

基于证据理论的立体匹配决策

孙华燕, 李迎春, 李生良

(装备指挥技术学院测量控制系, 北京 怀柔 101416)

摘要: 立体匹配时单独用一种基本相似性测度作匹配的决策测度会出现误匹配现象, 本文提出了一种基于证据理论的多重判据的匹配决策方法, 实验结果表明这个方法是可靠的。

关键词: 立体匹配; D-S 证据理论; 信息融合; 匹配决策

中图分类号: O438 文献标识码: A

1 引言

立体匹配是三维景物分析中的一项重要技术, 它的任务是从左、右两幅二维图像中找出对应于同一三维空间物理点的图像对应点。立体匹配的过程为对应性求解的过程, 也是寻找最佳匹配点的决策过程, 一个好的匹配算法应具有良好的匹配决策测度, 在基于影像灰度的匹配方案中, 主要用相似性测度。但每一种基本的相似性测度单独作为匹配判据时, 都或多或少地出现误匹配的情况, 所以必须考虑将多种基本的匹配测度组合, 即用多重判据作匹配决策, 才能保证匹配的可靠性。

本文从基本的相似性测度出发, 讨论了用单一判据作匹配时的误匹配现象, 提出了一种基于证据理论的多重判据的匹配决策方法。经过实验证明, 此方法是有效的。

2 基本的相似性测度^[1]

基本的相似性测度有: 均方差最大、相关系数最大、对应像元灰度的平方和最小、灰度差的绝对值最小等。设两个随机变量 A 和 B 分别代表左右影像中像元灰度阵列, 为简单化, 设 A 和 B 为一维阵列, $A = (a_1, a_2, \dots, a_N)^T$, $B = (b_1, b_2, \dots,$

$b_N)^T$, 如果 A 和 B 为相应影像, 则 $A = B$ 。 A 和 B 的协方差为:

$$C_{ab} = \sum_{i=1}^N A_i B_i = A \cdot B = A \cdot B \cdot \cos\theta$$

视目标区矢量 A 是一个不变的阵列, 而通过改变 B 来寻找相应像点, 求协方差为极大原则可等同于求

$$|B| \cdot |\cos\theta| = \max$$

即求矢量 B 在矢量 A 上之投影为最大, 如图 1 所示。

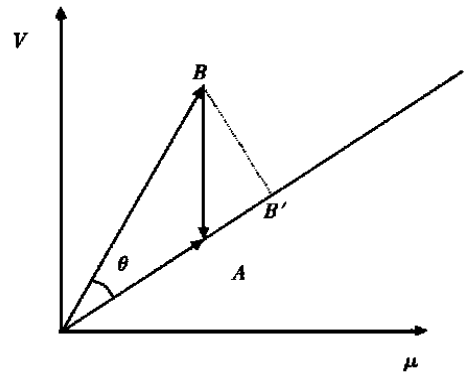


Fig. 1 Projection of vector

相关系数可表示为:

$$\gamma = \frac{A \cdot B}{|A| \cdot |B|} = \cos\theta = \max$$

因为 $-1 \leq \cos \theta \leq 1$, 即 $|\cos \theta| \leq 1$, 求 $Y = \max$ 即求 $|\cos \theta| = \min$, 实际上等同于寻找 A 矢量之夹角为最小的 B 矢量, 如图 1。

两矢量 A 和 B 之差的平方和为

$$\sum_{i=1}^N (A_i - B_i)^2 = \sum_{i=1}^N (C_i)^2 = C^2 = \min$$

即求 $C = \min$

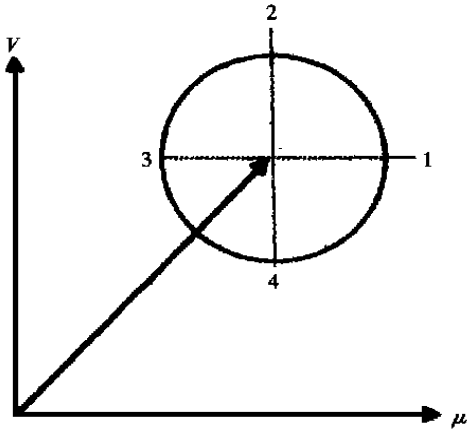


Fig. 2 Distance of vector

差的平方和为最小的几何意义是 B 到 A 的距离为最短, 图 2 上以 A 的终点为圆心的圆周上各点, 如 1, 2, 3, 4, 矢量均具有相同的 C^2 , 终点在圆周上的任何矢量都满足 C^2 为最小, 因而造成错误的相关结果。

差的绝对值之和为最小的准则为

$$\sum_{i=1}^N |A_i - B_i| = \sum_{i=1}^N |C_i| = \min$$

这就是差的绝对值之和为最小的准则, 显然图 2 中 1, 2, 3, 4 的矢量均满足此关系, 匹配也不是唯一的。

由此说明每一种基本的匹配度量单独作匹配判据时, 都或多或少地会出现误匹配的情况, 且用不同的度量相关的结果不一致。为了保证匹配的可靠性, 在有些匹配方案中采用两个, 甚至三个匹配判据结合在一起的算法, 即同时满足两个或三个匹配判据时, 才认定匹配结果是可靠的, 这就是利用多重判据的匹配算法。例如: 协方差与方差的绝对值总和相结合的二重判据法, 匹配区域必须同时满足

$$B \cdot |\cos \theta| = \max \sigma_{ih}$$

和

$$\sum_{i=1}^N |A_i - B_i| = \min$$

才能确立 A 和 B 是匹配的。式中 σ_{ih} 为协方差的阈

值。

但在这些常规的多重判据的匹配算法中, 多个测度函数不可能同时达到最优解, 必须设定阈值, 这决定了在实用上存在缺陷。

3 基于证据理论的匹配决策方法

此方法的原理是, 对左、右图像进行特征提取后, 对左图中的每一个特征区域用一定的匹配限制, 分别按相关时两区域的相关系数、灰度差的绝对值和找出右图中的一系列待匹配区域, 然后根据证据理论推断最佳匹配区域。

3.1 D-S 证据理论^[2]:

Dempster-shafer 证据理论的基本论域是鉴别框架 θ , 所有命题都可以用 θ 的子集来表示, 该理论用于信息融合时, 从各种信息中抽出的特征量构成证据, 利用它们构造的基本概率指派函数 BPA 对所有命题(包括 θ) 均赋予一个可信度, 融合的实质就是在同一个鉴别框架下利用 Dempster 组合规则将各个证据合成一个新的证据体, 并将它们的 BPA 函数合并产生一个总体 BPA 函数来表示融合信息。

在本文中, 所有的待匹配区域构成鉴别框架 θ 中的子集, 待匹配区域的相关系数值、灰度差的绝对值和为各个子集的证据。

Dempster 组合规则:

若 m_i, m_j 是两个独立证据的 BPA 函数, 则组合证据的 BPA 函数 m_{ij} 为

$$m_{ij}(G) = \frac{\sum_{A_i, A_j \in G} m_i(A_i) m_j(A_j)}{1 - \sum_{A_i, A_j \in \Phi} m_i(A_i) m_j(A_j)}$$

$G \cap \Phi = \emptyset$ (Φ 为空事件)

3.2 BPA 函数的构成^[3]:

在证据理论中, BPA 函数的构造没有一般的方法可循, 必须具体问题具体分析, 在本文 BPA 函数的定义如下:

$$m_i(j) = \frac{C_i(j)}{C_i(j) + N_s(1 - R_i)(1 - \alpha\beta_i)}$$

$m_i(j)$ 为特征 i 赋予待匹配点 j 的基本概率值; $C_i(j)$ 为特征 i 与待匹配点的 j 的最大相关系数; N_s 为特征的数目; R_i 为特征 i 的可靠系数; $R_i = \frac{\alpha\beta_i}{\alpha\beta_j}$; α 为特征 i 与待匹配点的最大相关系数; $\alpha = \max_j C_i(j)$; β_i 为特征 i 与各待匹配点的分布

$$\text{系数: } \beta_j = \frac{\alpha}{C_i(j)};$$

$m_i(\theta)$ 为特征 i 赋予鉴别框架 θ 的基本概率值, 即特征 i 的不确定性概率值;

$$m_i(\theta) = \frac{N_s(1-R_i)(1-\alpha\beta_j)}{C_i(j) + N_s(1-R_i)(1-\alpha\beta_j)}$$

2.3 匹配决策:

对匹配点的分析与决策, 采用基于规则的方法:

规则 1: 匹配点应具有最大的 BPA 值;

规则 2: 匹配点的 BPA 值与其他点的 BPA 值的差必须大于某一阈值;

规则 3: 不确定性概率 $m_i(\theta)$ 必须小于某一阈值;

规则 4: 匹配点的 BPA 值必须大于不确定性概率 $m_i(\theta)$;

4 实验结果与分析

测试图像为一煤堆的左、右两幅 800×600 的

256 色灰度图像, 如图 3 所示。特征点为特征区域的灰度重心, 特征区域的大小为 $31 \times 31 \text{ pixels}$, 这样每幅图像中的特征点总数为 520 个点。其匹配步骤为:

- 用点特征提取的 *Forstner* 算子分别对左、右图像进行点特征提取, 得到左、右图像的特征点集;

- 对左图像上一点按 (a) 唯一性约束 (b) 外极线约束 (c) 目标物表面平坦性和连续性模型的约束, 沿其外极线在右图找出待匹配点集, 这些点集组成匹配点的鉴别框架 Θ , 每个点的相关系数值和差的绝对值之和的值构成证据;

- 计算每个点、每个证据的 BPA 函数;

- 计算每个点组合证据的 BPA 函数;

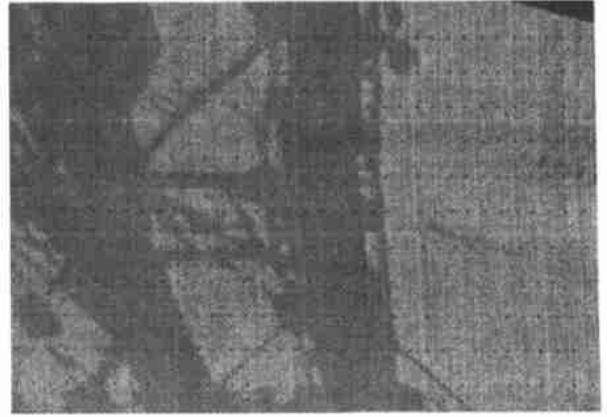
- 按匹配决策的 4 条规则找出最佳匹配点;

- 对左图上所有特征点重复上述步骤。

测试图中黑点代表匹配的对应点。实验结果如表 1 所示。表中匹配点的正确率为正确匹配点数与总的特征点的点数之比。



(a) Left image



(b) Right image

Fig. 3 Test image

Table 1 Comparison of matching decision

measure	correlation	sum of square differences	method of this paper
accurate matching points	413	369	473
accuracy of matching points	79.4%	70.9%	90.9%

从表 1 可看出, 单独采用差的平方和最小为匹配决策, 测试图像中匹配点的正确率为 70.9%, 单独采用相关系数最大为匹配决策, 测试图像中匹配点的正确率为 79.4%, 而采用了多重判

据的基于证据理论的匹配决策后, 立体匹配的正确率大大地提高了, 为 90.9%。因此, 基于证据理论的匹配决策不失一种实用的立体匹配的匹配决策方法, 可用于立体匹配的质量控制中。

参考文献:

- [1] 王大平等. 数字摄影测量学[M]. 北京: 解放军出版社, 1991.
- [2] 段新生. 证据理论与决策、人工智能[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 1990.
- [3] Selzer F, Gatfinger D. LADAR and FLIR based sensor fusion for automatic target classification[C]. Proc. SPIE, 1003: 236- 246

Matching decision on stereo based on D-S evidential reasoning

SUN Hua-yan, LI Ying-chun, LI Sheng-liang

*(Department of Measuring and Control, Institute of Command
and Technology, Beijing Huairou 101416, China)*

Abstract: Stereo image matching technique was used to locate the right image pixel position that corresponds to a particular left image pixel. Only by computing a similarity measure between the two images, it often obtain error matching point. This paper presents a new matching decision method based on D-S evidential reasoning, the experimental results indicate that this method is reliable.

Key words: stereo matching; Dempster-Shafer's evidential reasoning; information fusion; matching decision

作者简介: 孙华燕(1963-), 女, 副教授, 从事图像处理与光电测量的研究与开发, 曾获多项部委级科技进步奖。