

文章编号 1004-924X(2015)增-0723-08

三级训练 BP 神经网络遥感图像超分辨重建

朱福珍^{1,2*}, 王晓飞², 丁 群², 何宏昌²

- (1. 黑龙江大学 电子工程学院 电子科学与技术博士后流动站, 黑龙江 哈尔滨 150080;
2. 黑龙江大学 电子工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 为了进一步提高遥感图像超分辨效果, 降低超分辨重建时间, 建立了一种三级训练 BP 神经网络 (BP Neural Network, BPNN) 超分辨重建方法, 重点研究了网络训练样本的图像获取、输入输出样本的图像筛选、网络结构及训练算法的设计等。建立遥感图像退化模型, 采用亚像素位移欠采样的方法获取网络训练样本; 然后以方差比较法筛选出各级网络训练的输入/输出样本图像; 最后, 采用 3 组超分辨映射模式的遥感图像分别作为同一结构 BPNN 的输入/输出训练样本图像, 连续进行 3 个周期的训练和学习, 从而使图像尺寸映射模式和空间分辨率依次提高 3 次。仿真和泛化实验表明, 三级训练 BPNN 较其他常见超分辨算法的峰值信噪比最高提高了 6 dB 左右, 超分辨重建图像细节更丰富, 重建时间大大降低, 更适合遥感图像的实际应用。

关键词: 三级训练 BP 神经网络; 遥感图像; 图像重建; 超分辨率

中图分类号: TP183; TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152313.0723

Super-resolution reconstruction of remote images based on three level training BP neural network

ZHU Fu-zhen^{1,2*}, WANG Xiao-fei², DING Qun², HE Hong-chang²

- (1. Post-Doctoral Research Station of Electronic Science and Technology, College of Electronic Engineering, Heilongjiang University, Harbin 150080, China;
 2. College of Electronic Engineering, Heilongjiang University, Harbin 150080, China)
- * Corresponding author, E-mail: zhufuzhen@hlju.edu.cn

Abstract: To further improve the effect of the super-resolution reconstruction (SRR) of remote sensing images and reduce its time-consuming, a three level training BP Neural Network (BPNN) was established. The research was focused on the acquisition of training samples, selections of input-output training samples, and the design of BPNN structure and training algorithm. A remote sensing image degradation model was set up. Then, training sample images were got by undersampled and subpixel-shifted method. The input-output training sample images were selected by variance comparison. Finally, three groups remote sensing images with different super-resolution mapping modes were used as the input-output training samples for the same BPNN. The net was continuously trained and learned

收稿日期: 2015-06-12; **修订日期:** 2015-06-20.

基金项目: 黑龙江省教育厅科学技术研究项目 (No. 12531490); 黑龙江大学青年科学基金资助项目 (No. QL201209); 黑龙江大学电子科学与技术博士后流动站资助项目; 国家自然科学基金资助项目 (No. 61201399); 国家科技支撑计划资助项目 (No. 2014BAC16B00)

three cycles, and image size and spatial resolution were improved three times. Experimental results indicate that the three level training BPNN for the SRR of remote sensing image can obtain better SRR effect and higher spatial resolution in the process of fitting remote sensing image SRR mapping, and the Peak Signal to Noise Ratio(PSNR) is improved about 6 dB than that of other ordinary super-resolution algorithm. For preserving more image details and reducing reconstructing time, it is more suitable for practical applications of remote sensing images.

Key words: three level training BP neural network; remote sensing image, image reconstruction; super-resolution

1 引言

遥感图像在各领域的应用越来越广泛,对其分辨率的要求也越来越高。然而,得到分辨率满足实际要求的遥感图像并非易事,其受遥感成像系统传感器阵列密度、外界环境条件等多种因素的制约。图像超分辨率重建(Super-Resolution Reconstruction, SRR)技术^[1-2]可以突破成像系统硬件的限制,以软件处理方法恢复成像过程中损失的高频信息,达到提高图像分辨率的目的。它是一种快速、低成本的提高图像分辨率的技术。

1984年, Tsai 和 Huang^[3]首次提出超分辨率重建的概念,并给出一种基于频域逼近的图像超分辨重建方法。此后超分辨技术主要围绕基于重构和基于学习两大类展开研究。基于重构的超分辨方法用于重建的有用信息都来自于输入的低分辨率图像(Low Resolution Images, LRIs)及先验信息^[4-7],具有包含运动模型广泛、可附加多种先验信息、超分辨效果明显等优点。但随着分辨率提高倍数的增加(如4倍以上),LRIs所提供的信息将是冗余信息,此时增加LRIs数量并不能产生新的细节信息,这极大地影响了图像超分辨的实际应用。因此,基于学习的图像超分辨重建方法应运而生,其基本思想^[8-14]是选定一组HRI(High Resolution Images)和LRIs作为训练图像集,利用一种学习模型对训练图像集进行训练和学习,获取LRIs和HRI之间的先验关系,并以这种关系为指导重建HRI中损失的细节信息。神经网络是一种典型的学习模型,神经网络超分辨重建已成为近年来超分辨研究的热点^[15-18]。

本文利用误差反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)的高度非

线性映射能力,建立了多级训练BPNN图像超分辨重建方法,对前期建立的单级训练BPNN超分辨重建方法^[19-20]进行了改进和创新。

2 遥感图像超分辨重建退化模型

建立理想HRI和实际观测LRIs间关系的遥感图像成像系统模型是获取高质量超分辨重建图像的基础和依据。影响遥感图像质量的主要因素有两方面:(1)遥感成像传感器的类型,它决定了遥感图像的分辨率和细节;(2)离焦、噪声和大气湍流等环境因素,它们会影响遥感图像的清晰程度。为了便于计算机处理,假设遥感成像系统是线性移不变的,其成像过程可以模型化为点扩散函数的卷积和加性噪声的引入过程,观测模型如图1所示。第 k 帧低分辨率图像 g_k 与理想高分辨率图像 f 的观测模型可以表示为:

$$g_k = \mathbf{D}_k \mathbf{B}_k \mathbf{M}_k f + n_k \quad k = 1, 2, \dots, p, \quad (2)$$

其中: n_k 为噪声, \mathbf{M}_k 、 \mathbf{B}_k 、 \mathbf{D}_k 分别为总体变形、光学模糊和下采样矩阵的表达式,总体变形矩阵 \mathbf{M}_k 可看作遥感图像的平移、缩放、旋转、仿射、扭曲以及更高次基本变形的综合作用结果。原图像 f 经过该退化模型的作用即可得到一个LRIs序列 g_1, g_2, \dots, g_k ,将其作为BPNN的输入样本图像,原图像 f 作为输出样本图像即构成网络训练的样本图像。

3 三级训练BPNN超分辨重建

本文提出一种三级训练BPNN图像超分辨方法,用3组不同分辨率的图像分别作为同一结构BPNN的输入和输出训练样本图像,连续训练3次,图像分辨率也连续提高3次。BPNN学会了这种训练模式的分辨率扩展,可直接用来实现

与本文有着一致退化模型的其它 LRIs 的超分辨率重建。

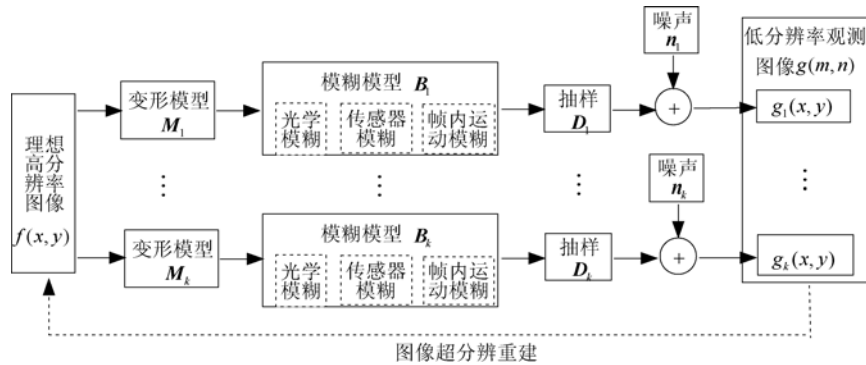


图 1 遥感图像退化模型

Fig. 1 Degradation model of remote sensing image

3.1 三级训练 BPNN 学习样本的获取

三级训练 BPNN 学习样本的获取过程如下：任取一帧 HRI 为输出样本图像，对该 HRI 进行欠采样和亚像素位移 (Undersampled and Subpixel-Shifted, USS) 操作，同时附加均值为 0、方差为 0.001 的高斯噪声，得到一个 LRIs 序列。USS 过程如图 2 所示：HRI 每 2 pixel × 2 pixel (左图) 对应着 LRI 中的一个像素 (右图)，黑点代表着 USS 图像序列的初始位置，圆圈代表着将该区域像素的平均值赋给第 1 帧 LRI 的第一个像素。同理，其他颜色圆圈覆盖的像素分别代表第 2, 3, 4 帧 LRI 的第一个像素的来源。该方法可得到具有亚像素位移关系、且初始相位不同的 LRIs，所以它们相似但不相同，更适合进行图像超分辨率重建。

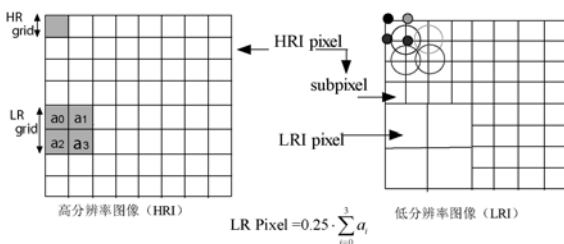


图 2 由 HRI 生成 4 帧 LRIs 的 USS 过程

Fig. 2 USS process of 4 frames LRIs generated from 1 frame HRI

实验中将尺寸为 512 × 512 的 HRI 首先进行高斯模糊，然后在行和列方向按图 2 进行 USS，得到 4 帧 256 × 256 的 LRIs 序列，继续对这 4 帧

LRIs 按照上述退化模型进行降质操作，分别得到 16 帧 128 × 128 的 LRIs 序列、64 帧 64 × 64 的 LRIs 序列和 256 帧 32 × 32 的 LRIs 序列，从而为多级训练 BPNN 提供了充裕的、具有不同尺寸和空间分辨率的训练样本图像。

3.2 三级训练 BPNN 样本图像的筛选

样本图像质量直接影响着 BPNN 的训练效果及泛化性能。由 3.1 节可得到充裕的、可供选择的网络训练样本图像，从中筛选出质量较好的、具有代表性的图像作为 BPNN 的各级输入/输出样本图像是十分必要的。本文采用“方差比较法”进行各级训练样本图像的筛选。已有文献证明^[2]：大多数 LRIs 包含的区域大致相同，因此其方差也大致相同，如果 LRIs 序列中出现了方差值与其均值相差较大的图像，则该图像退化比较严重，其对重建高分辨率图像非但没有贡献，还将严重影响重建图像效果。“方差比较法”正是基于这一思想，即通过比较具有相同分辨率等级的多帧 LRIs 的方差，选择最接近其均值的 4 帧 LRIs/1 帧 HRI 作为各级网络的输入/输出训练样本图像。第 k 帧 LRI $f_k(i, j)$ 的方差 σ_k^2 定义为：

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (f_k(i, j) - \mu_k)^2, \quad (3)$$

其中： $\mu_k = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f_k(i, j)$ 代表 $f_k(i, j)$ 的均值，M、N 分别为图像的行数和列数。

三级训练 BPNN 的整个训练过程如下：按训练样本图像分辨率递增的顺序分别定义为第一、二、三级训练，不妨简化为 NN1、NN2 和 NN3。

对各级训练样本图像进行“方差比较法”筛选,计算这 4 组图像的方差,从 256 帧 32×32 的图像中选出 4 帧,从 64 帧 64×64 的图像中选出 1 帧,分别作为 NN1 的输入、输出训练样本图像。依此类推,分别从 64 帧 64×64 的图像中选出 4 帧,从 16

帧 128×128 的图像中选出 1 帧,作为 NN2 的输入、输出训练样本图像;从 16 帧 128×128 的图像中选出 4 帧,从 4 帧 256×256 的图像中选出 1 帧,分别作为 NN3 的输入、输出训练样本图像。4 组方差统计结果如图 3 所示。

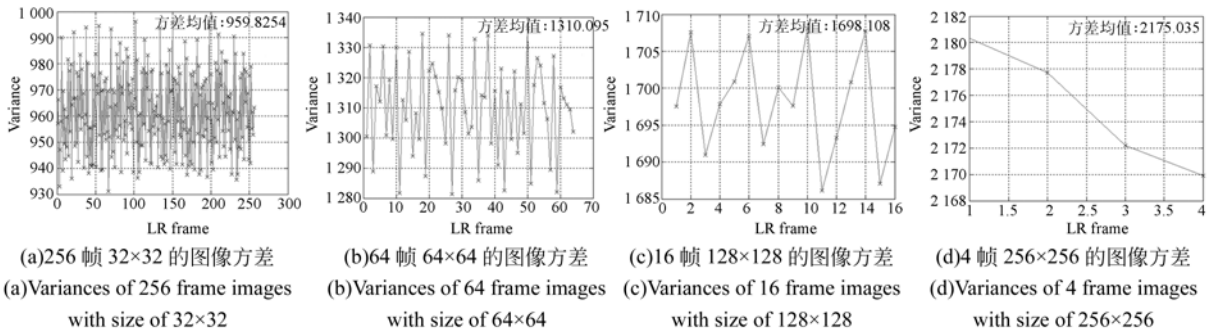


图 3 训练样本图像的方差统计结果 (σ_k^2)

Fig. 3 Variance statistical results of training sample images (σ_k^2)

由图 3 的 4 组图像方差统计结果知,NN1 应选择图(a)中的第 5、29、42、88 帧大小为 32×32 的图像为输入样本图像,图(b)中第 24 帧大小为 64×64 的图像为输出样本图像;NN2 选择图(b)中的第 24、48、62、63 帧大小为 64×64 的图像为输入样本图像,图(c)中的第 4 帧大小为 128×128 的图像为输出样本图像;同理,NN3 选择图(c)中的第 1、4、8、9 帧大小为 128×128 的图像为输入样本图像,图(d)中的第 2 帧大小为 256×256 的图像为输出样本图像,这样就完成了多级训练 BPNN 输入、输出样本图像的筛选。

映射方式相同,采用 $2 \times 2 \rightarrow 4 \times 4$ 的向量映射方式,输入层和输出层的节点数均为 16,隐层节点数采用置初值的逐步增长法,最终确定为 20。

4 三级训练 BPNN 结构与 设计

4.1 三级训练 BPNN 结构

三级训练 BPNN 结构如图 4 所示,其中, $X1, X2, X3, X4 \leftrightarrow Y$ 、 $P1, P2, P3, P4 \leftrightarrow T$ 、 $J1, J2, J3, J4 \leftrightarrow K$ 分别代表网络三级训练中的输入/输出样本图像,第一个下标 $1 \sim b, 1 \sim c$ 和 $1 \sim d$ 代表网络第一、二、三级训练中样本图像对应的分块次序,也就是构成网络向量映射的顺序,第一级训练中 $b=1024$,第二级训练中 $c=4096$,第三级训练中 $d=16384$;第二个下标代表分块后小图像中像素的排列次序。三级训练 BPNN 仍采用一个隐含层,且与文献[19]的单级训练 BPNN 分块

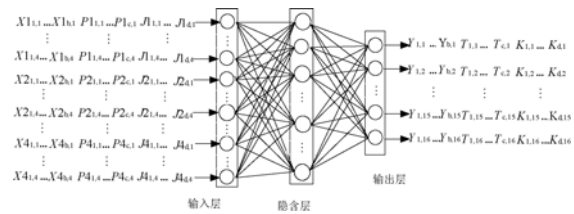


图 4 三级训练 BP 神经网络结构图

Fig. 4 Structure of BPNN for three level training

4.2 三级训练 BPNN 算法流程

三级训练 BPNN 算法流程如图 5 所示,步骤如下:

Step1: 获取网络训练样本图像。由 1 帧高分辨率参考图像连续进行 4 次 USS 退化操作,生成分别含有 128 帧、64 帧、16 帧、4 帧的 4 组不同分辨率退化图像(具体参见 3.1 节),然后以“方差比较法”进行各级训练样本图像的筛选,详见 3.2 节。每级训练都筛选出 4 帧 LRIs 作为输入样本图像,1 帧 HRI 作为输出样本图像。

Step2: 网络训练映射向量的构造。与单级训练 BPNN 的输入输出样本图像构造方法相同^[19],仍按照 $2 \times 2 \rightarrow 4 \times 4$ 的分块方法构造多级训练 BPNN 输入/输出向量对,依次呈现给 BPNN 的

训练样本,其数量依次为 1 024、4 096 和 16 384。因此,整个三级训练网络的训练样本数量为: $1\ 024+4\ 096+16\ 384=21\ 504$ 。

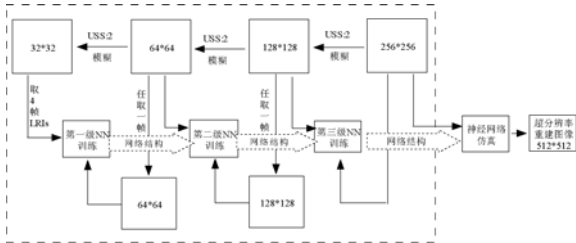


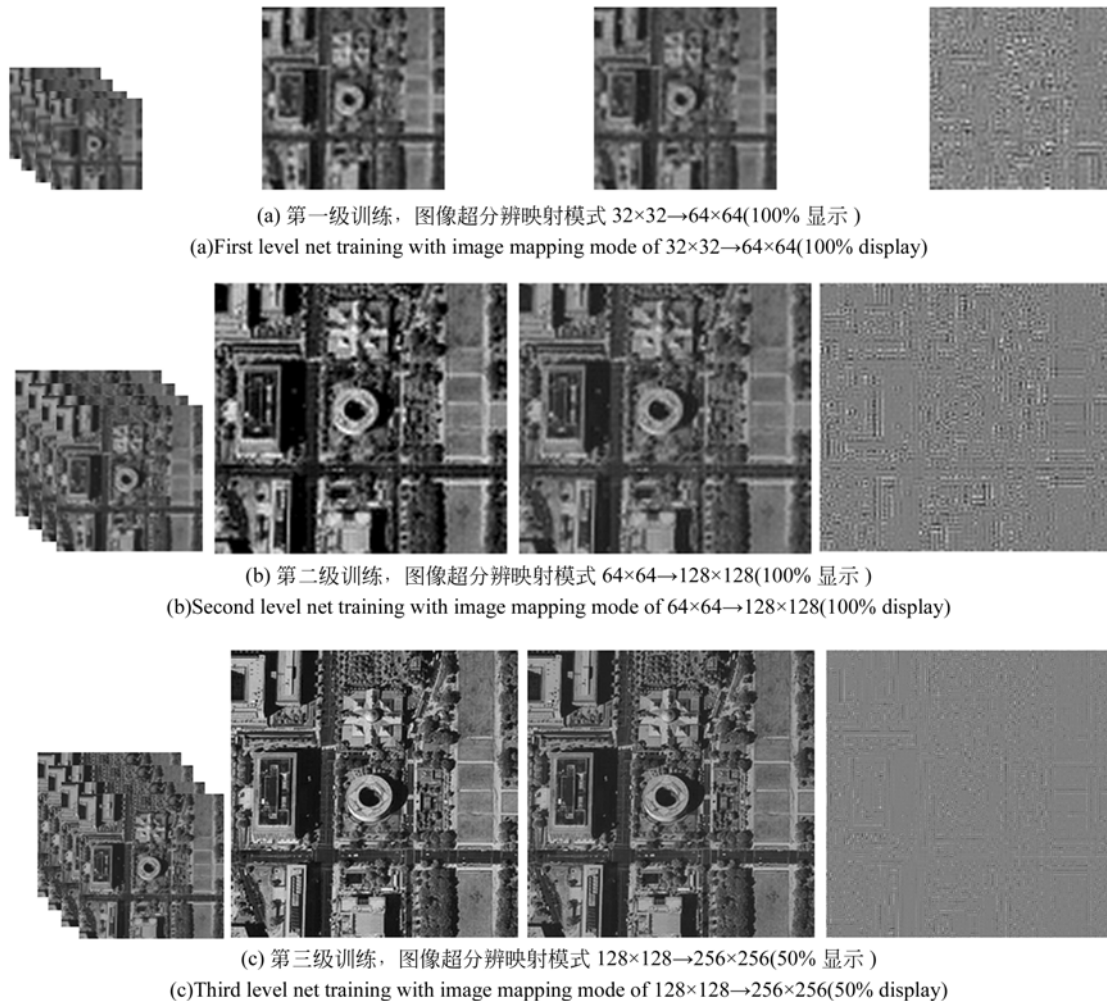
图 5 三级训练 BPNN 算法流程框图

Fig. 5 Flow chart of BPNN algorithm for three level training

Step3:网络训练。网络训练结构如图 5 所示,隐层和输出层的激励函数分别选为 Sigmoid

函数和分段线性函数,权值初始化为(-0.01, 0.01)之间的随机数,以 SCG 算法作为网络权值误差函数的调整规则。由于各级网络训练样本数量不同,能够收敛的均方误差(MSE)也有所不同,在权衡收敛时间、收敛精度和重建效果之后,将三级训练 BPNN 的 NN1、NN2 和 NN3 的收敛误差分别确定为 0.001、0.002 和 0.0003。

概括来讲,多级训练 BPNN 就是通过分辨率逐级提高的训练样本对同一结构的 BPNN 连续训练 3 次,以充分获取重建 HRI 所必须的信息。NN1 训练好后的网络结构和权值传递给 NN2, NN2 训练好后的网络结构和权值传又递给 NN3,该 BPNN 经过连续三级的训练和学习,学会了这种分辨率的扩展模式,可以将频率从某一分辨率扩展到更高分辨率。



(a) 第一级训练, 图像超分辨映射模式 $32 \times 32 \rightarrow 64 \times 64$ (100% 显示)

(a) First level net training with image mapping mode of $32 \times 32 \rightarrow 64 \times 64$ (100% display)

(b) 第二级训练, 图像超分辨映射模式 $64 \times 64 \rightarrow 128 \times 128$ (100% 显示)

(b) Second level net training with image mapping mode of $64 \times 64 \rightarrow 128 \times 128$ (100% display)

(c) 第三级训练, 图像超分辨映射模式 $128 \times 128 \rightarrow 256 \times 256$ (50% 显示)

(c) Third level net training with image mapping mode of $128 \times 128 \rightarrow 256 \times 256$ (50% display)

图 6 三级训练 BP 神经网络实验结果

Fig. 6 Results of three-step-training BPNN algorithm

4.3 网络仿真实验结果

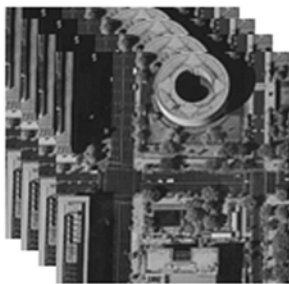
以 Matlab 为网络训练仿真平台,网络共训练 2949 Epoches,耗时 1 308.921 9 s,收敛到 MSE 0.0003,训练成功的网络以网络连接权值的形式保存下来,可直接用来实现与本文有着相似退化模型的其他 LRIs 的超分辨重建问题,而不用再次学习和训练。仿真实验结果如图 6 所示,其中,从左到右的子图依次为网络输入训练样本图像、网络期望输出训练样本图像、网络实际输出图像、网络实际输出与期望输出图像间的误差图像。

对实验结果进行分析:视觉效果上看,①每级训练的网络输出结果图像与输入样本图像相比,图像尺寸增大 4 倍,细节信息明显增加,对比度和清晰度改善显著,这说明训练好的网络具有图像超分辨功能;②各级网络训练的结果误差图像随着训练级数的增加逐级平滑,说明网络超分辨结

果图像更加逼近输出训练样本图像,网络训练更加充分,拟合逼近能力逐级提高。

4.4 网络的泛化性实验

神经网络的泛化性是评价网络性能的一项重要指标,关系到网络是否能应用于实际。具体实验时,模拟遥感图像退化过程对单帧遥感图像进行 USS 操作,得到满足网络重建要求数量的 4 帧 LRIs,共同输入到训练好的 BPNN,网络输出结果图像即为三级训练 BPNN 超分辨重建图像。同时,将三级训练 BPNN 超分辨方法与常规的多帧频域超分辨、空域 POCS 和 MAP 超分辨、单级训练 BPNN 超分辨方法进行对比,实验结果如图 7 所示,同时对得到的不同超分辨结果图像与原参考图像进行峰值信噪比 (PSNR) 的计算和统计,如表 1 所示。



(a) 输入三级训练 BPNN 的 4 帧 LRIs
(a) 4 frames LRIs of three level training BPNN



(b) 三级训练 BPNN 超分辨重建结果
(b) Results of SRR for three level training BPNN



(c) 空域 POCS 超分辨重建结果
(c) Results of POCS SRR in space domain



(d) 空域 MAP 超分辨重建的结果
(d) Results of MAP SRR in space domain

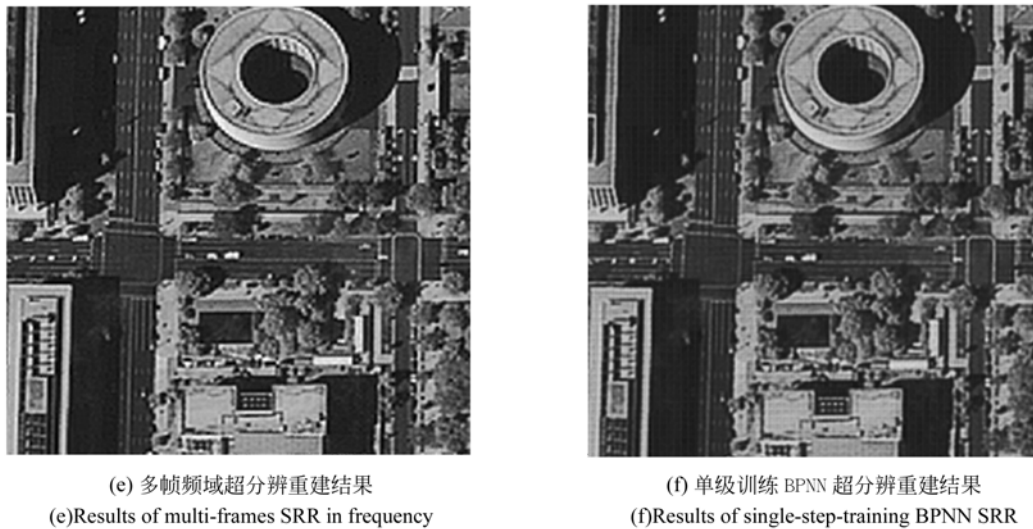


图 7 三级训练 BPNN 的遥感图像超分辨重建泛化实验

Fig. 7 Generation experiments of super-resolution reconstruction for remote sensing images with three level training BPNN

表 1 不同算法下超分辨重建结果 PSNR 的统计

Tab. 1 PSNR of superresolution images with different algorithms

遥感图像超分辨率方法	PSNR/dB	重建时间/s
多帧频域超分辨	26.857 9	45.65
空域 MAP 超分辨	28.532 1	89.19
空域 POCS 超分辨	30.292 1	68.33
单级训练 NN 超分辨	29.680 1	0.28
三级训练 NN 超分辨	32.108 2	0.25

图 7 泛化实验结果及表 1 对不同超分辨结果 PSNR 的统计数据表明:所有超分辨算法结果图像相对于低分辨率子图(a),视觉效果都有所改善,但比较起来,三级训练 BPNN 的超分辨重建效果最好,单级训练 BPNN 的视觉效果介于空域 MAP 超分辨和 POCS 超分辨之间。

5 结 论

本文提出了一种三级训练 BPNN 的遥感图

像超分辨重建方法,采用 3 种超分辨映射模式的遥感图像依次作为同一结构 BPNN 的输入/输出训练样本图像,连续进行 3 个周期的训练和学习,从而使图像尺寸放大倍数和空间分辨率依次提高。具体为前一级训练好的网络结构和权值作为下一级网络训练的基础,最终设计的多级训练 BPNN 连接权值数量为 640,3 种不同分辨率的样本图像构成的网络训练样本数量达到 21 504,是网络连接权值数量的 33.6 倍。高维的网络连接权值和充裕的训练样本使网络具有充分训练和稳定的泛化性能;随着训练级数的增加,网络可收敛到的训练误差逐级减小,网络性能得以逐级提高。仿真实验和泛化实验结果表明,与前期的单级训练 BPNN 超分辨方法相比,三级训练 BPNN 在分辨率逐级提高的训练中学到了更多拟合遥感图像超分辨映射关系的信息,超分辨图像质量提高了 3 dB,与其他常见超分辨算法相比,PSNR 最高大约提高 6 dB,超分辨时间大大降低,更适合遥感图像的实际应用。

参考文献:

- [1] 邓承志,田伟,汪胜前,等. 近似稀疏正则化的红外图像超分辨率重建[J]. 光学 精密工程,2014,22(6):1648-1654.
DENG CH ZH, TIAN W, WANG SH Q, et al. Super-resolution reconstruction of approximate sparsity regularized infrared images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014,22(6):1648-1654. (in Chinese)
- [2] LI X L, HU Y T, GAO X B. A multi-frame image super-resolution method [J]. *Signal Processing*, 2010, 90(2): 405-414.
- [3] TSAI R Y, HUANG T S. Multipleframe image restoration and registration[J]. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1984, 1: 317-339.

- [4] PATANAVIJIT V. A Leclerc Bayesian approach for video reconstruction based on a robust iterative SRR and a general observation model [C]. 2010 *International Symposium on Communications and Information Technologies*, 2010, 856-861.
- [5] 龚卫国,潘飞宇,李进明. 用双层重建法实现单幅图像的超分辨率重建[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(3):720-729.
GONG W G, PAN F Y, LI J M. Single-image super-resolution reconstruction via double layer reconstructing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(3): 720-729. (in Chinese)
- [6] 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.
- [7] ZHANG L P, ZHANG H Y, SHEN H F, *et al.*. A super-resolution reconstruction algorithm for surveillance images[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(3):848-859.
- [8] SONG H H, HUANG B, LIU Q S, *et al.*. Improving the spatial resolution of landsat TM/ETM+ through fusion with SPOT5 images via learning-based super-resolution[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(3): 1195-1204.
- [9] GUO K, YANG X, LIN W, *et al.*. Learning-based super-resolution method with a combining of both global and local constraints[J]. *The Institution of Engineering and Technology Image Processing*, 2012, 6(4):337-344.
- [10] YU J F, GAO X B, TAO D C, *et al.*. A Unified learning framework for single image super-resolution[J]. *IEEE Transactions on Neural Network and Learning Systems*, 2014, 25(4): 780-792.
- [11] XIE Q L, CHEN H, CAO H M. Improved example-based single-image super-resolution[J]. *Third International Congress on Image and Signal Processing*, 2010, 3: 1204-1207.
- [12] DANG C, AGHAGOLZADEH M, RADHA H. Image super-resolution via local self-learning manifold approximation[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(10): 1245-1249.
- [13] YANG M C, WANG Y C. Self-learning approach to single image super-resolution[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2013, 15(3):498-508.
- [14] HE C, LIU L Z, XU L Y, *et al.*. Learning based compressed sensing for SAR image super-resolution [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(4): 1272-1281.
- [15] SU Y F, FOODY G M, MUAD A M, *et al.*. Combining Hopfield neural network and contouring methods to enhance super-resolution mapping [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(5SD): 1403-1417.
- [16] LI X D, YUN D, FENG L, *et al.*. Superresolution mapping of remotely sensed image based on Hopfield neural network with anisotropic spatial dependence model[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letter*, 2014, 11(7):1265-1269.
- [17] YU J F, GAO X B, TAO D C, *et al.*. A unified learning framework for single image super-resolution [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2014, 25(4): 780-792.
- [18] 朱福珍,李金宗,朱兵,等. 基于径向基函数神经网络的超分辨率图像重建[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(6):1444-1451.
ZHU F ZH, LI J Z, ZHU B, *et al.*. Super-resolution image reconstruction based on RBF neural network[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(6): 1444-1451. (in Chinese)
- [19] 朱福珍,朱兵,李培华,等. 图像超分辨 BP 神经网络的改进[J]. *系统工程与电子技术*, 2014, 36(6): 1215-1219.
ZHU F ZH, ZHU B, LI P H, *et al.*. Improvement of BP neural network for image super-resolution [J]. *System Engineering and Electronics*, 2014, 36(6):1215-1219.
- [20] 朱福珍,李金宗,李冬冬. 基于 BP 神经网络的超分辨率图像重建[J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(7):1746-1749.
ZHU F ZH, LI J Z, LI D D. Reconstruction of super-resolution image based on BP neural network [J]. *System Engineering and Electronics*, 2009, 31(7):1746-1749.

作者简介:



朱福珍(1978—),女,黑龙江佳木斯人,博士,讲师,2011年于哈尔滨工业大学信息与通信工程学院获得博士学位,主要从事数字图像处理,图像超分辨率重建,神经网络、压缩感知等方面的研究。Email: zhufuzhen@hlju.edu.cn