

# 单帧图像超分辨中的自适应正则约束算法

黎海雪<sup>1</sup> 林海涛<sup>2</sup> 陈津<sup>2</sup>

(海军航空大学 山东烟台 264001)<sup>1</sup> (海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)<sup>2</sup>

**摘要** 单帧图像超分辨作为一个典型的欠定问题,在优化求解过程中需要引入正则项进行约束,以提高超分辨重建的稳定性。平滑性正则作为超分辨中的一种常用正则项,容易导致图像高频信息丢失,造成图像中的边缘部分模糊,影响重建图像的视觉效果。利用马尔科夫随机场(Markov Random Field, MRF)对局部图像进行建模,表征了局部图像块内像元间的相关关系,并基于此实现了超分辨过程中的自适应正则约束,有效避免了图像边缘等位置的模糊效应,提高了图像的重建性能。

**关键词** 马尔科夫随机场,单帧图像超分辨,自适应

**中图分类号** TP751 **文献标识码** A

## Self-adapting Regular Constraint Algorithm in Super-resolution of Single-frame Images

LI Hai-xue<sup>1</sup> LIN Hai-tao<sup>2</sup> CHEN Jin<sup>2</sup>

(Naval Aviation University, Yantai, Shangdong 264001, China)<sup>1</sup>

(School of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)<sup>2</sup>

**Abstract** As a typical undetermined problem, super-resolution of single-frame images needs to be constrained by regular terms in the process of optimization, so as to improve the stability of super-resolution reconstruction. As a regular term commonly used in super-resolution, smoothness regularities may lead to the loss of high frequency information in images, cause the blurring of marginal areas in images, and affect the visual effects of reconstructed images. Based on Markov random field(MRF), this paper built the model of local image, characterized the correlation between the pixels in the local image block and realized self-adapting regular constraint in the process of super-resolution, which can effectively avoid the blurring effect in the marginal areas and other positions in the images, and improve the performance of the image reconstruction.

**Keywords** Markov random field, Super-resolution of single-frame images, Self-adapting

## 1 引言

近年来,随着相关技术及制造工艺的不断发展,相机的分辨率不断提升,短短几年来已由百万像素级提升至千万像素级,使人们能够更清晰地捕获生活中的美好瞬间。尽管相机分辨率已经得到显著提升,但在视频监控<sup>[1-2]</sup>、医学成像<sup>[3-5]</sup>等诸多领域中,由于受场景、传输条件等的限制,图像分辨率仍难以满足人们的需求。为此,超分辨技术应运而生,通过图像处理的方式从低分辨率图像中恢复高分辨率图像信息。

图像超分辨重建是一种利用低分辨率图像重建高分辨率图像的图像处理方法,能够恢复低分辨率图像中丢失的细节信息。根据重建利用的图像数量的不同,超分辨重建又可以分为单帧图像超分辨与多帧图像超分辨。单帧图像超分辨问题作为一个典型的欠定问题,往往将高分辨率图像的重建视为一个优化求解问题。为了将这个欠定问题适定化,人们引入了一些对图像的先验认识作为约束,提高了优化求解过程的稳定性。根据使用信息的不同,单帧图像超分辨可以进一步分为基于先验信息的超分辨技术与基于样本

信息的超分辨技术两大类。

基于先验信息的超分辨技术<sup>[6-9]</sup>主要利用人们对自然图像的先验认识规律,抽象出一定的图像约束形式,并将其引入到单帧图像超分辨中增强问题的适定性。平滑性正则<sup>[10-11]</sup>作为一种常用的先验信息,认为自然图像中主要以低频信息为主,图像局部应当表现为平滑的图像块,为此通过对图像中高频分量的抑制实现了单帧超分辨问题的适定化;平滑先验虽然能够较好地将超分辨问题适定化,但容易造成边缘等高频信息的丢失,造成严重的模糊效应。为此研究人员又提出了边缘先验<sup>[6]</sup>,通过对大量自然图像中边缘信息的统计分析,得到图像中边缘部分的分布模型,并将其引入到超分辨中,避免了图像边缘部分的模糊问题。

基于样本信息的超分辨技术<sup>[12-15]</sup>主要利用自然图像中局部图像块的冗余性对超分辨重建进行约束,其认为局部图像块在单帧图像内,或在外部大量样本中存在冗余;通过在单帧图像或外部样本中寻找相似图像块的方式,给图像超分辨过程增加约束,能够有效提高超分辨问题的适定性,得到较好的超分辨结果。

黎海雪(1983—),男,硕士,助理工程师,主要研究方向为通信与信息系统技术及应用,E-mail:1365548@qq.com;林海涛(1974—),男,博士,副教授,主要研究方向为网络规划与管理,E-mail:figue2015@163.com(通信作者);陈津(1986—),男,硕士,讲师,主要研究方向为水下通道和图像处理,E-mail:569258649@qq.com。

基于先验信息的超分辨方法不需要对外部样本进行学习,具有较好的鲁棒性与适应性,同时其方法实现简洁,在实际中得到了较为广泛的应用。传统的基于先验信息的超分辨方法通过合理设置正则化项对超分辨问题适定化进行求解,但在约束图像的同时难免造成图像的模糊。为此本文提出一种基于马尔科夫随机场的自适应正则化方法:首先利用马尔科夫随机场对图像进行建模,得到图像不同区域的表征描述;由于马尔科夫随机场具有较强的局部图像表征能力,平滑区域与边缘、角点区域具有较大的不同,因此根据图像的局部表征描述,自适应设计正则项,从而在实现问题适定化的同时有效保留图像中的边缘等细节信息。通过与其他正则化方法的对比分析表明,本文所提的自适应正则约束算法在不同缩放因子下的性能均更佳,并且对噪声具有更强的鲁棒性。

## 2 相关理论概述

### 2.1 图像退化模型

图像超分辨是图像退化过程的逆过程,准确的退化模型是超分辨性能的重要保证。一般来说,在进行图像采集时,受大气扰动、相机光学模糊、相机畸变等诸多因素的共同影响,完全精确的退化模型难以得到,因此通常情况下将图像退化过程简化为以下模型:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{D}\mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{N} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X}$ 表示原始的高分辨率图像 $\mathbf{Y}$ 表示实际采集到的低分辨率图像, $\mathbf{H}$ 表示采集过程中的光学模糊效应, $\mathbf{D}$ 表示原始图像在低分辨率相机CCD阵列上的下采样过程, $\mathbf{N}$ 表示图像采集过程中的高斯白噪声。

### 2.2 单帧图像超分辨率

单帧图像超分辨是指利用一帧低分辨率图像对原始高分辨率图像进行重建的一种方法,利用数学语言表达就是在已有低分辨率图像 $\mathbf{Y}$ 的基础上对原始高分辨率图像 $\mathbf{X}$ 的推测问题,进而可以将其表示为一个最大后验概率问题:

$$\mathbf{X} = \arg \max_{\mathbf{X}} \{ p(\mathbf{X} | \mathbf{Y}) \} \quad (2)$$

直接对这一最大后验概率问题进行求解往往较为困难,通常利用图像的退化模型,将其转化为如下误差最小化问题:

$$\mathbf{X} = \arg \min_{\mathbf{X}} \{ \|\mathbf{D}\mathbf{H}\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2^2 \} \quad (3)$$

转化为误差最小化问题后,单帧图像超分辨问题就可以通过迭代优化的方式进行求解,通常情况下多采用最速梯度下降法:首先利用双三次插值(bicubic interpolation)对原始低分辨率图像进行插值,得到初始高分辨率图像 $\mathbf{X}^0$ ;之后计算此刻的重建误差及其导数,利用下式对高分辨率图像进行修正:

$$\mathbf{X}^1 = \mathbf{X}^0 - \eta \mathbf{H}^T \mathbf{D}^T (\mathbf{D}\mathbf{H}\mathbf{X}^0 - \mathbf{Y}) \quad (4)$$

重新计算此时的重建误差及其导数,重复上一迭代修正过程直至达到收敛,此时得到的高分辨率图像即为最终的超分辨重建结果。

不同于多帧图像超分辨能够利用多次低分辨率观测,单帧图像超分辨的可用信息较少,问题的不适应性更加突出,为此人们将图像先验约束信息引入到式(3)中,得到了带有正则项的优化目标:

$$\mathbf{X} = \arg \min_{\mathbf{X}} \{ \|\mathbf{D}\mathbf{H}\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2^2 + \lambda R(\mathbf{X}) \} \quad (5)$$

其中, $\lambda$ 为正则系数,其值越大,正则项权重越高,问题的适应性越好,但重建图像也越模糊;相反,其值越小,正则项权重越

低,在增强问题适定性的同时能够避免图像细节信息的大量损失。一般情况下, $\lambda$ 通常取0.1。

### 2.3 马尔科夫随机场

马尔科夫随机场作为一种典型的无向图模型,建立在马尔科夫模型与贝叶斯理论基础,用来描述节点间的概率关系。在图像处理中,马尔科夫随机场常被用来描述局部图像块内像素间的相关关系,能够较好地表征局部图像的特性。

马尔科夫随机场模型图如图1所示。

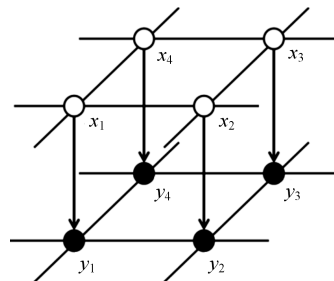


图1 马尔科夫随机场模型图

马尔科夫随机场是一种双层结构,在图像层 $\mathbf{y}$ 之外进一步引入了标记层 $\mathbf{x}$ 进行图像像素级别的标记,在图像分割、图像标记中表现出较好的性能。马尔科夫随机场的目标是对后验概率 $P(\mathbf{x} | \mathbf{y})$ 进行建模,根据建模方式的不同,又可以进一步分为判别马尔科夫随机场与生成马尔科夫随机场两类,其中生成马尔科夫随机场由于建模较为简洁,应用也更为广泛。

考虑到直接对后验概率 $P(\mathbf{x} | \mathbf{y})$ 进行建模通常较为困难,生成马尔科夫随机场将其转化为对先验模型 $P(\mathbf{x})$ 与条件似然模型 $P(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 分别建模。首先利用势函数对图像层 $\mathbf{x}$ 进行建模:

$$P(x_i | x_j, j \in \eta(i)) = \frac{1}{Z_i} \exp \left\{ \sum_{c \in C} V_c(x_i, x_{\eta(i)}) \right\} \quad (6)$$

其中, $x_i$ 表示位置 $i$ 的图像标记值, $\eta(i)$ 表示位置 $i$ 的邻域, $x_{\eta(i)}$ 为位置 $i$ 局部邻域的图像标记值, $c$ 为邻域系统中的簇, $C$ 为邻域系统簇的集合, $V_c$ 为势函数, $Z_i$ 为针对位置 $i$ 的归一化系数。

然后结合图像层 $\mathbf{y}$ ,利用混合高斯模型完成条件似然模型的建模:

$$P(y_i | x_i) = \sum_{m=1}^M \omega_m N(\mu_m, \sigma_m) \quad (7)$$

其中, $y_i$ 为图像层中位置 $i$ 对应的观测值, $x_i$ 为图像标记层中位置 $i$ 对应的标记值, $N(\mu_m, \sigma_m)$ 为混合高斯模型中第 $m$ 个服从均值为 $\mu_m$ 、标准差为 $\sigma_m$ 的高斯分布, $\omega_m$ 为混合高斯模型中第 $m$ 个高斯分布的权重, $M$ 是混合高斯模型中高斯分布的个数。

最后得到最终的后验概率模型:

$$P(x_i | y_i, x_j, j \in \eta(i)) = P(y_i | x_i) \cdot \frac{1}{Z_i} \exp \left\{ \sum_{c \in C} V_c(x_i, x_{\eta(i)}) \right\} \quad (8)$$

其中各参数的定义与前文相同。

## 3 基于马尔科夫随机场的单帧图像自适应超分辨重建算法

单帧图像超分辨作为一个不适宜问题,需要引入正则项以提高问题的适应性。正则项的选用对超分辨的效果有着重

要的影响。Tikhonov<sup>[10]</sup>是一种最先被应用到超分辨中的正则项,其实质是一个空域的拉普拉斯滤波器,表现为空域的高频滤波器,能够较好地抑制图像中的高频信息;后来,研究人员进一步将全变分(Total Variation, TV)滤波器<sup>[16]</sup>引入到超分辨中作为正则项,也取得了不错的重建效果,但 Tikhonov 与 TV 滤波器作为各向同性滤波器,不具有判别能力,在对噪声等高频信息进行抑制的同时,也抑制了边缘等高频信息,导致重建结果较为模糊。为了避免单帧图像超分辨过程中正则项对边缘等图像高频信息的抑制,克服重构结果的模糊效应,本文提出了一种基于马尔科夫随机场的自适应正则方法,实现了具有判别能力的自适应正则化,在保护边缘等高频信息的同时,有效抑制了噪声等信息,实现了更好的重构效果。

### 3.1 自适应正则约束

Tikhonov 以及 TV 等传统正则项采用了各向同性的滤波器结构,不具有判别能力,导致图像中的边缘、纹理等细节信息也被抑制。考虑到图像中边缘、纹理等细节在局部存在冗余,本文设计了一种具有判别能力的自适应正则约束,该算法能够判别局部邻域内的同质区域与异质区域,利用不同的权重分配实现了自适应的正则约束。

马尔科夫随机场具有较好的局部图像描述能力,配合模型中的标记层  $x$ ,能够较好地实现像素级别的图像标记。图像标记值越接近,表示像素属于同质区域的可能性越大,反之则越小。利用这一特性,设计如下自适应滤波器:

$$\bar{y}_i = y_i - \sum_{j \in \eta(i)} w_{ij} \times y_j \quad (9)$$

其中,  $w_{ij} = \frac{f(x_i, x_j)}{\sum_{j \in \eta(i)} f(x_i, x_j)}$  表示局部邻域内不同像元的自适应权重,  $f(x_i, x_j) = 1/|1/(1+e^{-x_i}) - 1/(1+e^{-x_j})|$  表示像元间异质性的测度。令  $g(x) = 1/(1+e^{-x})$  (sigmoid 函数),其是一个单调递增函数。当标记值  $x_i$  与  $x_j$  差异较大时,  $g(x_i)$  与  $g(x_j)$  的差值也越大,则  $f(x_i, x_j)$  较小,此时像元  $i$  与像元  $j$  为异质区域的可能性较大,因此减小像元  $j$  的权重;相反,当标记值  $x_i$  与  $x_j$  的差异较小时,  $f(x_i, x_j)$  较大,此时像元  $i$  与像元  $j$  为同质区域的可能性较大,因此增大像元  $j$  的权重。对于图像中较为平滑的区域,局部邻域内各像元的标记值差异不大,此时正则项表现为各向同性的滤波器结构,有效抑制了图像中的噪声;而对于图像中的边缘或纹理部分,由于局部区域内边缘、纹理结构具有冗余性,利用马尔科夫随机场对局部区域内的像元进行标记后,正则项能够自适应地调整滤波器结构,避免了异质区域的干扰,能够有效保护边缘、纹理等高频信息。

### 3.2 算法框架

整个算法的流程框架如图 2 所示。首先,对低分辨率图像  $Y$  进行双三次插值,得到初始化后的高分辨率图像  $X^0$ ;其次,利用马尔科夫随机场对  $X^0$  进行图像标记,并利用得到的标记图像  $x$  构造自适应正则项  $R(X)$ ;之后,利用图像退化模型对高分辨率图像  $X^0$  重新进行退化处理,得到重构误差项  $\|DHX - Y\|_2^2$ ;接着,利用最速梯度下降法对重构误差及正则项进行求导,并利用导数项对高分辨率图像  $X^0$  进行修正;重复上述过程,直至图像的修正量小于某一阈值时,认为迭代过程已经收敛,此时得到的高分辨率图像  $X^1$  即为最终的单帧图像超分辨结果。

### 算法 1 自适应正则约束算法

输入:低分辨率图像  $Y$ ,图像退化模型  $D$ ,上采样因子  $\gamma$

输出:超分辨重建图像  $X^1$

初始化:利用双三次差值对  $Y$  进行上采样,得到初始化后的高分辨率图像  $X^0$ ;初始化标记图像  $x^0$

Loop until  $\|X^1 - X^{l-1}\|_2^2 / \|X^{l-1}\|_2^2 < \epsilon$

    计算重建误差项  $\|DHX^{l-1} - Y\|_2^2$

    迭代更新标记图像,得到  $x^l$

    基于标记图像计算自适应正则项  $R(X^{l-1})$

    利用重建误差项与自适应正则项对重建图像进行修正更新,得到  $X^l$

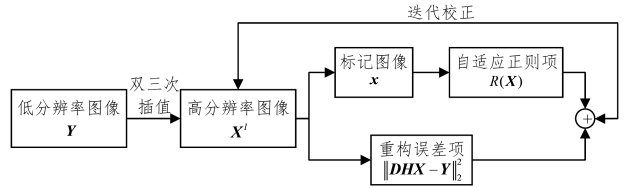


图 2 算法流程示意图

## 4 仿真结果与分析

为了说明本文所提算法的有效性,本节将 Tikhonov 正则化超分辨方法<sup>[10]</sup>、TV 正则化超分辨方法<sup>[16]</sup>、BTV 正则化超分辨方法<sup>[17]</sup>以及 MRF 正则化超分辨方法<sup>[18]</sup>以及边缘剖面正则化方法<sup>[19]</sup>作为对比算法,在 Set5 数据集上进行了大量的对比实验。

Set5 作为一个广泛使用的超分辨性能验证数据集,共包含 5 张彩色图像。实验利用原始图像作为高分辨率图像,利用 Matlab 自带的 imresize() 函数在 bicubic 模式下对图像进行缩放,得到不同缩放因子下的低分辨率图像,并将低分辨率图像作为输入,对比不同算法的超分辨性能。考虑到人眼对图像的照度更为敏感,本文参考了其他论文中的仿真设置,在对彩色图像进行超分辨重构时,将彩色图像的 RGB 通道转化到 YCbCr,并只在 Y 空间进行超分辨操作,CbCr 空间只利用 bicubic 上采样进行缩放。最后,将 YCbCr 空间重新转换回 RGB 空间进行展示。

为了量化对比不同算法超分辨结果的优劣,实验中将峰值信噪比(PSNR)与结构相似度(SSIM)作为评价指标,对超分辨重构的结果进行量化评估。

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{255^2}{MSE} \right)$$

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{ij} - O_{ij})^2$$

$$SSIM = \frac{(2\mu_X \mu_O + c_1)(2\sigma_X \sigma_O + c_2)}{(\mu_X^2 + \mu_O^2 + c_1)(\sigma_X^2 + \sigma_O^2 + c_2)}$$

$$c_1 = (0.01 \times 255)^2, c_2 = (0.03 \times 255)^2$$

其中,  $M, N$  分别表示图像的长和宽;  $X_{ij}, O_{ij}$  分别表示重建图像与原始图像中对应像元的强度值;  $\mu_X, \mu_O, \sigma_X, \sigma_O$  分别表示重建图像与原始图像的均值与标准差。PSNR 与 SSIM 作为超分辨图像质量评价的常用指标,其值越大,表示图像质量越高。

### 4.1 缩放因子

本节主要对不同缩放因子下单帧图像的超分辨性能进行对比分析,以说明本文所提算法在不同缩放因子下的性能优势。不同缩放因子下不同算法结果的 PSNR/SSIM 值如表 1 所列。

表1 不同缩放因子下各类算法的超分辨性能对比(PSNR/SSIM)

缩放因子	Tikhonov 正则化方法	TV 正则化方法	BTV 正则化方法	MRF 正则化方法	边缘剖面正则化方法	本文方法
2	34.33/0.933	34.69/0.938	34.77/0.942	34.62/0.946	34.75/0.944	<b>34.79/0.947</b>
3	31.15/0.872	31.14/0.877	31.18/0.880	31.03/0.877	31.17/0.881	<b>31.20/0.885</b>
4	29.12/0.813	29.12/0.817	29.14/0.819	29.07/0.815	29.16/0.819	<b>29.16/0.821</b>

描述图像质量的评价标准有多种,其中最重要的有两种:1)PSNR,其值越大,图像恢复得越逼真,一般 PSNR 小于 20 dB 是不太满意,取值 20~25 dB 是可以接受,取值 30~40 dB 是比较满意,大于 40 dB 是非常满意;2)SSIM,其值越接近 1,表面重建效果越好。综合图 3 和表 1,所有算法在缩放因子为 2 时的表现要优于缩放因子为 3 和 4 的状态;也表明图像

缩放后,图像失真越来越严重;本文提出的算法在各个缩放因子下的超分辨性能均超过其他对比算法,可见本文提出的基于马尔科夫随机场的自适应超分辨算法具有显著的优越性。另外通过图 3 可以看出,本文提出的自适应正则约束较好地保留了图像中的边缘等细节信息,图像整体更加清晰。



注:从左至右分别为原始图像、Tikhonov 超分辨结果、TV 超分辨结果、BTV 超分辨结果、MRF 超分辨结果、边缘剖面正则化方法以及本文方法超分辨结果

图3 缩放因子为4时各类算法的超分辨效果图

## 4.2 噪声强度

本节主要对不同噪声强度下的单帧图像超分辨性能进行对比分析。在利用 Matlab 进行图像缩放得到低分辨率图像

后,在图像中加入不同标准差( $\sigma=0,2,4$ )的高斯白噪声,以对比不同噪声强度下各种算法的超分辨重构性能。不同噪声强度下各算法结果的 PSNR/SSIM 值如表 2 所列。

表2 不同噪声强度下各类算法的超分辨性能对比(PSNR/SSIM)

缩放因子	Tikhonov 正则化方法	TV 正则化方法	BTV 正则化方法	MRF 正则化方法	边缘剖面正则化方法	本文方法
0	29.12/0.813	29.12/0.817	29.14/0.819	29.07/0.815	29.16/0.819	<b>29.16/0.821</b>
2	29.10/0.807	29.10/0.811	29.12/0.812	29.08/0.811	29.06/0.806	<b>29.14/0.815</b>
4	29.09/0.797	29.09/0.806	29.10/0.808	29.05/0.804	29.01/0.800	<b>29.13/0.810</b>

通过表 2 可以看出,随着噪声强度的增加,各类算法对应的 PSNR/SSIM 值逐渐减小,表明重建效果也越来越模糊。当然,在相同噪声条件下对比其他几种算法,本文提出的算法在不同噪声强度下的重构性能均达到最优,可见本文算法对噪声具有较好的鲁棒性,能够适应不同噪声强度下的单帧图像超分辨问题。

**结束语** 本文提出了一种基于马尔科夫随机场的单帧图像自适应超分辨算法,利用马尔科夫随机场得到的像元级别标记值构造了局部自适应正则项,实现了超分辨过程中对边缘、纹理等高频信息的保护。与其他正则化方法相比,本文方法显著提高了超分辨重构的性能,取得了更好的视觉效果。

## 参考文献

[1] CHANDRAN V,FOOKES C,LIN F,et al. Investigation into optical flow super-resolution for surveillance applications [C]// Proceedings of WVIC. 2005:73-78.  
[2] ZHANG L,ZHANG H,SHEN H,et al. A super-resolution reconstruction algorithm for surveillance images [J]. Signal Pro-

cessing,2010,90(3):848-859.  
[3] GREENSPAN H,OZ G,KIRYATI N,et al. Super-resolution in MRI [C]//Proceeding of ISBI. 2002:943-946.  
[4] SHI W,CABALLERO J,LEDIG C,et al. Cardiac image super-resolution with global correspondence using multiatlas patch-match [C]//Proceeding of MICCAI. 2013:9-16.  
[5] TRINH D,LUONG M,DIBOS F,et al. Novel example-based method for super-resolution and denoising of medical images [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2014,23(4):1882-1895.  
[6] FATTAL R. Image upsampling via imposed edge statistics [J]. ACM SIGGRAPH,2007,26(3):95.  
[7] SUN J,XU Z,SHUM H Y. Image super-resolution using gradient profile prior [C]//Proceeding of CVPR,2008:1-8.  
[8] SUN J,XU Z,SHUM H Y. Gradient profile prior and its applications in image super-resolution and enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2011,20(6):1529-1542.  
[9] NG M K,SHEN H,LAM E Y,et al. A total variation regularization based super-resolution reconstruction algorithm for digital

- video [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2007, 74585:1-16.
- [10] ZHANG X, LAM E Y, WU E X, et al. Application of Tikhonov regularization to super-resolution reconstruction of brain MRI image [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2008, 4987:51-56.
- [11] YUAN Q, ZHANG L, SHEN H. Multiframe super-resolution employing a spatially weighted total variation model [J]. *IEEE Transactions on Circuits System and Video Technology*, 2012, 22(3):379-392.
- [12] YANG C Y, YANG M H. Fast direct super-resolution by simple functions [C]// *Proceeding of ICCV*. 2013:561-568.
- [13] DONG C, CHEN C L, HE K, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(2):295-307.
- [14] 代坤鹏. 基于自相似性的自然图像超分辨重建[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [15] 徐煜明, 宋佳伟, 肖贤建. 基于亚像素块匹配和字典学习的超分辨率算法[J]. *计算机科学*, 2016, 43(8):304-308.
- [16] BABACAN S D, MOLINA R, KATSAGGELOS A K. Parameter estimation in tv image restoration using variational distribution approximation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(3):326-339.
- [17] FARSIU S, ROBINSON M D, ELAD M, et al. Fast and robust multi-frame superresolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(10):1327-1344.
- [18] HUMBLOT F, MOHAMMAD-DJAFARI A. Super-Resolution Using Hidden Markov Model and Bayesian Detection Estimation Framework [J]. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2006, 2006(1):1-16.
- [19] SUN J, SUN J, XU Z. Gradient profile prior and its applications in image super-resolution and enhancement [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(6):1529-1542.

(上接第 199 页)

## 5 思考与展望

本文利用同生矩阵、深度学习和模糊神经网络分析方法, 对于含有相干斑噪声 SAR 图像而言, 该方法具有优势。实验结果表明, 在对纹理丰富且特征邻域不同的图像进行区域分割、分类、检索方面, 该方法能得到较好的效果。结合由小波滤波灰度特征构成特征向量能量分布特征, 对先进性特征区域特征图像进行分割, 构造同生矩阵, 将深度神经网络与小波域变换图像检索相结合, 应用尺度图像进行纹理特征提取, 分割后根据分割区域进行精确纹理特征检索。同时, 采用新方法可以较好地抑制噪声, 在 SAR 图像处理中根据纹理特征的同生矩阵计算特征, 检索得到高效率的纹理特征, 精准输出相应的计算结果。由此得出结论, 为同时简化其计算过程, 在图像变化检测和图像检索等专门领域, 对大规模复杂性图像计算、存储、编码、传输等高分辨率的模糊聚类图像神经元计算模型应用中, 待进一步优化和改进, 尤其是对于 GPU/CPU 异构环境中的超级计算, 须简化其计算过程, 建立高效计算模型, 实现并行加速化。

**结束语** 针对图像的纹理特征元分类后进行目标检索, 同时将深度神经网络和模糊理论相结合, 根据图像纹理特征元特征值进行分类后进行目标检索, 以便于图像目标识别和分析。本文首先进行神经网络和深度学习, 利用纹理特征语义进行分析, 再构造同生矩阵, 综合各方面的优势进一步提升检索速度和效率, 对相干斑噪声图像的处理进行思考和探索。深度学习是图像目标识别和检索的新技术, 是图像高效处理和计算机视觉方法之一, 同时在人工智能和深度学习领域也有着广阔的发展空间和应用前景, 对大规模, 多样化图像识别, 处理和分析也是高效算法之一。

## 参考文献

- [1] ARSENAULT H H, APRIL L. Properties of Speckle Integrated with a Finite Aperture and Logarithmically Transformed [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1976, 66(11):1160-1163.
- [2] BARALDI A, PARMIGGIAN F. An Investigation of the Texture Characteristics Associated with Gray Level Co-occurrence Matrix Statistical Parameters [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33(2):293-303.
- [3] LIU F, JIAO L C, HOU B, et al. POL-SAR Image Classification Based on Wishart DBN and Local Spatial Information [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(6):3250-3308.
- [4] HARALICK R M. Statistical and Structural Approaches to Texture [J]. *Proceeding of IEEE*, 1975, 67(5):780-804.
- [5] XIE H, PIERCE L E, ULABY F T. SAR Speckle Reduction Using Wavelet Denoising and Markov Random Field Modeling [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(10):2196-2212.
- [6] LEE J S, POTTIER E. Polarimetric Radar Imaging. Unsupervised Amplitude and Texture Classification of SAR Images With Multinomial Latent Model [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 22(2):561-572.
- [7] GAN L, WU Y, WANG F, et al. Unsupervised SAR Image Segmentation Based on Triplet Markov Fields with Graph Cuts [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(4):853-857.
- [8] YU P, QIN A K, CLAUSI D A. Unsupervised Polarimetric SAR Image Segmentation and Classification Using Region Growing With Edge Penalty [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(4):1302-1317.
- [9] GHOSH S, BISWAS D, BISWAS S, et al. Soil Classification From Large Imagery Databases Using a Neuro-Fuzzy Classifier [J]. *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2016, 39(4):333-343.
- [10] WONG W C, CHO S Y, QUEK C. R-POPTVR: A Novel Reinforcement-Based POPTVR Fuzzy Neural Network for Pattern Classification [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, 20(11):1740-1755.
- [11] 吴恩达. *Machine Learning Yearning* [M]// 斯坦福大学讲义. 2017:130-190.
- [12] 焦李成. *深度学习、优化与识别* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2017:241-300.
- [13] METCHELL T M. *Deep learning 机器学习* [M]. 曹华军, 等译. :125-139.