

DOI:10.16136/j.joel.2022.07.0659

基于小波变换与深度残差融合的图片增强算法

樊文定¹, 李彬华^{1,2*}, 李俊武¹

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500; 2. 昆明理工大学 云南省计算机应用技术重点实验室, 云南 昆明 650500)

摘要:针对目前基于小波变换图像融合增强算法原始图像中的多尺度细节信息的不足,提出了一种改进的多尺度小波变换与深度残差选择相结合的图像增强算法。利用小波变换对原始图像进行分解提取得到它的多级分解系数后,再利用不同规则对不同层次的小波系数进行重构,与此同时引入深度残差算法的思想对子带系数做残差。对于高频子带系数,计算子带残差的系数与梯度特征融合方法的系数,选用两者最大值进行融合增强;而对于低频子带系数则采用梯度特征融合增强系数与子带残差系数取平均值的算法进行融合。通过在 MATLAB 平台上的实验对所提出算法进行验证,峰值信噪比相较于对比的方法都有所提高,且均方根误差也得到减小,结构相似度都得到提高,结果表明该算法能增强图像的多尺度细节信息,提高图像的信噪比,且具有更好的图像增强效果。

关键词:数字图像处理;信息增强;深度残差;多尺度分析

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)07-0715-08

Image enhancement algorithm based on wavelet transform fusion with deep residue

FAN Wending¹, LI Binhua^{1,2*}, LI Junwu¹

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Key Laboratory of Applications of Computer Technologies of the Yunnan Province, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China)

Abstract: Aiming at the current lack of multi-scale detail information in the original image based on wavelet transform image fusion enhancement algorithm, an improved image enhancement algorithm combining multi-scale wavelet transform and depth residual selection is proposed. After the original image is decomposed and extracted by wavelet transform to obtain its multi-level decomposition coefficients, different rules are used to reconstruct different levels of wavelet coefficients. At the same time, the idea of deep residual algorithm is introduced to make residuals for subband coefficients. For the high frequency subband coefficients, the proposed algorithm will calculate the coefficients of the subband residuals and the coefficients of the gradient feature fusion method, and select the maximum value of the two for fusion enhancement, while for the low frequency subband coefficients, the algorithm uses the method of averaging the gradient feature fusion enhancement coefficient and the subband residual coefficient for fusion. The algorithm is verified through experiments on MATLAB platform, compared with the comparison method, the peak signal-to-noise ratio has been improved, and the root mean square error has also been reduced, and the structural similarity has been improved. The experimental results show that the method can enhance the multi-scale detail information of the image, improve the signal-to-noise ratio of the image, and has a better image enhancement effect.

Key words: digital image processing; information enhancement; deep residual difference; multi-scale analysis

* E-mail: lbh@bao.ac.cn

收稿日期: 2021-09-17 修订日期: 2021-09-30

基金项目: 国家自然科学基金(11673009)资助项目

1 引 言

在通过图像采集系统的输入相机之类的装置得到图像时,由于实际环境中或多或少的噪声等客观因素存在的影响,所得到的原始图像将既含有人们希望获得的有用信息,也会含有一些不期望的干扰和噪声。而为了获得源图像中有用的信息和更多的细节特征,通常可以通过图像特征提取与重构的方法来增强原始图像中的有用信息。

目前常用的图像增强方法有基于多尺度分析、基于图像融合和基于深度学习等。其中小波变换是多尺度分析中的典型方法,它具有多尺度的空间特性,可以对图像的大部分细节进行分析,因此在图像增强处理中被广泛应用。在基于图像多尺度融合方法中,融合权重的设计是十分重要的,因为具有高权重值的像素在输出图像中更具有代表性^[1,2]。变换域的多尺度小波分解方法有别于用傅里叶变换的方法,因为它得到的图像信息不仅包括频率信息,也包含时间信息,具有很好的时频局部分析特性,其缺点是也放大了图像噪声。因此,如何有效地抑制噪声是多尺度小波分解方法需要解决的重要问题^[3,4]。为了对图像进行进一步的分析与处理,通过利用小波变换对图像进行分解,采用不同的融合方法,可使图像的轮廓和对比度信息得到一定的优化,使得图像中景物的差异特性更加凸显,减小噪声。多源图像的融合结合了多时空多类型的特征信息,因此在单源图像的预处理和融合上也可借鉴该融合方法,提前抽取图像的信息,易于后期多源图像的融合。

人工智能和深度学习在近些年来得到快速发展,图像处理中应用卷积神经网络思想^[5]日益广泛,而深度残差便是其中之一。文献[6]考虑到这一点,将传统算法与多尺度残差金字塔空间相结合,通过将子带残差系数重构的图像与梯度特征融合方法得到的图像直接叠加,改善了图像融合增强效果。但由于该方法采用的是简单叠加过程,没有考虑两个系数在高低频的物理特性,会造成混叠效应。

本文在文献[6]的基础上,综合多尺度小波图像融合方法和残差网络的思想,从网络的结构和深度方面着手,通过对单张图像进行多尺度小波变换,将得到的子带图像结合深度残差金字塔算法进行选择最大融合增强,从原始图像中获得了更多的细节信息,明显提高了图像的信噪比,改善了图像质量。

2 图像的小波变换分解与增强方法

2.1 小波分解与重构

利用 Mallat 快速小波分解算法,采用二维 Haar 小波来对图像进行小波变换。其具体的小波分解和重构过程为:在对原图像 $c_{j,m,n}$ 中的每行进行一维的小波分解得到高低频信号以后,再对它的每列做分解,从而得到 4 个子带图像 $c_{j-1,k1,k2}$, $d_{j-1,k1,k2}^{LH}$, $d_{j-1,k1,k2}^{HL}$ 和 $d_{j-1,k1,k2}^{HH}$ 。它们的计算式如式(1)~(4)所示:

$$c_{j-1,k1,k2} = \sqrt{2} \sum_{m,n} h_{m-2k1}^* h_{n-2k2}^* c_{j,m,n}, \quad (1)$$

$$d_{j-1,k1,k2}^{LH} = \sqrt{2} \sum_{m,n} h_{m-2k1}^* g_{n-2k2}^* c_{j,m,n}, \quad (2)$$

$$d_{j-1,k1,k2}^{HL} = \sqrt{2} \sum_{m,n} g_{m-2k1}^* h_{n-2k2}^* c_{j,m,n}, \quad (3)$$

$$d_{j-1,k1,k2}^{HH} = \sqrt{2} \sum_{m,n} g_{m-2k1}^* g_{n-2k2}^* c_{j,m,n}, \quad (4)$$

式中, $c_{j-1,k1,k2}$ 代表图像低频信息; $d_{j-1,k1,k2}^{LH}$ 代表图像高频垂直方向上的信息; $d_{j-1,k1,k2}^{HL}$ 代表图像高频水平方向的信息; $d_{j-1,k1,k2}^{HH}$ 代表图像高频对角线方向的信息; g^* 表示的是高通滤波器 g 的共轭反转; h^* 表示的是低通滤波器 h 的共轭反转; m 和 n 分别表示图像的行和列。图像的二维小波的重构算法如式(5)所示:

$$\begin{aligned} c_{j,k1,k2} = & \sum_{m,n} h_{k1-2m} h_{k2-2n} c_{j-1,m,n} + \\ & \sum_{m,n} h_{k1-2m} g_{k2-2n} d_{j-1,k1,k2}^{LH} + \\ & \sum_{m,n} g_{k1-2m} h_{k2-2n} d_{j-1,k1,k2}^{HL} + \\ & \sum_{m,n} g_{k1-2m} g_{k2-2n} d_{j-1,k1,k2}^{HH}. \end{aligned} \quad (5)$$

2.2 高低频图像融合增强方法

图像的低频信息代表的是图像的近似特征,一般低频分量的融合常采用各分量简单的加权平均。本文提出一种改进的以低频系数和残差系数进行有选择的加权平均算法,相比较于只用传统的均值法来融合,减少了细节信息的丢失,有着更好的融合效果。

图像的高频信息代表的是图像的边缘细节,高频信息的融合方法是影响图像结果好坏的主要因素。很多时候高频分量的融合都采用绝对值取大的融合规则,但是由于这种融合方法缺乏对像素与像素间的考量,易造成细节信息的丢失。所以,考虑到中心系数与邻域系数间的差异,基于局部梯度特征的高频融合准则具有更好的融合效果^[7]。为进一步提高图像的多尺度高频细节信息,本文提出一种改

进的以计算子带残差系数与梯度特征融合方法系数,选用两者最大值进行融合增强的方法。

3 改进的多尺度深度残差融合增强算法

3.1 深度残差空间及重构

在用二维离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)对图像进行分解时,每一次小波分解会产生4个频带图像,分别是低频子带图像,水平细节、垂直细节和对角细节3个高频子带图像^[8,9]。图像的细节特征会随着分解级数的增多而相对减少。引入残差空间可以减弱噪声并突出图像的细节信息^[10,11]。李景玉等^[12]从深度残差神经网络(deep residual neural network, ResNet)网络残差思想中得到启发,将传统小波变换算法与多尺度残差金字塔空间相结合,提出了一种基于小波与残差的图像融合增强算法^[6]。

在构建残差空间时,先对原图像利用 Haar 小波

作为小波基函数进行分解,分解层数为3层,获得4种高低频子带;然后分别用不同子带构建4个金字塔:低频近似(Approximate)子带 a_1, a_2, a_3 , 以此构成近似金字塔 A ; 高频水平(Horizontal)细节子带 h_1, h_2, h_3 , 以此构成水平细节金字塔 H ; 高频垂直(Vertical)细节子带 v_1, v_2, v_3 , 以此构成垂直细节金字塔 V ; 高频对角(Diagonal)细节子带 d_1, d_2, d_3 , 以此构成对角细节金字塔 D 。金字塔构建示意图如图1所示。

各级低频近似子带构成低频金字塔中, a_1 为1级分频得到的子带, a_2 为2级分频得到的子带, a_3 为3级分频得到的子带。对低频第3层小波系数 a_3 进行小波1级重构获得 a_3^* 图像, 然后将第2层系数 a_2 与其作差, 得出残差为 a_2^* , 再对低频第2层小波系数 a_2 进行小波1级重构获得 a_2 图像, 最后将第1层系数 a_1 与其作差, 得出残差为 a_1^* , 再将所得残差 a_1^* , a_2^* 进行加权融合, 得到小波变换与深度残差的低频融合系数 A_1 , 具体计算式如式(6)、(7)所示:

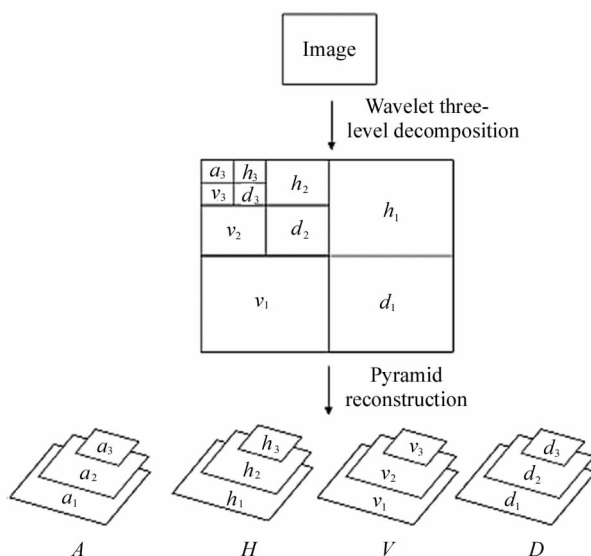


图1 小波三级分频构成子带系数金字塔示意图

Fig. 1 Schematic representation of the subband coefficient pyramid with wavelet three-level decomposition

$$a_2^* = a_2 - \overline{a_3}, \quad (6)$$

$$a_1^* = a_1 - \overline{a_2}, \quad (7)$$

式中, a_1 为1级分频得到的子带; a_2 为2级分频得到的子带; a_3 为3级分频得到的子带; a_3 为对低频第3层小波系数 a_3 进行小波1级重构获得; a_2^* 为 a_2 与 a_3 的残差; a_2 为低频第2层小波系数 a_2 进行小波1级重构获得; a_1^* 为 a_1 与 a_2 的残差。

具体的深度残差重构算法示意图如图2所示。

对于各级分解的高频系数来说,与低频系数处理方法类似。即对高频第3层小波分解系数上采样后与对应频率的细节子带的第2层的小波分解系数作差来得出一个残差,再对高频第2层小波分解系数上采样后与对应频率的细节子带的第1层的小波分解系数作差来得出另一个残差,最后将两者加权平均得到残差融合的高频水平细节残差系数 H_1 , 过程的具体式如式(8)、(9)所示:

$$h_2^* = h_2 - h_3', \quad (8)$$

$$h_1^* = h_1 - h_2', \quad (9)$$

式中, h_1 代表高频水平细节第 1 层的图像系数; h_2 代表高频水平细节第 2 层的图像系数; h_2' 代表对高频水平细节第 2 层的图像系数上采样后的结果; h_3 代表高频水平细节第 3 层的图像系数; h_3' 代表对高频

水平细节第 3 层的图像系数上采样后的结果; h_2^* 代表的是第 2 层的高频水平细节残差图像; h_1^* 代表的是第 1 层的高频水平细节残差图像。

同理, 对高频垂直细节子带金字塔 V 和高频对角细节子带金字塔 D 做相同的处理, 分别得到其对

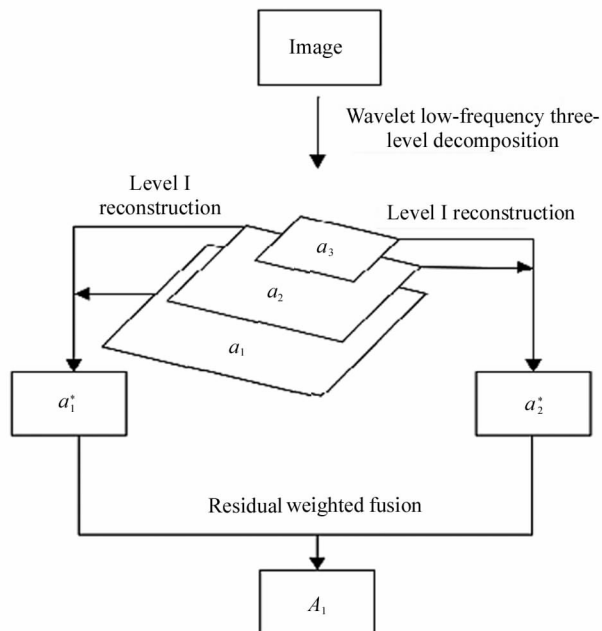


图 2 深度残差重构示意图

Fig. 2 Schematic representation of the deep residual reconstruction

应细节残差系数 V_1 和 D_1 。

3.2 梯度特征融合

传统方法中对高频分解系数利用梯度特征子带融合增强, 经 DWT 分解得到源图像的高频系数后, 使用 Sobel 算子在不同的特征方向上对不同方向的高频细节金字塔的每一层提取细节图像的梯度特征, 将特征点的梯度值作为阈值条件, 对该金字塔从上到下, 经由上采样后对待融合图像进行有选择的融合。该算法根据不同细节方向上的高频金字塔, 使用不同方向的 Sobel 算子先对待融合的上一层图像与下一层图像分别计算其该方向上边缘梯度特征; 然后对要融合的两张图像的像素点处的 Sobel 梯度进行比较, Sobel 梯度越大代表图像越清晰, 细节特征越好。若某一层图像在该点处梯度值大就选择该图像在该点处的像素值作为融合图像在该点处的像素值, 否则对两张图像在该点处的像素值取平均值作为融合图像在该点处的像素值。其具体算法融合式表示为:

$$G_{N-1}^* =$$

$$\begin{cases} G_{N-1}(i, j), & \text{当 } sobel_{N-1}(i, j) > sobel_N(i, j) \\ \frac{G_N(i, j) + G_{N-1}(i, j)}{2}, & \text{当 } sobel_{N-1}(i, j) \leq sobel_N(i, j) \end{cases}, \quad (10)$$

式中, N 为金字塔层数, 取值为 1, 2, 3; (i, j) 代表像素点位置; G_{N-1}^* 表示第 N 层和第 $N-1$ 层融合后的图像; $G_N(i, j)$ 为分解图像第 N 层的高频系数; $G_{N-1}(i, j)$ 为分解图像第 $N-1$ 层的高频系数; $sobel_N(i, j)$ 表示对第 N 层进行提取边缘特征后像素点 (i, j) 处的值。

在对 3 个高频金字塔进行处理之后, 得到小波变换分解梯度特征融合增强系数 A_0 、 H_0 、 V_0 和 D_0 , 它们的维数与 3.1 节得到的残差系数维度相当。

3.3 多尺度深度残差选择融合方法

文献[6]的图像融合增强方法是将梯度特征融合图像与残差系数重构图像直接叠加。这种单一的采用梯度算法对分解系数融合增强后得到的整体图像质量并不太高, 而且仅将其与残差系数所得到的图像直接叠加会造成混叠效应, 导致图像融合增强效果提升不大。事实上, 在多尺度融合过程中随着小波分解级数的增加, 图像语义信息不断增强, 细节

特征相对减少,噪声逐渐增加^[13,14]。因此,为了更好地改善图像质量,本文对处理方法和融合规则进行修改,即将小波变换梯度特征融合增强系数与深度残差空间中得到图像融合增强系数进行比较,选择其中最大者来对图像进行增强。此方法能最大限度地满足对图像边缘细节信息的需要,使得细节信息的丢失大幅度减小,避免直接叠加产生的混叠,从而获得更加清晰的图像。

因此将 3.1 节中深度残差空间中得到的有残差融合系数与 3.2 节中梯度特征融合增强方法中得到

的无残差融合系数进行比较,选取最大融合系数,得到最终的增强图像,增强算法流程如图 3 所示。对于低频近似系数金字塔 A ,图 3 中 A_0 为无残差梯度特征融合增强方法所得的低频近似系数, A_1 为深度残差空间中有残差融合方法所得的低频近似系数, A^* 为 A_0 与 A_1 加权平均所得的低频近似系数。对于高频系数金字塔,图 3 中 H_0, V_0, D_0 为无残差梯度特征融合增强方法所得的高频系数, H_1, V_1, D_1 为深度残差空间中有残差融合方法所得的高频系数, H^*, V^*, D^* 为两者选择最大融合方法后最终所得的

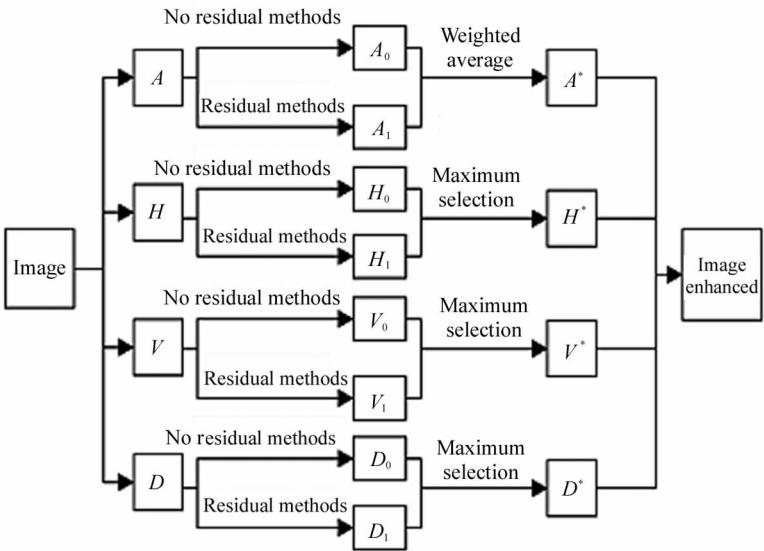


图 3 本文所提图像融合增强方法

Fig. 3 The proposed image fusion enhancement method

高频系数。

4 实验结果及分析

下面通过选取 Lena、Livingroom、Mandrill 3 张标准图像作为源图像来进行实验,以此来验证该方法的有效性,实验平台为 Matlab2014a,图像尺寸为 512×512 ,灰度级为 256,选用 Haar 小波作为小波基函数,进行小波 3 层分解,将本文所提出的增强算法与文献[6]和文献[7]的图像融合增强方法进行对比。

4.1 主观评价

为了验证该方法的可行性,选取 3 组不同的图像进行处理,与文献[6]、文献[7]的方法进行对比后的实验结果如图 4—6 所示。

将图 5(b)与图 5(a)对比发现,使用文献[7]方法处理得到的图像与原图相比,图像看起来十分模糊,使用文献[6]方法处理的结果图 4(c)中噪声信息明显减弱。而使用本文算法处理后得到的图 5(d)与文献[6]方法相比,图像更加清晰,对比度得到增强,更



图 4 Lena 融合图像:(a) 原图;(b) 文献[7];(c) 文献[6];(d) 所提算法

Fig. 4 Lena fusion images: (a) Original images; (b) Ref. [7]; (c) Ref. [6]; (d) Proposed



图 5 Livingroom 融合图像:(a) 原图;(b) 文献[7];(c) 文献[6];(d) 所提算法

Fig. 5 Livingroom fusion images:(a) Original images;(b) Ref.[7];(c) Ref.[6];(d) Proposed



图 6 Mandrill 融合图像:(a) 原图;(b) 文献[7];(c) 文献[6];(d) 所提算法

Fig. 6 Mandrill fusion images:(a) Original images;(b) Ref.[7];(c) Ref.[6];(d) Proposed

利于图像的后续处理。

将图 6(b)与图 6(a)对比发现,使用文献[7]方法得到的图像与原图相比,整体视觉效果较差。其中,而文献[6]和文献[7]方法所得的结果图相比原图而言,不但削减了噪音,两者的图像轮廓变得更加清晰了,对比度在一定程度下也提高了,而且使得图像的质量得到了很好的改善。但是两者在主观上差距不大。

综上所述,对于以上 3 组实验结果,从主观上来看,用文献[7]方法处理后的图像与原图相比质量差

距明显,噪声突出;用文献[6]方法处理后的图像质量得到改善,而用本文方法处理后的图像噪声得到了明显抑制,对比度得到提高,质量明显改善,增强了图像在不同尺度上的细节信息。

4.2 客观评价

本节使用 5 种图像融合性能指标来客观评价本文算法和其他两种算法的对比结果,即信息熵、峰值信噪比、均方根误差、结构相似度和相关系数^[15]。采用这些指标对前述 3 组不同的图像增强结果进行评估,数据分析结果如表 1,2,3 所示。

表 1 Lena 图增强结果的对比

Tab. 1 Comparison of Lena image enhancement results

Method	Information entropy	Peak SNR	Root mean square error	Structural similarity	Correlation coefficient
Ref. [7]	7. 493 9	33. 403 7	5. 449 5	0. 870 0	0. 993 5
Ref. [6]	7. 456 6	36. 697 0	3. 729 9	0. 950 1	0. 997 0
This article	7. 436 1	40. 295 2	2. 464 8	0. 977 7	0. 998 7

表 2 Livingroom 图增强结果的对比

Tab. 2 Comparison of Livingroom image enhancement results

Method	Information entropy	Peak SNR	Root mean square error	Structural similarity	Correlation coefficient
Ref. [7]	7. 436 2	31. 480 8	6. 799 9	0. 882 7	0. 998 2
Ref. [6]	7. 423 7	34. 329 1	4. 898 8	0. 946 3	0. 993 9
This article	7. 430 7	38. 161 3	3. 151 2	0. 976 3	0. 997 5

表 3 Mandrill 图增强结果的对比
Tab. 3 Comparison of Mandrill image enhancement results

Method	Information entropy	Peak SNR	Root mean square error	Structural similarity	Correlation coefficient
Ref. [7]	7. 291 8	30. 533 4	7. 583 5	0. 906 4	0. 981 8
Ref. [6]	7. 269 6	34. 481 9	4. 813 3	0. 967 1	0. 992 8
This article	7. 282 9	36. 564 6	3. 787 1	0. 979 1	0. 995 5

对 3 个表的结果进行比对时发现,利用 Lena 图采用本文方法对图像增强后,图像的信息熵相较于用文献[6]和文献[7]的方法都有所减小,但峰值信噪比相较于对比的方法都有所提高,且均方根误差也得到减小,结构相似度和相关系数都得到提高。其他两张图像用本文方法融合后,信息熵相较于用文献[7]的方法都有所减小,相较于文献[6]方法有所提高,峰值信噪比相较于对比的方法都有所提高,且均方根误差也得到减小,噪声信息进一步减少,细节信息丢失也减少,结构相似度和相关系数都得到提高,且与原图质量偏离程度非常小。

由上述 3 组实验结果以及主观和客观评价分析可见,应用本文方法能够有效降低融合过程中的噪声信息含量,减弱细节信息的丢失。

5 结 论

本文利用子带深度残差系数与梯度特征融合增强系数,两者进行选择对比后,选用它们最大值的方法,增强了图像的多尺度信息,进而提高图像质量。从实验对比的分析结果可以看出,所提算法在保留图像基本轮廓和边缘信息的同时,还保持了丰富的细节内容,提取了源图像更多的细节信息,使得图像的清晰度得到提高。这验证了本文所提算法的有效性,特别是在多尺度残差选择方面融合效果显著提升。

参考文献:

[1] JIN J, DONG L L, DING X, et al. Image multi-resolution reconstruction algorithm based on the weight wavelet transform[J]. Journal of Optoelectronic • Laser, 2019, 30(11):1215-1223.
晋杰,董丽丽,丁雪,等. 基于权重小波变换的图像多分辨率重建算法[J]. 光电子 • 激光, 2019, 30(11):1215-1223.
[2] LIN S, ZHAO Y. Review of key techniques for target detection in underwater optical images[J]. Laser and Opto-

electronics Progress, 2020, 57(6):060002.
林森,赵颖. 水下光学图像中目标探测关键技术研究综述[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6):060002.
[3] NASRI M, POUR H N. Image denoising in the wavelet domain using a new adaptive thresholding function[J]. Neurocomputing, 2009, 72(3):1012-1025.
[4] CHANG S, YU B, VETTERLI M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(4):1532-1546.
[5] WANG J, KE C, LIU M, et al. Overview of infrared and visible image fusion algorithms based on neural network[J]. Journal of Laser, 2020, 7(41):7-12.
王娟,柯聪,刘敏,等. 神经网络框架下的红外与可见光图像融合算法综述[J]. 激光杂志, 2020, 7(41):7-12.
[6] LI J Y, ZHANG R F, LIU Y H. Multi-scale image fusion enhancement algorithm based on the wavelet transform[J]. Optical Technology, 2021, 47(2):217-222.
李景玉,张荣芬,刘宇红. 基于小波变换的多尺度图像融合增强算法[J]. 光学技术, 2021, 47(2):217-222.
[7] GUAN B. Multi-focus image fusion method based on wavelet transform[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2017, 55(4):915-920.
管飏. 基于小波变换的多聚焦图像融合方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2017, 55(4):915-920.
[8] DEMIREL H, ANBARJAFARI G. Discrete wavelet transform based satellite image resolution enhancement[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(6):1997-2004.
[9] DEMIREL H, ANBARJAFARI G. Image resolution enhancement by using discrete and stationary wavelet decomposition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5):1458-1460.
[10] LOZA A, BULL D R, HLL P R, et al. Automatic contrast enhancement of low-light images based on local statistics of wavelet coefficients[J]. Digital Signal Processing, 2013,

23(6):1856-1866.

- [11] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, NV, USA. New York: IEEE, 2016: 770-778.
- [12] CHO D, BUI T D. Fast image enhancement in compressed wavelet domain[J]. Signal Processing, 2014, 98: 295-307.
- [13] PENG R J, YAO Y X. Study of optical variable image fusion for Wavelet decomposition andreconstruction[J]. Laser Magazine, 2021, 42(3): 145-148.
- 彭仁杰, 姚云霞. 小波分解和重构的光学可变图像融合研究[J]. 激光杂志, 2021, 42(3): 145-148.
- [14] ZHAO P, WANG N H, PU Z B. Image fusion based on the

morphological wavelet decomposition pyramid[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2008, 19(6): 814-817.

赵鹏, 王霓虹, 浦昭邦. 基于形态小波分解金字塔的图像融合[J]. 光电子·激光, 2008, 19(6): 814-817.

- [15] LIU N, TIAN D W. Research on image fusion algorithm based on wavelet transform[J]. Modern Electronic Technology, 2018, 41(7): 72-74.

刘娜, 田大为. 基于小波变换的图像融合算法研究[J]. 现代电子技术, 2018, 41(7): 72-74.

作者简介:

李彬华 (1963—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事成像技术与图像处理、天文探测器技术方面的研究.