

## 基于广义特征点匹配的全自动图像配准

王东峰 张丽飞 刘小军 邹谋炎  
(中国科学院电子学研究所 北京 100080)

**摘要:** 该文针对图像配准中用到的特征点提出了狭义特征点和广义特征点两个范畴。广义特征点是针对区域特征定义的,可以有各种不同的定义方法。该文建议了一种广义特征点的定义和自动提取算法。该算法以多尺度小波变换来定位图像中的强棱边点,以局部区域的复杂性和非周期性约束最终检测广义特征点。该文采用两个步骤建立广义特征点之间的对应关系。正确匹配的特征点对作为控制点,以最小化控制点处的均方根误差方法求得用于配准图像的仿射变换参数。用一个迭代机制进一步修正控制点的位置,从而达到最佳的配准精度。多种实验结果展示了该文方法的配准效果。

**关键词:** 图像配准, 特征点, 匹配准则

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2005)07-1013-04

## Automatic Image Registration Based on Matching of Feature Points in Broad Sense

Wang Dong-feng Zhang Li-fei Liu Xiao-jun Zou Mou-yan  
(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

**Abstract** Feature points in images are commonly used for image registration. Feature points can be classified as in narrow sense and in broad sense. Feature Points in Broad Sense (FPBS) can be defined in different ways. A new definition of FPBS is proposed that is reasonable for image registration. The FPBS can be detected automatically by the use of multi-scale wavelet transform and a few additional restrictions that control the complexity and nonperiodicity of local regions. After feature point sets are extracted separately from the two images under consideration, the relation between them is then established by a two-stage matching algorithm. The registration transform is found by minimizing the Root Mean Square Error (RMSE) of the control points. An iterative optimization mechanism is used to refine the registration. Several experimental results of image registration can illustrate the performance of the method.

**Key words** Image registration, Feature point, Match measure

### 1 引言

图像配准是图像处理领域的一个基本问题。它是利用信息融合方法,使用同一场景的多种传感器图像来分析该场景性态的基础。基于特征的方法是图像配准中一类常用的方法。常用的图像特征包括点特征、线特征、区域特征等等。已报道的文献中有许多是针对单帧灰度图像特征点(又称显著点)的检测方法。此类方法通常是针对图像内容中易于确定的特殊点比如角点<sup>[1-3]</sup>、直线交叉点、T型交汇点、高曲率点等。文献[4]对部分方法进行了综述和比较。一类基于区域特征的方法通常是选取一些尺寸大小合适具有高对比度的封闭区域<sup>[5-7]</sup>,而获得这些区域往往需要借助高效的图像分割算法。实际图像中经常缺少尖锐的完整棱边并含有噪声,很难保证分割出闭合区域。由线条形成的“角点”或“交汇点”

也不是简单可确定的。

本文第2节将对特征点从概念上进行讨论,提出广义特征点概念。第2节介绍一种结合多尺度小波变换和特征约束条件的广义特征点定义和自动提取。第4节介绍广义特征点的匹配。最后是实验结果和总结。

### 2 狭义特征点和广义特征点

首先,有必要对特征点从概念上给以考察。事实上,特征点既是一个点的位置辨识,同时也说明它的局部邻域具有一定的模式特征。经过对已经报道的特征点应用文献的研究,我们认为有必要将特征点分为两种类型:狭义特征点和广义特征点。狭义特征点是针对点本身来定义的,狭义特征点的位置本身具有常规的属性意义,比如说角点、交叉点等等。而广义特征点是基于区域定义的,它本身的位置不必具

备特征意义,它只代表满足一定特征条件的特征区域的位置。广义特征点可以是某个特征区域的任一个相对位置。这种特征可以不是物理意义上的特征,只要满足一定的数学描述就可以,因而有时是抽象的。因此,从本质上说,广义特征点可以认为是一个抽象的特征区域,它的属性就是特征区域具备的属性。称其为点,是将其抽象为一个位置概念。在已报道的文献中,用在计算机视觉、模式识别和图像配准的特征点基本上都是狭义特征点。在本文中我们主要讨论广义特征点。为此,我们需要定义局部的特征区域或简称特征区域。作为特征区域的局部图像必须满足一定的限制,这包括:

(1)复杂性 特征区域内的灰度分布应该具有一定复杂性,而不是一个平坦的无变化的区域。

(2)非周期性 特征区域内的灰度分布是非周期的,这种区域的位置改变时图像内容必定发生变化,区域位置和内容的对应关系没有多义性。

(3)区域特征的不变性 区域特征不会因为刚体、仿射等图像变换而改变。

在满足以上限制条件下,特征区域可以在图像中被唯一地辨识,并且能容忍图像的刚体、仿射等变换。在定义特征区域的基础上,广义特征点可以定义为特征区域的任何参考点或相对点,如几何中心点,某个角点等等。对于图像配准来说,广义特征点选在特征区域的哪个位置并不重要,只要在待配准的两幅图像中采用一致的相对定位就可以。在实际情况下,广义特征点的定义是与应用相关的,完全不必局限于某种定义方式。

### 3 基于多尺度小波变换的广义特征点自动提取

本文定义并自动检测一种广义特征点,它首先包含了在多尺度的小波变换下依然强的局部棱边点,这使得它在待配准的两幅图像中容易同时出现。这一点我们借助于小波变换对于信号突变特性的体现来实现。其次该点对应的特征区域满足复杂性和非周期性约束,这使得它易于区分和识别。以下结合这些约束条件介绍此类广义特征点的自动检测过程。

小波变换能够有效反映图像的阶跃型棱边突变点。小波变换的奇异点(singularity,如过零点、极值点等)在多尺度上的综合可以用来表现信号的突变或瞬态特征。在这方面研究工作较多的是 Mallat<sup>[8,9]</sup>。

一个能量有限函数  $f(x,y)$ ,  $f(x,y) \in L^2(\mathbb{R}^2)$ , 在每一个尺度  $2^j$  下,其二维小波变换可以被分解为两个独立的方向,它们分别表征了在尺度  $2^j$  下沿  $x$  方向和  $y$  方向的奇异程度。定义矢量

$$W_{2^j} f(x,y) = \begin{bmatrix} W_{2^j}^1 f(x,y) \\ W_{2^j}^2 f(x,y) \end{bmatrix} \quad (1)$$

为尺度  $2^j$  下小波变换矢量,则其模为  $M_{2^j} f(x,y)$ :

$$M_{2^j} f(x,y) = \sqrt{|W_{2^j}^1 f(x,y)|^2 + |W_{2^j}^2 f(x,y)|^2} \quad (2)$$

它的幅角(与  $x$  方向的夹角)是:

$$A_{2^j} f(x,y) = \text{Arg}[W_{2^j} f(x,y)] = \text{tg}^{-1} \left[ \frac{W_{2^j}^2 f(x,y)}{W_{2^j}^1 f(x,y)} \right] \quad (3)$$

这个幅角反映的是在尺度  $2^j$  下当前点的梯度方向。一般情况下,在尺度  $2^j$  下棱边可以定义为  $M_{2^j} f(x,y)$  取极值之处,而棱边的方向则是沿着与  $A_{2^j} f(x,y)$  垂直的方向。

为了减小噪声的影响同时也增加奇异点检测的稳定性,以多尺度的小波变换乘积来定位当前尺度的强棱边:

$$R_n(j,x,y) = \prod_{i=0}^{n-1} M_{2^{j+i}} f(x,y) \quad (4)$$

这里  $n$  是一个正整数,给出了乘积的阶次,  $j$  表示当前的小波变换尺度。

在每一个强的棱边(较大的阶跃)处,  $R_n(j,x,y)$  都会有明显的峰值。如果当前点不是真正的棱边或者是一个很弱的棱边,则在这个多尺度的乘积过程中它就被抑制了。对于图像配准来说,两幅图像共同的特征通常都是大而强的棱边信息。因此,这大大提高了检测到共同特征点的可能性。考虑到计算复杂性要求和棱边信息的保留程度,本文选择乘积的阶次为 3,并且定义  $2^0$  尺度下的小波变换为  $f(x,y)$  在  $x$  方向和  $y$  方向的梯度分量。

我们感兴趣的是那些能用于图像配准的广义特征点,所以必然要对其加上其他的约束条件。根据我们对于广义特征点属性的定义,广义特征点应具有区分度,即与特征点关联的特征区域的灰度分布在各向都应具有一定的复杂性和非周期性。由于我们已经规定广义特征点是落在图像的多尺度强棱边上的,这样我们认为垂直于棱边的方向的灰度分布满足复杂性和非周期性要求。我们必须附加的条件是特征区域内沿着棱边方向的灰度分布也满足此类要求。这样可以避免特征点落在灰度分布平稳的直线棱边区域内,从而失去了位置区分度。我们把特征区域内图像沿着棱边方向(这里取为与幅角  $A_{2^j} f(x,y)$  垂直的方向)的灰度值的均方误差作为特征点的一个约束条件,要求其大于幅角  $A_{2^j} f(x,y)$  方向(垂直于棱边方向)的灰度均方误差的一半。定义幅角方向的灰度均方误差为

$$V_{2^j, A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ f(x_i, y_i) - f \left( x_i + \Delta x, y_i + \Delta x \text{tg} A_{2^j} f(x_0, y_0) \right) \right]^2 \\ = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ f(x_i, y_i) - f \left( x_i + \Delta x, y_i + \Delta x \frac{W_{2^j}^2 f(x_0, y_0)}{W_{2^j}^1 f(x_0, y_0)} \right) \right]^2 \quad (5)$$

这里取点  $(x_0, y_0)$  是正在考虑的特征点,  $N$  为其邻域内参与均方误差计算的点  $(x_i, y_i)$  的个数。同理,定义局部棱边方向(它垂直于幅角方向)的灰度均方误差为

$$V_{2^j, A'} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ f(x_i, y_i) - f \left( x_i + \Delta x, y_i + \Delta x \frac{-1}{\text{tg} A_{2^j} f(x_0, y_0)} \right) \right]^2 \\ = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ f(x_i, y_i) - f \left( x_i + \Delta x, y_i - \Delta x \frac{W_{2^j}^1 f(x_0, y_0)}{W_{2^j}^2 f(x_0, y_0)} \right) \right]^2 \quad (6)$$

为避免高阶插值带来的计算量负担,可适当选择  $\Delta x$  的大小

使得  $\Delta x \frac{W_{2'}^1 f(x_0, y_0)}{W_{2'}^2 f(x_0, y_0)}$  和  $\Delta x \frac{W_{2'}^2 f(x_0, y_0)}{W_{2'}^1 f(x_0, y_0)}$  大于 1 且接近整数,

这样可以取最临近点作为插值方式。

至此,我们将一幅图像中满足以下 3 个条件的点  $P(x, y)$  定义为广义特征点。

**条件 1**  $R_3(0, x, y)$  在  $P(x, y)$  处是局部极大值点, 且  $R_3(0, x, y) > T_{2,3}$ 。这里阈值  $T_{2,3} = \mu_{2,3} + \alpha \sigma_{2,3}$ ,  $\alpha$  为常量,  $\mu_{2,3}$  和  $\sigma_{2,3}$  分别为  $R_3(0, x, y)$  的均值和方差。参数  $\alpha$  可以用来控制产生的特征点的数量。

**条件 2**  $V_{2,0,A} > (1/2)V_{2,0,A}$ 。

**条件 3**  $R_3(0, x, y) = \max_{(x', y') \in N_p} \{R_3(0, x', y')\}$ 。这里  $N_p$  是点  $P(x, y)$  周围  $(2L+1) \times (2L+1)$  大小的邻域。 $L$  的大小用来控制特征点在图像中的疏密程度。

这里条件 1 限制了特征点会落在多尺度筛选下的强棱边上, 条件 2 限制了特征区域具有可区分度, 条件 3 限制了特征点的疏密程度。实验中先判断条件 1 和 3, 如果满足的话, 再判断条件 2 是否满足, 以减少计算量。

#### 4 广义特征点的匹配

在待配准的两幅图像中相对应的特征点互相称为同名点, 只有正确地找到了同名点的特征点才能被用作控制点来进行图像的配准校正。本文通过两个步骤确立特征点的对应关系, 首先是利用灰度信息建立初始匹配点对, 然后再用点模式匹配的相关方法逐步剔除错误的匹配点对, 最后剩下正确的同名点对。

##### 4.1 初始匹配对的建立

初始匹配对的建立往往需要利用特征点附近的灰度信息来支持, 这就需要建立一个局部匹配的准则。假设  $p = (p_x, p_y)$  和  $q = (q_x, q_y)$  分别是正在考虑的一对特征点。常用来度量  $p$  和  $q$  的相似程度的交叉相关, 以如下方式定义:

$$C_{f_1, f_2}(p; q) = \frac{1}{\delta_1 \delta_2 (2M+1)^2} \sum_{x, y=-M}^{x, y=M} \{ [f_1(x+p_x, y+p_y) - \mu_1] \cdot [f_2(x+q_x, y+q_y) - \mu_2] \} \quad (7)$$

这里  $\mu_1$  和  $\delta_1$  分别是图像  $f_1(x, y)$  在  $p$  附近的局部均值和方差,  $\mu_2$  和  $\delta_2$  分别是图像  $f_2(x, y)$  在  $q$  附近的局部均值和方差。 $(2M+1)^2$  代表局部匹配窗口的大小。为了消除同名特征点在位置上可能的偏差造成的影响, 我们在上式的交叉相关准则基础上进行局部平移匹配, 取局部最大的交叉相关值  $\bar{C}_{f_1, f_2}(p; q)$  作为  $p$  和  $q$  的相似性度量。

假设  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$  和  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$  分别是图像  $f_1(x, y)$  和  $f_2(x, y)$  中的特征点集。我们规定, 当点  $p_r$  和  $q_s$  之间的相似度量  $\bar{C}_{f_1, f_2}(p_r; q_s)$  满足以下 3 个条件时认为  $p_r$  和  $q_s$  为匹配了的同名点。

**条件 1**  $\bar{C}_{f_1, f_2}(p_r; q_s) = \max_{p_i \in P} \{\bar{C}_{f_1, f_2}(p_i; q_s)\}$ 。

**条件 2**  $\bar{C}_{f_1, f_2}(p_r; q_s) = \max_{q_j \in Q} \{\bar{C}_{f_1, f_2}(p_r; q_j)\}$ 。

**条件 3**  $\bar{C}_{f_1, f_2}(p_r; q_s) > T_c$ , 这里阈值  $T_c$  为经验参数, 可

以用来控制初始匹配点数, 本文取 0.7 左右。通过逐点对两幅图像中的广义特征点集进行上述条件判断, 可以建立特征点的初始匹配关系。

##### 4.2 匹配对的修正

均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)是通常用来检验两组点集之间在某个变换下的配准精度的衡量准则。假设两组同名控制点集  $[(x_i, y_i), (X_i, Y_i)], i=1, 2, \dots, m$ , 它们之间满足的配准映射变换  $\hat{T}$ , 其对应的  $X$  分量和  $Y$  分量的映射函数分别为  $f(x, y)$  和  $g(x, y)$ , 则 RMSE 定义为

$$\text{RMSE} = \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [f(x_i, y_i) - X_i]^2 + [g(x_i, y_i) - Y_i]^2 \right)^{1/2} \quad (8)$$

RMSE 反映了以变换  $\hat{T}$  将点集  $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, m$  纠正到  $(X_i, Y_i), i=1, 2, \dots, m$  的整体的均方误差大小。从另一个角度去理解 RMSE, 就是它的大小反映了点集  $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, m$  和  $(X_i, Y_i), i=1, 2, \dots, m$  之间是否满足变换  $\hat{T}$  关系。根据应用要求规定一个阈值  $T_c$ , 当 RMSE 大于  $T_c$  时则认为点集之间不满足变换  $\hat{T}$  关系。在本文中, 我们假定待配准图像之间为仿射变形失配。一个典型的仿射变换包含 6 个参数, 它可以通过 3 对不共线的控制点唯一地确定。当有 3 个以上的控制点对(比如 4 对)时, 求解参数的方程组超定, 这时通过最小均方误差方法获得变换参数。这个被最小化了的均方误差就是 RMSE。本文以以下 3 个步骤搜索确定正确的同名点对。

(1) 匹配点对排序 为了提高搜索正确的匹配对的效率, 首先对初始匹配对按照正确的可能性进行概率排序。排序的依据是同名点周围的特征区域之间的某种匹配准则。本文这里使用对齐度准则<sup>[10]</sup>, 它能有效地反映图像内容的对齐程度, 可作为多模态图像的局部相似性准则。每一对初始匹配的同名点  $A_i$  和  $B_i$  周围邻域之间的局部最大对齐度记为  $\text{AM}\{A_i, B_i\}$ 。则排序后如下关系成立:  $\text{AM}\{A_1, B_1\} \geq \text{AM}\{A_2, B_2\} \geq \dots \geq \text{AM}\{A_m, B_m\}$ 。

(2) 仿射变换点对组合搜索 经上一步概率排序之后, 初始匹配对中如果有正确的同名点对, 这些正确的同名点对将会排在相对靠前的位置, 这为我们的搜索提供了极大的便利。搜索的目的是找到满足仿射变换关系的 4 对控制点。在搜索范围检验所有 4 对控制点的组合, 假设它们满足仿射变换模型, 以最小均方误差方法求解仿射变换参数, 计算 RMSE, 若满足  $\text{RMSE} \leq T_c$  则说明找到了满足仿射变换关系的 4 对控制点, 停止搜索过程, 否则继续。为了节省搜索运算量, 搜索策略也很重要, 那就是永远优先判断排序靠前的控制点对。

(3) 加入其余正确的控制点对 经过搜索我们获得了包含 4 对点正确的同名点集, 接下来对初始匹配点集中剩余的匹配点对逐一判断是否为正确的同名点。判断的方法是将其加入正确的同名点集, 计算新的 RMSE, 若 RMSE 小于设定的阈值则为正确同名点, 否则为错误点对, 删除此点对。

##### 4.3 配准变换的建立和优化

我们已经得到的正确的同名点对设为  $\{A_i \leftrightarrow B_i\}, i=1, 2, \dots, N_c$ , 这里  $N_c$  为正确的点对数。可以以它们作为控制点建立图像的配准变换关系。本文采用迭代优化机制对

控制点位置进行修正,达到更精确的配准。

将正确的同名点对  $\{A_i \leftrightarrow B_i\}, i=1,2,\dots,N_c$  代入仿射变换方程,以最小化均方误差的方法求得的仿射变换记为  $\hat{T}$ 。以  $\hat{T}$  对  $A_i$  局部邻域图像作变形,变形后的邻域图像与  $B_i$  的邻域进行样板匹配,以对齐度为匹配准则,在小范围内搜索到最佳匹配位置,记为  $\hat{B}_i$ ,以此作为对  $B_i$  的位置修正。于是我们得到新的控制点对  $\{A_i \leftrightarrow \hat{B}_i\}, i=1,2,\dots,N_c$ 。并重复以上步骤迭代 2 至 3 次得到优化的配准结果。

## 5 实验结果和总结

图 1 所示为遥感图像经本文的自动广义特征点提取和匹配后叠加正确的同名特征点的结果。图 2(a), 2(b) 为两幅有仿射失配的遥感图像,经广义特征点提取和匹配后的同名特征点集叠加在原图像上。图 2(c) 为以同名点集为控制点对原图像做配准变换后的结果。为了清晰反映配准结果,将配准图像和参考图像的棱边叠加,如图 2(d) 所示,可以看到主要的共同棱边完全重叠。而配准前两幅图像的棱边叠加结果如图 2(e) 所示。图 3(a), 3(b) 为另两幅有仿射失配的多模态遥感图像和匹配后的广义特征点叠加。图 3(c) 为配准结果,图 3(d) 为配准后的棱边叠加结果。

本文基于广义特征点的方法进行了大量配准试验,试验证明其有较好的适应性和配准精度,且配准速度较快。更重要的优点是整个配准过程完全自动完成。

本文讨论了广义特征点概念,并提出了一种广义特征点定义方式和自动提取算法。采用两个步骤建立广义特征点之间的对应关系,之后经迭代优化建立图像的配准变换。本文建议的配准方法只适用于仿射变形的图像失配,更高阶的或非线性的图像变形需要探索相应的特征点匹配方法。广义特征点概念的提出和本文建议的广义特征点自动检测方法为这类问题的解决提供了思路和广阔的发展前景。

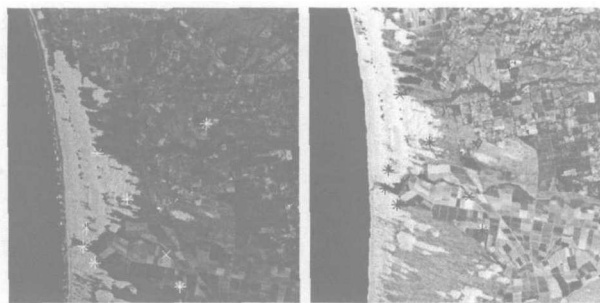
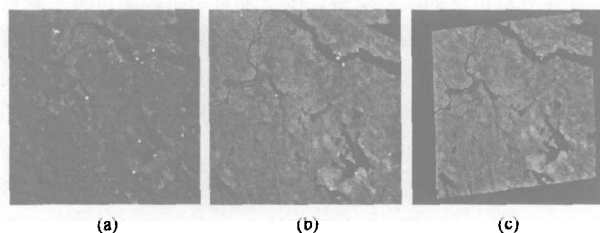


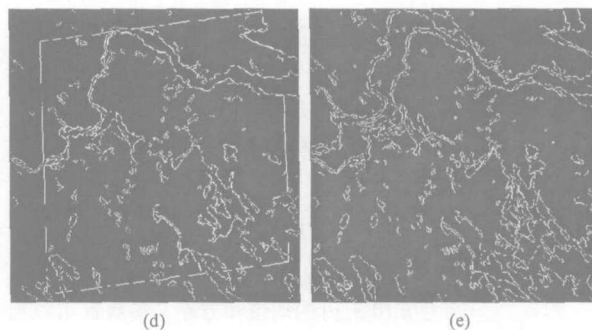
图 1



(a)

(b)

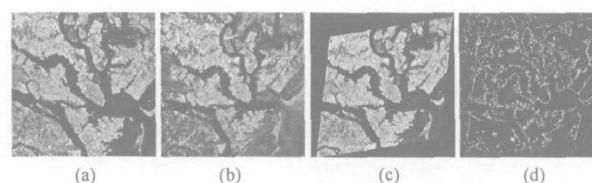
(c)



(d)

(e)

图 2



(a)

(b)

(c)

(d)

图 3

## 参考文献

- [1] Mehrotra R, Nichani S. Corner detection. *Pattern Recognition*, 1990, 23(11): 1223 - 1233.
- [2] Liu S T, Tsai W H. Moment-preserving corner detection. *Pattern Recognition*, 1990, 23(5): 441 - 460.
- [3] Lee J S, Sun Y N, Chen C H, Tsai C T. Wavelet based corner detection. *Pattern Recognition*, 1993, 26(6): 853 - 865.
- [4] Rohr K. Localization properties of direct corner detectors. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 1994, 4(2): 139 - 150.
- [5] Goshtasby A, Stockman G C, Page C V. A region-based approach to digital image registration with subpixel accuracy. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1986, 24(15): 390 - 399.
- [6] Flusser J, Suk T. A moment-based approach to registration of images with affine geometric distortion. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(2): 382 - 387.
- [7] Holm M. Towards automatic rectification of satellite images using feature based matching. Proc. Intl. Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS'91, Espoo, Finland, 1991: 2439 - 2442.
- [8] Mallat S, et al.. Singularity detection and processing with wavelets. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1992, 38(2): 617 - 643.
- [9] Mallat S, et al.. Characterization of signals from multiscale edges. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(7): 710 - 732.
- [10] 王东峰, 邹谋炎. 基于最大化对齐度的多模态图像自动配准. *电子与信息学报*, 2003, 25(6): 755 - 762.

王东峰: 男, 1974 年生, 助理研究员, 信号与信息处理专业, 研究方向为数字图像处理、数字信号处理、微波通信技术。  
 邹谋炎: 男, 1941 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为信号处理、图像处理理论和算法、无线宽带通信技术。