

小波融合图像效果的因子分析评价方法^{*})

冼广铭 王知行 冼广淋

(华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510640)

摘要 因子分析是一种有效的评价融合图像质量的方法。文中采用了小波 sym5 进行了多尺度图像融合的研究,并且通过主成分分析方法提取了细节信息因子和光谱信息流失因子等参数,作为图像的客观质量评价标准。实验证明,对于小波变换多尺度融合后的图像,该方法能够客观有效地评价其反映细节信息的参数(如信息熵和清晰度)以及反映光谱信息的参数(如扭曲程度和偏差指数)的变化趋势。理论分析结果,因子综合得分和观众评价得分结果具有良好的 consistency。

关键词 因子分析,小波变换,主成分分析,多尺度融合,图像质量评价

Quality Evaluation of Wavelet Fused Image by Using Factor Analysis Method

XIAN Guang-Ming WNAG Zhi-Yan XIAN Guang-Lin

(School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640)

Abstract Factor analysis is a powerful way in the field of evaluation of fused image quality. In this paper, wavelet sym5 is used to decompose and construct image at different level. Factors of detail information and spectrum information lacking extracted by PCA(principal component analysis) are selected to objectively evaluate the fused image. Experimental results show that this approach can effectively analyze the variation trend of detail information(such as entropy and definition) and spectrum information(such as Distortion coefficient and Deviation coefficient) of the fused images. Variation of factor integrated score and audience evaluation effect is the same. Therefore theoretic analysis results and visual effect of fused image are in accordance with effect analyzed by using factor analysis approach.

Keywords Factor analysis, Wavelet analysis, Multi-resolution fusion, Principal component analysis, Image quality evaluation

图像融合是指获取、处理和相互组合多个传感器的测量结果或是同一传感器的不同测量结果^[1]。具有多分辨特性的小波已经证明了能够有效地把源图像的近似特征和细节部分组合起来产生一副融合图像。文[2]使用粗糙集(RS)来增强图像和 Db4 小波基函数来融合被噪声污染的图像,并且用嫡值来评价图像的质量。文[3]介绍了一种分等级的基于多尺度小波变换的图像融合方法。该方法采用了嫡、共同信息、均方差、信噪比等参数对融合效果进行评价和分析。

Lee J. S. 和 Ahn, J. Y. 等使用因子分析和聚类分析的方法提取图像特征和处理,提高了图像的信噪比,减少了计算时间^[4]。文[5]采用主成分分析方法提取光谱图像扭曲因子的相关系数,然后通过多项回归(MBR)和平均优化得分(MOS)的方法决定图像质量的等级。该方法称为 PQS 法,它与主观评价效果是相一致的。

由此可见,小波变换的融合算法取得了良好的效果而融合效果的评价标准也是多样的。但一种融合算法往往对某种类型的图像效果较为明显,因此融合图像的客观质量评价问题有待研究。本文用一种基于因子分析的方法采用小波算法对图像进行了多尺度的融合实验,并且对其客观质量评价做出了探讨。

1 因子分析理论基础

因子分析就是用少数的几个因子来表示众多指标之间的联系,反映资料大部分信息的数理统计方法。

假设有 k 个指标, $Y=(Y_1, Y_2, \dots, Y_k)$ 为随机向量,所求的公因子为 $X=(F_1, F_2, \dots, F_n)^T$, 其数学模型为:

$$\begin{aligned} Y_1 &= l_{11}F_1 + l_{12}F_2 + \dots + l_{1n}F_n + e_1 \\ Y_2 &= l_{21}F_1 + l_{22}F_2 + \dots + l_{2n}F_n + e_2 \dots \\ Y_k &= l_{k1}F_1 + l_{k2}F_2 + \dots + l_{kn}F_n + e_k \end{aligned} \quad (1)$$

公式中 $L=(l_{ij})$ 称为因子载荷矩阵,为第 i 个原有变量在第 j 个因子变量上的因子载荷。 e 为特殊因子,表示了变量不能被因子变量所解析的部分。

KMO 统计量和巴特利球形检验均可以用于判别变量是否适于作因子分析。

KMO 统计量用于比较变量之间的简单相关和偏相关系数:

$$KMO = \frac{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} p_{ij}^2} \quad (2)$$

公式中, r_{ij}^2 表示变量 i 和 j 间的简单相关系数, p_{ij}^2 表示变量 i 和 j 间的偏相关系数。

巴特利球形检验是根据变量的相关系数矩阵的行列式得到的,它的零假设是相关系数矩阵,是一个单位矩阵。

2 图像融合客观评价标准

2.1 反映图像细节信息的参数

1. 信息熵

令图像的灰度级集合为 $\{g_0, g_1, \dots, g_{N-1}\}$, 其对应的概率表示为 $\{p_0, p_1, \dots, p_{N-1}\}$, N 为灰度级总数。对于灰度范围 $\{0, 1, \dots, N-1\}$ 的图像直方图,其嫡定义为

^{*} 基金项目:科技部科技型中小型企业技术创新基金无偿资助项目(立项代码:O2C26214400224);广东省科技计划项目资助(项目编号:2002A1020104)。冼广铭 博士生,研究方向为计算机网络信息安全和软件工程等;王知行 教授,博士生导师,IEEE 会员,主要研究领域为图形图像处理;冼广淋 硕士生,研究方向为计算机软工工程。

$$H = - \sum_{i=0}^{N-1} p_i(g_i) \ln p_i(g_i) \quad (3)$$

融合图像的熵值大小,说明融合图像携带的信息量大小。

2. 清晰度

图像的梯度表达公式为

$$\bar{t} = \frac{1}{n} \sum \sqrt{(\Delta D_x^2 + \Delta D_y^2) / 2} \quad (4)$$

公式中, ΔD_x 与 ΔD_y 分别为 x 与 y 方向上的差分, n 为图像的大小。如果 \bar{t} 值越大,那么图像的清晰度就越高。

通过图像细节信息参数的比较可以对比出图像的细节表现能力。

2.2 反映图像光谱信息流失的参数

1. 扭曲程度

反映图像的光谱信息失真程度的扭曲程度定义为

$$D = \frac{1}{n} \sum_i \sum_j |V'_{ij} - V_{ij}| \quad (5)$$

其中, n 为图像的大小, V'_{ij}, V_{ij} 分别为融合后和原始图像上 (i, j) 点的灰度值。

2. 偏差指数

用来比较源图像和融合影像的偏离程度的偏差指数可表示为

$$D_{index} = \frac{1}{MN} \sum_{i,j=1}^M \frac{|I(i,j) - I'(i,j)|}{I(i,j)} \quad (6)$$

其中, I 为融合前的强度值, I' 为融合后的强度值^[6]。

图像的光谱信息参数反映了源图像和融合图像的变异程度,通过比较融合前后的图像偏差指数、扭曲程度可以看出光谱信息的改变程度。

从理论上分析,将两幅源图像在不同尺度上进行二维小波分解成高频部分和低频部分。在一定的分解尺度内范围,随着分解尺度的增加,近似信息减少而细节信息增加,融合图像的细节信息有所增加而光谱信息有所减少。但当分解层数增加到一定程度时,由于高频信息的减少,图像的细节信息将会相对地减少,而它与源图像的差别将会继续增大。

3 小波的多尺度图像融合及其客观质量的评价实验

3.1 融合图像的实验过程及其视觉评价效果

本实验采用了反映细节信息的参数(信息熵和清晰度)以及反映光谱信息流失的参数(扭曲程度和偏差指数)作为融合图像客观质量评价标准。选用小波函数 sym5 对源图像 X1 和 X2 进行多尺度二维小波分解与重构。

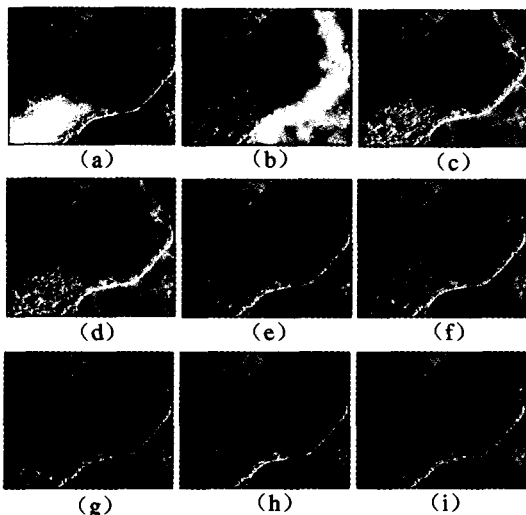


图1 小波多尺度融合效果。(a)源图像 X1,(b)源图像 X2,(c)-(i)尺度分别为 1,3,5,7,9,10 和 11 的融合效果

图1为小波多尺度图像融合实例的视觉效果。图1(a)和(b)为同一场景的两幅遥感地形图像。图1(a)左下角的房屋较为模糊但右边的公路较为清晰;图1(b)左下角的房屋较为清晰但右边的公路较为模糊。图1(c)~(f)分别为尺度是1,3,5和7的图像融合效果。从融合效果可以看出融合后的图像吸收了融合前两幅图像的信息,房屋和公路地形的清晰度随着尺度数的增加而提高(细节信息增加),融合图像与源图像的差别有所增加(光谱信息减少)。图1(g)~(i)分别为尺度是9,10,和11的图像融合效果。随着尺度数的继续增加,融合图像的清晰度有所减少,并且融合后图像的扭曲程度也有所增加。

3.2 融合图像因子分析的客观质量评价效果

3.2.1 因子分析的检验结果

采用提出的融合图像客观质量评价标准,对源图像 X1 和 x2 和分别经过尺度 1,3,5,7,9,10 和 11 小波变换后融合图像的各个信息熵(InfEntropy),清晰度(Definiton),扭曲程度(DistCoef)和偏差指数(DevCoef)进行因子分析。

依据 Kaiser 提出的标准,KMO 检验值为 0.735(0.7 < KMO < 0.8),还算适合做因子分析。

Bartlett 球度检验结果给出的相伴概率为 0.000,小于显著性水平 0.05,拒绝球度检验的零假设,认为代分析的原有若干变量适合于因子分析。

3.2.2 因子分析模型的建立

为了更好地实现客观评价,对四个参数采用 PCA 主成分分析方法提取得到四个公因子,前两个因子的特征值占总方差的 97.525%。由此可知保留前两个因子就可以反映参数的大部分信息,因此提取两个公因子。经过旋转后,第一主成分的特征值为 3.410,第二主成分的特征值为 3.346。根据为旋转后的因子载荷矩阵,可以建立如下的因子分析模型:

$$\begin{aligned} InfEntropy &= 0.922F_1 + 0.072F_2 \\ Definition &= 0.845F_1 + 0.155F_2 \\ DistCoef &= 0.033F_1 + 0.971F_2 \\ DevCoef &= 0.325F_1 + 0.711F_2 \end{aligned} \quad (7)$$

如旋转后的主成分图如图2所示,第一主成分 Component1 对反映细节信息的参数(信息熵和清晰度)有较大的负荷系数,第二主成分 Component2 对反映光谱信息流失(扭曲程度和偏差指数)的参数有较大的负荷系数。因此第一主成分可以命名为细节信息因子 FAC1,第二主成分可以命名为光谱信息流失因子 FAC2。

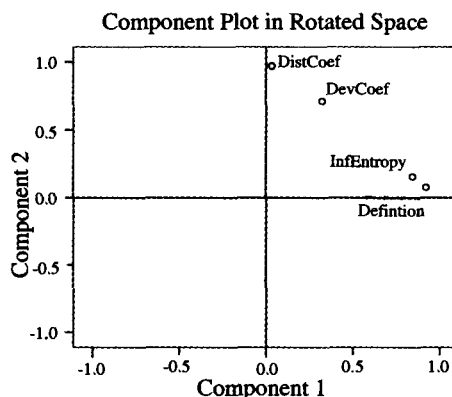


图2 旋转后的主成分图(Compont1:细节信息因子 FAC1,Compont2:光谱信息流失因子 FAC2)

3.2.3 因子得分方法评价小波变换融合图像质量

细节信息因子 FAC1 和光谱信息流失因子 FAC2 的得分可以通过因子得分系数矩阵计算得到,其表达式为:

$$FAC1 = 0.521InfEntropy + 0.589Definitio - 0.177DistCoef + 0.067DevCoef \quad (8)$$

$$FAC2 = -0.057InfEntropy - 0.135Definitio + 0.712DistCoef + 0.460DevCoef \quad (9)$$

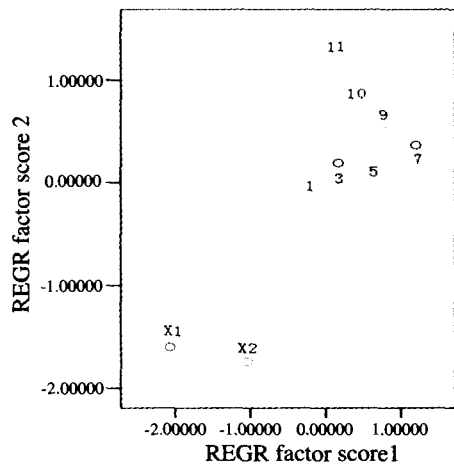


图3 源图像 X1, X2 和经过小波变换融合后(尺度 1, 3, 5, 7, 9, 10 和 11)图像的细节信息因子得分 score1 和光谱信息流失因子得分 score2

从两个因子的因子得分(图3)可知,源图像 X1 和 X2 的光谱信息流失因子得分均较低, X1 的细节信息因子得分低而 X2 的细节信息因子得分高。经过多尺度小波分解融合后的图像,这两个因子的值都有所变化。其中光谱信息流失因子得分随尺度数的增加而提高,显示光谱信息随尺度数的增加而流失;尺度 1, 3, 5 和 7 的细节信息因子得分随尺度数的增加而提高,而尺度 9, 10 和 11 的细节信息因子得分随尺度数的增加而减小。这与理论上的预测结果是一致的。

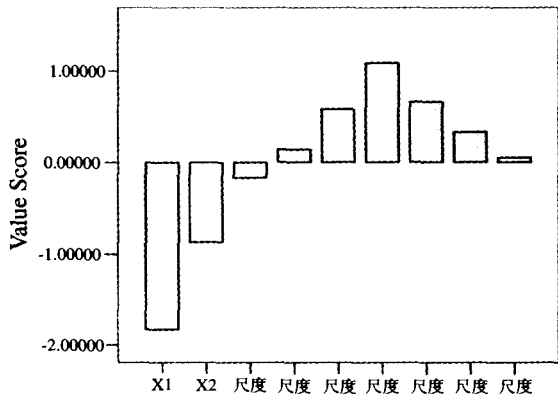


图4 源图像 X1, X2 和各分解尺度的因子综合得分

图4为按各分解尺度数排列的因子综合得分,源图像 X1 和 X2 的综合得分最低,分解尺度 1, 3, 10, 11 图像的综合得分排第三档,分解尺度 5 和 9 图像的综合得分排第二档,分解尺度 7 图像的综合得分最高。

图5为25位观众对上述八幅图像采用百分制的评价效果。源图像 X1 和 X2 的观众评价得分效果为差(均值低于50分),分解尺度 1, 3, 10, 11 图像的观众评价得分效果为一般(50分<均值<75分),分解尺度 5, 9 图像的观众评价得分效果为较好(75分<均值<85分),分解尺度 7 图像的观众评价得分效果为好(85分<均值<100分)。

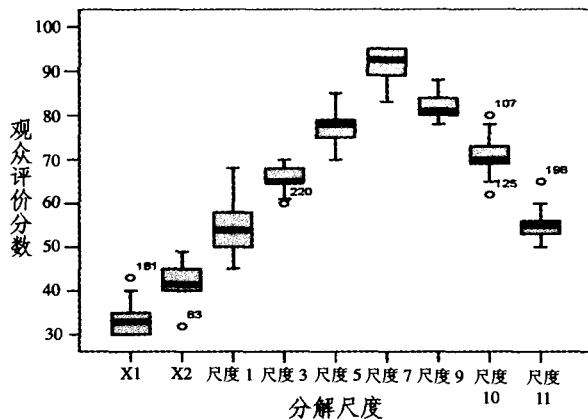


图5 源图像 X1, X2 和各分解尺度的观众评价效果

从图4和图5可以看出,因子综合得分和观众评价效果的变化趋势是基本一致的,可见所采用的因子分析方法是有效的。

结论 基于小波变换的多尺度图像融合方法可以较好地融合遥感地形图像,其质量可以采用两个因子:反映图像细节信息的参数(信息熵和清晰度)以及反映图像光谱信息流失的参数(扭曲程度和偏差指数)进行客观评价。

采用因子分析方法对融合图像进行如下评价:

1. 细节信息因子随分解尺度先增加然后减小的变化趋势,反映信息熵和清晰度等在分解尺度在一定的范围内均有所增加,体现了融合图像从两幅原始图像中提取了越来越多的信息;而当分解尺度太大的时候,由于能量(高频部分)的丢失,细节信息反为有所减少。
2. 光谱信息流失因子随分解尺度的增加而增加的趋势,反映了扭曲程度和偏差指数的增加。表明了图像与源图像的差异随分解尺度的增加而增大,图像的光谱信息保留程度减小。
3. 因子综合得分和观众评价得分效果的变化趋势是一致的。

综上所述,基于小波变换的多尺度遥感图像融合,采用因子分析的客观评价标准的数值分析结果,理论分析结果和视觉效果是基本相一致的。

采用该方法对其它的小波变换多尺度融合图像进行评价,也获得了令人满意的效果。

参考文献

- 1 Farina A, Morabito F C, Serpico S, et al. Fusion of radar images; State of art and perspective[A]. In: CIE International Conference of Radar Proceedings[C], 2001, 9~15
- 2 Xia Mingge, He You, Huang Xiaodong, et al. Image fusion algorithm using rough sets theory and wavelet analysis Image fusion algorithm using rough sets theory and wavelet analysis[A]. In: 2004 7th International Conference on Signal Processing Proceedings, ICSP[C], 2004, 1043~1046
- 3 Liu Gui-Xi, Yang Wan-Hai. Wavelet-decomposition-based image fusion scheme and its performance evaluation. Acta Automatica Sinica[J], 2002, 28(6): 927~934
- 4 Lee J S, Ahn J Y, Lee D S, Seo K, Park K S. Application of factor and cluster analysis for the parametric image of myocardial blood flow using H215O and dynamic PET[A]. IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference[C], 2000, 3: 18/146~18/149
- 5 Sun Qun, Fairchild Mark D. Application of PQS for Image Quality Analysis in Visible Spectral Imaging[A]. In: Proc. of the Color Imaging Conference: Color Science, Systems, and Applications, Final Program and Proceedings of IS and T and SID - Eleventh Color Imaging Conference: Color Science and Engineering; Systems, Technologies, Applications[C], 2003, 132~136
- 6 李弼程, 罗剑书. 小波分析及其应用. 北京: 电子工业出版社[M], 2003