

文章编号: 1007-4619 (2000) 03-0197-05

# 基于典型相关分析的多元变化检测

廖明生, 朱攀, 龚健雅

(测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北武汉 430079)

**摘要:** 通过对传统变化检测方法存在不足的分析, 引进典型相关分析的基础理论, 将不同时相的多通道遥感数据视为分组的多元随机变量, 利用典型变换进行遥感数据的多元变化检测。实验结果表明, 所提出的  $M$  变换方法用于多时相、多通道遥感影像的变化检测具有明显的优势和应用前景。

**关键词:** 典型相关; 典型变换; 多元统计分析; 变化检测; 遥感影像

**中图分类号:** TP751.1/P23 **文献标识码:** A

## 1 前言

研究环境和持续发展相关的许多地学现象都是动态变化过程, 随着对地观测技术的发展, 获取多通道、多时相遥感影像的能力已大大提高, 可为这些动态过程问题的研究提供丰富的信息源。但是由于地球系统的开放性、复杂性和不确定性, 如何有效地提取所需的信息, 揭示出时空变化等规律, 是当前对地观测领域急需解决的困难问题, 通过对不同时相的多通道(多波段或多极化等)的遥感影像之间的变化检测来获取地表覆盖的变化情况是其中的课题之一<sup>[1]</sup>。

从遥感影像中提取变化信息的研究, 迄今的发展较为缓慢。相关系数法用于确定不同时相的单通道影像间的待选变化区域的实验较为成功<sup>[2]</sup>。但是, 多通道影像的变化检测属于多元的变量分析问题。以往常用的方法有: 影像相减或比值法, 主成分变换法等<sup>[2,3]</sup>。这些方法均有较明显的局限性, 如抑制噪声, 消除相关性等。

如果我们将两个时相的多通道遥感影像看作为两组多元随机变量, 就可以引进多元统计分析的理论和方法进行变化检测的研究。这样, 针对两组随机变量进行典型相关分析, 不仅可以消除同组的不同变量间的相关性, 而且可以消除不同组的不同变

量之间的相关性, 进而集中和突出变化信息, 抑制噪声, 便于进一步的信息提取和有关的地质分析。本文从多元统计分析的角度, 对变化检测问题进行了深入的探讨, 以期探索出一条新的途径。

## 2 传统多元变化检测方法

迄今为止, 国内外现有的多元变化检测的方法有很多, 比较典型的有: 简单图像相减法, 主分量分析法等。尽管这些方法各有其适用范围, 但对于不同时相多元图像数据之间的相关性没有最大限度的消除, 所以无法较为准确地提取所有的变化信息。

### 2.1 简单图像相减法

设向量  $X$  和  $Y$  为遥感卫星对于地表上同一位置在不同时间  $t_1$  和  $t_2$  获得的多通道图像, 在理想情况下, 变化表现为  $X$  和  $Y$  之间的差值。即:

$$\Delta = |X - Y| \quad (1)$$

通常, 选择  $t_1$  和  $t_2$  为不同年的相同或相近的月或日期, 以尽量排除季节不同等因素引起的变化等。该方法在数学上很容易实现。而实际情况是,  $X$  和  $Y$  中的变量分量之间, 也就是卫星传感器的通道之间往往是互为相关的, 而且图像  $X$  与  $Y$  之间也是互为相关的。所以当将图像简单相减时会存在很多问题, 例如, 既可能损失很多信息, 又可能出现很多噪

收稿日期: 1999-06-04; 修订日期: 1999-10-08

基金项目: 测绘科技发展基金项目资助(项目编号: 99088)。

**作者简介:** 廖明生(1962-), 男, 江西省龙南县人, 教授。1982年毕业于武汉测绘科技大学无线电专业(学士), 1985年获华中理工大学通信与信号处理专业硕士, 现为武汉测绘科技大学摄影测量与遥感专业博士。目前主要从事遥感影像信息处理的理论、算法和应用等方面的研究。近年来发表论文 30 余篇, 侧重于多时相、多传感器影像的信息处理和集成应用的研究。

声(由图像相关性引起)。因此,如果应用这种方法进行变化检测,我们必须考虑选取阈值将直方图上的有变化像素和无变化像素区分开来,在实际应用中,阈值的选择是颇为困难的<sup>[2]</sup>。

## 2.2 主分量分析法

主分量分析法的数学基础是主成分变换<sup>[3-5]</sup>,该变换也称为 K-L 变换(Karhunen Loeve)。其意义是在不损失原始数据有用信息的条件下,选择部分有效特征,而舍弃多余特征。其基本原理简述如下:

设  $X = [X_1, X_2, \dots, X_p]^T$  为  $P$  维原始数据向量。作线性变换  $X \mapsto Y$ :

$$Y = A^T X \quad (2)$$

其中  $A = [A_1, A_2, \dots, A_p]^T$  为  $P \times P$  维正交变换矩阵,  $A_j = [a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{pj}]^T$  为  $A$  的基向量。今令  $Y$  中的后  $P - P'$  个特征  $\{Y_{p'+1}, \dots, Y_p\}$  为噪声特征,且它们可用所有  $Y$  向量之相应特征分量的均值  $b_{p'+1}, \dots, b_p$  来估计。判定  $Y_1, Y_2, \dots, Y_{p'}$  有效性的依据是:使得由有效特征  $Y' = [Y_1, Y_2, \dots, Y_{p'}]^T$  加上噪声特征  $Y'' = [Y_{p'+1}, Y_{p'+2}, \dots, Y_p]^T$  代替  $Y$ , 对  $X$  进行估计的均方差最小。可以证明,这样得到的变换阵  $A$  的各基向量  $A_j$ , 实际上是向量  $X$  的协方差矩阵的特征向量,而  $Y$  的各个有效特征则是分别由  $X$  通过其协方差矩阵的前  $P'$  个特征向量  $A_1, \dots, A_{p'}$  变换而得,即

$$Y' = A^T X \quad (3)$$

式中维数  $\dim Y' = P' \times 1, \dim A = P \times P', \dim X = P \times 1$ 。这种多变量分析法是在考虑到原始多光谱影像的大部分变化的前提下,将光谱成分的数目(波段)减少为较少的几个主要成分。然后再通过图像相减法或图像退化法来比较两个或多个时间中图像的变化。这种方法较之图像相减法进了一步, K-L 变换为正交变换,可以很好地消除图像内部各通道间的相关性,可以抑制由于图像内部相关性引起的噪声,但是它仍然没有考虑到不同时相的两幅图像间的相关性影响。

如果将不同时相图像的各个波段作为一组随机变量同时进行主分量变换。虽然该方法可以消除图像内部各通道间以及不同时相的两幅图像间的相关性影响,主分量变换后大部分信息均集中在前面的少数几个分量,便于进一步的解译,但是对于变化检测仍有不足。因为,两个时相影像之间的变化信息难以体现出来,在 3.1 中将从原理上作进一步阐述。

## 3 问题的提出

欲将多元统计分析与变化检测原理联系起来,先让我们考察确定性数学中的一个简单而有趣的问题。假定我们研究定义域相同的两个变量之间的变异(即变更或变分)。如果这两个变量之间不存在任何相互依从的关系,那么这两个变量的变异才能用它们之间的差来度量。倘若它们之间存在某种依从性(比如函数相关或线性相关),则我们必须设法将这种依从性最大限度地消除掉,即把它们变换成两个几乎相互独立的新变量,用这两个新变量的变量差来逼近两个原变量的变差。从这个原理出发,为了克服上述的传统变化检测方法的局限性,作者在此提出一种基于多变量统计方法——典型相关分析的正交变换,将两组不同时相的多通道卫星影像变成一组新的多通道影像,从而最大限度地消除原始图像内部通道以及不同图像之间的相关性影响。下面,在介绍典型变换的基本理论的基础上,建立变化检测的多元统计分析模型。

### 3.1 典型变换

设随机向量  $X$  和  $Y$  分别为对地表同一区域不同时相的两幅原始多元卫星影像。考虑如下的线性变换:

$$\left. \begin{aligned} \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} \mapsto \begin{bmatrix} U \\ V \end{bmatrix} \\ U = a^T X \\ V = b^T Y \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中  $a = [a_1, a_2, \dots, a_p]^T \in R^p, b = [b_1, b_2, \dots, b_q]^T \in R^q (p \leq q)$ , 不同的系数  $a$  和  $b$ , 就有不同的线性组合  $U$  和  $V$ 。现在要在这族线性变换中寻找一个这样的线性变换,即求向量  $a$  和  $b$ , 使得  $U$  与  $V$  之间的相关系数达到最大。这样的变换称之为关于  $X$  和  $Y$  的典型变换,而相应的  $U$  和  $V$  称为  $X$  和  $Y$  的典型变量,它们之间的相关系数  $\text{Corr}\{U, V\}$  称为典型相关系数。因为  $U, V$  任意改变一个常数倍,并不改变它们之间的相关系数,为了简单起见,姑且限定  $U$  和  $V$  具有标准方差,也就是  $\text{Var}\{U\} = \text{Var}\{V\} = 1$ 。记总体  $\{X, Y\}$  的协方差矩阵为  $\Sigma$ , 它可以用  $\{X, Y\}$  的样本协方差阵来代替,我们仍用同一记号  $\Sigma$  来表示不致引起混淆。显然,矩阵  $\Sigma$  是正定的。我们将  $\Sigma$  剖分为:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中  $\Sigma_{11}$  和  $\Sigma_{22}$  分别为  $X$  和  $Y$  的协方差矩阵, 即  $\Sigma_{11} = \text{Cov}\{X\}$ ,  $\Sigma_{22} = \text{Cov}\{Y\}$ , 维数  $\dim \Sigma_{11} = p \times p$ ,  $\dim \Sigma_{22} = q \times q$ , 而  $\Sigma_{12} = \Sigma_{21}^T$  为  $X$  与  $Y$  之间的协方差矩阵, 即  $\Sigma_{12} = \text{Cov}\{X, Y\} = \text{Cov}\{Y, X\}^T$ ,  $\dim \Sigma_{12} = p \times q$ ,  $\dim \Sigma_{21} = q \times p$ .

这样一来, 典型变换归结为: 求定义为(4)式的线性变换, 使其中的系数向量  $a$  和  $b$  满足:

$$\left. \begin{aligned} a^T \Sigma_{11} a &= 1 \\ b^T \Sigma_{22} b &= 1 \\ \text{Corr}\{U, V\} &= a^T \Sigma_{12} b = \max \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

这实质上是求关于向量  $a$  和  $b$  的函数  $a^T \Sigma_{12} b$  在条件  $a^T \Sigma_{11} a = 1$  和  $b^T \Sigma_{22} b = 1$  下的极大值问题。利用 Lagrange 乘子法可求得:

$$Aa = \lambda^2 a \quad Bb = \lambda^2 b \quad (7)$$

这样一来, 就把求典型变换(4)式的问题归结为求变换矩阵  $A$  和  $B$  的特征问题, 即求  $A, B$  的特征值  $\lambda^2$  及它们的特征向量  $a, b$ 。由此, 可进一步得到它们所对应的典型变量:

$$\left. \begin{aligned} U_i &= a_i^T X = a_{i1}X_1 + a_{i2}X_2 + \dots + a_{ip}X_p \\ V_i &= b_i^T X = b_{i1}Y_1 + b_{i2}Y_2 + \dots + b_{iq}Y_q \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

及典型相关系数

$$\text{Corr}\{U_i, V_i\} = a_i^T \Sigma_{12} b_i = b_i^T \Sigma_{21} a_i = \lambda_i \quad (9)$$

将  $A, B$  的  $p$  个特征值  $\lambda^2$  按大小顺序排成

$$\lambda_1^2 \geq \lambda_2^2 \geq \dots \geq \lambda_p^2 > 0 \quad (10)$$

并称  $\lambda_i^2$  对应的典型变量  $U_i$  和  $V_i$  为第  $i$  对典型相关变量,  $\text{Corr}\{U_i, V_i\} = \lambda_i > 0$  为第  $i$  对典型变量的典型相关系数<sup>[5]</sup>。容易证明, 下列式子成立:

$$\left. \begin{aligned} \text{Cov}\{U_i, U_j\} &= a_i^T \Sigma_{11} a_j = 0 \quad i \neq j \\ \text{Cov}\{V_i, V_j\} &= b_i^T \Sigma_{22} b_j = 0 \quad i \neq j \\ \text{Cov}\{U_i, V_j\} &= a_i^T \Sigma_{12} b_j = 0 \quad i \neq j; \\ & \quad i, j = 1, 2, \dots, p \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

换言之:(1) $X$  的各个典型变量互不相关;(2) $Y$  的各个典型变量互不相关;(3)当典型变量序号不同时,  $X$  的典型变量与  $Y$  的典型变量之间也互不相关。由此可见, 当我们要分析  $X$  和  $Y$  之间的相关关系时, 只需分析  $X, Y$  之间对应的  $P$  个典型变量  $U_i$  和  $V_i$  的相关关系即可。由于两个变量之间的相关系数是反映这两个变量之间关系的密切程度, 相关系数越大, 说明它们之间关系越密切。因此实用中往往忽略相关系数很小的那些典型变量, 而按  $\lambda_i^2$  ( $i=1, 2,$

$\dots, p$ ) 的大小只取前面的  $k$  对典型变量进行分析。

### 3.2 典型相关分析与多元变化检测

由上一节看出, 消除变量之间相关性对于变化的准确提取是至关重要的。典型变换又称典型相关分析<sup>[6,7]</sup>, 典型变换正是欲将两组随机变量之间的复杂相关关系化简, 即把两组随机变量之间的相关性研究简化成少数几对典型变量之间的相关性研究, 而这少数几对典型变量之间又是互不相关的。因此, 较之主分量分析法更适合于不同时相的遥感影像之间的对比分析。再回到遥感卫星数据的多元变化检测问题, 若已对图像  $X$  和  $Y$  作了典型变换  $X \mapsto U; U_i = a_i^T X$  和  $Y \mapsto V; V_i = b_i^T Y$  ( $i=1, 2, \dots, p$ ), 前面  $k$  对典型变量  $U_i$  和  $V_i$  ( $i=1, 2, \dots, k$ ) 已充分反映了向量  $X$  和  $Y$  之间的相关性。后面的  $p-k$  对典型变量  $U_{k+j}$  和  $V_{k+j}$  ( $j=1, 2, \dots, p-k$ ) 则反映  $X$  与  $Y$  之间的不相关性, 从而这后面的  $p-k$  对典型变量之差  $U_{k+j} - V_{k+j}$  应该最大限度地包含了状态多元变化  $X-Y$  的信息。对于这一观点, 我们可以进一步从理论上找到支撑。为此, 我们证明如下论断:

论断: 设  $x$  和  $y$  是随机变量, 它们之间具有非负相关, 且满足  $\text{Var}\{x\} = \text{Var}\{y\} = 1$  (12) 则下列等式成立:

$$\text{Var}\{x - y\} = 2(1 - \text{Corr}\{x, y\}) \quad (13)$$

证: 根据随机变量线性组合的方差运算法则, 有:

$$\text{Var}\{x - y\} = \text{Var}\{x\} + \text{Var}\{y\} - 2\text{Cov}\{x, y\} \quad (14)$$

但因条件(12)式, 以及在  $\text{Cov}\{x, y\} = \text{Corr}\{x, y\}$  这一条件下。因此, 等式(13)成立。

这一论断表明, 两个随机变量之间的变差的方差信息量和它们之间的相关系数成反变换关系。即两个随机变量之间的相关性越强, 两者之差所包含的变差的信息越少; 反之, 它们之间的相关越弱, 两者之差所包含的变差信息量越多。

这样, 遥感卫星数据多元变化检测问题的数学提法可以如下表述:

在典型变换的基础上, 进一步定义线性变换:

$$\left. \begin{aligned} \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} &\mapsto M: \\ M &= \alpha^T X - \beta^T Y \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

使在条件  $\text{Var}\{\alpha^T X\} = \text{Var}\{\beta^T Y\} = 1$  (16)

下满足  $\text{Var}\{M\} = \max$  (17)

这里  $\alpha \in R^p, \beta \in R^q$ , 将(13)式代入  $M$ , 我们有

$$\text{Var}\{M\} = \text{Var}\{\alpha^T X - \beta^T Y\}$$

$$= 2(1 - \text{Corr}\{\tilde{\alpha}^T X - \tilde{\beta}^T Y\}) \quad (18)$$

由此可见, (17)式成立意味着

$$\text{Corr}\{\tilde{\alpha}^T X - \tilde{\beta}^T Y\} = \min \quad (19)$$

于是, 我们的问题可以等价地描述为: 求线性变换 (15)式, 使其中的线性组合  $\tilde{U} = \tilde{\alpha}^T X$  和  $\tilde{V} = \tilde{\beta}^T Y$  的系数向量  $\tilde{\alpha}$  和  $\tilde{\beta}$  在条件(16)式下满足(19)式。我们称这一变换为多元图像变差检测变换, 简称  $M$  变换。由这种变换得到的变差  $M = \tilde{\alpha}^T X - \tilde{\beta}^T Y$  称为状态变化的  $M$  变量。

从上面论述可以清楚地看出, 多元变化检测问题数学求解的关键, 在于求  $X$  和  $Y$  的典型变量  $U$  和  $V$ 。这些典型变量一经求出, 对之进行镜射立即得  $\tilde{U}$  和  $\tilde{V}$ , 而这两向量的差, 正是我们所要求的关于  $X$  与  $Y$  的变差的  $M$  变量。具体如下:

$$M = \tilde{U} - \tilde{V} = \tilde{a}^T X - \tilde{b}^T Y \quad (20)$$

一般地, 第  $i$  个  $M$  变量为

$$M_i = \tilde{a}_i^T X - \tilde{b}_i^T Y \quad (i = 1, 2, \dots, p) \quad (21)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} \tilde{a}_i &= [a_{ai}, a_{p-1, i}, \dots, a_{1i}]^T \\ \tilde{b}_i &= [b_{qi}, b_{q-1, i}, \dots, b_{1i}]^T \end{aligned} \right\}$$

既然  $X$  与  $Y$  的第  $i$  个  $M$  变量就是  $X$  和  $Y$  的第  $p+1-i$  对典型变量差, 根据典型变量的性质, 相应地可以得到  $M$  变换的如下重要性质:

(1) 当  $i \geq j$  时,

$$\text{Var}\{M_i\} \geq \text{Var}\{M_j\} \quad (22)$$

等价地:  $\text{Corr}\{M_i, M_i\} \leq \text{Corr}\{M_j, M_j\}$  (23)

(2) 当  $i \neq j$  时, 有

$$\text{Cov}\{M_i, M_j\} = 0 \quad (24)$$

等价地:  $M$  变量的各个分量互相正交。

(3)  $M$  变量是线性变换的不变量, 这意味着:  $M$  变换对测量尺度和测量装置的增益不敏感, 因而这种变换没有对图像数据  $X$  和  $Y$  测量尺度的一致性提出任何要求。

根据上述关于  $M$  变换的性质(1)和(2), 即知  $M$  变量的协方差矩阵必然是

$$\Sigma_M = \text{Cov}\{M\} = \begin{bmatrix} \gamma_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \gamma_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \gamma_p \end{bmatrix} \quad (25)$$

其中对角元素  $\gamma_j$  为第  $j$  个  $M$  变量的方差, ( $j=1, 2, \dots, p$ ), 且有如下关系:

$$\gamma_1 \geq \gamma_2 \geq \dots \geq \gamma_p \quad (26)$$

并且将(13)式应用于变量  $M_j$ , 便可得到其表达式

$$\gamma_j = 2(1 - \lambda_{p-j+1}) \quad (j = 1, 2, \dots, p) \quad (27)$$

由此可见,  $M$  变量的总方差就是矩阵  $\Sigma_M$  的迹, 即:

$$\text{tr}\Sigma_M = \sum_{j=1}^p \text{Var}\{M_j\} = \sum_{j=1}^p \gamma_j \quad (28)$$

因此, 我们进一步提出,

(4) 贡献率  $\eta_j$ :

$$\eta_j = \frac{\gamma_j}{\sum_{i=1}^p \gamma_i} \quad (i = 1, 2, \dots, p) \quad (29)$$

并称之为第  $j$  个  $M$  变量  $M_j$  的方差贡献率, 表明变量  $M_j$  所携带的状态变化信息的比率; 而累积量  $\sum_{j=1}^k \eta_j$  称为前  $k$  ( $\leq p$ ) 个  $M$  变量的累积贡献率, 它表明前  $k$  个  $M$  变量所概括的状态变化的比率。因为  $\eta_j$  是单调下降排列为(26)式, 所以只要前  $k$  个  $M$  变量的累积贡献率接近于 1, 就可将余下的  $p-k$  个  $M$  变量舍去。一般取  $k$  使累积贡献率大于 80% 即可。

综上所述可以看出,  $M$  变换实质上是把图像  $X$  与  $Y$  之间的差异总信息分配到互不相关的  $k$  个变量  $M_i$  上, 以达到最大限度保持这一差异的总信息量不改变的情况下, 检测出图像  $X$  与  $Y$  的差异即状态从时间  $t_1$  经历到  $t_2$  所发生的变化。

## 4 初步实验情况

为了验证本方法的实际效果, 我们针对 NOAA/AVHRR 数据做了初步的实验。实验选取的 NOAA 卫星原始图像分别为 1998 年 8 月 8 日 14 时和 1996 年 9 月 23 日 14 时两幅不同时相的  $512 \times 512$  像素大小的影像, 如图版 I 图 1、图 2 所示。在这里之所以用时间和季节相似的两幅影像, 就是为了尽量避免由于时间和季节的不同所产生的植被变化而引起的“伪”变化信息。目前, 在变化检测中大多采用此类方法处理这类问题。对原始影像作典型变换得到三对典型变量, 形成一组新的随机变量, 且相关性按从大到小的顺序排列。然后对这组随机变量作镜射后得到我们所要求的关于原始影像变差的  $M$  变量。

图版 I 图 3  $M_1$  变量, 其贡献率为 74%, 它包含大部分变化信息。图版 I 图 4 为感兴趣的变化区鄱阳湖地区的洪水淹没状态(局部放大), 且图为  $M_1$ 、 $M_2$ 、 $M_3$  按红、绿、蓝三通道合成后的假彩色变化影像, 此变化影像图突出了变化信息, 其中绿色为植被变化, 黑色为正常水体, 红色为洪水淹没状况。

图版 I 图 5 为用简单图像差变换检测的变化影像, 图中可以看到该方法无法区分水和植被的变化情况, 且出现了较多噪声。图版 I 图 6 为用主分量

变换的方法检测的变化影像图。该实验采用的方法是对两幅原始影像分别进行主分量变换,然后用相应的主分量相减得到变化结果图。虽然该方法可以较好地抑制部分噪声,但仍然无法突出水和植被的变化情况,传统方法难以准确地检测出图版 I 图 1、2 的之间变化。

## 5 结 论

本文内容为解决遥感图像数据的变化检测问题从多元统计分析的角度进行了初步的深入探讨。从中可以看到,当引进典型变换这一概念时,我们的工作实际上是将图像变化检测的前提条件作为一种约束条件即条件极值来对需要研究的图像作相应的典型变换。这样一来,就能够避免传统图像变化检测中所存在的无法最大限度地消除图像内部以及图像之间的相关性问题,从而较为准确地检测出图像之间的变化。实验结果表明,所提出的方法能够在最大限度地消除相关性影响的同时,集中突出我们所感兴趣的变化,显示出该方法的明显优势和进一步应用的潜力。今后还有待于针对不同的数据源和不同的地学分析问题,进行更加深入细致的研究。

## 参 考 文 献 (References)

[1] Chen Shupen. Spatio-temporal Dimension for Earth Observing with

Remote Sensing [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1997, 1(3): 161-169. [陈述彭. 遥感地学分析时空维[J]. 遥感学报, 1997, 1(3): 161-169]

- [2] Fang Zhen, Zhang Jianqing, Zhang Zuxun. Change detection based on aerial imagine of urban area [J]. *Journal of Wuhan Technical University of Survey and Mapping*, 1997, 22(3): 240-244. [方 针, 张剑清, 张祖勋. 基于城区航空影像的变化检测[J]. 武汉测绘科技大学学报, 1997, 22(3): 240-244.]
- [3] P. Gong. Change detection using principal component analysis and fuzzy set theory [J]. *Canadian journal of remote sensing*, 1993, 19(1): 22-29.
- [4] Japan Research Association of Remote Sensing. Theory of remote sensing [M]. Translated into Chinese by Liu Youngwei, He Xuehong. Beijing, Press of Survey and Mapping, 1993. [日本遥感研究会编. 刘勇卫, 贺雪鸿译. 遥感精解[M]. 北京: 测绘出版社, 1993.]
- [5] Jolliffe, I. T. Principal component analysis [M]. Spinger-Verlag, Berlin, 1986.
- [6] M. Kendall. Multivariate analysis [M]. Charles Griffin, London, 1975.
- [7] A. A. Nielsen, K. Conradsem, J. J. Simpson. Multivariate alteration detection (MAD) and MAF postprocessing in multispectral, bitemporal image data; New approaches to change detection studies. *Remote Sens. Environ.* 1998, 64: 1-19.

# Multivariate Change Detection Based on Canonical Transformation

LIAO Ming-sheng, ZHU Pan, GONG Jian-ya

(National Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** The change detection is one of the important topics in multi-temporal remotely sensed data. The present paper introduces a method for multivariate change detection, which is based on the canonical correlation analysis and the orthogonal transformation. Moreover, an experiment with NOAA/AVHRR data is presented.

Differing from traditional multivariate change detection schemes such as the principal component analysis (PCA), this method takes two multivariate or multi-spectral satellite images as a whole set; each image set (of both) covers the same geographic locations and is typically acquired at different times. Then the two-date image sets are transformed into one set of new random multivariate by using the canonical transformation. By doing so the correlation between the spectral bands in the same image and in the two-date images are removed so that the actual changes in all bands can be simultaneously and accurately detected. This method has been tested for inundation detection of Poyang Lake of China during the summer 1998 flood along Chang Jiang. The results were very promising. The method has a great potential for automatic change detection by using the multi-sensor and multi-temporal remotely sensed data.

**Key words:** canonical correlation; canonical transformation; multivariate analysis; change detection; remote sensing imagery

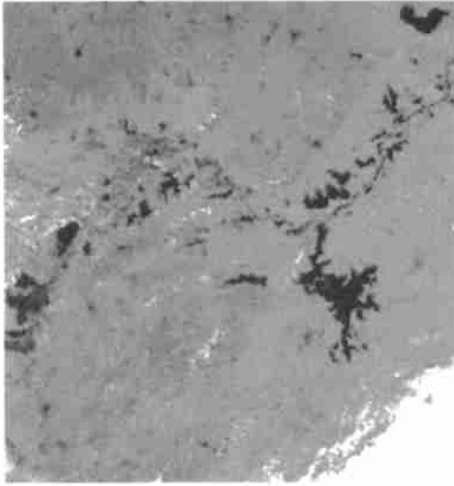


图 1 1996 年 9 月 NOAA 原始影像

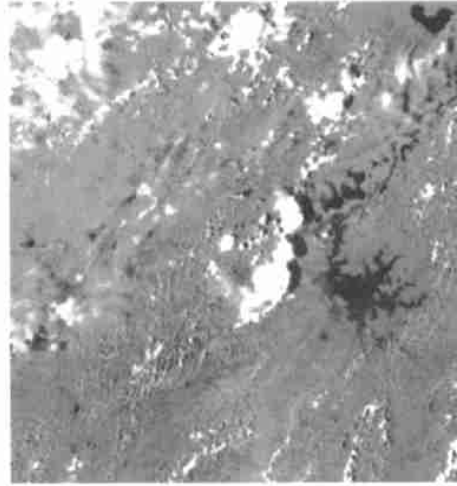


图 2 1998 年 8 月 NOAA 原始影像

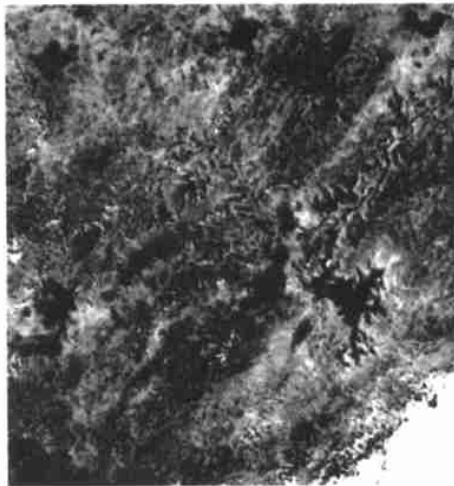


图 3 典型变量差影像  $M_1$

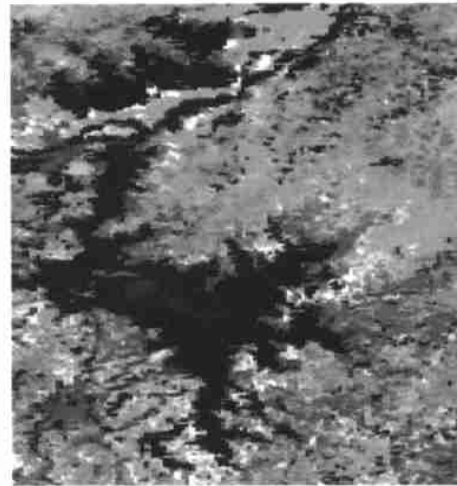


图 4  $M_1$ 、 $M_2$ 、 $M_3$  合成的假彩色变化影像  
(鄱阳湖地区的洪水淹没变化状况)

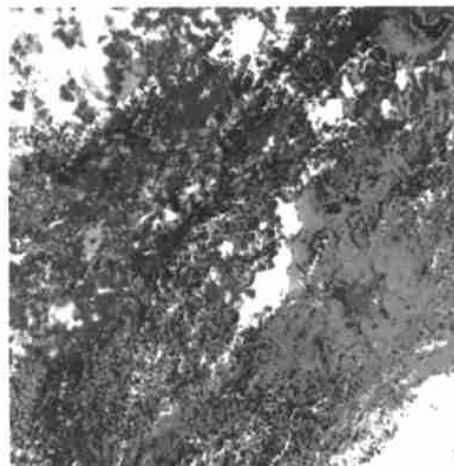


图 5 简单图像差方法检测的变化影像

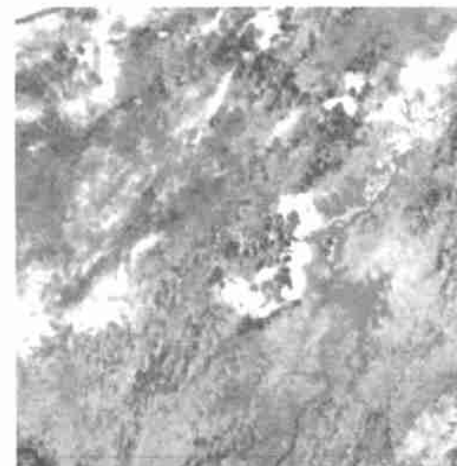


图 6 主分量变换方法检测的变化影像