

吴一全, 曹照清, 陶飞翔. 2016. 基于 Contourlet 变换和 ICA 的多时相遥感图像变化检测. 地球物理学报, 59(4):1284-1292, doi:10.6038/cjg20160411.

Wu Y Q, Cao Z Q, Tao F X. 2016. Change detection of multi-temporal remote sensing images based on contourlet transform and ICA. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 59(4):1284-1292, doi:10.6038/cjg20160411.

基于 Contourlet 变换和 ICA 的多时相遥感图像 变化检测

吴一全^{1,2,3,4,5}, 曹照清¹, 陶飞翔¹

1 南京航空航天大学电子信息工程学院, 南京 211106

2 南京信息工程大学江苏省大数据分析技术重点实验室, 南京 210044

3 城市空间信息工程北京市重点实验室, 北京 100038

4 成都理工大学国土资源部地学空间信息技术重点实验室, 成都 610059

5 江西省数字国土重点实验室, 南昌 330013

摘要 为了提高多时相遥感图像变化检测的精确度和运算效率, 本文提出了一种基于 Contourlet 变换和独立分量分析(ICA-Independent component analysis)的变化检测算法. 利用 Contourlet 变换多尺度、多方向性和各向异性等性质, 对图像数据进行多尺度分解, 再对分解后的数据进行独立分量分析, 利用改进的基于牛顿迭代的固定点 ICA 算法分离出互相独立的数据分量, 然后将分离后的数据分量转变成图像分量, 最终对变化图像分量经阈值分割实现变化检测. 实验结果表明, 与现有的基于 PCA、基于 ICA、基于小波变换与 ICA 三种变化检测算法相比, 本文算法能有效地分离出变化信息, 减少了计算的复杂性, 得到的变化图像具有更高的精确度, 且对背景有较强的稳健性.

关键词 多时相遥感图像; 变化检测; Contourlet 变换; 独立分量分析

doi:10.6038/cjg20160411

中图分类号 P237

收稿日期 2014-03-11, 2016-01-13 收修定稿

Change detection of multi-temporal remote sensing images based on contourlet transform and ICA

WU Yi-Quan^{1,2,3,4,5}, CAO Zhao-Qing¹, TAO Fei-Xiang¹

1 College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

2 Jiangsu Key Laboratory of Big Data Analysis Technology /B-DAT, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China

3 Beijing Key Laboratory of Urban Spatial Information Engineering, Beijing 100038, China

4 Key Laboratory of Geoscience Spatial Information Technology, Ministry of Land and Resources, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

5 Digital Land Key Lab of Jiangxi Province, Nanchang 330013, China

Abstract In order to improve the accuracy and computational efficiency of change detection of multi-temporal remote sensing images, a change detection algorithm based on contourlet transform and independent component analysis (ICA) is proposed. Firstly, multi-scale decomposition of image data is

基金项目 国家自然科学基金项目(61573183), 江苏省大数据分析技术重点实验室开放基金(KXK1403), 城市空间信息工程北京市重点实验室经费项目(2014203), 国土资源部地学空间信息技术重点实验室开放基金(KLGSIT2015-05), 江西省数字国土重点实验室开放研究基金项目(DLLJ201412), 江苏高校优势学科建设工程项目联合资助.

作者简介 吴一全, 男, 1963 年生, 教授, 博士生导师, 主要从事遥感图像处理研究. E-mail: nuaaimage@163.com

performed by using contourlet transform with multi-scale, directionality and anisotropy. Then independent component analysis is carried out for the decomposed data. And the independent data components are separated by the improved fixed point ICA algorithm based on Newton iteration. Next the separated data components are transformed into image components. Finally, change detection is achieved by threshold segmentation and filtering for change image components. The experimental results show that compared with the existing three change detection algorithms such as the algorithm based on PCA, the algorithm based on ICA and the algorithm based on wavelet transform and ICA, the proposed algorithm in this paper can more effectively separate change information and reduce computational complexity. The obtained change image has higher accuracy and good robustness to the background.

Keywords Multi-temporal remote sensing image; Change detection; Contourlet transform; Independent component analysis (ICA)

1 引言

随着人口数量的快速增长,土地资源变得日益重要,准确实时地掌握土地利用状况,可更为有效地保护和合理地开发土地资源. 遥感技术由于可选用不同波段和遥感器,快速获取大范围的地球资源信息,且不受地面条件限制,具有人工实地测量和航空摄影测量所无法比拟的优点,成为了土地利用、变化检测的重要技术手段,在地物地层分析、灾情估计、道路交通分析、森林采伐等领域有着广泛的应用(范开国等,2012). 变化检测实质上就是提取不同时相遥感图像的变化信息. 目前多时相遥感图像的变化检测算法主要分为基于代数运算和基于图像变换两类. 基于代数运算的变化检测算法包括图像差值法(范海生等,2001)、比值法(Durucan and Ebrahimi, 2001)、图像回归分析(Jha and Unni, 1994)等. 差值法和比值法比较直观,变化检测速度快,但算法过于简单,不能定性地描述目标区的变化,很难考虑到光照、角度、大气条件等因素的影响;而图像回归分析法一定程度上减小了这些因素所带来的不利影响,但检测时需要选择准确的回归方程和合适的波段,所以实际应用精度不高. 基于图像变换的变化检测算法大都利用主分量分析(PCA-Principal component analysis)(Qiu et al., 2003; 张辉和王建国, 2008)或独立分量分析(Hyvarinen et al., 2004; 钟家强和王润生, 2006)等实现. PCA 是建立在二阶统计特性基础上的多维正交线性变换,变换得到的图像主分量包含了原始遥感图像的大部分背景信息,而第二主分量包含了大部分的变化信息. 但只有当信号的统计分布符合高斯分布时,信号间的相关信息才能完

全被消除. 而遥感图像的地物光谱特性并不满足高斯分布,因此 PCA 不能完全消除各分量间的高阶相关信息,这会影响变化检测的精确度. ICA 作为近年来提出的一种信源盲分离技术,不仅可以去除信源之间的二阶相关信息,而且能够消除高阶相关信息(谢德光等, 2001; Berg et al., 2005). 因此,在遥感图像变化检测中 ICA 能够比 PCA 获得更好的检测效果.

基于 ICA 的变化检测算法对图像背景比较敏感,在检测变化区域时,因辐射差异易将背景变化作为目标区域的变化,导致变化检测不够精确. 因此,小波变换被应用于变化检测(黄世奇等, 2010; 黎萍, 2011),通过小波变换对图像数据进行分解,降低了图像中的噪声,同时保护了图像中的边缘和纹理细节结构,由此提高检测的精确度和运算效率. 然而,小波变换不是图像的最优稀疏表示,缺乏方向性,仅仅限于水平、垂直和对角线三个方向,在一定程度上损失了图像的有效信息,无法准确地反映图像的边缘轮廓和纹理细节. 而 Contourlet 变换作为小波变换的一种新扩展,具有多分辨率、局部性、方向性和各向异性等特性,它对图像中边缘轮廓和纹理细节的表达具有独特优势. 因此,若将 Contourlet 变换用于变化检测可望改善检测精确度. 另一方面,现有的 ICA 算法存在计算量大、收敛速度慢等缺点,对其改进后,相比现有的 ICA 算法可以提高收敛的速度,满足实时处理要求,且无需调整学习速率因子等其他动态参数,进而增强可靠性.

基于上述分析,本文提出了一种基于 Contourlet 变换和 ICA 算法的多时相遥感图像变化检测算法. 首先通过 Contourlet 变换对多时相遥感图像数据进行多尺度分解,利用它的特性更好地实现图像块

的优化分割,以减少 ICA 算法的复杂程度;然后再利用改进的 ICA 算法对分解后的数据进行处理,提高变化检测的准确性和运算效率.文中给出了实验结果,并与现有的基于 PCA、基于 ICA、基于小波变换与 ICA 三种变化检测算法进行了比较,分别依据主观视觉和变化像元错判误差、非变化像元误判误差、总体精度和运行时间等客观定量指标,对上述算法进行了评价,显示了本文算法的优越性.

2 独立分量分析原理和 Contourlet 变换

独立分量分析是近年来由盲源信号分离技术发展起来的一种多维信号处理算法(余先川等,2010; Khaparde,2012).其基本原理是依据等独立性度量准则建立目标函数,使分离出的独立分量最大程度地逼近各源信号.设一组观测信号 $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$,相互独立的源信号 $S = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$,则第 i 个观测信号 x_i 由 n 个独立源信号线性混合形成:

$$x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n, i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

式中, a_{ij} 是信号的混合系数.观测信号 X 可表示为源信号 S 和线性混合矩阵 A 的乘积:

$$X = AS = \sum_{j=1}^n a_j s_j, \quad (2)$$

式中,线性混合矩阵 $A = [a_1, a_2, \dots, a_n]$, a_j 是混合矩阵基向量.ICA 就是在混合矩阵 A 和源信号 S 未知的条件下,根据观测信号 X 来恢复源信号 S .现定义解混矩阵 H ,使通过矩阵 H 解混后的输出信号 $Y = HX = HAS$ 有最强的独立性.ICA 的原理框图如图 1 所示:

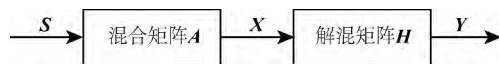


图 1 ICA 原理框图

Fig. 1 The principle diagram of ICA

ICA 算法需要做如下假设(Marchesi and Bruzzone, 2009):源信号 S 为相互独立的平稳随机过程;观测信号的数目不少于源信号的数目;源信号中至多有一个服从高斯分布.ICA 实际上是一个优化问题,因为没有唯一解,只能在某一衡量独立性的判据下寻求其近似解,使 Y 中各分量尽可能互相独立.

Contourlet 变换(白蕊等,2009;Li et al.,2012)是在继承小波多尺度分析思想基础上提出的一种多方向多尺度分析算法.它通过 LP(Laplacian Pyramid)变

换对图像进行多尺度分解,以捕获奇异点;然后由方向滤波器组(DFB)将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数. Contourlet 变换具有多分辨率、局部定位、多方向性、近邻界采样和各向异性等性质,能更好地捕获二维图像中的线和面奇异,用更少的系数捕捉图像中的边缘轮廓和方向性纹理信息.

3 基于 Contourlet 变换和 ICA 的变化检测算法

3.1 基于改进 ICA 的变化检测算法

对于多时相遥感图像来说,每个像元由与之对应的多种地物信息混合而成.其中每个信号源(各种物质的光谱信息)彼此独立,这些信号源有些是静止的,有些是变化的.可以认为静止的信号源构成了背景图像,变化的信号源则构成变化图像.在 ICA 模型里,前后时相的遥感图像构成的混合信号由背景图像和变化图像两个独立信号源混合而成,分离的具体过程如下:

(1) 首先通过按行扫描的方式将每幅遥感图像转化为一维信号 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$, n 为遥感图像的数目,由此构成观测信号 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$.

(2) 解混过程分两步实现(Ma and Wang, 2010):球化过程(W)和正交变换(U),如图 2 所示.球化过程是对观测信号 X 进行白化预处理,使球化后向量 $z = [z_1, z_2, \dots, z_n]^T$,其方差为 1,期望值为 0,以降低数据计算复杂度,减少噪声;而正交变换 U 可使得输出数据 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 尽可能互相独立.

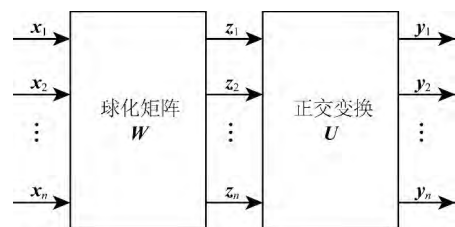


图 2 ICA 的解混框图

Fig. 2 The unmixing diagram of ICA

(3) 解混后得到源信号的估计 Y ,再将分离后的信号分量 $y_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 转化为图像,从中选择出变化图像,经阈值分割转化为二值图像后,得到最终的变化结果.

整个变化检测过程中最主要的是步骤(2),而在步骤(2)中如何快速寻求正交变换矩阵 $U = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ 最为关键.现有的 ICA 算法大多采用基于负熵

的固定点算法,这是由于负熵是度量随机变量非高斯性的最优工具(王翠茹等,2006).利用它来寻找正交矩阵 U 的每个分量 u_i ,使其投影 $y_i = u_i^T z$ 具有最大的非高斯性.其基本思想如下:对于有近似高斯分布的函数 $p(y)$ 可表示为

$$p(y) = p_c(y) \left[1 + \sum_{i=1}^N c_i F^{(i)}(y) \right], \quad (3)$$

式中, y 为解混后的输出数据 y_i 的简记, $p_c(y)$ 为标准高斯分布, $F^{(i)}(y)$ 为选定的满足矩消失性和正交归一性的非多项式函数, c_i 为非多项式函数的系数.为了简化计算可令式(3)中 $N=2$,由概率密度函数的对称性可得 y 的负熵为

$$J[p(y)] = \left\{ E[F^{(2)}(y)] - E[F^{(2)}(v)] \right\}^2, \quad (4)$$

式中, v 是服从 $N(0,1)$ 分布的随机变量.基于负熵的固定点算法每次投影得到一个分量.设第 i 次投影得到的分量 y_i 的负熵为

$$J[y_i] = \left\{ E[F(y_i)] - E[F(v)] \right\}^2, \quad (5)$$

式中, F 为公式(4)中的函数 $F^{(2)}$ 的简记.由解混过程可知 $y_i = u_i^T z$, u_i^T 是矩阵 $U = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ 的第 i 行, z 为球化后的数据.将 $J(y_i)$ 对 u_i 求导:

$$\Delta u_i \propto \frac{\partial J(y)}{\partial u_i} = \gamma E[z f(u_i^T z)], \quad (6)$$

式中, $\gamma = E[F(y_i)] - E[F(v)]$, $f(y_i)$ 为 $F(y_i)$ 的导数.正交系统需对 u_i 不断调节,然后进行归一化,直到 u_i 为稳定值,并由最终的 u_i 分离出一个独立分量(Pham and Cardoso,2001).再由牛顿迭代算法可得

$$E[z f(u^T z)] - \beta u = 0, \quad (7)$$

式中,函数 f 为 F 的导数, $\beta = E[u_0^T z f(u_0^T z)]$ 为拉格朗日乘子, u_0 为选择的初始权值向量,且范数为 1.式(7)左边部分用函数 $G(u)$ 表示,则 $G(u)$ 的 Jacobian 矩阵为

$$J_{ac}(u) = E[zz^T f'(u^T z)] - \beta I \approx E[f'(u^T z)] - \beta I. \quad (8)$$

上述过程每次提取一个独立源之后,需在下次

提取前再次正交化,以保证每次提取的都是尚未提取的信源.由于计算 Jacobi 矩阵过程中涉及到矩阵求逆,计算量较大,所以一般将所有的 Jacobi 矩阵均取值 $J_{ac}(u_0)$,以减少运算量,但收敛速度较小,可能导致算法不能最终收敛.

针对上述问题,现给出改进的基于牛顿迭代的固定点 ICA 算法(曾生根等,2003;李芳芳等,2010).假定已经求得 $u_i(k)$,则 $u_i(k+1)$ 可通过下面过程得到:

$$\begin{cases} u_0(k) = u(k) \\ u_i(k) = u_{i-1}(k) - \frac{G(u_{i-1}(k))}{J_{ac}(u_{i-1}(k))}, i = 1, 2, \dots, n \\ u(k+1) = u_n(k) \end{cases} \quad (9)$$

改进后的算法计算一次 Jacobi 矩阵可以实现 n 次迭代,相比通常的 ICA 算法具有更快的收敛速度,因此可以满足实时处理要求,且无需调整学习速率因子等其他动态参数,可靠性增强.

3.2 基于 Contourlet 变换和 ICA 的变化检测算法流程

由于图像数据矩阵的庞大和 ICA 算法的复杂性,往往在独立分量提取之前对图像数据进行预处理,优化数据块的组合,使后续数据处理算法更高效.本文通过 Contourlet 变换将图像矩阵分块,然后对分块后图像数据进行独立分量分析,得到互相独立的分量,最后利用 Contourlet 反变换重构图像数据矩阵,以获得变化图像.具体实现框图如图 3 所示.

具体实现步骤如下:

步骤 1: 利用 Contourlet 变换对多时相遥感图像 X_1 进行多尺度分解,再将分解的结果转化为向量形式,得到以低频分量 C_{1j} 和低频分量 $D_{11}^1, D_{11}^2, \dots, D_{1j}^{2j}$ 组成的分块向量,同理可得 X_2 的分块向量,即

$$X_1 = [C_{1j}, D_{11}^1, D_{11}^2, D_{11}^3, D_{11}^4, D_{12}^3, D_{12}^4, \dots, D_{1j}^{2j}];$$

$$X_2 = [C_{2j}, D_{21}^1, D_{21}^2, D_{21}^3, D_{21}^4, D_{22}^3, D_{22}^4, \dots, D_{2j}^{2j}];$$

其中, j 表示分解的层数.

步骤 2: 将 Contourlet 变换后的数据向量作为

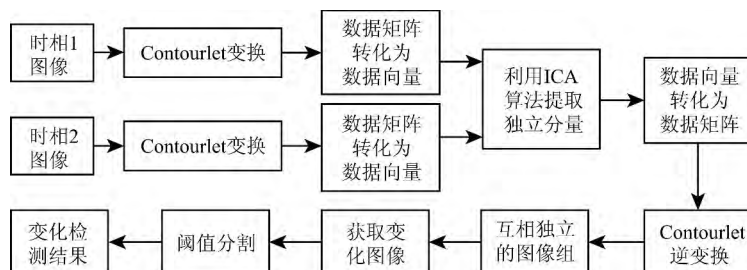


图 3 基于 Contourlet 变换和 ICA 的变化检测流程图

Fig. 3 Flowchart of change detection based on contourlet transform and ICA

ICA 算法的输入信号,然后通过独立分量分析实现变化区域向量的提取,即

$$Y_i = [E_{ij}, F_{i1}^1, F_{i1}^2, F_{i2}^1, F_{i2}^2, F_{i2}^3, F_{i2}^4, \dots, F_{ij}^{2j}];$$

其中, E_{ij} 是变化图像的低频分量, $F_{i1}^1, F_{i1}^2, F_{i2}^1, F_{i2}^2, F_{i2}^3, F_{i2}^4, \dots, F_{ij}^{2j}$ 是变化图像的高频分量.

步骤 3: 将变化区域的数据向量转化为矩阵, 然后进行 Contourlet 逆变换得到变化图像, 再经阈值分割后获得最终的变化检测结果.

Contourlet 变换分解数据块, 使得分解后的数据块保留了原始数据在各频率点及各方向上的特征, 优化了 ICA 对源信号的估计, 能够更真实地反映出图像块的变化.

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的效果, 分别利用本文算法

及基于 PCA、基于 ICA、基于小波变换与 ICA 三种算法对大量多时相遥感图像进行了变化检测实验. 实验环境为 Intel(R) Core(TM) 2, 2.0 GHz, 1GB 内存, Matlab R2007b. 在小波变换部分采用的是 Daubechies 正交规范小波基, 分解到第三层. 现选取其中两组实际的遥感图像数据集加以说明. 第 1 组遥感图像真实数据集是分别于 1996 年 8 月和 1998 年 8 月拍摄的越南红河的图像, 两幅图像为 ERS-2 遥感器获得的 SAR 图像, 分别如图 4a 和图 4b 所示. 两幅遥感图像的灰度级均为 256, 尺寸为 512×512 像素, 变化区域主要为洪水淹没所致.

第二组遥感图像数据集是 Erlas8.5 中自带的样品数据, 由某地区的 1987 年和 1992 年的 SPOT 图像组成, 分别如图 5a 和图 5b 所示. 该地区的多个地方发生了变化, 且变化类型复杂. 两幅遥感图像的灰度级均为 256, 尺寸为 512×512 像素.

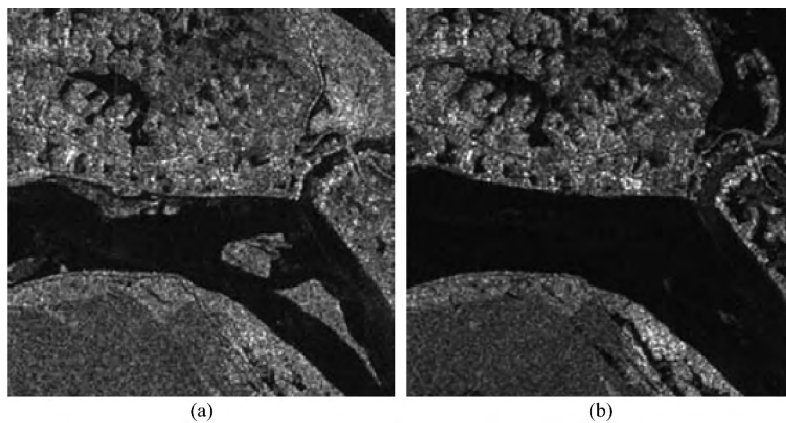


图 4 第一组实际遥感图像

(a) 1996 年 8 月越南红河洪水前图像; (b) 1996 年 8 月越南红河洪水后图像.

Fig. 4 The first group of real remote sensing images

(a) Image before the flood in the red river, Vietnam, in August 1996; (b) Image after the flood in the red river, Vietnam, in August 1996.

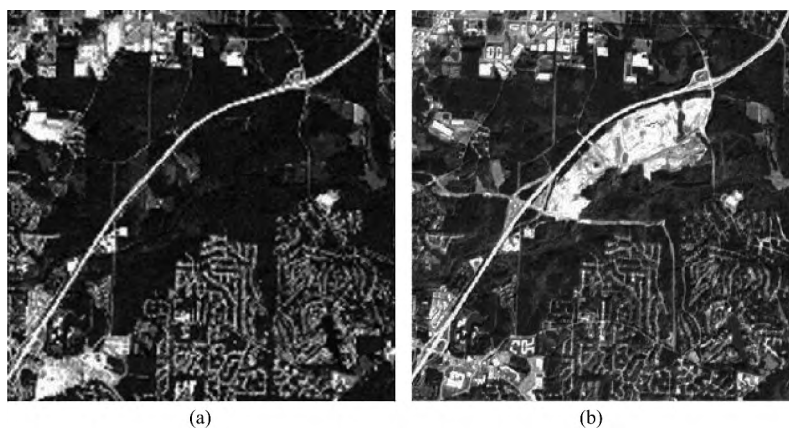


图 5 第二组实际遥感图像

(a) 1987 年 SPOT 影像数据; (b) 1992 年 SPOT 影像数据.

Fig. 5 The second group of real remote sensing images

(a) SPOT imagery data in 1987; (b) SPOT imagery data in 1992.

针对上述两组实际遥感图像,分别利用基于 PCA、基于 ICA、基于小波变换与 ICA 以及本文算法分离出图像分量,如图 6 和图 7 所示.其中,a 图是基于 PCA 算法分离出的图像分量,左图为图像的

第一主分量,右图为图像的第二主分量;(b)是基于 ICA 算法分离出的图像分量;(c)是基于小波变换与 ICA 算法分离出的图像分量;(d)为本文算法分离出的图像分量.

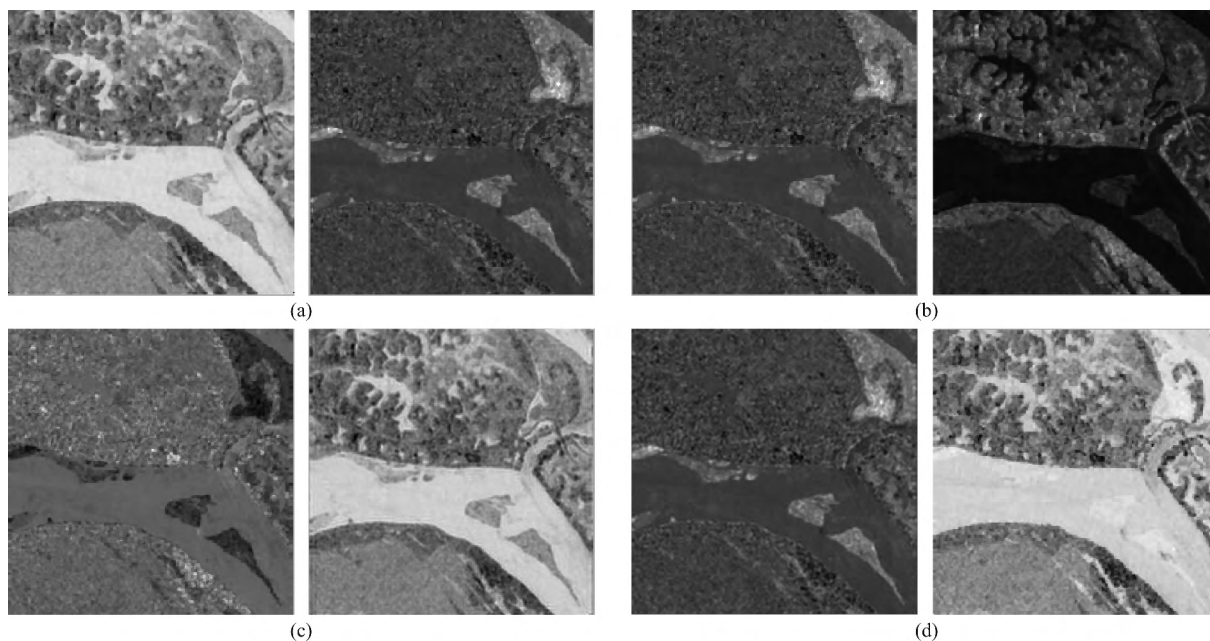


图 6 第一组遥感图像所分离出的分量

(a) 基于 PCA 分离出的第一主分量和第二主分量;(b) 基于 ICA 分离出的分量;
(c) 基于小波变换与 ICA 分离出的分量;(d) 本文算法分离出的分量.

Fig. 6 The separated components of the first group of remote sensing images

(a) The first and second separated principal components based on PCA; (b) The separated components based on ICA;
(c) The separated components based on wavelet transform and ICA; (d) The separated components based on the proposed algorithm.

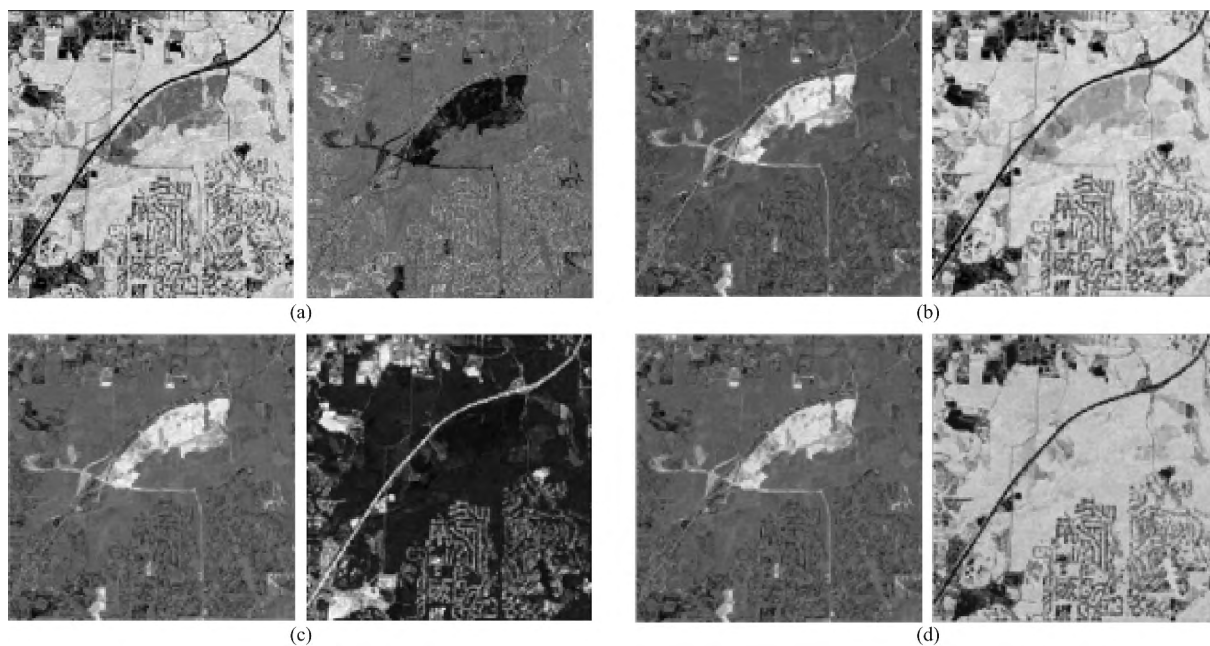


图 7 第二组遥感图像所分离出的分量

(a) 基于 PCA 分离出的第一主分量和第二主分量;(b) 基于 ICA 分离出的分量;
(c) 基于小波变换与 ICA 分离出的分量;(d) 本文算法分离出的分量.

Fig. 7 The separated components of the second group of remote sensing images

(a) The first and second separated principal components based on PCA; (b) The separated components based on ICA;
(c) The separated components based on wavelet transform and ICA; (d) The separated components based on the proposed algorithm.

由图 6a 和图 7a 可以看出,经过 PCA 分离出的第一主分量为背景图像,第二主分量为变化图像.从分离出的分量图像上可以看出图像中的地物信息部分混叠,背景图像中还包含部分未完全分离出的变化信息,说明 PCA 并不能完全消除遥感图像中各分量间的相关性.而基于 ICA 算法、基于小波变换与 ICA 算法和本文算法都能够较好地分离出变化图像,这说明 ICA 算法比 PCA 算法具有更好的去相关性和分离图像的能力.再比较图 6b、图 6c 和图 6d,可以看出图 6b 和图 6c 的背景图像中还有部分变化区域的轮廓,而图 6d 的背景图像中几乎没有混叠任何变化信息,变化量较少;图 7b 和图 7c 的背景图像中较暗区域为变化区域,而图 7d 的背景图像几乎没有变化区域的信息,变化图像完全从背景图像中分离出来.因此,相比基于 ICA 算法、基于小波变换与 ICA 算法,本文算法能够更好地分离出变化信息.

为了验证本文算法的有效性,采用 Otsu 阈值

法(陈琪等,2010)分别对图 6 和图 7 中的变化图像进行分割,所得到的变化检测结果如图 8 和图 9 所示.其中,(a)(b)(c)(d)分别是基于 PCA、基于 ICA、基于小波变换与 ICA 三种算法和本文算法的最终变化检测结果.可以看出,基于 PCA 算法的变化检测结果存在很多由不同时相中光照等因素导致的伪变化信息,而基于 ICA 算法、基于小波变换与 ICA 算法及本文算法都获得了较好的变化检测结果.此外,对于图 8 中标出的区域,本文算法、基于小波变换与 ICA 算法两种算法都比基于传统 ICA 算法在凹面边缘轮廓处的检测更为细腻,边缘连续性较好,说明了通过 Contourlet 变换和小波变换分解能够优化 ICA 方法对边缘细节的处理,并且本文算法检测结果中的孤立点比基于小波变换与 ICA 算法少,变化检测效果更好.对于图 9 中标出的区域,由上方的标出区域可以看出,基于传统 ICA 算法在此边缘处存在多个断点,而本文算法在边缘轮廓处比较完整,说明了 Contourlet 变换更好地保留了图

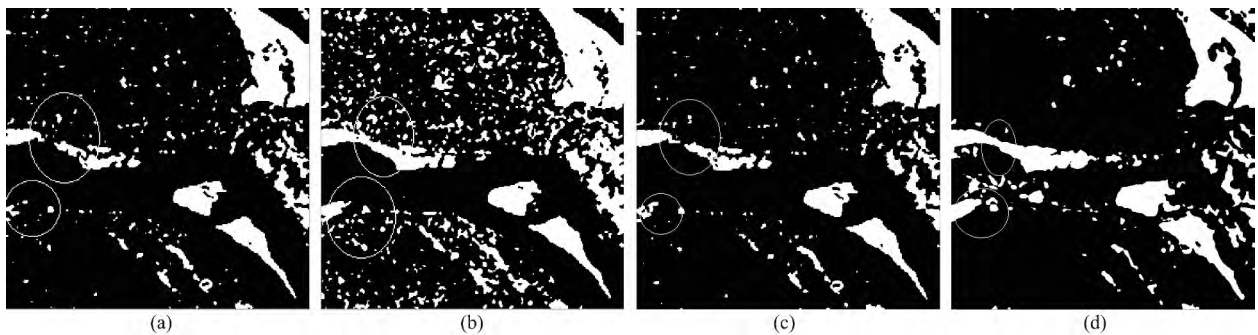


图 8 第一组遥感图像的变化检测结果

(a) 基于 PCA 的变化检测结果; (b) 基于 ICA 的变化检测结果; (c) 基于小波变换与 ICA 的变化检测结果; (d) 本文算法的变化检测结果.

Fig. 8 Change detection results of the first group of remote sensing images

(a) Change detection result based on PCA; (b) Change detection result based on ICA; (c) Change detection result based on wavelet transform and ICA; (d) Change detection result based on the proposed algorithm.

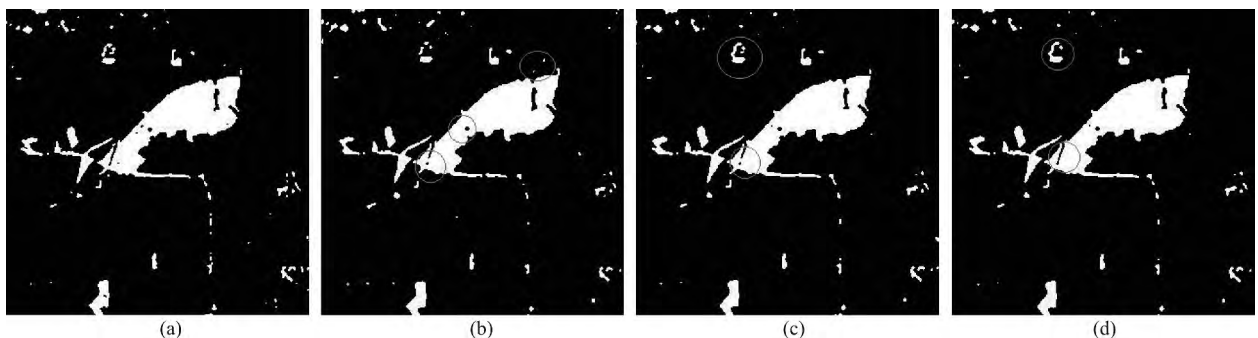


图 9 第二组遥感图像的变化检测结果

(a) 基于 PCA 的变化检测结果; (b) 基于 ICA 的变化检测结果; (c) 基于小波变换与 ICA 的变化检测结果; (d) 本文算法的变化检测结果.

Fig. 9 Change detection results of the second group of remote sensing images

(a) Change detection result based on PCA; (b) Change detection result based on ICA; (c) Change detection result based on wavelet transform and ICA; (d) Change detection result based on the proposed algorithm.

像的边缘细节特征;此外,由中间的标出区域可以看出,本文算法检测出了一条完整的直线状的未变化区域,这与实际遥感图像的变化相吻合,而其他算法却未完整检测出来.这是由于本文算法利用 Contourlet 变换的多尺度、多方向和各向异性等特性,使得分解后的数据块保留了原始数据在各频率点及各方向上的特征,优化了 ICA 对源信号的估计,能更准确地反映变化信息.

依据这两组实际遥感图像的变化像元错判误差、非变化像元误判误差、总体精度和运行时间等客观定量指标对四种算法进行了比较,第 2 组遥感图像变化检测结果如表 1 所示.本文算法与基于 PCA、基于 ICA、基于小波变换与 ICA 算法相比,精确度分别提高了 1.8%、0.5%、0.3%,由于 Contourlet 变换能更好地描述图像中的轮廓和方向性纹理信息,很好地弥补了小波变换的不足,因此本文算法在边缘细节上处理得更好,错判误差较少,总体精度更高.在运算时间上,本文算法比其他三种算法分别减少了 12 s、5 s、6 s.基于小波变换与 ICA 算法比基于 ICA 算法耗时,是因为小波变换只是对数据进行了优化排列,再加上小波变换自身所消耗的时间,整体时间上就没有优势.而本文算法通过 Contourlet 变换对数据进行多方向多尺度分解和优化组合,并采用改进的基于牛顿迭代的固定点 ICA 算法,大大缩短了整体的运算时间.综上所述,本文算法与基于 PCA、基于 ICA、基于小波变换与 ICA 三种算法相比,具有更高的精确度和更快的运算速度.

表 1 四种变化检测算法的精确度比较

Table 1 Comparison of four algorithms in accuracy

| 不同算法 | 变化像元 错判误差 | 非变化像元 误判误差 | 总体精度 | 运行时间/s |
|--------------------|--------------|---------------|--------|--------|
| 基于 PCA 算法 | 3.15% | 0.43% | 88.58% | 24 |
| 基于 ICA 算法 | 2.94% | 0.36% | 89.79% | 17 |
| 基于小波变换 与 ICA 算法 | 2.83% | 0.31% | 89.95% | 18 |
| 本文算法 | 2.69% | 0.26% | 90.21% | 12 |

5 结论

本文提出了利用 Contourlet 变换和独立分量分析的多时相遥感图像的变化检测算法.通过 Contourlet 变换的多分辨率分解、较好的方向性和各向异性,提高了变化检测的精确度,降低了计算的复杂性,并通过改进的 ICA 算法提高了运算效率.

实验结果表明:本文算法与现有的基于 PCA、基于 ICA、基于小波变换与 ICA 三种算法相比,在边缘细节方面处理得更好,获得的变化图像具有更高的精确度和较强的稳健性,且运算时间较少,可以扩展到更多时相的遥感图像序列,它是一种准确高效的多时相遥感图像变化检测算法.

References

- Bai R, Yang W H, Zhang Y N. 2009. Remote sensing image fusion algorithm based on contourlet transform. *Journal of Image and Graphics* (in Chinese), 14(6): 1173-1177.
- Berg M, Bondesson E, Low, et al. 2005. A combined on-line PCA-ICA algorithm for blind source separation. *Asia-Pacific Conference on Communications*, Perth, Western Australia, 969-972.
- Chen Q, Xiong B L, Lu J, et al. 2010. Improved two-dimensional Otsu image segmentation method and fast recursive realization. *Journal of Electronics & Information Technology*, 32(5): 1100-1104.
- Durucan E, Ebrahimi T. 2001. Change detection and background extraction by linear algebra. *IEEE Transactions on Image Processing*, 89(10): 1368-1381.
- Fan H S, Ma A N, Li J. 2001. Case study on image differencing method for land use change detection using thematic data in Renhe district of Panzhihua. *Journal of Remote Sensing* (in Chinese), 5(1): 75-80.
- Fan K G, Huang W G, He M X, et al. 2012. Marine atmospheric boundary layer depth retrieval by SAR in China Sea. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 55(4): 1137-1143.
- Huang S Q, Liu D Z, Hu M X, et al. 2010. Multi-temporal SAR image change detection technique based on wavelet transform. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica* (in Chinese), 39(2): 180-186.
- Hyvriinen A, Karhunen J, Oja E. 2004. Independent Component Analysis. John Wiley and Sons Inc.
- Jha C S, Unni N V M. 1994. Digital change detection of forest conversion of a dry tropical forest region. *International Journal of Remote Sensing*, 15(13): 2543-2552.
- Khparde 2012. A study of ICA algorithm for separation of mixed images. *International Conference on Digital Information and Communication Technology*, 82-86.
- Li F F, Xiao B L, Zhang Q. 2010. New wetland change detection method based on improved independent component analysis. *Journal of Computer Applications* (in Chinese), 30(5): 1347-1350.
- Li P. 2011. Multitemporal remote sensing images change detection based on wavelet transform and ICA[Master's thesis]. Xidian University.
- Li S T, Fang L Y, Yin H T. 2012. Multitemporal image change detection using a detail-enhancing approach with nonsubsampling

- Contourlet transform. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 9(5): 836-840.
- Ma C. 2010. Review of ICA based fixed-point algorithm for blind separation of mixed images. International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, Xi'an, China, 1-3.
- Marchesi S, Bruzzone L. 2009. ICA and kernel ICA for change detection in multispectral remote sensing images. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Mantova, Italy, 980-983.
- Pham D T, Cardoso J F. 2001. Blind separation of instantaneous mixtures of nonstationary sources. *IEEE Transactions Signal Processing*, 49(9): 1837-1848.
- Qiu B, Prinnet V, Perrier E, et al. 2003. Multi-block PCA method for image change detection. Proceedings of the 12th International Conference on Image Analysis and Processing Mantova, Italy, 385-390.
- Wang C R, Du J, Zhang X L. Research of image separation based on improved independent component analysis. *Chinese Journal of Scientific Instrument* (in Chinese), 27(6): 785-786, 797
- Xie D G, Zhang X D, Li X L, et al. 2007. Radar target recognition method based on independent component analysis. *Systems Engineering and Electronics* (in Chinese), 29(2): 164-166.
- Yu X C, Cao T T, Hu D, et al. 2010. Blind image separation based on wavelet transformation and sparse component analysis. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications* (in Chinese), 33(2): 58-63.
- Zeng S G, Zhu N B, Bao Y, et al. 2003. A modified fast independent component analysis and its application to image separation. *Journal of Image and Graphics* (in Chinese), 8(10): 1160-1165.
- Zhang H, Wang J G. 2008. A SAR image change detection algorithm based on principal component analysis. *Journal of Electronics & Information Technology* (in Chinese), 80(7): 1727-1730.
- Zhong J Q, Wang R S. 2006. Multitemporal remote sensing images change detection based on ICA. *Journal of Electronics & Information Technology* (in Chinese), 28(6): 994-998.

附中文参考文献

- 白蕊, 杨万海, 张艳妮. 2009. 基于 Contourlet 变换的遥感图像融合. *中国图象图形学报*, 14(6): 1173-1177.
- 陈琪, 熊博莅, 陆军等. 2010. 改进的二维 Otsu 图像分割方法及其快速实现. *电子与信息学报*, 32(5): 1100-1104.
- 范海生, 马藹乃, 李京. 2001. 采用图像差值法提取土地利用变化信息方法—以攀枝花仁和区为例. *遥感学报*, 5(1): 75-80.
- 范开国, 黄韦良, 贺明霞等. 2012. 星载 SAR 遥感图像反演海洋大气边界层高度. *地球物理学报*, 55(4): 1137-1143.
- 黄世奇, 刘代志, 胡明星等. 2010. 基于小波变换的多时相 SAR 图像变化检测技术. *测绘学报*, 39(2): 180-186.
- 李芳芳, 肖本林, 张谦. 2010. 基于改进独立分量分析的湿地变化检测法. *计算机应用*, 30(5): 1347-1350.
- 黎萍. 2011. 基于小波变换和 ICA 的多时相遥感图像变化检测[硕士论文]. 西安: 西安电子科技大学.
- 王翠茹, 杜鹃, 张鑫林. 2006. 基于改进的独立分量分析的图像分离技术. *仪器仪表学报*, 27(6): 785-786, 797.
- 谢德光, 张贤达, 李细林等. 2007. 基于独立分量分析的雷达目标识别方法. *系统工程与电子技术*, 29(2): 164-166.
- 余先川, 曹婷婷, 胡丹等. 2010. 基于小波变换和稀疏成分分析的盲图像分离法. *北京邮电大学学报*, 33(2): 58-63.
- 曾生根, 朱宁波, 包晔等. 2003. 一种改进的快速独立分量分析算法及其在图象分离中的应用. *中国图象图形学报*, 8(10): 1160-1165.
- 张辉, 王建国. 2008. 一种基于主分量分析的 SAR 图像变化检测算法. *电子与信息学报*, 80(7): 1727-1730.
- 钟家强, 王润生. 2006. 基于独立成分分析的多时相遥感图像变化检测. *电子与信息学报*, 28(6): 994-998.

(本文编辑 汪海英)