

分布式红外阵列相机的超分辨图像重建研究

谢一博^{1,2*}, 徐乃涛¹, 周顺¹, 姚斯齐¹, 余自然³, 程进^{1,2}, 刘卫国^{1**}¹西安工业大学光电工程学院, 陕西 西安 710021;²无锡微视传感科技有限公司, 江苏 无锡 214101;³无锡翼盟电子科技有限公司, 江苏 无锡 214101

摘要 为了解决医疗领域中红外图像分辨率低的问题,搭建了一种结构简单、实时性高的分布式阵列红外成像系统,通过图像算法处理来提高红外图像的分辨率。利用分布式阵列成像系统得到4幅具有像素级位移的图像,以一幅图像为基准,对其余图像进行图像配准;再采用凸集投影算法进行图像重构,获得一幅较高分辨率的红外图像;最后采用生成对抗神经网络重建方法获得红外超分辨率图像。实验结果表明:所搭建的分布式阵列相机的红外成像系统可实现实时超分辨率图像重建,可使红外图像分辨率从 400×300 提升至 3200×2400 (分辨率提高了8倍);与原图像相比,超分辨率重建后的图像均值提升了1.86%,标准差提升了8.67%,熵值基本不变。所提图像处理算法实现了对红外图像的超分辨率重建,能够满足医疗领域中的红外超分辨率图像的应用需求。

关键词 红外成像; 分布式; 图像重构; 超分辨率

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1611004

Super-Resolution Image Reconstruction of Distributed Infrared Array Camera

Xie Yibo^{1,2*}, Xu Naitao¹, Zhou Shun¹, Yao Siqi¹, Yu Ziran³, Cheng Jin^{1,2}, Liu Weiguo^{1**}¹School of Photoelectric Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, Shaanxi, China;²Wuxi V-Sensor Technology Co., Ltd., Wuxi 214101, Jiangsu, China;³Wuxi Yimeng Electronic Technology Co., Ltd., Wuxi 214101, Jiangsu, China

Abstract To address the low resolution problem of infrared images in the medical field, we build a distributed array-based infrared imaging system with a simple structure and a real-time performance that achieved an improved image resolution using image algorithm processing. The proposed system is used to obtain four images with pixel-level displacement. One of the images is used as a benchmark, and the other three images are registered. Then, the projection of convex set algorithm is used to reconstruct the images and obtain a high-resolution infrared image. Finally, the reconstruction method of a generative admissible neural network is employed to obtain the infrared super-resolution image. Experimental results show that the infrared imaging system with a distributed array camera can realize real-time super-resolution image reconstruction, and the infrared image resolution can be improved from 400×300 to 3200×2400 (an eightfold increment). Compared with the original image, the mean and standard deviation of the super-resolution reconstructed image increase by 1.86% and 8.67%, while the entropy value remains basically unchanged. The proposed image processing algorithm realizes the super-resolution reconstruction for infrared images, which meets the application requirements of infrared super-resolution imaging in the medical field.

Key words infrared imaging; distributed; image reconstruction; super-resolution

1 引言

长期以来,红外成像技术在军事、工业、医疗等各个领域都有广泛的应用,尤其在医疗领域中,生病时的

人体热像与正常生理状态下的人体热像相比是有差别的^[1],因此高分辨率的红外图像能够帮助医生对病情进行准确判断,使得疾病诊断的准确率得到进一步提高,给社会带来更大的效益。当前市面热成像成品种

收稿日期: 2021-07-26; 修回日期: 2021-08-10; 录用日期: 2021-08-17

通信作者: *13319215096@163.com; **wgliu@163.com

种类繁多,其中美国 FLIR 公司的产品性能尤为突出,该公司产品中像素最高的热成像仪型号为 T1010^[2],分辨率仅为 1024×768 ,且价格昂贵,故市场对低成本、高分辨的红外成像系统翘首以盼。本文提出一种成本低廉、结构简单的基于 2×2 分布式的高分辨红外成像系统,通过超分辨率图像算法,实现人体热分布的图像质量提升。

目前常用的超分辨率图像重建算法按照技术原理分类为图像插值算法^[3]、最大后验概率(MAP)算法^[4]、迭代反投影(IBM)算法^[4]、凸集投影(POCS)算法^[5]及基于神经网络的重建技术^[6]等。其中凸集投影算法具有运算速度快以及先验信息包含能力强大的优点。而在各种神经网络中,生成对抗网络(SRGAN)存在两个不同的网络模型,训练方式采用的是对抗训练方式,通过不断迭代的方式不断优化图像,进而提高图像的质量。所以本文采用 POCS 与 SRGAN 相融合的方式作为超分辨率图像的处理算法,先采用 POCS 算法将 2×2 阵列相机的 4 幅分辨率为 400×300 的图像融合,得到单幅分辨率为 800×600 的图像,再采用 SRGAN 作为超分辨率重建算法,使红外图像的分辨率从 800×600 提升至 3200×2400 ,解决了医疗领域中红外图像分辨率较低的问题。

2 分布式阵列相机硬件平台搭建

为获取多幅具有像素级偏差的图像,搭建一个具有 2×2 网格格式阵列相机的红外成像系统。多个相机采用同步触发拍摄的模式获取相同方向视场的图像,得到某一时刻由于相机空间位置偏差导致像素位置偏差的一组阵列图像。该系统结构简单、实时性高、性价比高。

根据分布孔径的多个子孔径等效为一个更大孔径的设计思想,将红外相机按照分布孔径结构紧密排列组合在一起,最终设计出分布式^[7]阵列红外成像系统,其实物图如图 1 所示。4 台红外相机分别通过千兆网线与交换机进行连接,可实现数据的同步传输;交换机与计算机网口连接,可通过上位机软件实现 4 台红外相机的同步触发与图像数据的高速同步传输。在设计

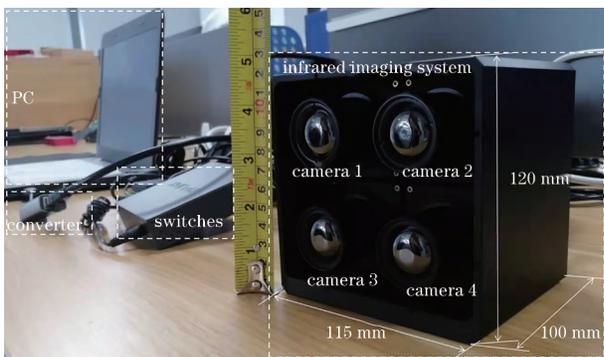


图 1 分布式阵列红外成像系统实物图

Fig. 1 Physical picture of distributed array infrared imaging system

上位机软件时,为保障相机的同步触发,本研究采用多线程模式控制相机。

以人体作为红外成像系统的拍摄目标。在中红外波段的电磁波是分析分子结构最有用、信息最丰富的区域,在该波段下人体的温度信息更准确,故采用红外相机的光谱范围 $8 \sim 14 \mu\text{m}$;由于红外相机的分辨率与其价格呈强负相关,所以根据性价比选择分辨率为 400×300 的红外相机;因为镜头的通光孔径越大,所覆盖的图像信息越多,图像之间的位移差越小,故选择红外镜头的视场角 $53.13^\circ \times 41.11^\circ$;为保证 4 幅图像之间有较小的位移且具有信息丰富、相对清晰的人体红外图像,选择最合适的拍摄距离 $2 \sim 3 \text{ m}$,故对应的镜头焦距为 6.8 mm 。图 1 中相机的具体详细参数如表 1 所示。

表 1 MV-GF120 相机参数
Table 1 MV-GF120 camera parameters

Parameter	Value
Spectral range / μm	8-14
Resolution	400×300
Pixel size / μm	17
Frame rate / Hz	50
Viewing angle	$53.13^\circ \times 41.11^\circ$
F#	1.0
Focal length / mm	6.8

3 超分辨率重建算法实现

为实现人体红外图像的超分辨率重建,采用图像处理的方式,主要包含四个部分:数据预处理、基于小波变换的相位相关法图像配准、图像重构、图像超分辨率重建。其中主要研究方法为 POCS 与 SRGAN 的融合算法,可实现红外图像的超分辨率重建,将红外图像的分辨率从 400×300 提升至 3200×2400 ,并且该融合算法具有很好的可移植性和可复用性。图像超分辨率重建的步骤如图 2 所示。

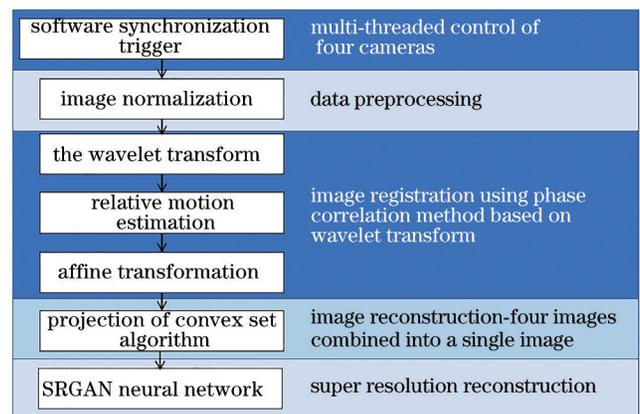


图 2 超分辨率图像重建步骤

Fig. 2 Super-resolution image reconstruction steps

3.1 图像归一化

由于设备之间存在一定的参数差异,4台相机之间的温度数据存在差异,如图3方框中的温度数值,可以看到图像温度差异高达1℃,这些数据的差异会影响后续图像处理的效果。为解决该问题,根据图像归一化的基本思想,对数据进行预处理,从而减小设备间温度差异的影响。

首先,将红外图像以RAW格式的16 bit数据保存后遍历求取4张红外图像的最大温度数值 T_{max} 和最小温度数值 T_{min} ;再对每幅红外图像进行遍历,对温度数据进行归一化处理。归一化处理的公式为

$$\sum_{x=0}^{300} \sum_{y=0}^{400} \text{new}[x][y] = \sum_{x=0}^{300} \sum_{y=0}^{400} \frac{(\text{img}[x][y] - T_{min}) \times (2^{16} - 1)}{T_{max} - T_{min}}, \quad (1)$$

式中: $\text{img}[x][y]$ 为二维红外图像坐标; $\text{new}[x][y]$ 为归一化后的图像坐标。经过归一化处理后,得到的

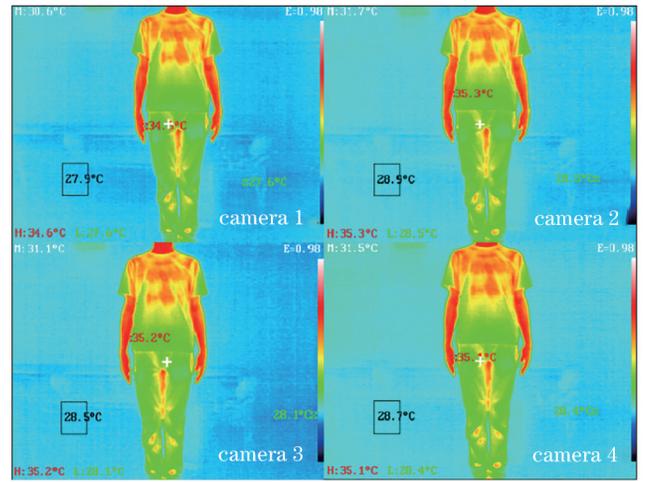


图3 红外相机采集的图像
Fig. 3 Image collected by infrared camera

4幅图像的温度颜色相近,达到了减小温度差异的效果,如图4所示。

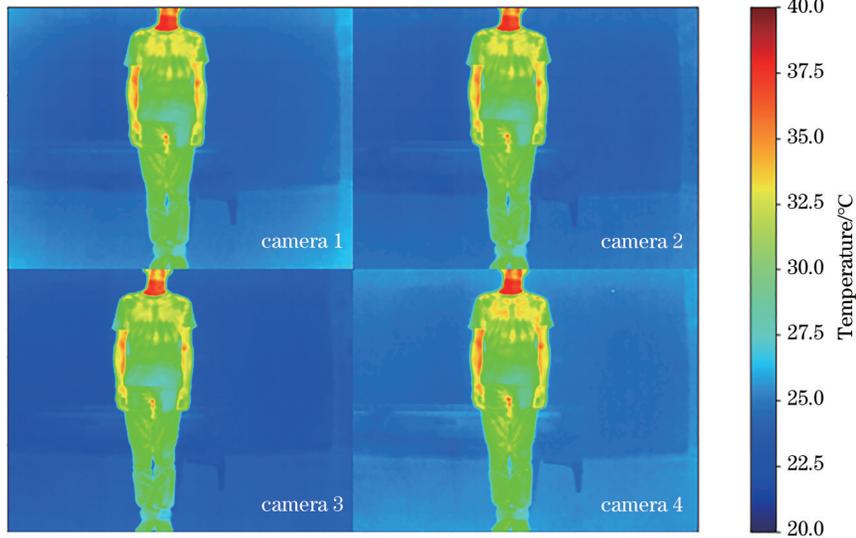


图4 归一化后的图像
Fig. 4 Normalized image

3.2 基于小波变换的相位相关法图像配准

为了后续的图像重构,则需要进行图像配准,使不同图像中对应于空间同一位置的点一一对应起来。根据频率域平移理论^[8],通过基于小波变换的相位相关法图像配准求得每个图像与基准图像在 x, y 方向上平移的像素距离,然后采用仿射变换对图像进行校准。因为小波变换具有完善的重构能力,所以先采用小波分解得到图像的低频信息后,再采用相位相关法进行相对运动估算。

对图4归一化后的4幅红外图像进行二维小波变换。每个二维小波都是两个一维函数的积。对二维图像进行小波变换后,得到4个尺度函数。

$$\varphi(x, y) = \varphi(x)\varphi(y), \quad (2)$$

$$\Psi^H(x, y) = \Psi(x)\varphi(y), \quad (3)$$

$$\Psi^V(x, y) = \varphi(x)\Psi(y), \quad (4)$$

$$\Psi^D(x, y) = \Psi(x)\Psi(y), \quad (5)$$

式中: $\varphi(x, y)$ 为二维尺度函数; Ψ^H 、 Ψ^V 及 Ψ^D 分别度量沿水平边缘、沿垂直边缘及沿对角线的变化。式(3)~(5)为可分离的“方向敏感”小波,小波度量图像中灰度沿不同方向的变化。

图5(a)为二维离散小波分解的过程图。通过高通滤波器和低通滤波器将图像分解为 A, H, V, D 高低频信息。选择 camera 1 的图像作为基准,然后对基准图像以及其余三张图像进行小波分解,得到主要信息,即低频小波分量 A 。图5(b)为对归一化图像进行小波分解后得到的频率信息。

对图像进行小波分解得到低频分量 A 后,再对待配准图像进行相对运动估算。首先,对图像 $f(x, y)$ 进

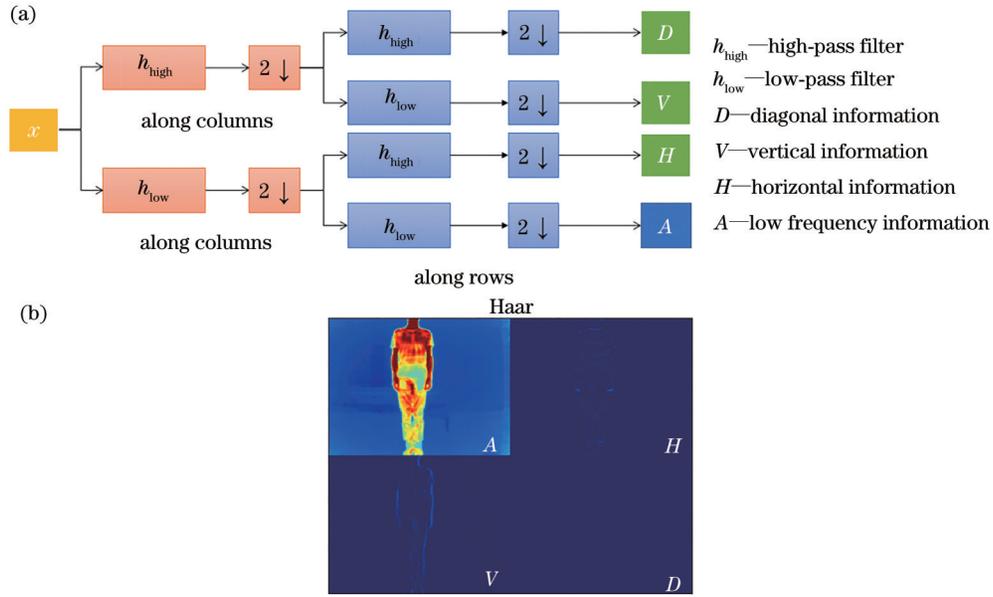


图 5 二维小波变换示意图及结果图。(a)二维离散小波变换;(b)小波分解结果

Fig. 5 Schematic diagram and result of two-dimensional wavelet transform. (a) Two-dimensional discrete wavelet transform; (b) result of wavelet decomposition

行频率域的傅里叶变换:

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N})}, \quad (6)$$

式中: M 和 N 为图像的尺寸大小; f 是空间域值; F 是频域值。

假设 $f_1(x, y)$ 是基准图像, $f_2(x, y)$ 是 $f_1(x, y)$ 在 x 轴上移动 x_0 , 在 y 轴上移动 y_0 的结果, 即

$$f_2(x, y) = f_1(x - x_0, y - y_0). \quad (7)$$

将 $f_1(x, y)$ 代入傅里叶变换公式可得 $F_1(u, v)$; 再将式(7)代入傅里叶变换公式化简, 可得

$$F_2(x, y) = e^{-j2\pi(ux_0 + vy_0)} \cdot F_1(u, v). \quad (8)$$

两图像之间的互功率谱为

$$C(u, v) = \frac{F_2 F_1^*}{|F_2 F_1^*|} = e^{j2\pi(ux_0 + vy_0)}, \quad (9)$$

式中: F_1^* 是 F_1 的共轭复数。

傅里叶逆变换公式为

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{j2\pi(\frac{xu}{M} + \frac{yv}{N})}. \quad (10)$$

将 $C(u, v)$ 代入式(10)得到互功率谱的逆变换 $C^{-1}(u, v)$, 再将零频率分量移到频谱的中心, 便于观察傅里叶变换, 最后求出 $C^{-1}(u, v)$ 最高点的坐标值 (x_0, y_0) , 即为两幅图像之间的平移量^[9]。

采用相位相关法进行相对运动估算, 最终得到两幅图像互功率谱逆变换后的三维频谱图, 如图 6 所示, 方框中为 $f_1(x, y)$ 与 $f_2(x, y)$ 分别在 x 方向和 y 方向的平移量。

经过上述的相对运动估算后得到两个图像之间的平移量, 再对待配准图像进行仿射变换平移, 用一个矩阵模型描述两幅图像的对应关系, 平移矩阵为

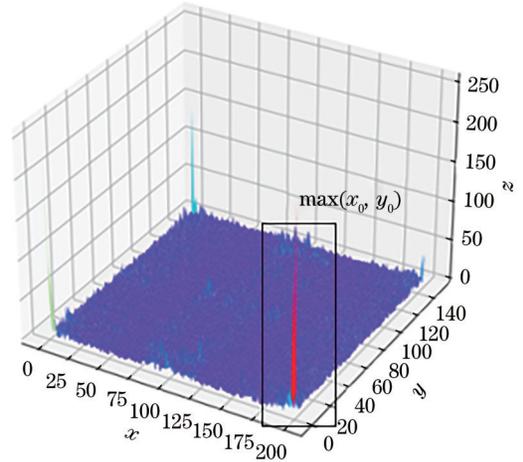


图 6 三维频谱

Fig. 6 Three-dimensional frequency spectrum

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (11)$$

式中: t_x 与 t_y 分别为 x 与 y 方向上的平移距离。根据上述过程得到 x_0 和 y_0 后, 将待配准的图像在 x 和 y 坐标上分别移动 x_0 和 y_0 个像素数, 最终完成图像的配准。假设 x_0 和 y_0 均为 1, 则将图像在 x, y 方向上分别移动一个像素数, 如图 7 所示。

3.3 凸集投影算法

通过图像配准将 4 幅图像在空间位置上的点相互对应后, 再采用凸集投影(POCS)算法作为本文的图像重构算法, 该算法具有运算速度快以及先验信息包含能力强大的优点, 所以被很好地应用于图像超分辨率重建领域。凸集投影算法是为了找到满足所有凸约

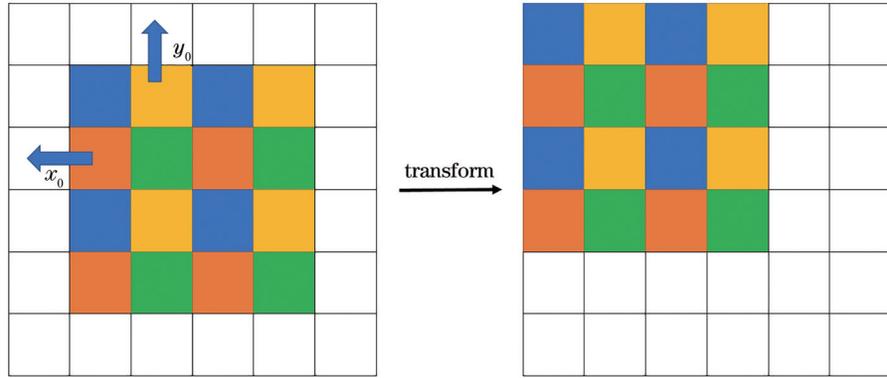


图7 图像校准平移对比图

Fig. 7 Comparison diagram of image calibration and translation

束集的解,从给定向量空间中的任何点开始进行最优解搜索的过程^[10]。

以 camera 1 得到的图像作为基准图像,对其余三幅图像进行校准平移后,再对 4 幅图像进行图像重构,重构前的图像(SRC)的分辨率为 400×300 ,重构后的

红外图像(REC)的分辨率是原红外图像的 2 倍,分辨率提升至 800×600 。图 8 为对图像进行重构前后的对比,对重构前后的图像局部信息进行放大,可以看出原图像的信息较模糊,而重构后图像的细节信息更加明显,故 POCS 的重构效果较好。

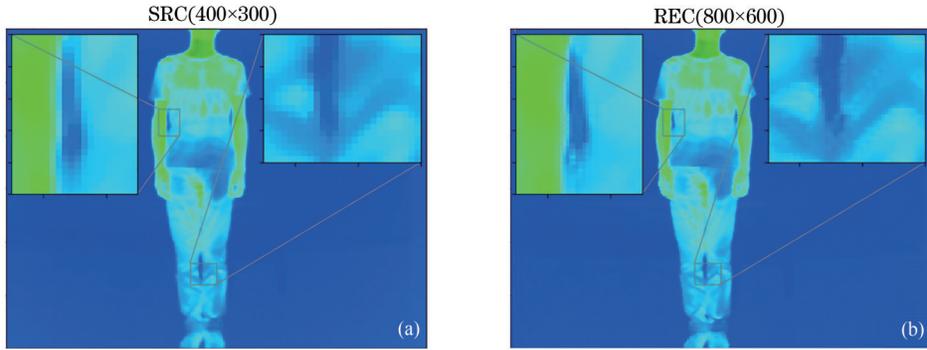


图8 初始图像和重构图像的对比。(a)初始图像-SRC;(b)重构图像-REC

Fig. 8 Comparison of the initial image and the reconstructed image. (a) Initial image-SRC; (b) reconstructed image-REC

3.4 SRGAN

采用 POCS 算法将图像的分辨率提升 2 倍后,采用生成对抗网络(SRGAN)进一步提高红外图像的分辨率。

图 9 为 SRGAN 的模型结构图,SRGAN 包含两个

深度学习的模型结构,即生成网络和判别网络。生成网络部分包含多个残差块,每个残差块包含两个 3×3 的卷积层,并且每个卷积层后会存在一个批规范层(BN)和一个激活函数 PReLU,之后接上两个亚像素

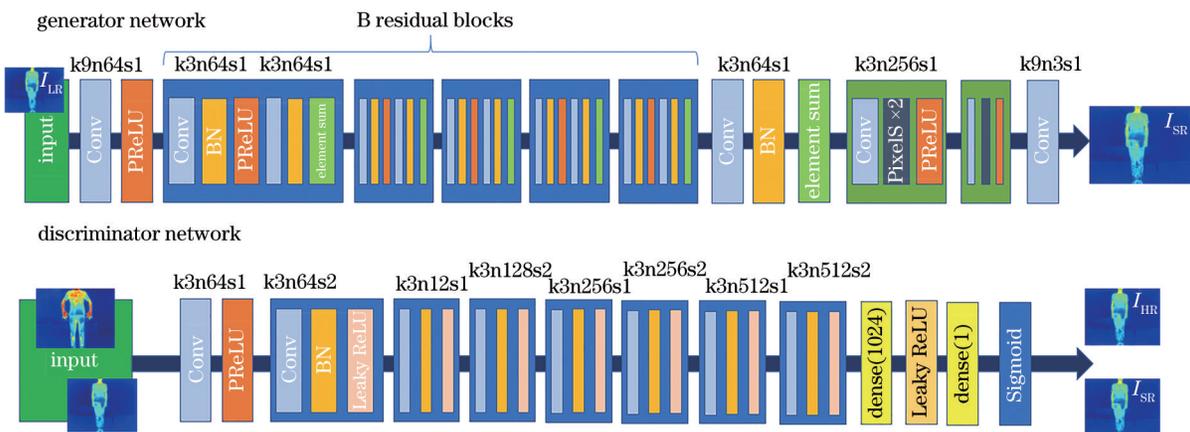


图9 SRGAN 的两个模型结构(生成网络 G 和判别网络 D)

Fig. 9 Two model structures of SRGAN (generation network G and discriminant network D)

卷积层。判别网络部分共包含 8 个卷积层,选取 Leaky ReLU 作为激活函数,最后通过两个全连接层和 Sigmoid 激活函数得到预测为自然图像的概率。两个模型结构不断进行博弈,进而使 G 生成逼真的图像,而 D 具有非常强的判断图像真伪的能力^[11]。

SRGAN 的损失函数由内容损失和对抗损失两部分组成^[11-12],表达式为

$$l^{SR} = \underbrace{l_X^{SR}}_{\text{content-loss}} + \underbrace{10^{-3} l_{Gen}^{SR}}_{\text{adversarial-loss}} \quad (12)$$

其中,内容损失选择的是基于训练好的以 ReLU 为激活函数的 VGG 模型的损失函数,表达式为

$$l_{VGG/i,j}^{SR} = \frac{1}{W_{i,j} H_{i,j}} \sum_{x=1}^{W_{i,j}} \sum_{y=1}^{H_{i,j}} \left\{ \varphi_{i,j}(I^{HR})_{x,y} - \varphi_{i,j}[G_{\theta_g}(I^{LR})]_{x,y} \right\}^2 \quad (13)$$

式中: i 表示 VGG19 网络中第 i 个最大池化层; j 表示第 j 个卷积层; $W_{i,j}$ 和 $H_{i,j}$ 是描述 VGG 网络内各个特征图的尺寸。对抗损失函数的表达式为

$$l_{Gen}^{SR} = \sum_{n=1}^{N'} -\log D_{\theta_d}[G_{\theta_g}(I^{LR})] \quad (14)$$

式中: $D_{\theta_d}[G_{\theta_g}(I^{LR})]$ 是重建图像; $G_{\theta_g}(I^{LR})$ 是自然高分辨率图像的概率。

SRGAN 存在两个不同的网络,并且训练方式采用的是对抗训练方式,这种方式有利于提升图像质量。生成对抗网络在不断迭代的过程中不断地对图像进行改进优化,最终所得的超分辨率重建图像的效果会更好^[13-14]。如图 10 所示,SRGAN 重建后的图像细节信息更平滑,SRGAN 有效地解决重构图像边缘存在块状的问题。

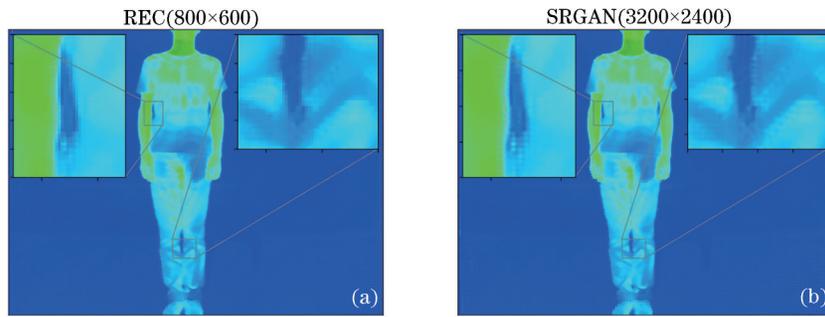


图 10 重构图像和 SRGAN 重建图像对比。(a) 重构图像-REC; (b) SRGAN 重建图像

Fig. 10 Comparison of reconstructed image and reconstructed image obtained by SRGAN. (a) Reconstructed image-REC; (b) reconstructed image obtained by SRGAN

4 实验数据分析

为了进一步证明所提算法的优势,选用残差网络

(EDSR)^[15-16] 作为对比算法。图 11 为初始图像-SRC、POCS 重构图像-REC、EDSR 重建图像以及 SRGAN 重建图像的局部放大对比结果,红外图像的分辨率有

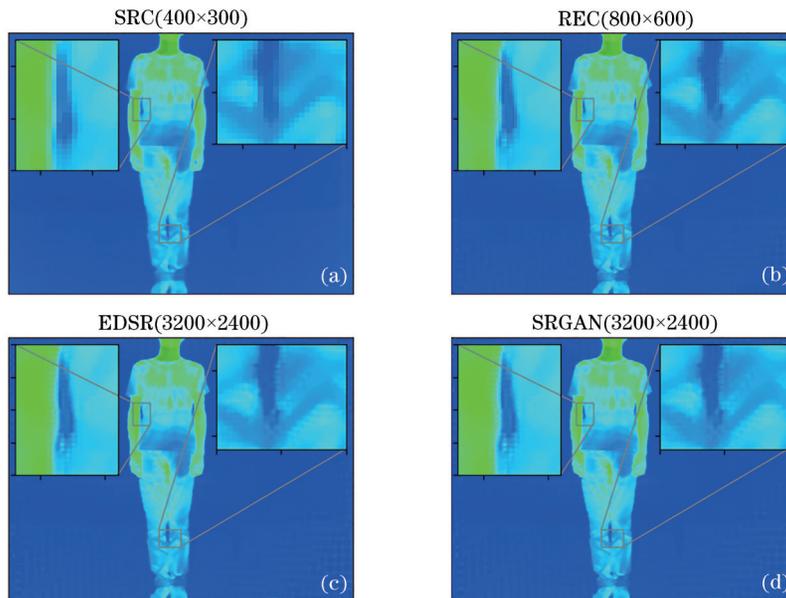


图 11 图像对比结果。(a) 初始图像-SRC; (b) 重构图像-REC; (c) EDSR 重建图像; (d) SRGAN 重建图像

Fig. 11 Comparison results of the images. (a) Initial image-SRC; (b) reconstructed image-REC; (c) reconstructed image obtained by EDSR; (d) reconstructed image obtained by SRGAN

所提高,并且图像的细节信息也更加明显。由于理想图像难以获得,所以采用无参考图像方法中的熵值、均值以及标准差对原图像、重构图像、EDSR 重建图像以及 SRGAN 重建图像进行质量评价^[12],分析结果如表 2

表 2 各图像质量评价指标对比
Table 2 Comparison of image quality evaluation indexes

Image	Entropy(H)	Mean(u)	Standard deviation(std)	Resolution/(pixel×pixel)
Initial image	5.3373	30.3486	29.9060	400×300
Reconstructed image	5.3592	30.6888	32.4704	800×600
EDSR reconstructed image	5.3340	30.5813	32.3854	3200×2400
SRGAN reconstructed image	5.3730	30.9126	32.4996	3200×2400

从表 2 可直观看出:分辨率为 400×300 的初始图像的熵值较高;重构后图像分辨率为 800×600(2 倍),其熵值提高了 0.022(0.41%),均值提高了 0.340(1.12%),标准差提高了 2.564(8.57%);与原图像相比,EDSR 重建后的图像熵值和均值基本不变,标准差提高了 2.480(8.29%),SRGAN 重建后的图像分辨率为 3200×2400,其熵值提高了 0.036(0.67%),均值提高了 0.564(1.86%),标准差提高了 2.594(8.67%)。分析实验结果得出结论,POCS 与 SRGAN 融合的算法得到的超分辨率图像质量较好,分辨率相比原图像提升了 8 倍。

5 结 论

基于分布孔径思想,搭建了分布式阵列红外成像系统作为硬件平台,然后对图像进行超分辨率重建算法处理;对 4 幅红外图像进行小波分解,得到图像的低频分量,经过相位相关的配准后得到图像之间的位移参数量,并对 3 幅待配准图像进行校准;校准后对 4 幅分辨率为 400×300 的红外图像进行 POCS 图像重构,合成一幅分辨率为 800×600 的较高分辨率图像;最后采用 SRGAN 进行超分辨率重建,得到 3200×2400 超分辨率人体红外图像。从最终的重建结果来看,所提方法得到的图像具有更清晰的人体细节信息,所提方法解决了图像的块状问题,较好地解决医疗领域中的红外图像分辨率低、放大后图像块状结构明显的问题。所提方法对人体成像的超分辨率图像重建研究不仅在医疗领域中有较好的应用,而且在公共安全领域中也具有巨大的价值。

参 考 文 献

- [1] 张敏,张斌青,郭会利,等. 功能影像学骨与关节疾病诊断中的应用[C]//第十九届全国中西医结合骨伤科学术研讨会,8月24日到26日,2012,洛阳,河南. 北京:中国中西医结合学会,2012:30-34.
Zhang M, Zhang B Q, Guo H L, et al. The application of functional imaging in the diagnosis of bone and joint diseases[C]//The 19th National Symposium of Integrated Chinese and Western Medicine Orthopaedics, August 24-

所示。其中图像的熵值、平均值、标准差分别代表了图像携带信息的多少、图像的平均亮度、图像像素灰度值的离散程度。

- 26, 2012, Luoyang, Henan. Beijing: Chinese Association of Integrative Medicine, 2012: 30-34.
- [2] Patrick M R, Harris A J L, Ripepe M, et al. Strombolian explosive styles and source conditions: insights from thermal (FLIR) video[J]. Bulletin of Volcanology, 2007, 69(7): 769-784.
- [3] Yang J J, Zhang X, Peng W, et al. A novel regularized K-SVD dictionary learning based medical image super-resolution algorithm[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(21): 13107-13120.
- [4] 李丹. 多视图高清图像合成技术研究[D]. 北京:北方工业大学,2017.
Li D. High definition image synthesis technology research of multi-view image[D]. Beijing: North China University of Technology, 2017.
- [5] 杨大为,李丹,李健. 基于 POCS 的超分辨率重建算法研究[J]. 微型机与应用, 2014, 33(8): 39-41, 44.
Yang D W, Li D, Li J. Research of reconstruction algorithm based on POCS super-resolution[J]. Microcomputer & Its Applications, 2014, 33(8): 39-41, 44.
- [6] 汪廷. 红外图像与可见光图像融合研究与应用[D]. 西安:西安理工大学,2019.
Wang T. Research and application of infrared image and visible image fusion[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019.
- [7] Kong E M C, Miller D W, Sedwick R J. Exploiting orbital dynamics for aperture synthesis using distributed satellite systems: applications to a visible earth imager system[J]. The Journal of the Astronautical Sciences, 1999, 47(1/2): 53-75.
- [8] Zitová B, Flusser J. Image registration methods: a survey [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000.
- [9] 甘亚莉,涂丹,李国辉. 基于相位相关的小波域图像配准方法研究[J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(22): 4271-4273.
Gan Y L, Tu D, Li G H. Image registration approach based on phase correlation in wavelet domain[J]. Computer Engineering and Design, 2006, 27(22): 4271-4273.
- [10] 谢甜. 使用改进的 POCS 算法的超分辨率图像复原[J]. 电子设计工程, 2013, 21(18): 142-144.
Xie T. Super-resolution image restoration via improved POCS algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2013, 21(18): 142-144.

- [11] 李斌, 马璐. 密集连接的生成对抗网络图像超分辨率重建[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 221011.
Li B, Ma L. Super-resolution reconstruction of densely connected generative adversarial network images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 221011.
- [12] 程焕新, 刘文翰. 基于生成对抗网络的图像超分辨率研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(14): 132-135.
Cheng H X, Liu W H. Images super-resolution using improved generative adversarial networks[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(14): 132-135.
- [13] 查体博, 罗林, 杨凯, 等. 基于改进超分辨率生成对抗网络的图像重建算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 0810005.
Zha T B, Luo L, Yang K, et al. Image reconstruction algorithm based on improved super-resolution generative adversarial network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 0810005.
- [14] Xu F, Hu C, Li J, et al. Special focus on deep learning in remote sensing image processing[J]. Science China Information Sciences, 2020, 63(4): 140300.
- [15] 胡芬, 林洋, 侯梦迪, 等. 基于深度学习的细胞骨架图像超分辨重建[J]. 光学学报, 2020, 40(24): 2410001.
Hu F, Lin Y, Hou M D, et al. Super-resolution reconstruction of cytoskeleton image based on deep learning[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(24): 2410001.
- [16] 张晓菲. 红外成像系统及其超分辨率重建技术的研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2020.
Zhang X F. Study on the imaging and super-resolution reconstruction of the infrared optical system[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2020.