

# 直线特征立体匹配中的不确定性问题

王继阳<sup>1</sup> 文贡坚<sup>1</sup> 李德仁<sup>2</sup>

(1. 国防科技大学电子科学与工程学院 ATR 国防科技重点实验室, 长沙 410073;

2. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430072)

**摘要:** 直线特征断裂和提取不完整、过提取是直线特征提取结果中常见的不确定性问题, 是影响直线特征立体匹配结果的关键因素。提出一种以边缘检测结果为依据定量描述这些不确定性的方法, 依据已提取直线特征延长线附近边缘点分布, 定义直线特征端点定位的概率密度函数, 以单条直线特征的不确定性描述为基础, 计算断裂直线特征编组假设的可靠性测度, 进而计算用于衡量立体图像中任意两条直线特征匹配假设可靠性的核线约束测度和灰度相似性测度。应用真实遥感立体图像, 对比已有方法, 结果证明了本文方法能够有效提高直线特征匹配结果对于两类直线特征提取不确定性问题的抑制能力。

**关键词:** 不确定性; 直线特征匹配; 核线约束; 直线特征提取; 灰度相似性; 断裂直线特征编组

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2010)05-0641-07

## Uncertainty in matching straight line segments

WANG Ji-yang<sup>1</sup> WEN Gong-jian<sup>1</sup> LI De-ren<sup>2</sup>

(1. ATR Lab in School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073;

2. State Key Lab of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430072)

**Abstract:** The fragmentation, incomplete extraction and excessive extraction are three kinds of common uncertainty problems in extracting straight line segments, which are critical to matching straight line segments across different images. Based on the analysis of the process of extracting straight line segments, a method is proposed to describe quantitatively the above two problems by the result of edge detection. With the positions and the gradients in gray of edge points close to the extension of straight line segments, the probability in position of endpoints of each straight line segment is defined. According to the above probability expression, the credibility of grouping different lines is measured and furthermore the measure that any two straight line segments extracted from different images satisfy the epipolar constraint and photometric similarity constraint is computed, with which the strength of each potential straight line segment matching pair is given. The experimental results on real stereo remote sensing images show that the method proposed in this paper is competitive.

**Key words:** uncertainty; line matching; epipolar constraint; line extracting; photometric similarity; fragmented lines grouping

## 1 引言

直线特征匹配的目的在于建立两个不同直线特征集中各元素间的对应关系, 是模式识别、计算机视觉以及摄影测量等领域长期研究的一个基本问题。在人造目标场景中, 直线成为描述目标结构的主要几何特征, 相对于点特征, 直线特征的提取结果可靠性更高, 属性信息更丰富, 因此, 基于直线特征匹配不同视角图像或匹配图像与模型的方法成为目标检测、目标识别、图像配

准、目标三维重建以及目标姿态估计等方法的重要实现手段<sup>[1][2][3][4][5][6][7]</sup>。

然而, 由于图像对比度和图像分辨率较低造成图像模糊或因为图像噪声以及提取算法自身的问题, 提取直线特征的属性存在着不确定性, 包括直线特征提取不完整、直线特征断裂、直线特征方向偏离、过提取或虚假提取等。它们严重破坏了不同图像中同名直线特征的属性一致性, 成为直线特征匹配方法实现的主要困难之一。

收稿日期: 2009年8月6日; 修回日期: 2009年10月16日

基金项目: 国家自然科学基金(60872153), 国家高技术研究发展计划(2006AA12Z140), 国防科技大学校预研项目(基于高速相机的武器装备位姿参数测量技术)

描述直线特征不确定性的思路主要有两个:一是基于点定位的不确定性定义,以两个端点的不确定性计算直线特征各种属性的不确定性<sup>[7][8][9]</sup>;二是基于直线拟合过程,直接定义直线特征属性的不确定性<sup>[5][10][11]</sup>。依据对直线特征不确定性的描述,现有直线特征匹配方法采用3种不同的方式处理感兴趣的直线特征不确定性:(1)不建立任何模型,混合各种因素造成的不同图像中同名直线特征之间的差异,根据经验或利用学习机制指定特征的各种属性的可接受误差范围,较早提出的基于直线特征的匹配方法大都采用这种机制;(2)不建立具体的模型,以方差的形式表示直线特征各种属性的不确定性<sup>[7]</sup>,利用 Bayes 网络传导这种不确定性,计算组合特征、匹配结果或参数估计的不确定性,在很多基于模型的目标识别或图像配准、姿态参数估计等问题求解中经常采用;(3)建立统计模型<sup>[11]</sup>或模糊模型<sup>[5]</sup>,如高斯模型、指数衰减模型<sup>[12]</sup>等,将对单个直线特征属性的不确定性模型进行传播。其中,前两种方式是以误差门限的形式约束这种特征不确定性范围的大小,这实际上是隐含的假定了各种特征不确定性服从均匀分布<sup>[13]</sup>,它们的区别体现在门限的设定方法不同,第三种方式考虑了直线特征属性的特点,对不确定性的表达更确切。

大量分析直线特征不确定性的方法以及我们的实验结果表明,直线特征的倾角误差以及位置偏离对于直线特征匹配问题的影响相对较小,而影响较大的是直线特征断裂、提取不完整以及过提取问题,这表现在直线特征端点定位的不确定性上<sup>[1][12][14]</sup>。本文将针对这三类端点定位的不确定性问题展开研究,建立描述这三类不确定性的概率模型,据此定义更加准确和可靠的直线特征匹配测度,提高直线特征匹配的正确率和完整性。

## 2 直线特征端点定位的不确定性描述

描述直线特征端点定位不确定性的目的在于寻找直线特征端点的分布规律,在统计意义上,就是计算端点定位的概率密度函数。造成直线特征端点定位不确定性的因素是复杂的,从而概率密度函数的建立成为一个难题。已有方法大多为其指定一般性的模型,如之前提到的均匀分布、高斯分布或指数衰减分布等,而模型参数则基于经验判断或学习机制来指定。本文从直线特征提取的边缘点拟合机制出发,提出了依据边缘检测结果中沿直线特征延长线排列的未被拟合到任何一个直线特征中的边缘点建立端点定位的概率密度函数的方法。首先,以概率密度函数的形式描述单个直线特征端点定位的不确定性,其次,计算邻近的共线直线特征形成断裂直线特征编组假设的可靠性测度,

生成新的可能直线特征。

### 2.1 单条直线特征端点定位的不确定性描述

如图1所示,直线特征 $l$ 的端点为 $(x_1, y_1)$ 和 $(x_2, y_2)$ ,它所在直线为 $\bar{l}$ ;假定它的真实端点为 $(\tilde{x}_1, \tilde{y}_1)$ 和 $(\tilde{x}_2, \tilde{y}_2)$ , $(x_1, y_1)$ 到 $(\tilde{x}_1, \tilde{y}_1)$ 的有向距离是 $s_1$ , $(x_2, y_2)$ 到 $(\tilde{x}_2, \tilde{y}_2)$ 的有向距离是 $s_2$ 。

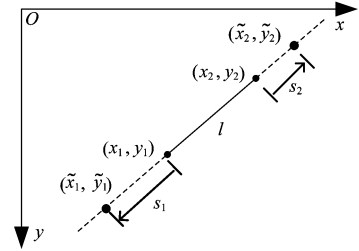


图1 直线特征端点不确定性示意图

任意直线特征的两个端点沿直线分布的不确定性是相互独立的,而且对它们的定位不确定性的描述方法是一致的。定义直线特征 $l$ 的端点 $(x_i, y_i)$  ( $i=1, 2$ )到对应的真实端点 $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ 的有向距离服从如下形式的概率密度函数

$$f_i(s_i) = \begin{cases} \eta_i \cdot \exp(\sigma(s_i) / (s_i \cdot \sigma'(s_i))) & s_i \in (0, T_s) \\ \eta_a \cdot \nu_a \cdot \exp(-\nu_a \cdot (s_i - T_s)) & s_i \in [T_s, +\infty) \\ \eta_b \cdot \nu_b \cdot \exp(\nu_b \cdot s_i) & s_i \in (-\infty, 0] \end{cases} \quad (1)$$

公式(1)中各符号的简明含义如表1所示。

表1 公式(1)中各符号的简明含义

符号	含义
$\eta_a, \eta_b$	预定义的 $s_i$ 位于区间 $[T_s, +\infty)$ 和 $(-\infty, 0]$ 的概率
$\nu_a, \nu_b$	预定义的指数型概率密度函数的衰减因子
$T_s$	作为直线特征真实端点估计证据的边缘点覆盖范围长度
$\sigma(s_i)$	$s_i$ 的函数,由作为证据的边缘点计算得到
$\sigma'(s_i)$	$\sigma(s_i)$ 在 $s_i$ 处的导数

由公式(1),  $f_i(s_i)$  被分为3个区间,并且  $s_i$  在每一个定义区间的概率是确定的,即  $1 - \eta_a - \eta_b, \eta_a$  和  $\eta_b$ 。

$\sigma(s_i)$  是  $s_i$  的函数,由端点 $(x_i, y_i)$ 外延长线附近的一组有效边缘点计算得到。端点 $(x_i, y_i)$ 被视为第0个有效边缘点,如果其它任意一个边缘点满足以下几个约束条件,则它被认为是有效的:①未被拟合到任何一个直线特征;②它所在位置计算的灰度梯度幅值  $A$  大于设定门限  $T_a$ , 梯度相位  $\alpha$  满足  $|\cos(\alpha - \theta)| > T_a$ ,  $\theta$  是拟合得到  $l$  的边缘点的梯度相位平均值,  $T_a$  是预先设定的一个门限;③它到  $\bar{l}$  的距离  $d$  小于设定门

限  $T_d$ ;④将它投影到  $\bar{l}$  上,投影点与靠近  $(x_i, y_i)$  一侧的相邻有效边缘点在  $\bar{l}$  上投影的距离  $t$  小于一个设定的门限  $T_s$ 。将符合所有这些条件的边缘点投影到  $\bar{l}$  上,依据投影点到端点  $(x_i, y_i)$  的距离排序,得到有效边缘点集  $\{p_k | k = 1, 2, \dots, N\}$ ,任意一个边缘点  $p_k$  描述为  $(A_k, \alpha_k, d_k, t_k)$ 。

公式(1)中  $T_s$  为最后一个边缘点  $p_N$  在  $\bar{l}$  上的投影到  $(x_i, y_i)$  的距离。 $\sigma(s_i)$  描述  $(x_i, y_i)$  到  $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$  的距离小于等于  $s_i$  的可能性,它的计算如下式

$$\sigma(s_i) = \frac{\sum_{k=1}^w \frac{A_k \cdot |\cos(\alpha_k - \theta)|}{d_k \cdot t_k} + \frac{s_i - \sum_{k=1}^w t_k}{t_{w+1}}}{\frac{A_{w+1} \cdot |\cos(\alpha_{w+1} - \theta)|}{d_{w+1} \cdot t_{w+1}}} \quad (2)$$

其中,  $w$  表示离开  $(x_i, y_i)$  的距离小于等于  $s_i$  范围内的除第 0 个有效边缘点以外的有效边缘点数目。由于此时  $s_i \in (0, T_s)$ , 因此一定有  $w < N$ 。

$\sigma'(s_i)$  表示  $\sigma(s_i)$  在  $s_i$  处的导数,用  $\sigma(s_i)$  在  $[s_i, s_i + \Delta s]$  范围内的密度来近似

$$\sigma'(s_i) = \frac{\sigma(s_i + \Delta s) - \sigma(s_i)}{\Delta s} \quad (3)$$

其中,  $\Delta s$  是一个正的常数,取值不宜过大,否则对于导

$$g_2(\tilde{y}_2) = \begin{cases} \frac{L \cdot \eta_b}{|y_2 - y_1|} \exp\left(\left(\frac{y_2 - y_1}{L}\right)^2 \cdot \frac{\omega(\tilde{y}_2)}{(\tilde{y}_2 - y_2) \cdot \omega'(\tilde{y}_2)}\right) & \tilde{y}_2 \in \left(y_2, \frac{(T_s + L) \cdot y_2 - T_s \cdot y_1}{L}\right) \\ \frac{L \cdot \eta_a \cdot \nu_a}{|y_2 - y_1|} \cdot \exp\left(-\nu_a \cdot \left(\frac{L}{y_2 - y_1}(\tilde{y}_2 - y_2) - T_s\right)\right) & \tilde{y}_2 \in \left[\frac{(T_s + L) \cdot y_2 - T_s \cdot y_1}{L}, +\infty\right) \\ \frac{L \cdot \eta_b \cdot \nu_b}{|y_2 - y_1|} \cdot \exp\left(\nu_b \cdot \left(\frac{L}{y_2 - y_1}(\tilde{y}_2 - y_2)\right)\right) & \tilde{y}_2 \in [-\infty, y_2) \end{cases} \quad (7)$$

其中

$$\omega(\tilde{y}_2) = \sigma\left(\frac{\tilde{y}_2 - y_2}{y_2 - y_1} \cdot L\right), \omega'(\tilde{y}_2) = \sigma'\left(\frac{\tilde{y}_2 - y_2}{y_2 - y_1} \cdot L\right)$$

同理,可得到  $\tilde{y}_1$  的后验概率密度函数  $g_1(\tilde{y}_1)$ ,对于直线上的点,  $y$  坐标确定了,这个点也就随之确定。

当  $T_s = 0$ ,即不存在有效边缘点时,按照公式(1)的定义,  $f_i(s_i)$  被分成两个区间,与 Shen 的方法<sup>[12]</sup>相似。

$$f_i(s_i) = \begin{cases} (1 - \eta_b) \cdot \nu_a \cdot \exp(-\nu_a \cdot s_i) & s_i \in [0, +\infty) \\ \eta_b \cdot \nu_b \cdot \exp(\nu_b \cdot s_i) & s_i \in (-\infty, 0] \end{cases} \quad (8)$$

数的近似将失去意义。由以上定义可以看出,公式(1)中  $f_i(s_i)$  在区间  $s_i \in (0, T_s)$  的定义式中指数项表达的含义是  $\sigma(s_i)$  在离开点  $(x_i, y_i)$  距离为  $s_i$  的点的前后两个不同区间上的平均密度之比,显然,这个比值越大,真实端点位于该点的邻近区间的可能性就越大。

公式(1)中  $\eta_i$  对于每个端点而言是一个常数,满足

$$\int_0^{T_s} \eta_i \exp(\sigma(s_i) / (s_i \cdot \sigma'(s_i))) ds_i = 1 - \eta_a - \eta_b \quad (4)$$

从而,

$$\eta_i = (1 - \eta_a - \eta_b) \int_0^{T_s} \exp(\sigma(s_i) / (s_i \cdot \sigma'(s_i))) ds_i \quad (5)$$

当  $s_i \in [T_s, +\infty)$ ,  $f_i(s_i)$  服从参数为  $\nu_a$  的指数衰减分布,  $\nu_a$  是一个正数,决定  $f_i(s_i)$  随  $s_i$  增加时的衰减速度。

对于直线特征匹配问题,通常用到的是坐标形式的表达式。根据概率理论,以  $g_2(\tilde{y}_2)$  为例,由于  $\tilde{y}_2$  是  $s_2$  的单调函数,可得

$$g_2(\tilde{y}_2) = f_2\left(\frac{L}{y_2 - y_1}(\tilde{y}_2 - y_2)\right) \cdot \frac{L}{|y_2 - y_1|} \quad (6)$$

假定  $y_2 \geq y_1$ ,即得到

利用与上面类似的方法,可以计算  $g_i(\tilde{y}_i)$ 。

可以看出,Shen 的方法<sup>[12]</sup>与本文方法的本质差别在于,Shen 的方法对于所有直线特征定义的一致性,而本文方法则是对于不同直线特征的定义是有差别的。

### 2.2 断裂直线特征编组问题

如图 2 所示,两条实线表示直线特征  $l_1$  和  $l_2$ ,端点分别为  $(x_1, y_1)$  和  $(x_2, y_2)$ 、 $(x_3, y_3)$  和  $(x_4, y_4)$ ,它们到各自对应的真实端点  $(\tilde{x}_1, \tilde{y}_1)$ 、 $(\tilde{x}_2, \tilde{y}_2)$ 、 $(\tilde{x}_3, \tilde{y}_3)$  和  $(\tilde{x}_4, \tilde{y}_4)$  的有向距离分别为  $s_1, s_2, s_3$  和  $s_4$ ,端点概率密度函数分别为  $f_1(s_1)$  和  $f_2(s_2)$ 、 $f_3(s_3)$  和  $f_4(s_4)$ ,假定  $(x_2, y_2)$  和  $(x_3, y_3)$  是相互邻近的两个端点,它们之间的

距离为  $r$ 。如果  $l_1$  和  $l_2$  共线,由它们形成编组假设的可靠性测度定义为

$$P_g = \iint_{\substack{s_2 + s_3 + T_0 \geq r \\ s_2 \leq T_{s_2} + T_0, s_3 \leq T_{s_3} + T_0}} p(s_2, s_3) d s_2 d s_3 \quad (9)$$

其中,  $T_0$  是一个常数,表示断裂直线特征编组假设允许跨越没有边缘点证据支持的最大距离,  $T_{s_2}$  和  $T_{s_3}$  分别表示端点  $(x_2, y_2)$  和  $(x_3, y_3)$  外搜索到的最远有效边缘点在各自直线上投影到这两个端点的距离,  $p(s_2, s_3)$  表示  $s_2$  和  $s_3$  的联合概率密度,由于  $s_2$  和  $s_3$  相互独立,因而,

$$p(s_2, s_3) = f_2(s_2) \cdot f_3(s_3) \quad (10)$$

如果  $P_g$  大于预设的一个门限,则认为这一编组假设是可能成立的,一个新的直线特征将由组成它的  $l_1$  和  $l_2$  拟合而成,重新计算它的两个端点定位的概率密度函数,新生成的直线特征将与其它直线特征建立可能的匹配对假设。

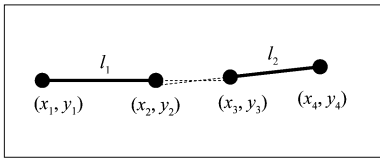


图2 断裂直线特征编组示意图

### 3 直线特征的可匹配性测度

本文将计算两类可匹配性测度,即核线约束和直线邻近区域图像灰度相似性。为了叙述方便,对将要使用的符号做如下规定:在一对立体图像中,左图像中提取的任意一条直线特征  $l_i$  的端点为  $(x_{i,1}, y_{i,1})$  和  $(x_{i,2}, y_{i,2})$ ,对应的真实端点分别为  $(\tilde{x}_{i,1}, \tilde{y}_{i,1})$  和  $(\tilde{x}_{i,2}, \tilde{y}_{i,2})$ ,  $\tilde{y}_{i,1}$  和  $\tilde{y}_{i,2}$  的概率密度函数分别为  $g_{i,1}(\tilde{y}_{i,1})$  和  $g_{i,2}(\tilde{y}_{i,2})$ ;右图像中提取的任意一条直线特征  $l'_j$  的端点为  $(x'_{j,1}, y'_{j,1})$  和  $(x'_{j,2}, y'_{j,2})$ ,对应的真实端点分别为  $(\tilde{x}'_{j,1}, \tilde{y}'_{j,1})$  和  $(\tilde{x}'_{j,2}, \tilde{y}'_{j,2})$ ,  $\tilde{y}'_{j,1}$  和  $\tilde{y}'_{j,2}$  的概率密度函数记为  $g'_{j,1}(\tilde{y}'_{j,1})$  和  $g'_{j,2}(\tilde{y}'_{j,2})$ 。

#### 3.1 核线约束的不确定性度量

立体匹配中的核线约束通常是针对同名点而言的,即左(右)图像中一个点A在右(左)图像中的同名点B一定在由A在右(左)图像中确定的核线上。对于直线特征而言,如果它们是同名直线特征,在不考虑遮挡的情况下,它们的真实端点应该是两对同名点,本文据此计算两个直线特征满足核线约束的测度。

为了降低表达式的复杂性,本文假定立体图像是经过核线校正的,即它们的同名核线沿各自坐标系的  $y$  方向平行排列,且同名点的  $y$  坐标相等。对于直线特征  $l_i$  和  $l'_j$ ,设待匹配的端点为  $(\tilde{x}_{i,1}, \tilde{y}_{i,1})$  和  $(\tilde{x}'_{j,1}, \tilde{y}'_{j,1})$  以及

$(\tilde{x}_{i,2}, \tilde{y}_{i,2})$  和  $(x'_{j,2}, y'_{j,2})$ 。 $(\tilde{x}_{i,1}, \tilde{y}_{i,1})$  和  $(\tilde{x}'_{j,1}, \tilde{y}'_{j,1})$  满足核线约束的测度按以下方式计算:

令  $z = |\tilde{y}_{i,1} - \tilde{y}'_{j,1}|$ , 计算  $z$  的分布函数  $Q(z)$  为

$$Q(z) = \iint_{|\tilde{y}_{i,1} - \tilde{y}'_{j,1}| \leq z} p(\tilde{y}_{i,1}, \tilde{y}'_{j,1}) d\tilde{y}_{i,1} d\tilde{y}'_{j,1} \quad (11)$$

其中,  $p(\tilde{y}_{i,1}, \tilde{y}'_{j,1})$  是  $\tilde{y}_{i,1}$  和  $\tilde{y}'_{j,1}$  的联合概率密度函数,由于  $\tilde{y}_{i,1}$  和  $\tilde{y}'_{j,1}$  相互独立,  $p(\tilde{y}_{i,1}, \tilde{y}'_{j,1}) = g_{i,1}(\tilde{y}_{i,1}) \cdot g'_{j,1}(\tilde{y}'_{j,1})$ ;

对  $Q(z)$  求导,得到  $z$  的概率密度函数为  $p(z) = dQ(z)/dz$ ,若  $(\tilde{x}_{i,1}, \tilde{y}_{i,1})$  和  $(\tilde{x}'_{j,1}, \tilde{y}'_{j,1})$  满足核线约束,显然要求  $\tilde{y}_{i,1} = \tilde{y}'_{j,1}$ , 对应于  $z = 0$ , 因而,这两个点满足核线约束的测度定义为

$$P_{el} = p(z) \Big|_{z=0} \cdot \Delta z \quad (12)$$

类似的,计算  $(\tilde{x}_{i,2}, \tilde{y}_{i,2})$  和  $(\tilde{x}'_{j,2}, \tilde{y}'_{j,2})$  满足核线约束的测度  $P_{e2}$ , 进而,定义  $l_i$  和  $l'_j$  满足核线约束的测度为

$$P_{ij} = P_{el} \cdot P_{e2} \quad (13)$$

#### 3.2 直线邻近区域灰度相似性的不确定性描述

直线邻近区域灰度相似性通常采用对应区域的灰度互相关来衡量,选取的对应区域越大,互相关的计算结果就越能反映两个直线特征可匹配性,但选取的区域过大,可能使两个区域不再对应一致的物理平面,从而计算结果引入较大误差,已有大多数算法是选取两个直线特征在它们完全相对应部分的邻近区域。本文基于已经定义的直线特征端点定位的概率密度函数,计算相似性测度时选取由提取直线特征的最大可能对应的部分,并采取分块计算求和的方法。

如图3所示,一对立体图像,左图像  $I_1$  和右图像  $I_2$ , 实线表示提取的直线特征  $l_i$  和  $l'_j$ 。取  $l_i$  和  $l'_j$  的四个端点中  $y$  坐标的最大值和最小值,如图3所示,分别为  $y'_{j,1}$  和  $y_{i,2}$ , 延长  $l_i$  至与核线  $y = y'_{j,1}$  交于点  $Q_i$ , 延长  $l'_j$  至与核线  $y = y_{i,2}$  交于点  $Q'_j$ 。选择  $l_i$  和  $l'_j$  中较长的一个,假定为  $l_i$ , 且它们的长度之比为  $r$ , 指定  $l_i$  的两块邻域矩形图像块,以点  $(x_{i,2}, y_{i,2})$  与  $Q_i$  之间的线段为长边,常数  $\tau$  为宽边,指定  $l'_j$  的两块邻域矩形图像块,以点  $(x'_{j,1}, y'_{j,1})$  与  $Q'_j$  之间的线段为长边,  $\tau/r$  为宽边。以  $\Delta\tau$  为间隔从点  $(x_{i,2}, y_{i,2})$  开始在  $l_i$  上取点,分别记为  $q_1, q_2, q_3$  等,计算它们在右图像  $I_2$  中确定的核线与  $l'_j$  或其延长线的交点,分别记为  $q'_1, q'_2, q'_3$  等,过  $l_i$  和  $l'_j$  上这些间隔点作各自所在直线特征的垂线,假定它们将  $l_i$  和  $l'_j$  的左、右两侧邻域图像块各自分成  $n$  个子图像块,其中,  $l_i$  的左侧子图像块记为  $\{LL_i^k \mid 1 \leq k \leq n\}$ , 与之相对应的,  $l_i$  的右侧子图像块记为  $\{RR_i^k \mid 1 \leq k \leq n\}$ ,  $l'_j$  的左、右侧子图像块分别记为  $\{RL_j^k \mid 1 \leq k \leq n\}$  和  $\{RR_j^k \mid 1 \leq k \leq n\}$ 。

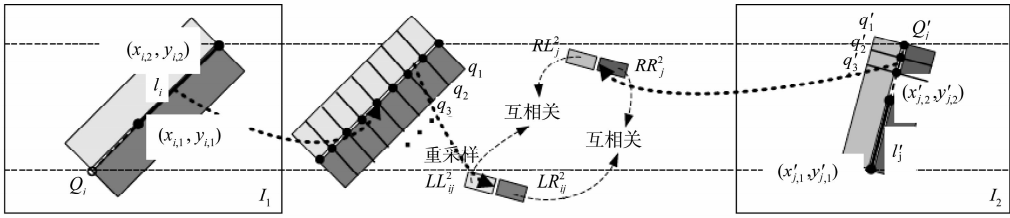


图3 直线邻近区域灰度相似性计算

对  $\{LL_i^k \mid 1 \leq k \leq n\}$  和  $\{LR_j^k \mid 1 \leq k \leq n\}$  中的所有子图像块进行重采样,得到与  $l'_j$  邻近的子图像块尺寸相同的子图像块,分别记为  $\{LL_{ij}^k \mid 1 \leq k \leq n\}$  和  $\{LR_{ij}^k \mid 1 \leq k \leq n\}$ 。计算左、右图像中任意两个相对应的子图像块的灰度归一化互相关系数,基于此,定义  $l_i$  和  $l'_j$  的灰度相似性测度为

$$m_{ij} = \sum_{k=1}^n \max \left\{ F(LL_{ij}^k, RL_j^k), F(LR_{ij}^k, RR_j^k) \right\} \cdot K_i(q_k, q_{k+1}) \cdot K'_j(q'_k, q'_{k+1}) \quad (14)$$

其中,  $F(\cdot, \cdot)$  表示计算灰度归一化互相关系数的函数,  $K_i(\cdot, \cdot)$  表示计算左图像中的两个点位于  $l_i$  的两个真实端点之间的概率,假定  $q_k$  的  $y$  坐标为  $\mu_{i,k}$ ,  $q_{k+1}$  的  $y$  坐标为  $\mu_{i,k+1}$ , 则

$$K_i(q_k, q_{k+1}) = \iint_{\tilde{y}_{i,2} < \mu_{i,k}, \tilde{y}_{i,1} > \mu_{i,k+1}} g_{i,1}(\tilde{y}_{i,1}) \cdot g_{i,2}(\tilde{y}_{i,2}) d\tilde{y}_{i,1} d\tilde{y}_{i,2} \quad (15)$$

$K'_j(\cdot, \cdot)$  表示计算右图像中的两个点位于  $l'_j$  的两个真实端点之间的概率,假定  $q'_k$  的  $y$  坐标为  $\lambda_{j,k}$ ,  $q'_{k+1}$  的  $y$  坐标为  $\lambda_{j,k+1}$ , 则

$$K'_j(q'_k, q'_{k+1}) = \iint_{\tilde{y}'_{j,2} < \lambda_{j,k}, \tilde{y}'_{j,1} > \lambda_{j,k+1}} g'_{j,1}(\tilde{y}'_{j,1}) \cdot g'_{j,2}(\tilde{y}'_{j,2}) d\tilde{y}'_{j,1} d\tilde{y}'_{j,2} \quad (16)$$

设定一个门限  $m_0$ , 如果  $m_{ij} > m_0$ , 则判定  $l_i$  和  $l'_j$  可匹配, 且匹配测度为  $m_{ij}$ 。

### 3.3 直线特征可匹配性测度定义

合并考虑两个直线特征满足核线约束和灰度相似性约束的测度,简单地定义直线特征  $l_i$  和  $l'_j$  的可匹配性测度为核线约束测度和灰度相似性测度的乘积

$$E_{ij} = P_{ij} \cdot m_{ij} \quad (17)$$

## 4 实验

采用真实遥感立体图像,证实本文对于直线特征端点定位不确定性描述方法的有效性。断裂直线特征的编组假设是不确定的,可能存在错误,为此,本文设计的匹配方法中采用了同时保留原有直线特征和编组

生成的新直线特征的方案,在最优匹配结果的选择中,加入如下约束条件:(1)编组生成的新直线特征与组成它的原有直线特征不相容;(2)同一个直线特征与至多一个直线特征(可能是编组得到的新直线特征)相匹配。在满足这两个约束条件的基础上,选择匹配测度和最大的匹配对集作为最优匹配结果。最优化算法采用基于图理论的全局最优化方法<sup>[15]</sup>。

### 4.1 实验条件

#### (1) 实验图像

本实验使用两对经过核线校正的遥感立体图像(如图4和图8所示)设计了两组实验,对比分别基于Shen<sup>[12]</sup>定义的指数衰减型和本文提出的边缘证据支持型的端点定位概率分布模型的直线特征匹配结果。

#### (2) 实验参数

本实验采用的边缘检测算法是Canny算法<sup>[16]</sup>,直线特征提取算法是一种稳健的直线提取算法<sup>[17]</sup>。

与公式(1)相关的参数,  $\eta_a = 0.25$ ,  $\eta_b = 0.1$ , 关于  $\nu_a$  和  $\nu_b$  的设定,假定直线特征的端点到对应的真实端点的有向距离位于  $(T_s + 10, +\infty)$  的概率为  $\eta_a/10$ , 从而  $\nu_a = 0.2302$ , 假定直线特征的提取端点到真实端点的有向距离位于  $(-\infty, -5]$  的概率为  $\eta_b/10$ , 从而  $\nu_b = 0.4605$ ; 与公式(2)相关的参数,  $T_a = 100$  (所有灰度梯度幅值被线性压缩至  $0 \sim 255$ ),  $T_\alpha = 0.7$ ,  $T_d = 3$  (像素),  $T_t = 3$  (像素); 与公式(3)相关的参数,  $\Delta s = 3$  (像素)。与公式(9)有关的参数,  $T_0 = 5$  (像素)。

与计算核线约束测度相关的参数,  $\Delta z = 2$  (像素), 同时设定一个门限值  $T_e = 0.0003$ , 当依据公式(13)计算两个直线特征的核线约束测度值大于  $T_e$ , 则认为它们满足核线约束; 与计算灰度相似性相关的参数,  $w = 5$  (像素),  $m_0 = 0.03$ 。

#### (3) 其它实验条件

在求解最优匹配结果的过程中,除应用了前文提到的约束条件之外,还应用了局部的有序性约束。值得注意的是,Shen<sup>[12]</sup>应用了拓扑一致性约束

用于改善匹配结果,这与本文要说明的特征不确定性问题无关,为此,在对该方法的实现中去掉了拓扑一致性约束;另外,Shen<sup>[12]</sup>提出的方法是对直线连接体进行匹配,为了方法的可比性,本文一致地对单个的直线特征进行匹配。

## 4.2 实验结果

图5和图9是基于Shen定义模型的匹配结果,图7和图11是本文方法得到的匹配结果,在所有这些匹配结果中,未编号的直线特征表示未得到匹配的直线,在左右图像中编号相同的直线特征表示建立匹配关系的同名直线特征。在图6和图10的边缘检测结果中,红色实线表示提取的直线特征,白色亮点表示本文方法搜索得到的有效边缘点(检测到的其它无关边缘点没有显示出来)。

### 第一组实验:

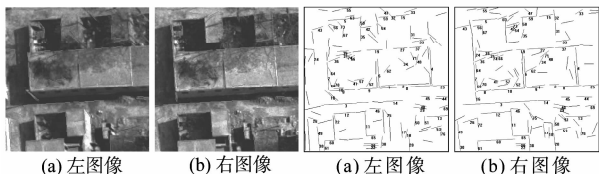


图4 立体图像对(一)及直线提取结果

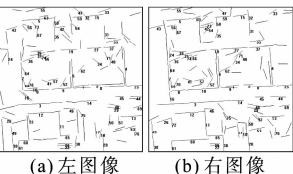


图5 基于Shen定义模型的直线匹配结果(基于图4)

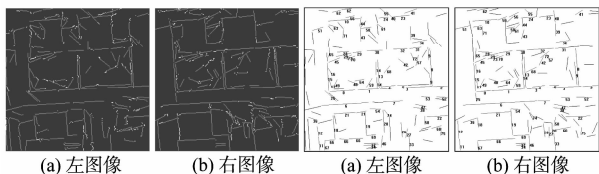


图6 本文方法搜索到的有效边缘点(白色亮点)(基于图4)

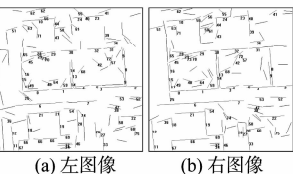


图7 本文方法得到的匹配结果(基于图4)

### 第二组实验:

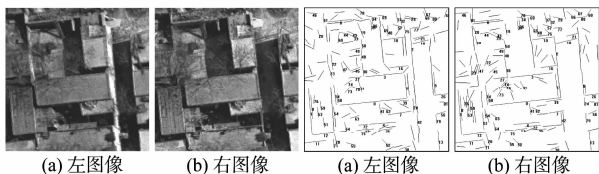


图8 立体图像对(二)及直线提取结果

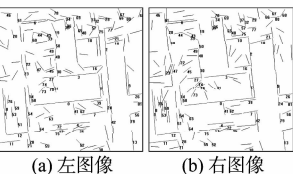


图9 基于Shen定义模型的直线匹配结果(基于图8)

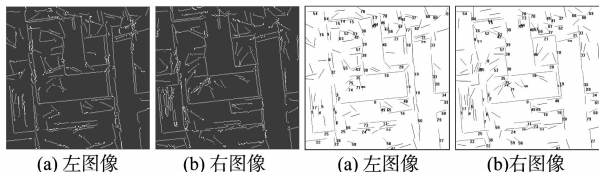


图10 本文方法搜索到的有效边缘点(白色亮点)(基于图8)

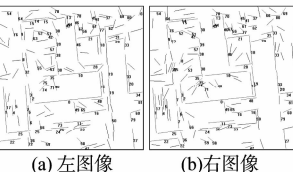


图11 本文方法得到的匹配结果(基于图8)

如表2所示为两组实验的统计结果, $N_t$ 表示提取直线数, $N_m$ 表示应匹配直线数, $N_c$ 表示正确匹配直线数, $R_c = N_c/N_m$ 表示正确匹配率, $N_e$ 表示错误匹配直线数, $R_e = N_e/(N_c + N_e)$ 表示错误匹配率。

表2 直线匹配结果统计

图像	$N_t$	$N_m$	Shen的方法				本文方法			
			$N_c$	$R_c$	$N_e$	$R_e$	$N_c$	$R_c$	$N_e$	$R_e$
图4(a)	131	76	59	77.6%	18	23.4%	70	92.1%	13	15.7%
图4(b)	124	68	59	86.8%	18	26.5%	66	97.1%	13	16.5%
图8(a)	148	82	60	73.2%	22	26.8%	71	86.6%	18	20.2%
图8(b)	150	83	60	72.3%	22	26.5%	70	84.3%	18	20.5%

## 4.3 结果分析

从两个方面对本文给出的实验结果进行分析:

### (1) 匹配结果

从表2的匹配结果来看,两种方法得到的匹配错误率都较高,这是由于图像杂乱的背景以及图像模糊造成的,就图像质量而言,比近景图像的匹配更难,然而,与Shen的方法相比,本文方法的匹配正确率显著提高,而匹配错误率则较大幅度降低。对于图7中编号为18的直线匹配对,尽管图7(b)中的直线特征的一个端点显著偏离图7(a)中直线特征的相应端点确定的核线,但如图6(b)所示,该直线特征的端点的有效边缘点能够弥补直线提取的不足,基于边缘点证据对原有直线特征进行延长后,利用本文方法计算的核线约束测度明显增大,图11中编号为18和20的匹配对也属于这种情况。另外,图7中编号为3、9、14、19、62和66的匹配对是对断裂直线特征的匹配,尤其是编号为9和66的两组断裂直线特征,相邻端点距离比较远,此时,单纯依据相邻端点距离远近判定断裂直线特征编组假设可靠性的方法,将它们编组在一起将冒很大的增加编组错误的风险,本文利用搜索得到的有效边缘点作为证据,可以更可信地实现断裂直线特征的编组,图11中编号为6、7、15、16、25、33、38和46的直线匹配对也属于对断裂直线特征的匹配。

### (2) 计算性能

Shen的方法对于端点定位的概率定义式是解析的,计算更为容易;本文方法则不具备解析表达式,大量积分运算需要采用数值计算的方法,得到的只能是近似值,但本文通过引入插值运算,可以在一定程度上减小近似误差,并且能够有效避免计算结果分阶段跳跃的现象。另外,本文没有具体分析边缘证据用于计算匹配概率的计算量,实验过程表明两种方法的总体运行时间差异并不显著,计算量主要体现在全局最优化计算过程中。

## 5 结论

本文以未被拟合的边缘点作为描述直线特征提取

不完整和提取断裂两类不确定性的依据,以概率密度函数的形式对它们进行了定量分析,以此为基础,计算了融合特征不确定性的直线匹配测度。事实上,把满足文中几个限定条件的边缘点作为直线段延长或断裂直线特征编组的证据只是一种假设,然而这种假设是合理的:首先,选作证据的边缘点不是任意的,而是位于已提取直线特征的延长线附近,并且其梯度属性与拟合得到该直线的边缘点相似,因而,已有直线提取结果可视为合理而可靠的引导信息;其次,核线约束的测度成为对这种假设的印证,如果直线特征的延长或断裂直线特征编组假设是错误的,由于不同图像中假设的非一致性,会使匹配测度值降低,从而,由于边缘点证据的引入,可以更显著地区分正确与错误的对应性假设,实验结果也说明了这一点。

从匹配结果看,尽管本文方法能够匹配更多的直线特征,但错误匹配概率仍然较高,除了图像质量的原因外,就算法本身,主要的原因是全局最优化算法的使用,使不存在匹配直线的直线特征得到匹配。下一步研究的重点将是针对直线特征提取出现严重缺失情况下的优化算法设计问题。

#### 参考文献

- [1] David P, Dementhon D. Object recognition in high clutter images using line features. Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision, 2005, 2: 1581-1588.
- [2] Kim ZW, Nevatia R. Automatic description of complex buildings from multiple images. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 96(1):60-95.
- [3] Noronha S, Nevatia R. Detection and modeling of buildings from multiple aerial images. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(5):501-518.
- [4] Salvi J, Matabosch C, Fofi D, et al. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation. Image and Vision Computing, 2007, 25: 578-596.
- [5] Pajares G, Cruz JM. Fuzzy cognitive maps for stereovision matching. Pattern Recognition, 2006, 39(11): 2101-2114.
- [6] Jurie F. Solution of the simultaneous pose and correspondence problem using Gaussian error model. 1999, 73(3): 357-373.
- [7] Christmas WJ. Structural matching in computer vision using probabilistic reasoning. the Thesis of the University of Surrey, 1995.
- [8] 孙凤梅,胡宇,胡占义. 直线提取中的不确定性研究. 自动化学报, 2003, 29(4): 589-598.
- [9] Shimshoni I, Ponce J. Recovering the shape of polyhedra using line-drawing analysis and complex reflectance models. Computer Vision and Image Understanding, 1997, 65(2):296-310.
- [10] Ji Q, Haralick RM. Error propagation for the Hough transform. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(6-7): 813-823.
- [11] Tan TN, Sullivan GD, Baker KD. Model-based localization and recognition of road vehicles. International Journal of Computer Vision, 1998, 27(1):5-25.
- [12] Shen XQ, Palmer P. Uncertainty propagation and the matching of junctions as feature groupings. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(12):1381-1395.
- [13] Wells WM. Statistical approaches to feature-based object recognition. International Journal of Computer Vision, 1997, 21(1/2):63-98.
- [14] Cheng YQ, Wang XG. Three-dimensional reconstruction of points and lines with unknown correspondence across images. International Journal of Computer Vision, 2001, 45(2):129-156.
- [15] Etsuji T, Akira T, Haruhisa T. The worst-case time complexity for generating all maximal cliques and computational experiments. Theoretical Computer Science, 2006, 363:28-42.
- [16] Canny JF. A computational approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6):679-698.
- [17] 文贡坚,王润生. 一种稳健的直线提取算法. 软件学报, 2001, 12:1660-1666.

#### 作者简介



王继阳(1980-),男,吉林永吉人,信息与通信工程专业博士研究生,主要研究领域为摄影测量与遥感,3D重建。

文贡坚(1972-),男,湖南宁乡人,博士,研究员,主要研究领域为摄影测量与遥感、图像分析和理解、模式识别和人工智能。

李德仁(1939-),男,江苏泰州人,教授,博士生导师,中国科学院院士,中国工程院院士,欧亚科学院院士,主要研究领域为以遥感、全球定位系统和地理信息系统为代表的空间信息科学与技术。