

一种基于ICA的多源图像融合算法

曹杰 龚声蓉 刘纯平 姚望舒 刘全

(苏州大学计算机科学与技术学院, 苏州 215006)

摘要 图像融合的要求是尽可能多地融合源图像中的有用信息,并尽量不要把无用信息融合进来。为了尽可能达到这一要求,在分析盲源分离理论的基础上,提出了一种基于独立分量分析(ICA)的图像融合算法。该算法首先对源图像进行预处理;然后对源图像进行ICA分解,并在ICA域对独立分量系数进行融合;最后根据融合系数重建融合图像。实验结果表明,该新提出的算法降低了产生冗余信息的可能性,对多源图像融合是可行有效的。

关键词 多源图像 图像融合 独立分量分析 矩阵稀疏性

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)10-1857-03

A Multi-source Image Fusion Algorithm Using ICA

CAO Jie, GONG Sheng-rong, LIU Chun-ping, YAO Wang-shu, LIU Quan

(School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006)

Abstract Image fusion technology should try to achieve two objectives: one is to combine useful information of source images as much as possible; the other is to abandon the useless information of source images. Based on the analysis of blind signal separation theory, an ICA-based image fusion algorithm is proposed in this paper. Firstly, some pre-processing methods and ICA analysis are applied to each source image; then the ICA coefficients computed in the first step are fused using the maximum rule. Finally the fused image is obtained by synthesizing the fused ICA coefficients. Experiments prove that the new algorithm is feasible and effective for multi-source images fusion.

Keywords multi-source image, image fusion, independent component analysis(ICA), matrix sparsity

1 引言

图像融合技术要尽可能解决以下两方面的问题:一是尽可能多地把源图像中的有用信息融合进来;二是尽可能消除融合数据之间的冗余性,尽量不要把无用信息融合进来^[1]。图像融合最简单的算法是直接对源图像的对应像素进行平均或加权平均运算,但这类算法会导致融合图像的对比度很差。为解决这一问题,人们提出了基于图像金字塔分解的算法,但由于图像金字塔分解是一种冗余分解,分解后数据总量比原图像增大很多,因此增加了融合处理的数据量^[1]。随着小波理论

的发展,多分辨率小波融合成为图像融合领域的一个研究热点^[2-4]。该类算法不仅保留和继承了塔形分解融合算法的多尺度、多分辨率分解等主要优点,同时,由于小波分解具有非冗余性和方向性,因此能获得视觉效果更佳的融合图像。上述融合算法虽然在不同程度上都能实现融合的目的,但大多都存在如下局限性:融合算法要么没有考虑数据之间的冗余性,要么只去除数据的低阶冗余性,这与利用传感器各自的特性尽可能消除融合数据之间的冗余性的融合处理目的不相符合。随着盲信号处理理论的发展,ICA(independent component analysis)理论被引入到了图像融合研究中^[5,6],用于消除源图像数据之间的高阶冗余性,以获取效果更优的融合算

基金项目:国家自然科学基金项目(60673092);教育部科研重点项目(205059);江苏省高校自然科学基金项目(07KJD520186)

收稿日期:2007-06-05;改回日期:2007-07-05

第一作者简介:曹杰(1981~),男,苏州大学计算机科学与技术学院计算机应用技术专业硕士研究生。主要研究方向为数字图像处理、图像融合。E-mail:210513019@suda.edu.cn

法。由于 ICA 理论能够保证融合过程中降低产生冗余信息或虚假信息的可能性,因此基于盲源分离理论的图像融合算法必将成为图像融合领域的研究热点。

2 现有算法分析

ICA 理论的应用目前多集中在视频、音频、生物医学工程等方面^[7],而基于 ICA 理论的图像融合算法并不多见。边境等人最早把 ICA 理论引入到图像融合研究中,提出了一种基于 ICA 的对多光谱图像和全色图像进行融合的算法^[5],该算法把每一个源图像视作是一个行方向上的 1 维向量,则多个源图像就组成一个矩阵,若对该矩阵进行 ICA 分解,则可得到一系列独立分量,若再对这些分量进行叠加,即可得到融合图像的 ICA 域表示,然后根据这个叠加结果和解混矩阵即可得到融合图像。该算法虽达到了预期的融合目的,但对独立分量只是进行简单的叠加处理,没有考虑系数之间的关系,由于某些系数可能是冲突的,所以造成融合结果图像的对比度较差。

Mitianoudis 等人提出了一种基于 ICA 的通过图像分块进行融合的算法^[6],该算法首先对源图像按行方向进行分块,然后把这些块按顺序组成矩阵,再对该矩阵进行 ICA 分解,即得到一系列独立分量,而由不同源图像中相对应的块得到的独立分量也是对应的;然后在对应块内进行加权平均,即可得到融合后的独立分量系数;最后根据该系数和解混矩阵重建融合图像。该算法的优点是由于通过分块可使 ICA 系数具有局部性,因此可以进行基于区域的系数融合。但由于该算法需要对图像进行随机分块,因而造成进行 ICA 的输入信号过多,这使得 ICA 过程占用时间急剧增加,算法不仅占用时间长,且融合效果容易受图像分块边界的影响。

基于以上分析,本文提出了一种新的基于 ICA 的多源图像融合算法。该算法根据 ICA 系数和矩阵稀疏性之间的关系,采用一种新的系数融合规则,不仅提高了融合速度,实验结果分析也表明其融合效果要优于典型的小波分解融合算法(wavelet-based image fusion algorithm, WIFA)和文献[6]中基于分块的融合算法(region-based image fusion algorithm using ICA, RIFA-ICA)。

3 本文提出的算法

3.1 ICA 基础

ICA 问题最早是由 Herault 和 Jutten 在 1983 年提出。其实质是找到一个线性变换,尽可能使得随机变量(即图像、视频和音频处理中的特征)之间相互独立,通过去除冗余,以便更简洁有效地表达数据,并有利于后续的认识、压缩等处理^[7]。

为简便起见,假定观测变量与独立分量个数相同,即假设 n 个观测变量 $x_1(t), x_2(t), x_3(t), \dots, x_n(t)$ 由 n 个独立分量线性组合而成,观测变量和独立分量均为随机变量。对于 t 时刻的 n 个观测值有

$$x_i = a_{i,1}s_1 + a_{i,2}s_2 + \dots + a_{i,n}s_n, (i=1, \dots, n) \quad (1)$$

令 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, $S = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$, $A = [a_{i,j}]$, 将式(1)写成以下矩阵形式:

$$X = A \cdot S \quad (2)$$

则式(2)所描述的统计模型称为独立成分分析。由于 S 无法直接观测,因此称为盲变量,称 A 为混合矩阵。与 A 相对应,为求得独立分量,需要一个解混矩阵 W ,使得

$$\hat{S} = W \cdot X \quad (3)$$

3.2 算法思想

本文提出的融合算法可分为数据准备、数据预处理、ICA 分解、系数融合、图像重建 5 个步骤。其基本思想是首先对图像进行预处理,使得预处理后的数据更容易体现图像之间的差异,以突出主要矛盾,同时减少了数据计算量;然后对图像进行 ICA 分解,经过 ICA 分解, n 个源图像将被分解为 m ($m \leq n$) 个独立分量,这些分量既能表示源图像的全部信息,同时去除了源图像数据之间的高阶相关性;接着按照系数融合规则在 ICA 域对独立分量系数进行融合,即可得到融合图像在 ICA 域的系数表示;最后根据 ICA 分解的解混矩阵和融合系数进行融合图像的重建,即得到最终的融合结果。

3.3 算法实现

(1) 数据准备 设有 n 幅大小为 $M \times N$ 的源图像,本步工作是把这 n 幅图像组成数据矩阵,即把每一个源图像中的像素逐行串接,构成一个 $1 \times (M \times N)$ 的 1 维向量 I_i , 则所有源图像就形成一个数据矩阵 $X = [I_1, I_2, \dots, I_n]^T$ 。由于 I_i 是对同一对象不同方面信息的反映,因此它们之间必然存在相关性。

(2) 数据预处理 对矩阵 X 去均值及归一化:

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i, \hat{I}_i = I_i - M (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

记 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 其中 x_i 是 \hat{I}_i 归一化的结果。然后进行主成分分析 (principal component analysis, PCA), 若取前 $m (m \leq n)$ 个主值, 则相应的特征矢量为

$$U_m = [u_1, u_2, \dots, u_m],$$

设本步输出为

$$Z = U_m^T X$$

(3) 对 Z 进行 ICA 分解 本文采用芬兰学者 Hyvarinen 等人提出并改进过的四阶累计量固定点算法 FastICA^[7] 对 Z 做 ICA 分解, 设输出为

$$Y = WZ = WU_m^T X = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T \quad (5)$$

则 Y 的每一行代表 X 的一个独立分量。 W 为解混矩阵。

(4) 系数融合 经过前面的处理, 就可得到用图像的独立分量表示的矩阵 Y , Y 中各行向量相互独立, 即表示其去除了源图像数据的高阶相关性, 因此减少了数据冗余。在 ICA 域内的系数融合可表示为 $f_i(j) = P_{i,j} Y_{i,j} (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, M \times N)$

$$(6)$$

f_i 代表 ICA 域融合图像的第 i 个独立分量, 则融合图像的独立分量矩阵 $F_m = [f_1, f_2, \dots, f_m]^T$ 可表示为

$$F_m = P^T Y \quad (7)$$

此时系数融合问题可描述为: 为了使得融合图像包含指定信息, 需对 P 的系数进行估计。对于矩阵稀疏性和 ICA 系数表示之间的联系, 美国学者 Olshausen 做了比较深入的研究^[8], 他的研究表明, 对于任一观察场景, 其在 ICA 域的非变形表示应该比其在单一源图像中的表示更具稀疏性。据此, 本算法的融合过程可假定为是在 ICA 域增加系数矩阵稀疏性的问题。换言之, 系数融合需要对数值比较大的系数进行增强, 对数值比较小的系数进行抑制。因此本算法采用 ICA 域系数最大值法进行系数融合, 即

$$P_i(j) = \begin{cases} 1 & y_i(j) = \max\{y_1(j), \dots, y_m(j)\} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, M \times N$ 。

(5) 融合图像重建 在得到融合系数矩阵 F_m 之后, 先用解混矩阵 W 的逆 W^{-1} (式(9)) 对 F_m 进行 ICA 系数混合来重建以下融合图像矩阵:

$$\hat{X} = [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_n]^T = [U_m^T]^* W^{-1} F_m \quad (9)$$

式中, $[\cdot]^*$ 代表伪逆。然后按行序把 \hat{x}_i 表示的

$1 \times (M \times N)$ 向量转换为 $M \times N$ 的矩阵, 即得到融合图像。

3.4 实验结果与分析

为了证明算法的有效性, 采用可见光图像和毫米波图像进行了仿真实验, 图像尺寸为 256×200 。WIFA 中采用 Daubechies 小波基系列的“db7”小波, 众多研究表明, 进行 3~5 层小波分解时的融合效果最好, 因此本文采用 5 层小波分解。根据文献[6]算法的最佳分块尺寸为 8×8 , RIFA-ICA 算法的分块尺寸定为 8×8 。图 1(c)、图 1(d)、图 1(e) 分别给出了 WIFA、RIFA-ICA 和本文算法的融合结果图像。

本文用熵 (entropy)、交叉熵 (crossE)、均方根误差 (RMSE) 和峰值信噪比 (PSNR) 对提出的算法与 WIFA、RIFA-ICA 的融合性能进行了比较分析。一个好的融合算法, 其融合图像应该有较大的熵值、较小的 crossE 值、较小的 RMSE 值和较大的 PSNR 值。表 1 给出了 3 种融合算法的客观评价准则值。

表 1 不同融合算法的融合效果客观评价准则

Tab.1 The objective metrics of fusion results between different fusion algorithms

	不同算法融合图像的客观评价指标		
	WIFA	RIFA-ICA	本文算法
entropy	3.467 8	5.27	5.666 9
crossE	1.755 9	1.450 5	0.286 5
RMSE	0.625	0.365 6	0.540 7
PSNR (dB)	45.082 9	45.572 3	49.218 9

从表 1 中可以看到, WIFA 的融合图像其各个客观评价准则值都是最差的, 而且从图 1 中也可以直观的看出, 其融合效果明显不如后面两种算法的融合效果好, 这是由于 ICA 分解去除了不同传感器图像数据之间的高阶相关性, 即减少了融合结果中的冗余信息之缘故; 对于 RIFA-ICA 和本文算法来说, 前者的 RMSE 值比后者的略好, 而后者的其他 3 种评价准则值都优于前者的相应值, 而且从图 1 中可以看到, 本文算法的融合图像明显要比 RIFA-ICA 的融合图像清晰, 因此整体来说, 本文算法要优于 RIFA-ICA 算法, 其原因在于本文算法的融合过程是假定为在 ICA 域增加系数矩阵的稀疏性的问题, 由于其对 ICA 系数中数值比较大的系数进行了增强, 而对数值比较小的系数进行了抑制, 从而提高了融

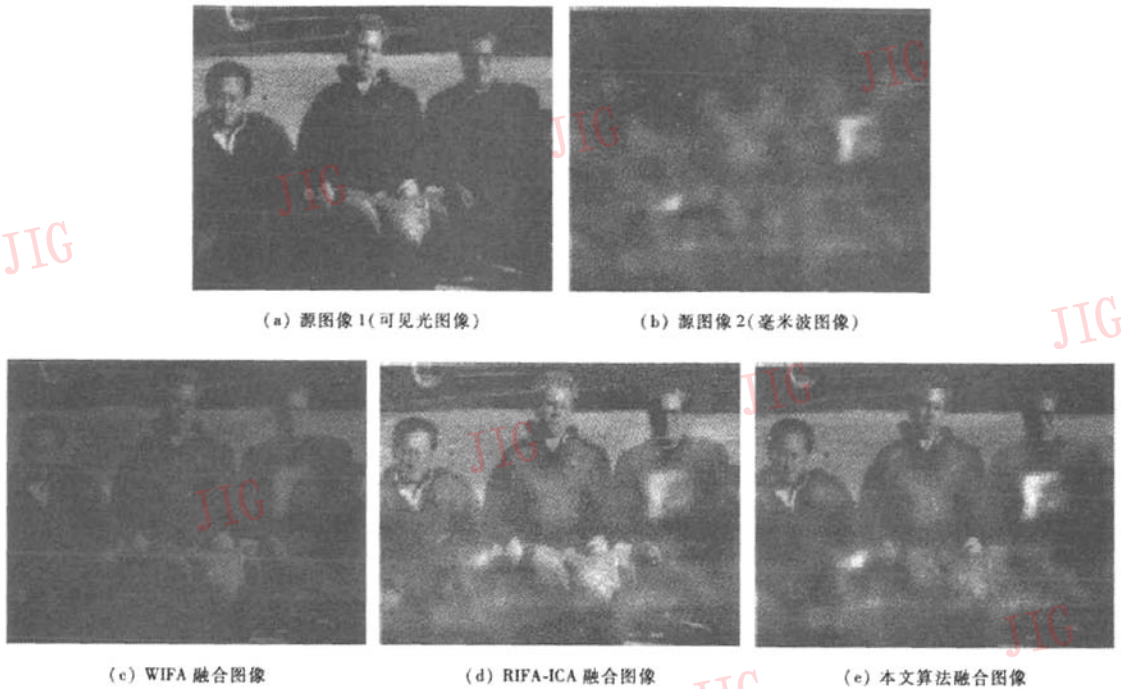


图 1 不同融合算法的融合效果比较

Fig. 1 The comparison of fusion results between different fusion algorithms

合系数矩阵的稀疏性,这就尽量降低了不同图像中相互矛盾的信息对融合结果的影响,使融合图像更加清晰。

4 结 论

尽管 ICA 理论在盲信号处理方面已经有了很广泛的应用,但直到最近国内外才有了把 ICA 应用到图像融合领域的相关报导。本文在基于盲源分离理论的图像融合算法的研究方面做了有益尝试,提出了一种基于 ICA 的多源图像融合算法,同时通过实验分析表明了该算法的有效性。这方面需要研究的内容还有很多,例如,如何通过优化技术更加自动的选择融合系数,寻找自适应的融合算法等,这将是作者进一步的研究重点。

参考文献 (References)

- Han Chong-zhao, Zhu Hong-yan, Duan Zhan-sheng, *et al.* Multi-sensor Information Fusion[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006. [韩崇昭,朱洪艳,段战胜等. 多源信息融合[M]. 北京:清华大学出版社, 2006.]
- Santos M, Pajares G, Portela M. A new wavelets image fusion strategy[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2003, 2652: 919 ~ 926.
- Shi Wen-zhong, Zhu Chang-qing, Yan Tian, *et al.* Wavelet-based image fusion and quality assessment[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2005, 6(3): 241 ~ 251.
- Zhou Li, Wang Zhang-ye, Jin Jian-gui. A new wavelet image fusion algorithm based on human visual system[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(9): 1088 ~ 1094. [周礼,王章野,金剑秋. 基于 HVS 的小波图像融合新算法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(9): 1088 ~ 1094.]
- Bian Jin, Zhou Qin-li. A fusion algorithm of multi-spectral images and panchromatic[J]. Microelectronics & Computer, 2005, 22(6): 5 ~ 7. [边境,周庆利. 一种多光谱图像和全色图像融合算法[J]. 微电子学与计算机, 2005, 22(6): 5 ~ 7.]
- Mitianoudis N, Stathaki T. Pixel-based and region-based image fusion schemes using ICA bases[J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 131 ~ 142.
- Hyvarinen A, Oja Erkki. Independent component analysis: Algorithm and applications[J]. Neural Networks, 2000, 13(4): 411 ~ 430.
- Olshausen B A. Sparse codes and spikes[A]. In: Rao R P N, Olshausen B A, Lewicki M S, eds. Probabilistic models of the Brain: Perception and Neural Function[M]. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2002.