

# 基于简化 Mumford-Shah 模型的 导航基准图适配区分割方法<sup>1)</sup>

李俊 杨新 杨莉

(上海交通大学图像处理与模式识别研究所 上海 200030)

(E-mail: yangxin@sjtu.edu.cn)

**摘要** 基于景象匹配的飞行器导航数字基准地图中需要划分匹配稳定的区域,以提高导航系统航迹的可靠性. 该文首先讨论了描述基准图局部区域匹配稳定性的局部匹配稳健度量指标,据此定义了适配区的概念. 常规的基于相关函数局部匹配稳健度量需要大量的计算时间,难以实用化. 为此,文中采用了三种可快速计算的匹配稳健度量指标:相关主峰曲率、可跟踪度及特征密度,以及相应的快速算法. 同时,引入了一种基于简化 Mumford-Shah 模型的水平集算法进行适配区划分,通过演化由模型推导出的偏微分方程,就能得到适配区和非适配区的最优划分. 最后对实际的导航基准图的适配区划分试验表明,该文的适配区分割方法不仅计算速度优于基于相关函数的方法,而且可以获得合理的适配区分布.

**关键词** 导航基准图,适配区划分,相关匹配, Mumford-Shah 模型,几何曲线演化  
**中图分类号** V249.32; TJ765.22

## Mumford-Shah Model Based Critical Subset Segmentation from Navigation Reference Images

LI Jun YANG Xin YANG Li

(Institute of Image Processing & Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

(E-mail: yangxin@sjtu.edu.cn)

**Abstract** The paper presents the segmentation critical subset method of navigation reference images for path planning of scene based vehicle guidance system. Although correlation matching method is widely used in navigation system, the traditional local robust-matching measures defined directly from correlation functions of the reference image are computationally too time-consuming. So, this paper introduces local robust-matching measures, i. e., the main peak curvature of correlation function, track ability, feature density, and corresponding fast algorithms. Then in order to segment the critical subset from the local robust-matching measure map, a new critical subset segmentation scheme is proposed based on a simplified Mumford-Shah model, and the critical and non-critical subsets are optimally differentiated by evolving the partial differential equation for Mumford-Shah model. Experiments of segmentation of critical subset from two

1) 国家自然科学基金(60072026)资助

Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China(60072026)

收稿日期 2002-11-30 收修改稿日期 2003-08-15

Received November 30, 2002; in revised form August 15, 2003

real navigation reference images show that the computation of the proposed method is not only much faster than that based on the correlation functions, but also gives more reasonable critical areas.

**Key words** Navigation reference image, critical subset segmentation, correlation matching, Mumford-Shah model, geometric curve evolution

## 1 引言

在基于景象匹配的飞行器制导系统中,为使制导系统能准确地定位,减少偏航的可能性,在设计飞行制导系统的航迹时,要求挑选机载数字基准地图中一些比较显著的、独特的、容易定位的地面目标作为设计航迹的标志.这就需要划分导航数字基准地图中的稳定匹配区域.

文献[1]从最小相关长度的角度寻找图像的最佳适配区.用相关法匹配时,适配区要满足唯一性和精确性的要求.唯一性可以通过模板和待匹配图像的相关函数峰值数量、相对幅度来度量.而精确性可以通过主相关峰的相关长度来度量,相关长度越小,表示找到正确匹配位置的可能性较大. Hall 通过相关函数构造选择关键区域的窗函数,达到选择适配区的目的.然而,该方法虽以严格的数学理论为基础,但有以下不足:a)虽然理想窗口函数和受限窗口函数之间按照最小二乘近似,但是不能保证受限窗口所确定的适配区能够准确配准;b)虽然选择适配区时,以最小相关长度作为准则,但是没有考虑在像素附近其他次相关峰的影响,一旦出现干扰,很可能次相关峰会超出主相关峰,出现误配.

文献[2,3]提出了利用地形图像的高程均值、地形起伏方差、相邻一个像素地形粗糙度和自相关性四个指标,来选择适配区,他们的方法基于李德华等的论文中对地形匹配稳定性的指标<sup>[4]</sup>,并给出了一定的快速算法.然而,如何根据这些地形适配性指标选择适配区域,仍然没有很好地说明.

陈宁江<sup>[5]</sup>利用统计聚类和机器学习的方法,对地形的各种纹理分布利用 EM 算法进行分类,并利用所得到的纹理知识,引导算法决定如何选择适配区.文献[5]中的方法比较合理,不过统计学习的计算量也很大,并且统计学习的纹理和实时图中的纹理的相关性也是一个问题.

本文将适配区的分割转化为对基准图像所生成的局部匹配稳健性指标向量图的一个最优划分问题,即将局部匹配稳健性指标向量图划分为两个区域:匹配稳健性指标较高的区域和匹配稳健性指标较低的区域,并且使这两个区域的指标平均值相差最大. Chan-Vese 等<sup>[6]</sup>提出的简化的 Mumford-Shah 模型<sup>[7]</sup>就是一种最优划分模型,适合于本问题的求解.为此,本文首先定义基准图的局部匹配稳健度量的适配性度量指标和适配区的概念,并给出了相应的快速计算方法;然后综合各项适配性度量指标,达到分割适配区的目的.

## 2 基准图的局部匹配稳健性及其表达

### 2.1 图像的局部匹配稳健性

用于描述图像中,以点  $x$  为中心的局部区域  $\delta(x)$ ,在以某种匹配方式搜索该区域时的难易程度,即在搜索区域  $\delta(x)$  时,区域  $\delta(x)$  是否特征最明显,是否不容易和背景混淆,以及



不容易被背景淹没等,以  $x$  为中心的区域  $\delta(x)$  的局部匹配稳健性度量 (local robust-matching measure, LRM) 用  $LRM_{d(\delta)}(x)$  表示,  $d(\delta)$  为区域  $\delta(x)$  的最大直径.

## 2.2 基准图像的适配区

根据当前基准图各点的局部匹配稳健性指标分布  $LRM(x)$ , 选择一条闭合曲线  $\hat{C}$ , 使得满足

$$\hat{C} = \arg \max_C |\overline{LRM}(C_{\text{inside}}) - \overline{LRM}(C_{\text{outside}})| \quad (1)$$

式中  $\overline{LRM}$  表示闭合曲线  $C$  内部或外部的局部匹配稳健性平均指标. 式(1)的意义就是使得  $\hat{C}$  的内外部的局部匹配稳健性平均指标相差最大. 称满足式(1)的闭合曲线  $\hat{C}$  所划分的  $\overline{LRM}$  较大的区域  $R_{CS}$  为适配区.

## 2.3 基于相关函数的局部匹配稳健指标及其意义

由于相关匹配方法有较强的抗干扰能力和容易实现, 在实际的导航系统中, 多采用相关匹配方法来搜索待匹配的目标. 因此, 可以用基于局部区域  $\delta(x)$  的相关函数  $R(y|\delta(x))$  来定量说明局部匹配稳健性的意义.

设基准图像为  $I(x)$ ,  $x \in \Omega (\Omega \subset R^2)$ , 以点  $x$  为中心, 长为  $L_T$  及宽为  $W_T$  的局部区域  $\delta(x)$  定义局部模板图像为  $I_{\delta(x)}(k, m) = I(x_x + k, x_y + m)$ , 其中  $k \in [-L_T/2, L_T/2]$ ,  $m \in [-W_T/2, W_T/2]$ , 则定义基于模板  $I_{\delta(x)}$  的图像  $I(x)$  的去均值相关函数为

$$R(y|\delta(x)) = \frac{\sum_{k=-L_T/2}^{L_T/2} \sum_{m=-W_T/2}^{W_T/2} [I_{\delta(y)}(k, m) - \bar{I}_{\delta(y)}][I_{\delta(x)}(k, m) - \bar{I}_{\delta(x)}]}{\sqrt{\sum_{k=-L_T/2}^{L_T/2} \sum_{m=-W_T/2}^{W_T/2} [I_{\delta(y)}(k, m) - \bar{I}_{\delta(y)}]^2} \sqrt{\sum_{k=-L_T/2}^{L_T/2} \sum_{m=-W_T/2}^{W_T/2} [I_{\delta(x)}(k, m) - \bar{I}_{\delta(x)}]^2}} \quad (2)$$

式中

$$\bar{I}_{\delta(y)} = \frac{1}{L_T W_T} \sum_{k=-L_T/2}^{L_T/2} \sum_{m=-W_T/2}^{W_T/2} I(y_x + k, y_y + m)$$

$$\bar{I}_{\delta(x)} = \frac{1}{L_T W_T} \sum_{k=-L_T/2}^{L_T/2} \sum_{m=-W_T/2}^{W_T/2} I(x_x + k, x_y + m), y \in \Omega$$

由上面的定义, 就可以计算出基于局部区域  $\delta(x)$  的去均值相关函数曲面  $R(y|\delta(x))$ , 图 1 就是基准图为模板计算的基准图像去均值相关函数曲面的局部. 从图中可以看出, 模板  $\delta(x)$  的中心点  $x$  的相关值是相关曲面中的最大值, 以点  $x$  为中心, 形成一个相关峰  $RP(x)$ .

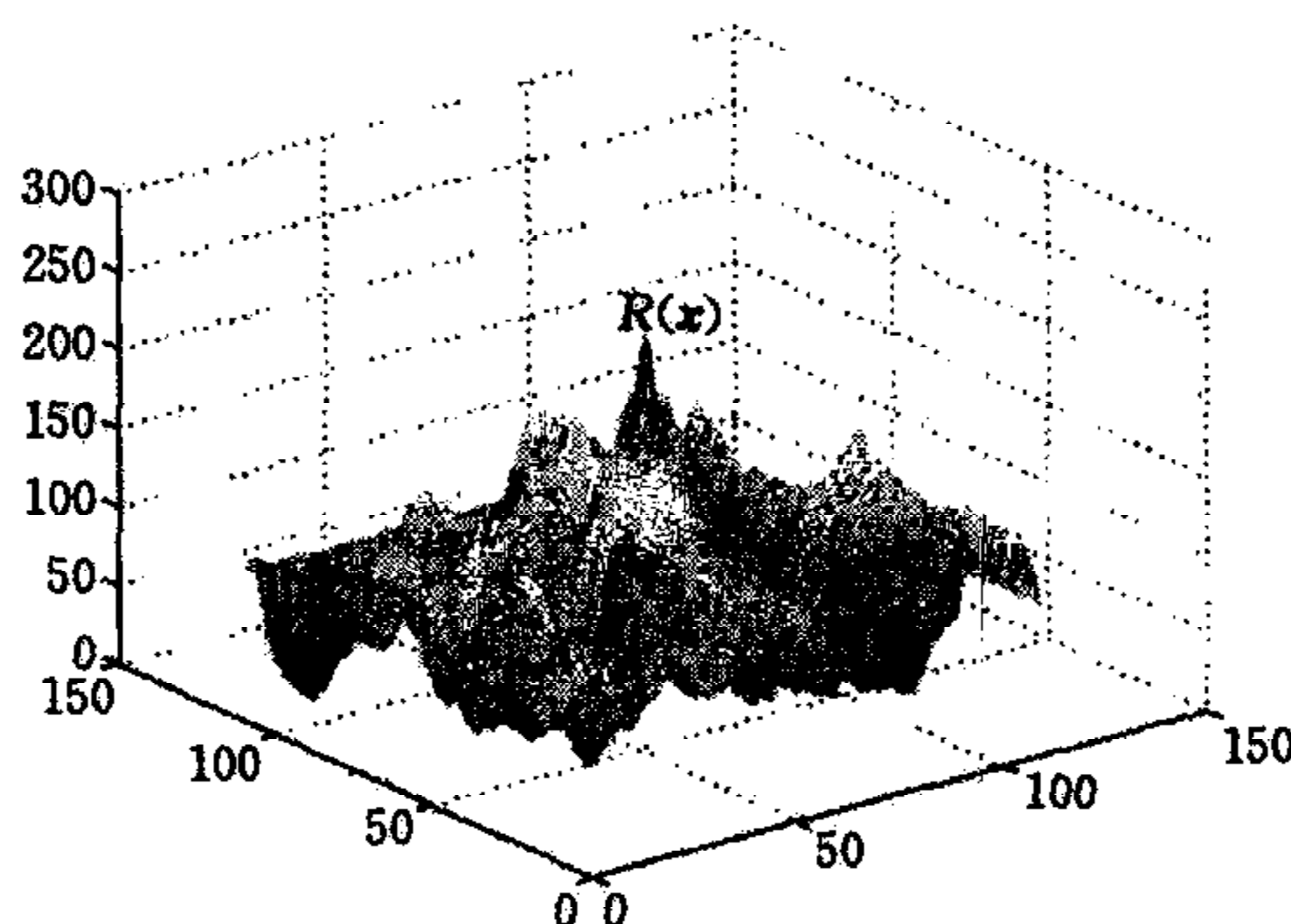


图 1 基于  $\delta(x)$  的相关曲面

Fig. 1 The correlation function surface created with the local region  $\delta(x)$

然而,直接根据相关函数计算局部匹配稳健性指标的计算量非常大.因为要计算稳健性指标分布图中的每一点  $x$  的指标向量,都需先计算基于指定大小局部区域  $\delta(x)$  为模板的相关曲面  $R(y|\delta(x))$ ,然后再根据计算好的相关曲面,研究对应的局部匹配稳健性指标,虽然没有必要将相关曲面的计算扩展到全图范围,整个计算量仍然非常大.而通常导航数据库中基准图的尺寸较大,因此有必要寻找计算速度更快的指标.

### 3 快速局部匹配稳健性指标

前面所提出的局部匹配稳定性指标所需计算量很大,因此这里将介绍本文所提出的几个描述局部区域  $\delta(x)$  的快速局部匹配稳健性指标,用以快速生成稳健性指标分布图.

#### 3.1 相关主峰曲率及尖锐度(sharpness)

相关峰  $RP(x)$  的尖锐性以相关峰  $RP(x)$  的宽度  $W_p$  描述,  $W_p$  越小,则定位区域  $\delta(x)$  越准确,表明匹配该点越稳定.对于计算好的相关曲面,用顶点和相关峰吻合的抛物线  $f(x) = ax^2 + bx + c$ ,局部拟合相关曲面  $X$  和  $Y$  方向的纵切面,并计算拟合后的两个抛物线顶点的曲率  $k^x$  和  $k^y$ ,以平均曲率

$$\bar{k} = (|k^x| + |k^y|) / 2 = \text{Sharpness}(x) \quad (3)$$

作为描述相关峰的尖锐度指标 ( $\text{Sharpness}(x)$ ).从图 2 可以看出,相关峰越尖锐,则峰顶的曲率越大.计算平均曲率  $\bar{k}$  时,只需计算以点  $x$  为中心的一个很小的拟合窗  $w(x)$  内的相关函数值  $R(y|\delta(x))$  ( $y \in w(x)$ ),拟合计算仅限于  $w(x)$  内.一般情况下,  $w(x)$  取边长为  $M$  点的正方形窗口即可.采用基于 Chebyshev 正交多项式<sup>[8]</sup>的拟合函数来拟合相关曲面的  $X$  和  $Y$  方向的纵切面中的相关曲线  $f(x)$ .

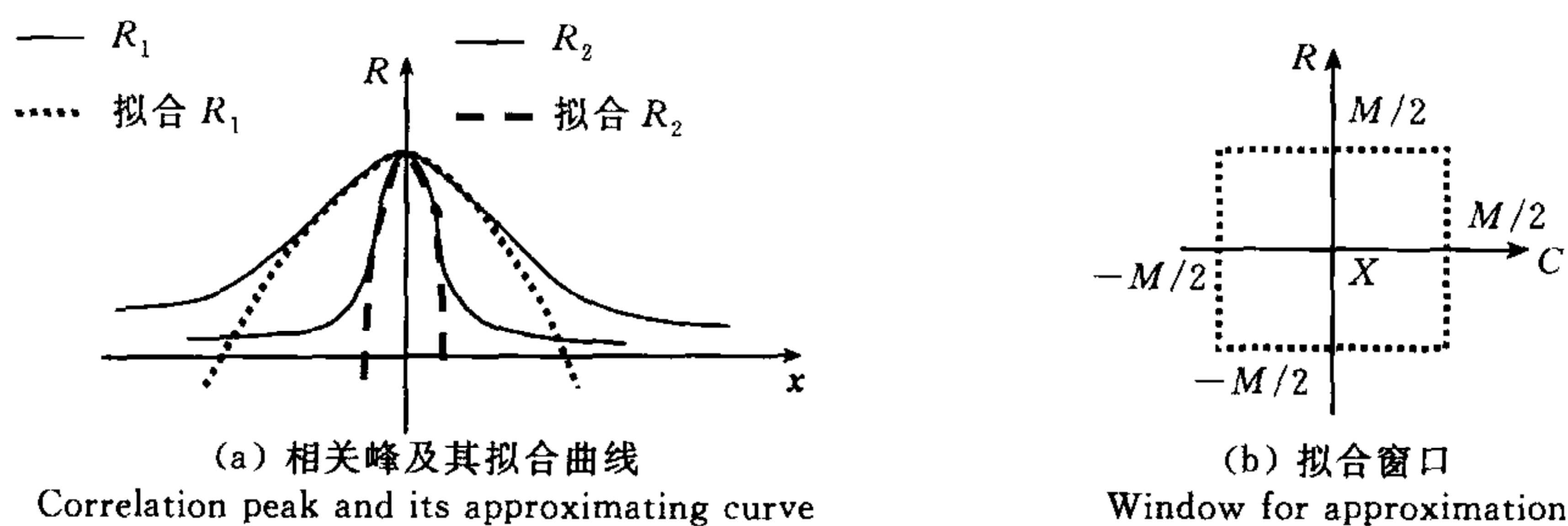


图2 拟合法计算相关峰曲率

Fig. 2 Illustration to calculation of cor-peak curvature using approximating curve

设某个方向纵切平面的相关曲线  $f(x)$  可以的拟合函数为

$$\hat{f}(x) = \hat{a}Q_2(x) + \hat{b}Q_1(x) + \hat{c}Q_0(x) \quad (4)$$

式中的  $\hat{a}$ ,  $\hat{b}$  和  $\hat{c}$  是多项式拟合  $f(x)$  的参数,而  $Q_1(x)$ ,  $Q_2(x)$  和  $Q_3(x)$  是 Chebyshev 多项式

$$\begin{cases} Q_0(x) = 1 \\ Q_1(x) = x \\ Q_2(x) = x^2 - u_2/u_0 \end{cases} \quad (5)$$

式中  $u_i = \sum_{x \in w(x)} x^i$ .



按照平方误差最小原则  $\epsilon^2 = \min \sum_w [f(x) - \hat{f}(x)]$  和 Chebyshev 正交多项式的性质, 有

$$\begin{cases} \hat{c} = \sum_w f(x) / \sum_w Q_0(x) = \sum_w f(x) / w \\ \hat{b} = \sum_w f(x) Q_1(x) / \sum_w Q_1^2(x) \\ \hat{a} = \sum_w f(x) Q_2(x) / \sum_w Q_2^2(x) \end{cases} \quad (6)$$

容易计算  $\hat{f}(x)$  在顶点的曲率为  $k = 2\hat{a}$ .

计算出  $X$  和  $Y$  两个纵切面的相关曲线在顶点的曲率后, 就可计算出点  $x$  的相关峰的尖锐度  $Sharpness(x)$ .

### 3.2 可跟踪度指标(trackability)

文献[9]提出了一种度量图像中的特征显著性的指标, 即在图像  $I(x)$  中设  $Win(x)$  是以点  $x$  为中心的图像窗口,  $w(x)$  是一个加权函数, 通常取  $w(x) = 1$  或者高斯函数, 设  $g_x(x)$  和  $g_y(x)$  分别是图像  $I(x)$  在  $X$  和  $Y$  方向的偏导数, 则点  $x$  的特征显著性矩阵为

$$Z(x) = \iint_{Win(x)} G(x+y) w(x+y) dy \quad (7)$$

式中 
$$G(x) = \begin{bmatrix} g_x^2(x) & g_x(x)g_y(x) \\ g_x(x)g_y(x) & g_y^2(x) \end{bmatrix}$$

设矩阵  $Z$  的两个特征值  $\lambda_1, \lambda_2$ , 定义

$$Tr(x) = \min(\lambda_1, \lambda_2) \quad (8)$$

分析表明<sup>[9]</sup>,  $Tr(x)$  反应了点  $x$  所在窗口  $Win(x)$  区域的纹理特征, 以及在匹配跟踪时, 窗口  $Win(x)$  的抗噪性和稳定性. 当  $Tr(x)$  值比较大, 表明  $Win(x)$  区域的抗噪声干扰能力较强, 并且一般处于图像中具有角点或椒盐噪声状纹理区域, 这样的区域在跟踪时就比较稳定, 不容易出现滑动; 而  $Tr(x)$  值较小时,  $Win(x)$  区域常位于灰度缓变的区域, 这样的区域不利于跟踪. 因此, 这里定义  $Tr(x)$  为点  $x$  的可跟踪度指标, 作为该点的局部匹配稳定性特征的一个表征因子.

### 3.3 特征密度指标(feature density)

在图像中, 边缘或角点等特征分布密度比较大的区域, 在作为模板进行匹配时, 要比那些特征分布密度较小的区域(比如平滑区域)稳定. 基于这样的思想, 可以将区域的特征密度作为其局部匹配稳健性指标之一. 在图像处理中, 由于边缘提取的方法最可靠, 而且速度也最快, 因此, 采用边缘密度(edge density)作为衡量指标. 下面是边缘密度的计算方法:

1) 采用边缘提取方法(比如 Sobel 等方法), 提取(或增强)基准图像  $I(x)$  的边缘, 得到边缘图像  $EI(x)$ , 并二值化;

2) 计算图像中以每一点为  $x$  为中心的给定大小局部区域  $\delta(x)$  中的边缘密度

$$ED(x) = \frac{N_{EdgePixel}(\delta(x))}{N(\delta(x))} \quad (9)$$

其中  $N_{EdgePixel}(\delta(x))$  表示局部区域  $\delta(x)$  中的边缘点数目, 而  $N(\delta(x))$  则是  $\delta(x)$  中的总的像点数.

### 3.4 加快指标计算速度的考虑

尽管上面所定义的三种指标比直接基于相关函数定义的稳健性指标计算量小,但是,这些指标绝对的计算量仍然较大. 因为对基准图中的每一点,都要选取以该点为中心的一个大小既定区域,计算上述三个指标. 因此,有必要考虑如何加快指标的计算速度.

#### 1) 计算相关峰曲率的考虑

计算相关峰的曲率时,由于相关峰就位于当前点  $x$  的位置,因此,只需要计算以点  $x$  为中心的较小的正方形邻域内的相关值即可. 这样,基于局部区域  $\delta(x)$  的相关曲面的计算量就大大减小了.

#### 2) 加快计算可跟踪性度量指标及特征密度度量指标的考虑

计算可跟踪性度量指标和特征密度指标时,相邻两点指标参数的计算数据有许多重复,因此,可以利用重复数据来减少计算量. 如图 3 所示,当计算  $p_1$  点的  $\delta(p_1)$  及  $p_1$  的右邻点  $p_2$  的  $\delta(p_2)$  的上述两个指标时,可以看出,两个区域中,除了最左和最右两列数据不一样以外,其余列的数据是相同的(图 3 中深色部分),因此,计算区域  $\delta(p_2)$  的上述两个指标时,和  $\delta(p_1)$  重复部分的计算可以使用  $\delta(p_1)$  的指标计算结果变换得到. 比如,在计算  $\delta(p_2)$  的特征密度  $ED(p_2)$  时,可以按照如下方式计算

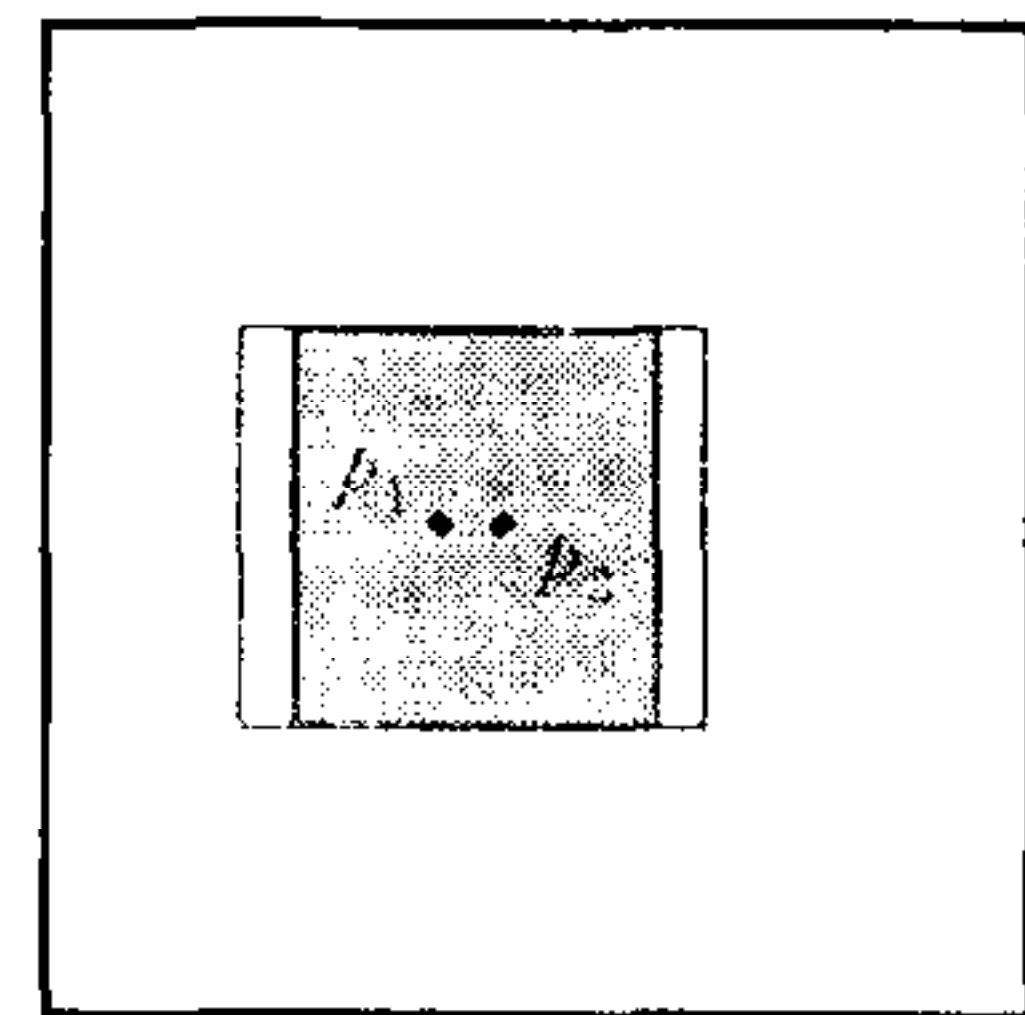


图3 加快指标计算说明

Fig. 3 Illustration to acceleration of measure calculation

$$ED(p_2) = ED(p_1) - \frac{N_{FC_{p_1}} - N_{LC_{p_2}}}{N} \quad (10)$$

式中  $N_{FC_{p_1}}$  对应于区域  $\delta(p_1)$  第一列的特征点数目,  $N_{LC_{p_2}}$  对应于区域  $\delta(p_2)$  最后一列的特征点数目,  $N'$  是局部区域中的总的像素数目. 这样,每次只需要对两列的数据进行计算,提高了计算的速度.

同样的方式,可以快速计算可跟踪度指标,只是处理较复杂一些. 设矩形区域  $\delta(p_1)$  的可跟踪矩阵为  $Z(p_1)$ , 以及加权函数  $w(x) = 1$ , 并设  $ZFC(x) = \int_{FC(x)} G(x+y)w dy$  表示矩阵  $G$  在区域  $\delta(x)$  的第一列的积分, 同样方式, 定义  $ZLC(x) = \int_{LC(x)} G(x+y)w dy$  表示矩阵  $G$  在区域  $\delta(x)$  的最后一列的积分; 计算区域  $\delta(p_2)$  的跟踪矩阵  $Z(p_2)$  时, 就可按如下方式计算

$$Z(p_2) = Z(p_1) - ZFC(p_1) + ZFC(p_2) \quad (11)$$

由于可跟踪度指标的计算量比较大, 直接按照式(7)计算, 一个区域  $\delta(x)$  的计算复杂度是  $O(4N^2)$ ,  $N$  为局部区域窗口的宽度; 而采用快速算法, 除了以图像的第一列为起始列的区域的计算复杂度是  $O(4N^2)$  以外, 其他局部区域的计算复杂度仅为  $O(2N)$ . 这样, 按照上述快速算法, 将大大降低可跟踪度指标的计算量.

## 4 适配区的划分

根据上面讨论的三种指标——相关峰尖锐度、可跟踪度和特征密度, 就可以从不同角度描述局部区域匹配稳健性的分布图

$$LRM(x) = (NTr(x), NShp(x), NED(x)) \quad (12)$$



上式中  $NShp(x)$ ,  $NTr(x)$  和  $NED(x)$  分别对应于上述三种指标  $Sharpenee(x)$ ,  $Tr(x)$  和  $ED(x)$  的归一化数值. 用较亮区域对应匹配稳健性高指标较区, 较暗区域对应低指标区, 就得到了描述基准图像局部匹配稳健性的一幅匹配稳健性分布向量图.

为从指标分布图中分割出最适合于匹配或跟踪的区域, 需将三种指标分布图的信息融合, 并给出一个最佳的适配区划分. 由前面适配区的定义可知, 本文所定义的适配区其实是对匹配稳定局部区域和不稳定局部区域这两种集合的一个最优划分. 关于集合最优划分的算法, Chan 和 Vese<sup>[6]</sup> 提出了一种简化的 Mumford-Shah 模型<sup>[7]</sup>, 该模型就是对两类集合的一种最优划分. 该模型基本原理如下:

该模型设图像  $I(x, y)$  被活动轮廓线  $C$  划分为前景  $\omega_a$  和背景  $\omega_b$  两个区域, 各个区域的平均灰度为  $c_a$  和  $c_b$ , Chan 和 Vese 所提出的简化 Mumford-Shah 图像分割模型的拟合能量函数如下<sup>[6]</sup>:

$$F(C) = F_o(C) + F_b(C) = \int_{\text{inside}(C)} |I - c_o|^2 dx dy + \int_{\text{outside}(C)} |I - c_b|^2 dx dy \quad (13)$$

式中的  $C$  是任意闭合活动轮廓线,  $c_a$  和  $c_b$  是依赖于  $C$  的两个常数. 可以看出, 只有轮廓线  $C$  位于两个同质区域边界时,  $F(C)$  才能达到最小值. 因此,  $\min F(C)$  所对应的活动轮廓线  $C_{\min F}$  就是对图像  $I(x, y)$  的一个最优划分.

因此, 可以利用简化的 M-S 模型来最优划分局部适配区域和局部非适配区域两个集合. 目前, 解决曲线演化的途径主要是水平集方法 (level set method)<sup>[10, 11]</sup>, 该方法将平面闭合曲线  $C$  隐含表达为连续函数曲面  $\phi(x, y)$  的具有相同函数值的点集 (称为水平集 level set), 通常是  $\{\phi=0\}$ ,  $\phi(x, y)$  称为关于  $C$  的水平集函数, 通常取由初始闭合曲线  $C_0$  生成的符号距离函数. 这样, 平面闭合曲线的演化过程就转换为三维函数曲面的演变, 并且, 即使隐含在  $\phi$  中的曲线  $C$  发生了拓扑结构变化 (合并或分裂),  $\phi$  仍保持为一有效函数. 因此, 该方法得很好地解决了曲线演化中拓扑结构的变化问题. 针对式 (13) 的拟合能量函数最小化问题, Chan 和 Vese 推导出了以水平集函数  $\phi$  表达的偏微分方程如下:

$$\begin{cases} c_o(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi) dx dy}, & c_b(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) dx dy} \\ \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[ \mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} - v - \lambda_o (I(x, y) - c_o)^2 + \lambda_b (I(x, y) - c_b)^2 \right] \\ \phi(0, x, y) = \phi_0(x, y) \end{cases} \quad (14)$$

上式中的  $\Omega$  是图像函数和水平集函数的定义域,  $H(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z > 0 \\ 0, & \text{if } z < 0 \end{cases}$  是 Heaviside 函数, 而

$\delta(x)$  是 Dirac 函数.

文献[12]给出了一种改进的求解上述偏微分方程的数值解法. 设  $h$  是离散水平集函数的二维网格步长,  $(x_i, y_i) = (ih, jh)$  ( $1 \leq i, j \leq M$ ) 为格点坐标, 则  $\phi_{i,j}^n = \phi(n\Delta t, x_i, y_i)$  是关于  $h$  的对  $\phi(x, y)$  在网格上的近似, 这里有  $n \geq 0$ ,  $\phi^0 = \phi_0$ , 并设

$$\begin{aligned} D_{i,j}^{-x} &= \phi_{i,j} - \phi_{i-1,j}, & D_{i,j}^{+x} &= \phi_{i+1,j} - \phi_{i,j}, & D_{i,j}^{0x} &= (\phi_{i+1,j} - \phi_{i-1,j})/2 \\ D_{i,j}^{-y} &= \phi_{i,j} - \phi_{i,j-1}, & D_{i,j}^{+y} &= \phi_{i,j+1} - \phi_{i,j}, & D_{i,j}^{0y} &= (\phi_{i,j+1} - \phi_{i,j-1})/2 \end{aligned}$$

根据 Osher-Sethian 求解水平集的“熵守恒”差分方法, 可得方程 (14) 的数值解表达式如下:

$$\phi_{i,j}^{n+1} = \phi_{i,j}^n + \Delta t \left[ \max(F_{m-}, 0) \nabla^+ + \min(F_{m-}, 0) \nabla^- + \mu K_{i,j} ((D_{i,j}^{0y})^2 + (D_{i,j}^{0x})^2)^{1/2} \right] \quad (15)$$

上式中

$$\nabla^+ = [\max(D_{i,j}^{-x}, 0)^2 + \min(D_{i,j}^{+x}, 0)^2 + \max(D_{i,j}^{-y}, 0)^2 + \min(D_{i,j}^{+y}, 0)^2]^{1/2}$$

$$\nabla^- = [\min(D_{i,j}^{-x}, 0)^2 + \max(D_{i,j}^{+x}, 0)^2 + \min(D_{i,j}^{-y}, 0)^2 + \max(D_{i,j}^{+y}, 0)^2]^{1/2}$$

$K_{i,j}$  是水平集函数在  $(i, j)$  的曲率, 由下式定义

$$K = \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} = \frac{\phi_{xx}\phi_y^2 - 2\phi_{xy}\phi_x\phi_y + \phi_{yy}\phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}}$$

可以由中点差分  $D_{i,j}^{0x}$  和  $D_{i,j}^{0y}$  近似计算出来.  $F_{m-s}$  由 Mumford-Shah 分割模型定义为

$$F_{m-s}(x, y) = -v - \lambda_o (I(x, y) - c_o)^2 + \lambda_b (I(x, y) - c_b)^2$$

迭代的收敛条件是  $Q = \frac{1}{M} \sum_{|\phi_{i,j}^n| < h} |\phi_{i,j}^{n+1} - \phi_{i,j}^n| \leq h^2 \Delta t$ ,  $\phi_{i,j}^{n+1}$  与  $\phi_{i,j}^n$  分别为演化前后的水平集函数,  $M$  是满足  $|\phi_{i,j}^n| < h$  的网格点数目.

由式(14), 可以得到基于水平集方法的划分匹配稳健性分布图的几何曲线演化方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = |\nabla \phi| \left[ \mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} - \frac{1}{3} \left( \sum_{k=1}^3 \lambda_k^i (LRM_k(x) - \overline{LRM}_k^i)^2 + \sum_{k=1}^3 \lambda_k^o (LRM_k(x) - \overline{LRM}_k^o)^2 \right) \right] \quad (16)$$

式中的  $LRM_k(x)$  表示  $x$  点的局部匹配稳健性向量  $LRM(x)$  的第  $k$  个分量,  $LRM(x)$  各个分量的意义如式(12)所示, 而  $\overline{LRM}_k^i$  和  $\overline{LRM}_k^o$  分别表示第  $k$  个分量位于闭合曲线  $C$  内部和外部的平均值,  $\lambda_k^i$  和  $\lambda_k^o$  分别表示位于演化曲线  $C$  内外部的各个特征分量的加权系数. 利用上述水平集函数的迭代求解方法, 在指标分布图上选择好初始闭合曲线  $C_0$ , 然后演化方程(16), 不断更新水平集函数  $\phi$ , 直到收敛, 此时,  $C$  的内部区域(高指标区域)就是适配区, 而外部区域(低指标区域)就是非适配区.

## 5 适配区的检验

为检验所划分区域的适配性, 选取一幅和基准图  $I(x, y)$  配对, 并且已经做过校正的实时图  $R(x', y')$ , 该图上每点都与基准图相同位置的点在一定的允许误差范围  $\epsilon \geq 0$  内对应. 选取基准图  $I$  中位于待检测适配区域  $R_{sma}$  中的每一点作为考察点  $p(x, y)$ , 选取实时图  $R$  上和  $p$  点图像坐标相同的  $p'(x', y')$  点为中心, 给定尺寸  $d$  的一个正方形邻域为模板  $M_d(p')$ , 并用  $M_d(p')$  在基准图的待检适配区  $R_{sma}$  中以相关匹配算法进行搜索匹配. 如果配准点  $p_m$  和  $p$  点的距离  $d_{pp'} = \|p - p'\| < \epsilon$ , 则认为匹配成功, 反之匹配失败. 这个匹配结果称为适配区中点  $p$  的配准度  $C_m(p)$ , 匹配成功, 则  $C_m(p) = 1$ , 反之  $C_m(p) = 0$ . 对于大小为  $d$  的模板, 可利用适配区中所有点的配准度  $C_m(p)$  之和计算关于  $d$  的适配区配准率  $PCM_d$  (probability of correct-matching)

$$PCM_d = \frac{\sum_{p \in R_{sma}} C_m(p)}{N_{sma}} \quad (17)$$

式中  $N_{sma}$  是在待检测适配区  $R_{sma}$  中总的匹配次数. 显然, 配准率越高, 表明适配区分割方法所选择的适配区越可靠. 实际检验时, 常需要选择一个系列的模板尺寸  $d_i, i = 1, \dots, n$ , 计算各个尺寸下的  $PCM_d$ , 取其平均作为适配区的验证.



针对利用曲线演化方法所分割的适配区的检验,可以根据符号距离函数的正负来判断基准图中某点是否属于适配区,从而决定是否计算该点的配准度.

### 6 实验及结果讨论

用以下实验检验本文的适配区分割算法,验证数据是图像对,一张是待分割基准图,另一张是检测用实时图.实验平台是 Intel Pentium III 550MHz 128MRAM 微机,算法实现采用 Visual C++ 6.0.

#### 6.1 样本一

图 4(a)和图 4(b)是一对机场地形图对,图 4(c),(d)和(e)是三种局部匹配稳健性指标分布图.三种指标的计算中,采用快速算法,共耗时 26 分钟,其中计算相关峰尖锐性指标的耗时约占总计算时间的 98%.为了察看方便,这三张图像以反相显示,从三张分布图可以看出,基准图中机场周围的区域特征比较明显,反映在三张分布图中,机场周围区域的亮度很暗,表示指标很大.特别在可跟踪指标分布图中,有三个黑色方块区域,这三个区域对应于基

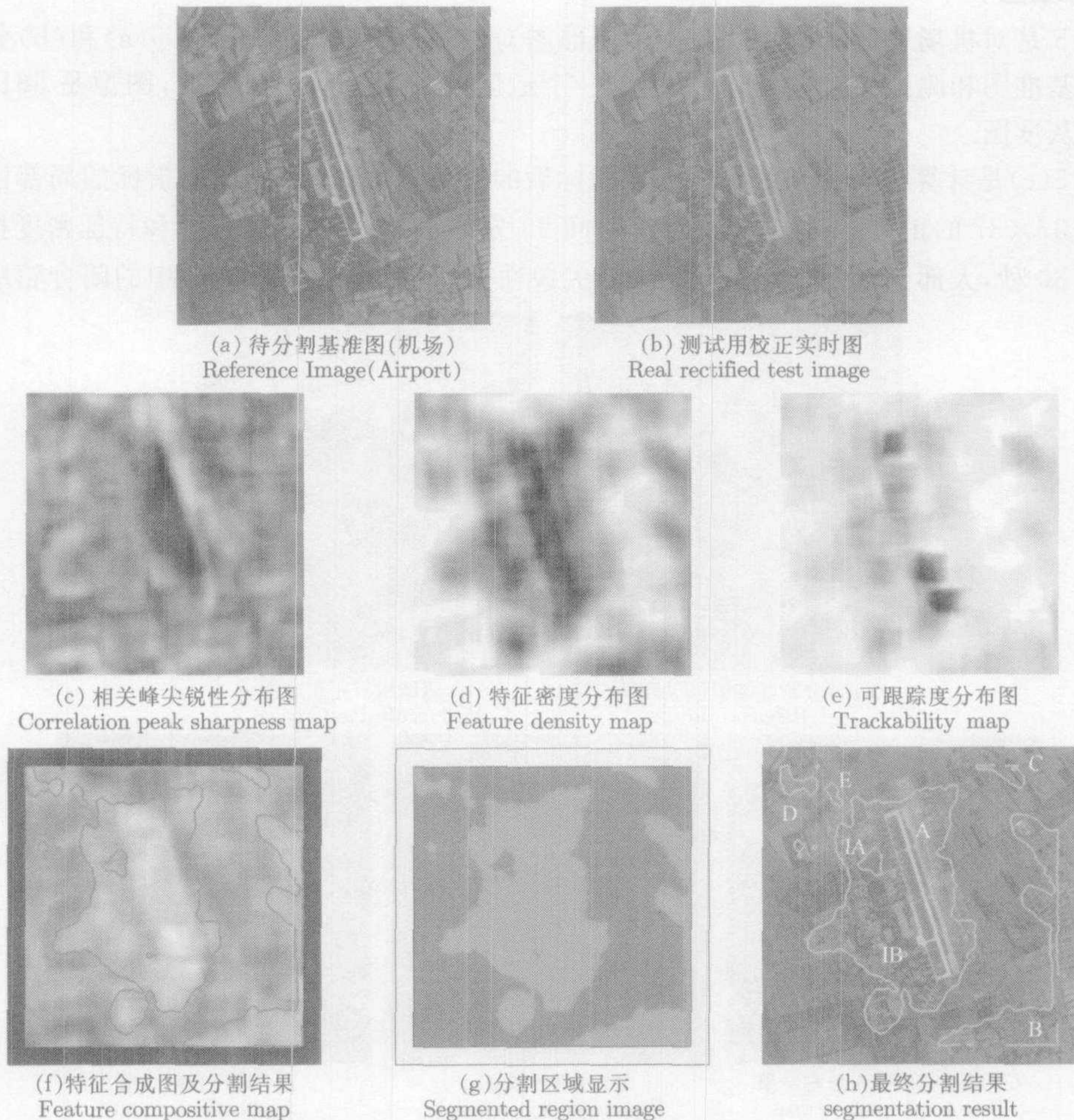


图 4 机场地形图像适配区分割结果

Fig. 4 Results of critical subset segmentation



准图中机场左上角、左下角和中部偏下的三个角形区域,无疑,这三个区域的特征是很明显的;特征分布图反映了基准图的一种总体的特征分布,可以看到,基准图中的农田区域对应于比较亮的区域,表示该区域特征比较少;相关峰尖锐性分布则反映了图像的一些局部特征,从该图难以直接看出特征的显著性,不过,机场部位仍然对应于较暗的区域.由于指标计算不是从图像的零点开始,因此,图像边缘区域点的指标不能计算出来.另外,从表 1 可以看出,用基于相关函数方法<sup>[13]</sup>计算三个指标需要 6 天.

图 4(f),(g)和(h)是向量分割方法划分适配区的结果,分割过程耗时 10 秒.图 4(f)是三种局部匹配稳健性指标的合成图,图像中的较暗的绿色区域对应于匹配不稳定区,而较亮的蓝色和红色区域则是匹配较稳定区域,该图中的红色曲线是向量分割方法划分的结果,闭合红色轮廓线将较亮区域都包围起来了,由于是由前面的分布图合成的,因此,该图也存在空白边缘区域.图 4(g)是划分区域的显示,其中浅色区域是适配区,深色区域是非适配区.图 4(h)是在基准图上显示的适配区划分结果,图中的 A,B,C,D,E 几个区域对应于图 4(g)中的浅色区,注意到,IA 和 IB 这两个位于适配区 A 内的非适配区也给划分出来了,这可以从图 4(g)中看出来.可以看到,所划分区域都是特征较为明显的区域.

## 6.2 样本二

图 5 是对机场地形区域的另外一个局部图对的适配区分割实验.图 5(a)和(b)分别是待分割基准图和测试用校正实时图,都是一个地区的不同时间的航拍图,图像是  $561 \times 561$  大小的灰度图.

图 5(c)是计算三种局部匹配稳健性指标后的彩色合成图.计算三种指标的局部区域大小也是  $37 \times 37$  的正方形区域,总共计算时间 56 分钟,其中可跟踪度指标和特征密度指标耗时不到 30 秒,大部分时间都花费在相关峰尖锐性指标的计算上.图 5(c)中的闭合轮廓线是

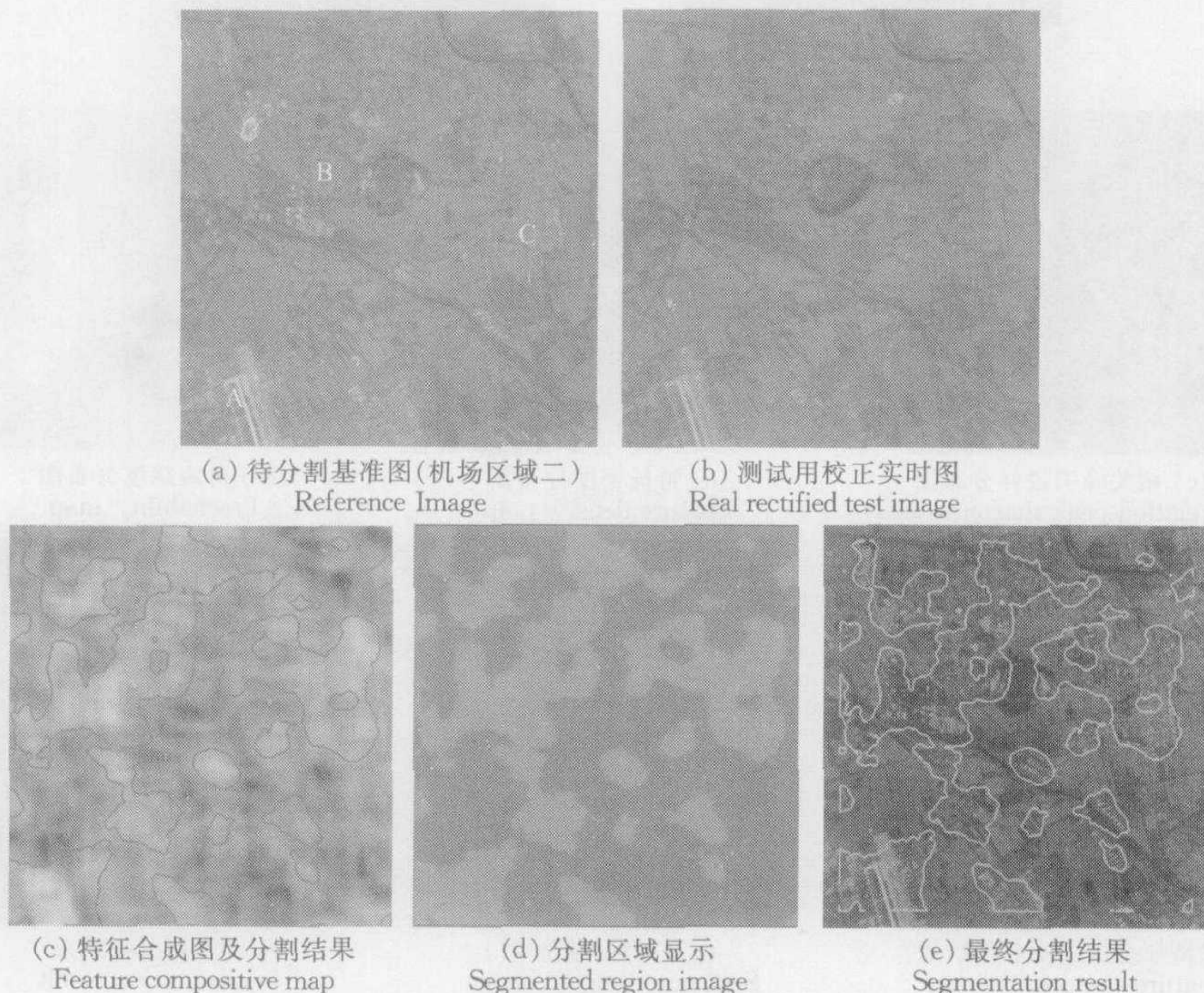


图 5 机场区域二地形图像适配区分割结果

Fig. 5 Results of critical subset segmentation for the No. 2 airport region



基于 Mumford-Shah 模型的向量图像分割方法划分的结果, 分割过程耗时 52 秒. 比较图 5(c) 和图 5(a), 可以看出, 图 5(a) 中的 A, B 和 C 等特征明显的部分, 在图 5(c) 中都对应亮度较大的区域.

图 5(d) 是分割区域显示, 浅色区域是适配区, 深色区域是非适配区. 图 5(e) 是在基准图上的分割结果(绿色线是活动轮廓线). 从两张图像可以看出, 图 5(a) 中的 A, B 和 C 等特征明显的部分在两张分割图中都被很好地标记出来.

### 6.3 适配区验证

利用两个样本图对中的测试用校正实时图, 对基准图的适配区分割结果进行匹配实验, 方法如第 5 节所述. 实验中的正方形模板大小取如下序列  $d_i = 4, 12, 20, 28, 36$ , 分别对基准图中的适配区和非适配区中的所有的点区域  $\delta_d(x)$  进行匹配实验, 每个点区域  $\delta_d(x)$  的匹配成功误差是  $\text{Error} = \pm 3$  个像素. 采用所有的模板序列对两个区域中的所有的点区域匹配后, 记录两个区域中的匹配成功次数和点区域数目, 从而可以分别计算出基准图中适配区和非适配区的点区域的匹配概率. 表 1 中列举了两个样本的匹配概率, 可以看出, 适配区的匹配概率都在 90% 左右, 非适配区的匹配概率则仅为 70% 左右, 可见, 本文所提出的适配区选择算法取得了良好的结果.

表 1 两个样本的正确匹配概率和计算时间比较

Table 1 Comparison of correct-matching probability and computing time for two reference sample images

样本	适配区配准 概率	非适配区配准 概率	本文方法计算时间		于相关函数方法 计算时间
			指标计算(分)	分割(秒)	
AP1	0.9123	0.6873	26	10	6 天
AP2	0.9012	0.7024	56	52	

## 7 小结

基准数字地图中适配区的划分对于导航系统的航迹规划问题有重要的意义. 本文定义了适配区的概念, 并基于相关函数定义了用于描述基准图中局部区域的匹配稳定性度量的局部匹配稳健指标. 然而由于相关函数的计算量非常大, 为使基准图适配区划分方法能实用化, 提出了三种耗时较小的局部匹配稳健性指标和进一步的快速算法. 基于这三种指标, 提出了基于简化 Mumford-Shah 模型的向量分割进行适配区划分的方法, 并给出对分割出的适配区进行验证的过程. 对两套实拍航片基准图的适配区分割实验, 以及相关的正确匹配概率验证实验, 证明了本文方法的快速有效. 计算一幅  $560 \times 560$  的基准图的适配区, 本文方法耗时不到一个小时, 从实验结果可知, 图中平滑区域基本被排除在适配区外, 这样选出的适配区更稳定, 也更具意义.

## References

- Hall E L, Davies D L, Casey M E. The selection of critical subsets for signal, image, and scene matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1980, 2(4): 313~322
- Ai H J, Ding M Y, Tu J L, Li Wen. Research on fast algorithm of terrain suitability. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 1997, 12(3): 234~237 (in Chinese)
- Xiao Y J, Ding M Y, Zhou C P. Suitability analysis of reference map and fast calculation algorithm based on capture

- position distribution. *Infrared and Laser Engineering*, 1999, **28**(5):26~29(in Chinese)
- 4 Li D H, Yang C, Hu C C. On the selection criterion for a terrain matching field. *Journal of Huazhong University of Science and Technology*, 1996, **24**(2): 7~8(in Chinese)
  - 5 Chen N J. Study on robustness of image registration[Ph. D. dissertation]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2000(in Chinese)
  - 6 Chan F T, Vese L. Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10** (2): 266~277
  - 7 Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications in Pure and Applied Mathematics*, 1989, **42**(5): 577~685
  - 8 Jing R J, Ye X Q, Xu S R, Chen C C. Computer Image Processing. Hangzhou: Zhejiang University Press, 1990. 51~73(in Chinese)
  - 9 Shi Jianbo, Tomasi C. Good Features to Track. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE Computer Society, 1994. 593~600
  - 10 Sethian J A. Level Set Methods and Fast Marching Methods; Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science. 2nd Edition. Cambridge: Cambridge University Press, 1999. 49~92
  - 11 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **22** (1): 61~79
  - 12 Li J, Yang X, Shi P F. A fast level set approach to image segmentation based on Mumford-Shah model. *Chinese Journal of Computers*, 2002, **25**(11):1175~1183(in Chinese)
  - 13 Li J, Yang X, Wang J Q, De Y P, Li J G. Approach to selection of suitable-matching area from reference image. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2000, **15**(3):21~27

**李俊** 于2001年从上海交通大学图像处理与模式识别研究所博士毕业,现在摩托罗拉中国研究中心从事视频处理和模式识别方面的研究工作.研究方向为偏微分方程在图像处理中的应用、图像匹配、运动分析、手写识别、OCR、人机交互、以及嵌入式系统等.

(**LI Jun** Received his Ph. D. degree from Shanghai Jiaotong University in 2001. At present he is a senior engineer at China Research Center (Shanghai), Motorola Labs. His research interests include PDE applications in image processing, image matching, motion analysis, handwriting recognition, OCR, human-machine interaction, and embedded systems. )

**杨新** 1982年12月在西北工业大学取得自动控制工学硕士学位.1995年在比利时布鲁塞尔自由大学获应用科学博士学位,1995年至1997年在西北工业大学计算机系进行博士后研究,现为上海交通大学图像处理与模式识别研究所教授,博士生导师.主要从事有关图像偏微分方程算法和应用,序列图像中运动物体识别,图像匹配等研究.

(**YANG Xin** Received his master degree from North-West Industry University in 1982, and received Ph. D. degree from Vrije University of Brussels, Belgium in 1995. At present he is a professor at Shanghai Jiaotong University. His research interests include the algorithm and application of image partial differential equation, moving object recognition in sequence images, and image matching. )

**杨莉** 2001年在南京航空航天大学获硕士与博士学位,现在上海交通大学图像处理与模式识别研究所进行博士后研究.研究方向为图像匹配,运动目标检测与跟踪等.

(**YANG Li** Received her Ph. D. degree from Nanjing University of aeronautics and astronautics in 2001. She is currently a post doctor at Shanghai Jiaotong University. Her research interests include image matching and moving objects detect and track. )