

基于独立成分分析的多时相遥感图像变化检测

钟家强 王润生

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 ATR 重点实验室 长沙 410073)

摘要 变化检测是通过分析多时相遥感图像间的差异实现地物变化信息的提取,而消除多时相遥感图像中的相关性是提取变化信息的一种有效途径。独立成分分析(ICA)作为近年出现的盲源分离技术,能够有效地消除多源信号间的二阶和高阶相关,经其变换的各分量之间相互独立。该文提出一种应用 ICA 变换实现多时相遥感图像变化检测的算法,首先对多时相多光谱遥感图像进行独立成分分析,得到彼此没有相关信息的独立成分,并且各独立成分图像中的变化信息得到增强;然后通过分析变换后的独立成分实现地物的变化检测。实验结果显示该算法比传统的方法具有更好的性能。

关键词 遥感变化检测, 图像处理, 独立成分分析, 多时相图像, 主成分分析

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)06-0994-05

Multitemporal Remote Sensing Images Change Detection Based on ICA

Zhong Jia-qiang Wang Run-sheng

(ATR National Lab of NUDT, Changsha 410073, China)

Abstract Change detection is the process of identifying differences in the state of an object or phenomenon by observing it at different times. by removing the correlation among multitemporal images, change information can be detected effectively. Independence Component Analysis (ICA) is a blind source separate technique appeared in recent years. It can reduce second and high-order dependences in observed data, and the independent components are statistically as independent as possible. In this paper, a multitemporal remote sensing images change detection approach based on ICA is proposed in this paper. Firstly, independence component images change are obtained based on the ICA transformation without any prior knowledge about change areas. Then, different kinds of land variation are located according to these independent source images. The experimental results in synthesize and real multitemporal images show the effectiveness of the proposed approach.

Key Words Remote sensing change detection, Image processing, Independent Component Analysis(ICA), Multitemporal images, Principle Component Analysis (PCA)

1 引言

变化检测是通过分析同一地区不同时相的遥感图像,检测出该地区中地物随时间发生变化的信息。随着遥感和信息技术的发展,变化检测已经成为当前遥感图像分析研究的一个重要方向,广泛地应用于许多领域,如资源保护中森林覆盖的动态监测、城市规划中土地利用与覆盖的变化信息获取、军事侦察中战略目标的动态监视以及自然灾害评估等。

经过近 30 年的发展,出现了很多应用于不同环境的变化检测方法^[1],根据实现的途径主要可以分为 3 类^[2]: (1)基于简单代数运算,如图像差分、图像比值和图像回归分析。这类方法都是通过多时相遥感图像进行代数运算,根据辐射值的差异检测出变化的区域^[3]。(2)基于图像分类,如分类后比较和多时相图像直接分类。这类方法首先对多时相图像进行分类,然后根据分类后的类别属性进行变化检测。(3)基于多变量分析的数据变换方法,如PCA, MAD和Canonical

分析。这类方法先对多时相图像进行多变量变换,消除图像间的相关性,然后在变换后的图像上进行变化信息提取。在基于数据变换的变化检测方法中,主成分分析应用最为广泛,它是通过PCA变换,以消除多时相遥感图像间的相关信息,从而使得变化信息在变换后的各成分图像上得到增强。PCA是基于二阶统计的方法,只有在信号的统计分布符合高斯情况时,才能完全消除信号间的相关信息,而对于非高斯信号则只能去除信号间的二阶相关信息。但在多时相遥感图像中,各种地物的光谱特性并不都满足高斯分布,因此经过PCA变换的各成分图像间仍然存在高阶相关信息,而这些相关信息会影响到变化信息的检测。因此,如果有一种数据变换方法能够有效地消除多时相图像间的各种相关信息,特别是高阶相关信息,则对于变化信息的检测具有非常重要的意义。

独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)是近年出现的一种信号处理方法^[4,5],不仅能够消除多变量数据中的二阶相关信息,而且能够消除数据间的高阶相关。因此,ICA变换比PCA更能够消除信号之间的关联特性。根据ICA

能够消除多图像间相关信息的特性, 现已经将其用于遥感图像的数据变换与分析, 如对超光谱图像进行波段选择和压缩以及光谱图像的分类^[6,7]。本文根据ICA和多时相遥感图像的特点, 提出一种应用ICA实现变化检测的算法。首先利用ICA对多时相遥感图像进行变换, 得到一组相互独立的成分图像, 在这些成分图像上各种相关信息得到很好的分离; 然后对得到的独立成分图像进行合成和聚类以实现变化区域检测。在对多时相遥感图像进行独立成分分析时, 本文采用改进的ICA定点算法, 先假设地物的光谱特性符合更一般的分布, 由一组超高斯信号和亚高斯信号组成; 然后根据信号的不同特性采用了不同学习算法, 并且学习算法中的步长能够自适应地改变。最后将本文提出的方法用于多时相遥感图像变化检测实验, 并与常用的PCA方法进行了比较, 实验结果显示出本算法的有效性。

2 独立成分分析(ICA)

2.1 独立成分分析(ICA)概述

多时相遥感图像间存在一定的相关性, 这对于变化检测具有不利的影响。当前一般采用多变量的分析技术消除图像间的相关性, 如 PCA, Canonical 变换和 MAD, 其中 PCA 由于其实现简单, 使用最为广泛。PCA 的原理是通过变换, 将数据变换到相互正交的方向矢量上, 得到一组彼此相互正交的分量, 在 PCA 中的源数据 X 的分解满足:

$$X = U \Sigma V^T \quad (1)$$

等价于

$$\Sigma^{-1} U^T X = V^T \quad (2)$$

其中 V^T 即为所求的正交向量。因此 PCA 的关键是求解正交矩阵 W , 使得其满足:

$$W = \Sigma^{-1} U^T \quad (3)$$

独立成分分析是近年出现的一种数据处理方法, 可以看作是 PCA 的一种扩展, 它将数据变换到相互独立的方向上, 各个分量之间不仅要求正交, 而且需要相互独立。对于一组 n 维观测数据, ICA 通过在特征空间上寻找能使数据互相独立的方向, 将 n 维随机信号分解成一组统计独立的随机变量的线性组合。独立成分分析已经成功地应用于盲信号分离问题, 设一组观测信号 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 是源信号 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 的观测值, 假设第 i 个观测信号是由 n 个独立分量 S 线性混合而成:

$$x_i = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

用矢量表示上式则有

$$X = AS \quad (5)$$

也可以写为

$$X = \sum_{j=1}^n a_j s_j \quad (6)$$

其中 $A = [a_1, a_2, \dots, a_n]$ 称为混合矩阵, a_i 是混合矩阵基向量。ICA 就是仅通过观测数据 X 估计出未知独立源 s_i 或估计混合矩阵 A 。

ICA 模型的是利用混合矩阵 $W = (w_{ij})$, 观测数据 X 经过 W 变换后得到输出列向量 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$, 即有

$$Y = WX = WAS \quad (7)$$

如果通过学习能够实现 $WA = I$ (其中 I 是单位矩阵), 则有 $Y = S$, 从而达到了源信号的分离。由于没有任何参数目标, 这样学习过程只能是自组织的, 学习的第一步是建立一个以 W 为变元的目标函数 $L(W)$, 如果某个 W 能使得 $L(W)$ 达到极值, 该 W 即为所需的解。ICA 实现信号分离的原理如下面的图 1 所示:



图 1 应用独立成分实现信号分离模型

Fig1 Signal separation model based on ICA

2.2 ICA 定点学习算法

由于应用 ICA 对信号分离的输出向量期望具有统计独立的性质, 因此首先需要定义能够判定其独立性的准则。在判定信号分量的独立性标准中, 基于信息论的互信息是其中一种常用的方法。设输出向量 Y 的任意两个随机分量 y_i 和 y_j , 在理想情况下, 如果其互信息 $I(y_i, y_j)$ 为零时, y_i 和 y_j 统计独立。因此最小化输出分量间的互信息可以作为独立成分分析的目标函数, 其互信息可以表述为

$$I(y) = \int p(y) \lg \frac{p(y)}{\prod_k p_k(y_k)} dy \quad (8)$$

其中 $p(y) = \prod_k p_k(y_k)$ 是联合概率密度函数, 可以通过统计梯度求解目标函数极值。根据上式, 并且有 $p(x) = |\det(W)| p(y)$, 则观测数据 x 的概率密度函数的对数似然函数描述为

$$L(x) = L(y, W) = \lg |\det(W)| + \sum_{i=1}^N \lg p(y_i) \quad (9)$$

求解式(9)表述的对数似然函数最大值可以使用统计梯度下降法实现, 此时权值 w_{ij} 的调整定义为

$$\Delta W = \eta (W^{-T} - \varphi(y) x^T) \quad (10)$$

其中 x^T 是观测向量的转置, 并且

$$\varphi(y) = [\varphi(y_1), \varphi(y_2), \dots, \varphi(y_m)]^T = \left[-\frac{\partial p_1(u_1)/\partial u_1}{p_1(u_1)}, \dots, -\frac{\partial p_N(u_N)/\partial u_N}{p_N(u_N)} \right]^T \quad (11)$$

由于有 $y^T = x^T W^T$, 因此可以将上式改写为

$$\Delta W = \eta [I - \varphi(y) x^T W^T] W^{-T} = \eta [I - \varphi(y) y^T] W^{-T} \quad (12)$$

其中 I 是单位矩阵, 分离矩阵 W 的更新公式如下所示:

$$W(n+1) = W(n) + \eta [I - \varphi(y) y^T] W^{-T} \quad (13)$$

经过对权值矩阵 W 的循环迭代, 可以实现权值矩阵的求解, 然后代入式(7)即可实现输入数据的独立成分分析。

3 多时相遥感图像变化检测

对于多时相多光谱遥感图像, 是通过分析图像间的差异

来实现变化信息检测。由于图像间的大量关联信息使得直接针对原始图像的变化检测算法实现比较困难,因此将原始数据经过变换以消除图像间的关联信息是实现变化检测的一种有效途径。

在遥感图像中,每幅图像都是由多种地物混合组成,如果各种地物的光谱特性都符合高斯分布,则可以通过使用混合高斯模型模拟遥感图像。混合高斯模型在图像处理和分析中已经被广泛地应用,也取得了比较理想的效果。然而经研究表明,对于多时相遥感图像,每个信号源(即各种地物的光谱信息)在多时相遥感图像上的统计特性并不完全符合高斯分布。这样基于二阶统计特性的处理方法(如PCA)就难以有效地实现多时相遥感图像分析。为了克服基于二阶统计处理方法的不足,需要使用高阶统计方法处理多时相遥感数据,因此扩展到使用高阶统计的分析技术是一种解决的途径。ICA作为一种处理高阶统计的数据分析方法,我们将其用于多时相遥感图像分析,实现变化检测。

在本文提出的算法中,应用ICA变换,使得变化信息在独立成分中得到有效地分离。多时相遥感图像 \mathbf{X} 由独立源信号组成,如下描述:

$$\mathbf{X} = \mathbf{AS} = \mathbf{a}_c \mathbf{S}_c + \mathbf{a}_n \mathbf{S}_n \quad (14)$$

其中 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 是多时相遥感图像, $\mathbf{S}_c = \{s_{c1}, s_{c2}, \dots, s_{cp}\}$ 表示有 p 个独立源信号组成的变化地物信息, $\mathbf{S}_n = \{s_{n1}, s_{n2}, \dots, s_{nq}\}$ 表示 q 个非变化源信号组成的非变化地物信息, $\mathbf{a}_c = \{a_{c1}, a_{c2}, \dots, a_{cp}\}$ 和 $\mathbf{a}_n = \{a_{n1}, a_{n2}, \dots, a_{nq}\}$ 分别是变化地物和非变化地物组合系数。为了得到独立成分,关键是求解矩阵 \mathbf{W} ,使得其满足:

$$\mathbf{S} = \mathbf{WX} \quad (15)$$

为求解 \mathbf{W} ,存在两类方法:(1)通过利用多值单元对比函数同时估计所有独立成分的方法;(2)通过单值单元函数依次估计出各个独立成分的方法。在多时相遥感图像中,如果其中包含超高斯(Super-Gauss)和亚高斯(Sub-Gauss)分布,可以考虑采用不同的估计方法实现权值, Lee提出了一种扩展信息的方法对超高斯和亚高斯信号进行估计,因此在这里我们对其进行了改进,利用不同类别的统计梯度计算公式来计算其统计梯度。对于超高斯和亚高斯信号,可以用下式表示其对数的导数:

$$\varphi(y) = \begin{cases} y + \tanh(y), & \text{当 } y \text{ 满足超高斯分布} \\ y - \tanh(y), & \text{当 } y \text{ 满足亚高斯分布} \end{cases} \quad (16)$$

根据式(11)所描述的梯度算法,式(12)可以表述为

$$\Delta \mathbf{W} \propto [\mathbf{I} - \mathbf{K} \tanh(\mathbf{u}) \mathbf{u}^T - \mathbf{u} \mathbf{u}^T] \mathbf{W} \quad (17)$$

其中 $k_i = \text{sgn}(E\{\sec h^2(u_i)\}E\{u_i^2\} - E\{\tanh(u_i)u_i\})$

$$= \begin{cases} 1: \text{super-Gauss} \\ -1: \text{sub-Gauss} \end{cases}$$

根据统计梯度的计算,对原式简化分析,我们可以得出权值矩阵计算的迭代公式:

$$\mathbf{W}(k+1) = \eta_k [\mathbf{K} \tanh(\mathbf{u}) \mathbf{u}^T + \mathbf{u} \mathbf{u}^T] \mathbf{W}(k) \quad (18)$$

其中 η_k 是控制收敛速度的参数,通过调节 η_k 的值可以确定权值矩阵迭代的步长, η_k 自身的调节采用非线性函数表示如下:

$$\eta_{k+1} = \eta_k \exp\{\alpha[\beta \cdot l(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{w}}_k) - \eta_k]\} \quad (19)$$

其中 $l(\mathbf{y}, \mathbf{w}) = \lg p(\mathbf{y}, \mathbf{w})$, α 和 β 是常量。

在估计出一个独立成分后,由于独立成分间互不相关,可以使用去相关的方法得到另一个独立成分。这样,通过最大化单值单元对比函数,可以得到新的独立成分,依次进行下去,可以得到另外的独立的成分,完整的基于ICA的变化检测算法描述如下:

第1步 多时相遥感图像输入。

第2步 通过图像配准和相对辐射校正实现多时相遥感图像的校正。

第3步 选择初始化正交矩阵 \mathbf{W}^0 和数据归一化:

(a)消除数据偏移: $\mathbf{X}_0 = \mathbf{X}_{\text{raw}} - E\{\mathbf{X}_{\text{raw}}\}$;

(b)求解数据归一化权矢量: $\mathbf{W}_z = 2\left(\sqrt{E\{\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T\}}\right)^{-1}$;

(c)原始数据归一化: $\mathbf{X} = \mathbf{W}_z \mathbf{X}_0$;

第4步 根据提出的ICA定点算法实现权值 \mathbf{W} 的估计:

(a) 计算输出 $\mathbf{S} = \mathbf{W}^j \mathbf{X}$, N 维对角矩阵 $\mathbf{K} = \text{diag}(k_i)$,

其中 $k_i = \text{sgn}(E\{\sec h^2(s_i)\}E\{s_i^2\} - E\{\tanh(s_i)u_i\})$;

(b) 更新权值 $\mathbf{W}(k+1) = \eta_k [\mathbf{K} \tanh(\mathbf{u}) \mathbf{u}^T + \mathbf{u} \mathbf{u}^T] \mathbf{W}(k)$;

(c) 归一化权值矩阵: $\mathbf{W}(k+1) = [\mathbf{W}(k)(\mathbf{W}(k)^T)^{-1/2}] \mathbf{W}(k)$;

(d) 如果矩阵 \mathbf{W} 收敛,则进入第5步,否则重复第4步。

第5步 根据得到的权值矩阵 \mathbf{W} 实现对多时相遥感图像的ICA分析: $\mathbf{S} = \mathbf{WX}$ 。

第6步 对经过ICA得到的各个成分图像进行分类提取变化信息。

4 实验结果与分析

为了验证所提出变化检测算法的性能,我们采用了多组数据进行实验,现给出两组具有代表性的数据:一组为仿真数据,一组为中国黑龙江省大庆地区的真实数据。

实验1 仿真数据 仿真数据由3波段CBERS-1数据(波段2,3和4)和对应的3个仿真变化图像构成。CBERS-1数据位于中国黑龙江的东北部分(如图2(a))。3个仿真图像是在CBERS-1图像基础上产生的:首先,以不同的参数分布对3个波段CBERS-1图像进行线性变换以模拟另一时相的遥感数据;然后,分别在3个变换后的图像上的不同位置造成一个变化区域,每个区域具有不同的灰度分布,并且给3个仿真变化图像分别加上不同的高斯噪声,生成的3个仿真变化图像如图2(b)所示。

分别运用基于PCA和ICA的方法对输入数据进行变化检测,图2(c)显示了用基于PCA方法获得的各个主分量图像,

图2(d)显示了用本文的方法获得的独立分量图像, 独立分量图像中前3个分量分别对应仿真图像的3个变化区域, 而且每1个分量仅包含1个变化区域, 彼此之间互不相关。由此可见,

多时相遥感图像经过独立成分分析, 变化区域更加明显, 不仅能将变化区域分离出来, 而且各个变化区域分别处于不同的独立成分图像中。

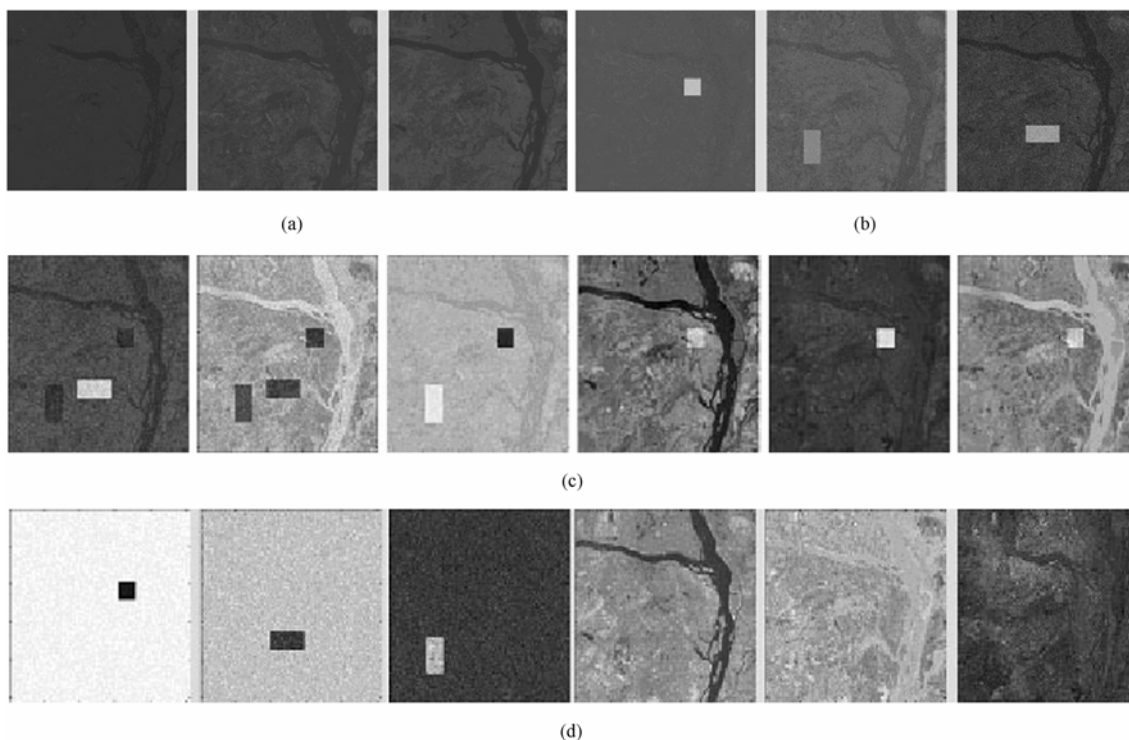


图 2 仿真数据实验

(a) 原图像 (b) 仿真变化图像 (c) 主成分分析得到的主分量图像 (d) 本文方法得到的独立分量图像

Fig.2 Synthetic image experiment

(a) Original image (b) Synthetic images (c) Principle component images (d) Independent component images

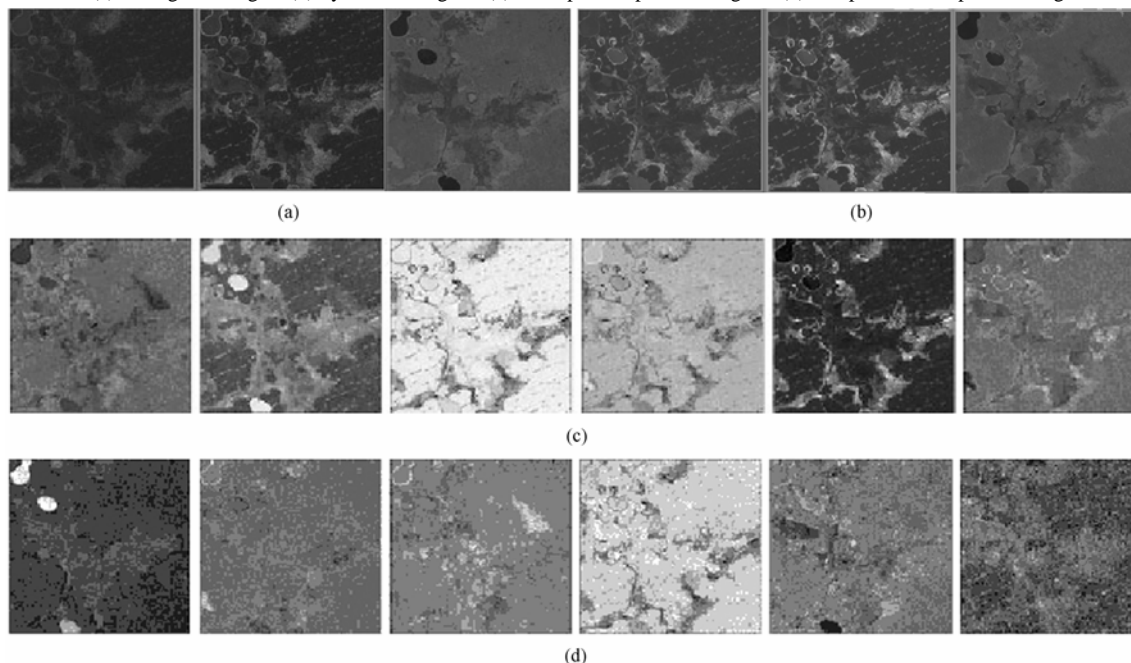


图 3 大庆地区实验

(a) 2001 年的多光谱图像 (b) 2003 年的多光谱图像 (c) 经 PCA 变换得到的 6 个主成分图像 (d) 经 ICA 变换得到的 6 个主成分图像

Fig.3 Experiment in Daqing area

(a) Multispectral images in 2001 (b) Multispectral images in 2003

(c) Six principle components under PCA (d) Six independent components under ICA

实验 2 中国黑龙江大庆地区的多时相遥感数据 本实验中使用的是TM数据,位于黑龙江省大庆市西部地区,获取数据的日期分别是2001年和2003年。该地区由于土地的盐碱化,造成不同时间的陆地覆盖情况发生变化,如图3(a)和图3(b)。我们利用这些多时相遥感图像检测陆地盐碱地的变化情况。

如同前面所述,难以使用PCA的方法选择合适的分量去表述陆地覆盖的变化,如图3(c)。然而,ICA方法在描述变化区域上表现出很好的性能,图3(d)的第一个独立分量图像表明了水的变化,这与实际情况中不同时间湖水中盐成分的变化相符合。在第二个独立分量图像中突出了盐碱化减轻的地区;在第三个独立分量图像中主要突出盐碱化加重的地区,这些都与实际的情况相符。

图4给出了利用ML分类ICA变换后的独立分量所获得的一些变化区域,这里给出盐碱化减轻的区域(如图4(a))和盐碱化加重的区域(如图4(b)),这些变化地区的光谱分布如图4(c)和图4(d)。实验表明:一些变化区域的光谱分布按使用PCA方法,对于非高斯情况则具有明显地局限性,

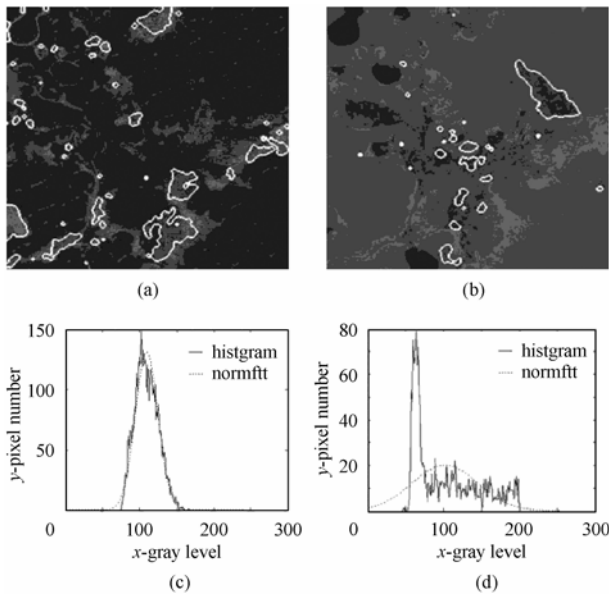


图4 变化区域提取 (a) 基于图3(d)中IC2的变化区域提取 (b) 基于图2(d)中IC3的变化区域提取 (c) 在(a)图中变化区域的灰度统计分布 (d) 在(b)图中变化区域的灰度统计分布

Fig.4 Experiment of extracting change areas (a) Extracted changed area based on IC2 in Fig. 3 (d) (b) Extracted changed area based on IC3 in Fig. 2 (d) (c) The gray distribution of changed area in (a) (d) The gray distribution of changed area in (b)

明显偏离高斯分布,一些变化区域则接近高斯分布。如果直而本文提出的基于ICA的方法可以很好地分离出这些变化区域。

5 结束语

本文提出了一个应用ICA实现多时相遥感图像变化检测的方法。ICA变换后的各个独立成分是彼此独立的,因此将ICA用于多时相遥感图像分析,能够从多时相图像中分离出具有非高斯分布的变化区域。仿真和实际数据的实验表明,本文提出的应用ICA的变化检测方法性能优于传统的基于PCA的方法。然而,独立分量和变化区域类型的对应关系仍然是一个需要进一步解决的问题,而引入一些先验知识被认为是解决这一问题的可行途径,这也是下一步亟待研究的工作。

参考文献

- [1] Singh A. Digital change detection techniques using remotely sensed data [J]. *Int. J. Remote Sensing*, 1989, 10 (6): 989–1003.
- [2] Jensen J R. Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective [M]. New Jersey, Prentice Hall, 1996.
- [3] Bruzzone L, Prieto D F. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection [J]. *IEEE Trans. on Geosci. Remote Sensing*, 2000, 38 (3): 1171–1182.
- [4] Hyvärinen A, Karhunen J, Oja E. Independent Component Analysis [M], New York: Wiley, 2001.
- [5] Fran J, Cardoso C. Blind signal separation: statistical principles [J]. *Proc. IEEE*, 1998, 86 (10): 2009–2025.
- [6] Chang C I, Chiang S S, J. Smith A, Ginsberg I W. Linear spectral random mixture analysis for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Trans. on Geosci. Remote Sensing*, 2002, 40 (2): 375–392.
- [7] Jenssen R, Eltoft T. Independent component analysis for texture segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36: 2301–2315.
- [8] Hyvarinen A. Fast and robust fixed point algorithms for independent component analysis [J]. *IEEE Trans. on Neural Network*, 1999, 10 (3): 626–634.
- [9] Amari S. Natural gradient works efficiently in learning [J]. *Neural Computation*, 1998, 10: 251–276.

钟家强: 男, 1975年生, 博士生, 主要研究方向为图像分析与理解。

王润生: 男, 1941年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像分析、理解与信息融合。