结构，因而能获得较好的重建质量。

表 1 3 种超分辨率算法 PSNR 和 SSIM 的比较

Table 1 PSNR and SSIM of three super-resolution algorithms

	图 6		图 7	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Freedman 算法	26.653	0.927	33.881	0.9016
Glasner 算法	26.519	0.9143	33.754	0.8988
本文方法	27.274	0.962	34.131	0.9053

4 结论

提出了基于多尺度局部自相似性和非局部均值单幅图像超分辨率算法。首先，引进了类高斯分布的“类高斯核”，在此基础上构建均值引导滤波器，该滤波器是一种线性边缘保持滤波器，可以得到图像的高频细节。其次，根据图像的自相似性，对初始高分辨率图像和原始低分辨率图像进行分块，得到待匹配窗和搜索窗，根据 NLM，待匹配窗图像块的值利用搜索窗中相似块的加权平均计算得到。再次，利用图像自相似性，待匹配窗在搜索窗的邻域内进行匹配搜索，找到与待匹配窗最相似的匹配块，计算出最佳匹配块的高频细节图像块，与相似块的加权平均值相加，重构出高分辨率待匹配窗。最后，合并所有的超分辨率重构的待匹配窗，相邻图像块重叠区域的像素值使用平均融合得到，得到最终的超分辨率图像。实验结果表明，本文算法不仅能很好地重构图像的高频细节，还能很好地恢复图像的纹理特征，得到的结果不仅边缘更清晰更真实，而且纹理更加丰富。在下一步的研究中，将重点研究基于学习的多尺度自相似性单幅图像超分辨率算法。

参考文献：

[1] Nasrollahi K, Moeslund T B. Super-resolution: a comprehensive survey[J]. *Machine Vision and Applications*, 2014, **25**(6): 1423-1468. doi:10.1007/s00138-014-0623-4.

[2] Van Ouwerkerk J D. Image super resolution survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2006, **24**(10):1039-1052.doi:10.1016/j.imavis.2006.02.026.

[3] Protter M, Elad M, Takeda H, et al. Generalizing the nonlocal-means to super-resolution reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(1): 36-51.doi:10.1109/TIP.2008.2008067.

[4] Mairal J, Bach F, Ponce J, et al. Non-local sparse models for image restoration[C]//*The 12th IEEE International Conference on Computer Vision*, Kyoto, Japan, 2009: 2272-2279.

[5] Suetake N, Sakano M, Uchino E. Image super-resolution based on localself similarity[J]. *Optical Review*, 2013, **15**(1): 26 -30 .doi:10.1007/s10043-008-0005-0.

[6] Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a single image[C]//*The 12th IEEE International Conference on Computer Vision*, Kyoto, Japan, 2009: 349-356 . doi:10.1109/ICCV.2009.5459271.

[7] Freedman G, Fattal R. Image and video up scaling from localself-examples[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, **30**(2):1-11. doi: 10.1145/1944846.1944852.

[8] Kawano H, Suetake N, Cha B, et al. Sharpness preserving image enlargement by using self-decomposed codebook and Mahalanobis distance[J]. *Image and Vision Computing*, 2014, **27**(6): 684-693. doi:10.1016/j.imavis.2008.07.013

[9] ZHANG Y Q, LIU J Y, YANG W H, et al. Image super-resolution based on structure-modulated sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(9): 2797-2810. doi:10.1017/ s11444-014-5768-4.

[10] ZHANG Y Q, XIAO J S, LI S H, et al. Learning block-structured incoherent dictionaries for sparse representation[J]. *Science China Information Sciences*, 2015, **58**(10): 1-15. doi:10.1007/s11432-014-5258-6.

[11] YANG C Y, HUANG J B, YANG M H. Exploiting self-similarities for single frame super-resolution[C]//*Proceedings of the 10th Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, Queenstown, New Zealand: Springer, 2016: 497-510.

[12] Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a single image[C]//*The 12th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Kyoto, Japan, 2009: 349-356. doi:10.1109/ ICCV.2009.5459271.

[13] Schuler S, Leistner C, Bischof H. Fast and accurate image up scaling with super-resolution forests[C]//*Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Boston, MA, 2015: 3791-3799.

[14] Sajjad M, Ejaz N, Baik S W. Multi-kernel based adaptive interpolation for image super-resolution[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2015, **72**(3): 2063-2085. doi:10.1109/CVPR.2015.7299003.

[15] Catalin Ionescu, Orestis Vantzos, Cristian Sminchisescu. Matrix back propagation for deep networks with structured layers[C]//*ICCV*, 2015: doi:10.1101/ ICCV.2015.65789987.

[16] Getreuer P. Contour stencils: total variation along curves for adaptive image interpolation[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2011, **4**(3): 954-979. doi:10.1137/100802785.

[17] XIAO Jinsheng, DU Kanghua, TU Chaoping, et al. Bokeh display based on depth information extraction of multi-focus images[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(2): 304-311.

[18] XIAO J S, LI W H, LIU G X, et al. Hierarchical tone mapping based on image colour appearance model[J]. *IET Computer Vision*, 2015, **8**(4): 358-364.