

文章编号:1001-9081(2006)07-1590-02

基于神经网络与对比度的多聚焦图像融合技术

王振飞^{1,2}, 范刚龙³, 王能超¹

(1. 华中科技大学 计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430074;
2. 郑州大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001; 3. 平顶山工学院 计算机科学与工程系, 河南 平顶山 467001)
(wzfei@zzu.edu.cn)

摘要:提出了一种基于小波对比度和神经网络的多聚焦图像融合算法。首先对各源图像进行小波变换,根据变换后系数计算出图像的小波对比度,选取源图像部分区域小波对比度作为前馈神经网络的训练样本,调整神经网络权重;然后用训练好的神经网络组合融合图像的小波系数,对组合后的系数进行一致性校验;最后对该系数进行小波逆变换,得到融合图像。实验结果表明,该算法能够较好地解决多聚焦图像融合问题,生成的融合图像效果优于传统图像融合方法。

关键词:图像融合;小波变换;对比度;神经网络

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Multifocus image fusion based on contrast and neural network

WANG Zhen-fei^{1,2}, FAN Gang-long³, WANG Neng-chao¹

(1. College of Computer Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan Hubei 430074, China;
2. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou Henan 450001, China;
3. Department of Computer Science & Engineering, Pingdingshan Institute of Technology, Pingdingshan Henan 467001, China)

Abstract: A novel multi-focus image fusion method using wavelet contrast and neural network was proposed. Firstly, source images were decomposed with Wavelet Transform (WT) and wavelet contrasts were obtained. Some of them were selected as samples for training feed-forward neural network. Then, the wavelet coefficients of fused image through neural network were output and verified by consistency. Finally, the fused image was obtained with inverse WT. Experiment results show that the proposed method outperforms traditional WT method for multi-focus image fusion.

Key words: image fusion; wavelet transform; contrast; neural network

0 引言

图像融合是将各种传感器得到的同一场景的不同图像,通过一定的算法组合在一起,以获得对场景更为全面、清晰和准确的描述。图像融合涉及信号与图像处理、统计估计理论和人工智能等多个学科,已成为一种重要的图像分析和计算机视觉技术。它在自动目标识别、计算机视觉、遥感、机器人技术、医学图像处理以及军事等领域都有着广泛的应用前景。

多聚焦图像的融合是图像融合研究内容之一,它是指在相同的成像条件下,镜头聚焦目标不同的多个图像,通过图像融合可得到一个聚焦度清晰的图像。在对多聚焦图像的融合方法中,具有代表性和比较流行的是多分辨率分解的图像融合方法。Burt 等人提出了拉普拉斯金字塔算法之后,又有人提出了基于拉普拉斯金字塔、比率低通金字塔、梯度金字塔等融合方法^[1]。同时,针对多聚焦图像自身的特点,即图像由聚焦清晰区域、聚焦模糊区域以及两者之间的过渡区域组成,基于对多聚集图像分割或分块原则的图像融合方法也不断涌现。文献[2]提出了一种考虑人眼视觉系统特性的多聚焦图像融合方法,其思想是将原始图像分割成若干个块,计算出每个块的对比度方差,通过比较,选取两幅图像中清晰的子块作为融合图像;文献[3]提出了基于神经网络的多聚焦图像融

合方法,其思想是将原始图像分割成块,通过计算每个块的空间频率、可见度以及边缘特征来训练神经网络,用其来判断是清晰区域还是模糊区域,进行融合;文献[4]采用基于对比度视觉模型的图像融合最优分块搜索算法,对同一场景两幅严格配准的多聚焦图像的清晰恢复进行了深入研究。随着小波理论的兴起,人们开始将小波多尺度分解用于图像融合^[5]。由于小波分解具有非冗余性,使得图像经小波分解后的数据总量不会变大,利用小波分解的方向性,就有可能针对人眼对不同方向的高频分量具有不同分辨率这一视觉特性,获得视觉效果更佳的融合图像。特别是近几年兴起的基于多带小波变换的图像融合方法^[6,7],为图像提供了一种比小波多分辨率分析更加精确的分析方法,改善了融合图像的视觉清晰度。

在确定小波域内的图像融合策略时,要考虑以下两个方面的问题:1) 图像的局域特征往往是由多个像素而非单个像素来表征和体现的,各像素之间通常具有一定的相关性,因此不能对其简单孤立地处理,特征提取应该利用小波系数区域特征来进行。2) 处于不同频率通道上相同空间位置处的小波系数,实际上描述的是同一空间位置在不同方向上的信息,它们之间具有较强的相关性,因此小波域内的特征提取应该联合多个子带同时进行。

考虑以上两点因素,本文提出一种基于方向对比度特性

收稿日期:2006-01-20;修订日期:2006-03-24 基金项目:国家自然科学基金资助项目(60473015)

作者简介:王振飞(1973-),男,河南南阳人,博士研究生,主要研究方向:高效算法设计与分析、图像处理; 范刚龙(1965-),男,河南偃师人,副教授,主要研究方向:网络安全、图像处理; 王能超(1937-),男,江苏盐城人,教授,博士生导师,主要研究方向:演化算法、快速算法、并行计算。

的融合策略,用于神经网络的特征提取。该方法将配准的两幅图像分别进行小波分解,建立对比度视觉模型来选取源图像中清晰的子块区域的小波对比度进行神经网络训练,用训练好的神经网络输出融合图像的小波系数,最后对组合后的系数进行小波逆变换,生成融合图像。

1 前馈神经网络与小波对比度

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种应用非常广泛的前馈神经网络,通过输入输出样本集的训练,可实现从输入到输出的任意非线性映射,其实质是采取最速梯度下降法来实现映射关系的逼近。其典型结构包含输入层、中间隐层和输出层。其中每一层有一个或多个神经元,它们与相邻层的神经元完全连接,在每个连接上有一个权值,代表它们的连接程度。通过输入/输出样本集训练 BP 神经网络,也即调整这些权值和每个神经元的阈值。一般地,所有初始的权值分配为随机值,在以后每次迭代过程中根据 δ 学习规则进行调整,当满足一定的终止条件后停止训练,从而建立起一个从输入到输出之间函数关系的神经网络模型。

1.2 目标特征提取

特征提取与选择结果的优劣极大地影响着分类器的设计和性能。本文主要使用了小波对比度作为图像的特征向量,文献[8]定义了小波对比度如下:

$$\text{垂直对比度: } C_{l-1}^V = \frac{D_{l-1}^1}{A_{l-1}} \quad (1)$$

$$\text{水平对比度: } C_{l-1}^H = \frac{D_{l-1}^2}{A_{l-1}} \quad (2)$$

$$\text{对角对比度: } C_{l-1}^D = \frac{D_{l-1}^3}{A_{l-1}} \quad (3)$$

式(1)~(3)中, A_{l-1} , D_{l-1}^1 , D_{l-1}^2 , D_{l-1}^3 是图像 l 级小波分解的子带系数。

1.3 小波对比度关系的 BP 模型

人工神经网络的非线性映射能力是保证其成功实现各种简单或复杂分类的主要原因。神经网络模型很多,本文采用改进的多层前馈神经网络及误差逆传播算法(Levenberg Marquardt 算法, L-M 算法)^[9]。首先对源图像进行小波对比度提取,然后将该数据输入到 BP 网络分类器,再由神经网络分类器得到识别分类的判决结果,大致可以分为训练和识别阶段。用三层 BP 神经网络来刻画它们之间的映射关系,即建立一个输入层为 3 个神经元、隐层为 9 个神经元、输出层为 1 个神经元,且隐层神经元的激活函数选择 Tanh 函数:

$$\text{Tanh} = 1 - \frac{2 \cdot \exp(-x)}{1 + \exp(-x)} \quad (4)$$

2 融合算法

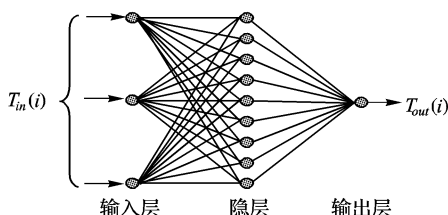


图 1 融合算法中采用的三层前馈神经网络结构

在多聚焦图像融合中,参与融合的源图像由同一像机获取,每一幅聚焦部分区域,因此这些源图像中各对应区域有不

同的清晰度。如果把每幅图像的清晰区域提取出来,并融合到同一幅新图像中,那么这幅新图像将是全局清晰的。在一幅源图像中,如果一个物体被聚焦,那么对应的特征都表现为显著清晰的;反之是模糊的。因此检验并判断出清晰区域的特征,即可找出聚焦的区域。多层前馈神经网络具有很强的非线性逼近能力。利用这一特点,通过权重的调节就可以建立源图像小波对比度与清晰区域之间的对应关系,该关系反映了源图像的特征,因而利用训练好的神经网络判别清晰区域的小波对比度,从而组合融合图像的小波系数,进而得到全局清晰融合图像。详细的算法如下:

1) 对源图像 A 和 B 进行 n 层小波分解,并按式(1)~(3)在各级不同空间分辨率上建立方向对比度序列;

2) 在源图像 A 和 B 对应位置上选取 2 对实验区(每对实验区在一幅源图像中聚焦,而在另一幅中不聚焦)进行实验。建立图 1 所示的 3 层前馈神经网络,输入层、隐层和输出层分别具有 3 个、9 个和 1 个神经元,神经网络的学习采用梯度法修正权值。在训练神经网络阶段,用两幅源图像实验区的方向对比度差值作为输入矢量 $T_{in}(i)$ 和目标输出矢量 $T_{out}(i)$ 形成神经网络的训练集:

$$T_{in}(i) = \{C_{l-1 A_i}^V - C_{l-1 B_i}^V, C_{l-1 A_i}^H - C_{l-1 B_i}^H, C_{l-1 A_i}^D - C_{l-1 B_i}^D\} \quad (5)$$

$$T_{out}(i) = \begin{cases} 1, & \text{if } A_i \text{ is clearer than } B_i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

这里, A_i 和 B_i 分别表示 A 和 B 实验区中的像素。

3) 用训练过的神经网络对所有从第 1) 步得到的对比度对进行识别,那么融合图像的第 i 个小波向量由如下构成:

$$C_{F_i} = \begin{cases} C_{A_i}, & \text{if } out_i > 0.5 \\ C_{B_i}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

这里 out_i 是基于第 i 个图像像素的神经网络的输出, $C_{X_i} = \{A_{l-1 X_i}, C_{l-1 X_i}^V, C_{l-1 X_i}^H, C_{l-1 X_i}^D\}$, $X \in \{A, B, F\}$ 。

4) 对第 3) 步的融合结果一致性校验。某些情况下,如果神经网络决定的特定元素来自图像 A ,但它周围的元素大多数来自图像 B ,这时,将该元素改为来自 B 。在执行时,多数滤波器用一个 3×3 的邻域窗口。

5) 对用神经网络得到的小波系数 C_F 进行 n 层小波逆变换,得到融合图像 F 。

当然,以上融合处理的前提条件是输入图像已得到配准。

3 实验结果

为了验证本文算法的效果,利用常见的 clock 图像进行了不同融合方法的对比实验。源图像采用已配准的两幅灰度图像(大小均为 512×512),第一幅背景清晰前景模糊(图 2(a)),第二幅前景清晰背景模糊(图 2(b))。为了进行性能比较,对这两幅图像分别使神经网络方法^[3]、小波变换方法^[4]、四带小波变换方法^[6]和本文方法进行融合,使用大小是 32×32 的实验区(如图 2 方框所示)。通过对比可以看出,本文算法的效果比其他三种方法,无论在清晰度还是细节结构方面都有较大的改进。

同时,基于信息量指标对融合结果进行定量评价,选取融合图像的熵(Entropy)、融合图像与源图像之间的互信息量(Mutual Information, MI)、交叉熵(Cross Entropy, CE)作为衡量指标^[7]。评价准则为:若熵值越大,表明图像包含的信息

(下转第 1601 页)

如图 3,图 4 所示,它没有 OSLG-ICA 的反降晰效果好,这在图 4(d)中尤为明显,这些正验证了上面对它们的分析。

考虑噪声对 ICA 反降晰的影响。给散焦模糊了(模糊半径是 2)的图像加上零均值的高斯噪声,得到信噪比是 20dB 的降质图像。将图像像素的取值范围限制在 $[0, 1]$ 区间内,计算复原前后平坦区域的噪声方差,它从 0.000 506 升高到 0.001 053(图 5)。这说明 ICA 反降晰对噪声有一定的放大,或者至少无法抑制噪声。

4 结语

ICA 图像反降晰的最大优点是在不需要传统的关于 PSF 的假定下(对称性,可以参数化模型),还能进行图像反降晰,这使它处理各种模糊类型不同的降质图像。但是它的关于图像和它的各阶偏导图像间相互统计无关的假设比较牵强。另外,由于 OLSG-ICA 比起 FastICA 能更好地适应图像中的不同局部统计特性,所以它更适合用来图像反降晰。但是目前的基于 ICA 的图像反降晰算法均不能抑制噪声,且不能利用已知的关于图像或 PSF 的各种先验知识进一步提高反降晰效果。因此,进一步的研究方向包括以下几点:

1)进一步完善图像反降晰的 ICA 模型。例如可以将最大似然估计、最小化互信息等其他准则应用于图像反降晰,从而提高反降晰的效果。

2)将 ICA 的图像反降晰算法与交替估计 PSF 和原始图像的迭代循环算法相结合,利用 PSF 或原始图像的各种先验知识的限制,从而提高反降晰效果。

3)与 ICA 图像去噪方法相结合,在图像的线性统计模型上建立图像反降晰的 ICA 模型,从而解决带噪声的图像反降晰问题。

参考文献:

[1] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京:国防工业出版社,2000.

[2] BANHAM M, KATSAGGELOS A. Digital image restoration [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 14(3):24 - 41.

[3] KUNDUR D, HATZINAKOS D. Blind image deconvolution [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 13(5):43 - 64.

[4] GEMAN S, GEMAN D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 9(6):721 - 742.

[5] TONAZZINI A, BEDINI L. Degradation identification and model parameter estimation in discontinuity-adaptive visual reconstruction [J]. Advanced Image Electronic Physics, 2002, 120. 193 - 284.

[6] SROUBEK F, FLUSSER J. An overview of multichannel image restoration techniques[A]. Proceedings of International Conference on information Intelligence and systems[C], 1999.580 - 585.

[7] GALATSANOS NP, CHIN RT. Digital restoration of multichannel images[J]. IEEE Transaction on Acoustics Speech and Signal Processing, 1989, 37(3): 415 - 421.

[8] ELAD M, FEUER A. Resolution of single superresolution image from several blurred, noisy and undersampled measured images[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 1997, 6(12):1646 - 1658.

[9] TOM B, LAY K, KATSAGGELOS A. Multichannel image identification and restoration using the expectation-maximization algorithm [J]. Optical Engineering, 1996, 35(1):241 - 254.

[10] PAI HT, BOVIK A. On eigenstructure-based direct multichannel blind image restoration[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2001, 10(10):1434 - 1446.

[11] HYVARINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent Component Analysis[M]. John Wiley & Sons, 2001.

[12] UMEYMA S. Blind Deconvolution of Images Using Gabor Filters and Independent Component Analysis[A]. 4th International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation[C], 2003.319 - 324.

(上接第 1591 页)

越丰富;融合图像与源图像之间的交叉熵越小、互信息量越大,表明融合图像从源图像中提取的总信息量越多,信息量的损失越少,融合效果就越好。从表 1 的数据可见,基于小波对比度和人工神经网络的融合结果,其任意一项指标均能得到不同程度的提高,体现出更好的融合性能。

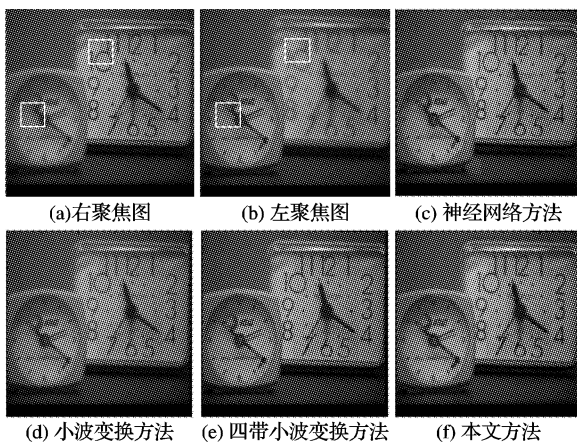


图 2 多聚焦图像融合

表 1 不同融合方法的定量评价

融合方法	Entropy	MI	CE
神经网络方法	22.71	2.935	1.518
小波方法	21.64	2.175	1.626

四带小波方法	23.81	3.240	1.072
本文方法	24.13	3.602	0.923

参考文献:

[1] MATSOPOULOS GK, MARSHALL S, BRUNT JNH. Multiresolution morphological fusion of MR and CT images of the human brain [J]. Image Signal Processing 1994, 141 (3), 137 - 142.

[2] 李树涛, 王耀南, 张昌凡. 基于视觉特性的多聚焦图像融合 [J]. 电子学报, 2001, 29(12): 1699 - 1701.

[3] LI S-T, KWOK JT, WANG Y-N. Multifocus Image Fusion Using Artificial Neural Network[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23 (8): 985 - 997.

[4] 张新曼, 韩九强. 基于对比度视觉模型的多聚焦融合图像的精确重构[J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(11): 1995 - 1997.

[5] PAJARES G, de la CRUZ JM. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855 - 1872.

[6] SHI WZ, ZHU CQ, YANG XM. Multi - Band Wavelet for Fusing SPOT Panchromatic and Multispectral Images[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2003, 69(5):513 - 520.

[7] SHI WZ, ZHU CQ, TIAN Y, et al. Wavelet-based image fusion and quality assessment[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2005, 6(3/4):241 - 251.

[8] TIAN P, NI GQ. Contrast-based image fusion using the discrete wavelet transform[J]. Optical Engineering, 2000, 39(8):2075 - 2082.

[9] HAYKIN S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation[M]. 2nd edition. New York: Prentice Hall, 2000.