

基于改进互信息的红外目标匹配跟踪算法

杨悦¹, 刘兴淼², 郭启旺², 薛福来², 刘钧²

(1.四川大学软件学院, 四川 成都 610065; 2.西安卫星测控中心, 陕西 西安 710043)

摘要: 红外图像具有高噪声、低分辨率的特点, 使图像特征提取时很难达到一致, 并且图像的损失较大。针对传统互信息只考虑图像灰度信息而忽略了像素之间空间位置相互关系的缺点, 同时考虑像素灰度值及其对应梯度的信息, 将图像的空间信息通过灰度-梯度联合矩阵引入到互信息的计算过程, 提出一种基于梯度联合互信息量测度的红外目标匹配跟踪算法。仿真实验结果表明该算法不仅收敛性强、跟踪稳定, 而且具有匹配跟踪精度高的特点, 在目标出现遮挡时也能很好的跟踪目标。

关键词: 图像匹配; 梯度联合互信息; 目标跟踪; 红外图像

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2013)06-0350-05

Infrared Object Matching Tracking Algorithm Based on Improved Mutual Information

YANG Yue¹, LIU Xing-miao², GUO Qi-wang², XUE Fu-lai², LIU Jun²

(1. School of Software, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Xi'an Satellite Control Center, Xi'an 710043, China)

Abstract: Infrared images have the characteristics of higher noise and low resolution than visible images, which makes it more difficult to achieve identical image feature and can lose much detail of the image. In view of the standard mutual information only considers the gray information of image but ignores the spatial position information between pixels, the paper proposes a new matching tracking method based on gradient co-occurrence mutual information(GCMI). The gradient co-occurrence mutual information incorporates spatial information of the image into the standard mutual information framework by the gray-gradient co-occurrence matrix. The experiments indicates that the proposed algorithm not only has the robustness matching tracking properties but also has the capability of powerful convergence and high precision and the algorithm is robust to the part occluded object.

Key words: image matching, gradient co-occurrence mutual information, object tracking, infrared image

0 引言

作为红外成像制导的关键技术, 红外图像匹配跟踪技术一直以来都是人们研究的热点和难点。红外图像匹配跟踪就是将红外传感器在不同时间段拍摄的同一目标的两幅红外图像在空间上进行匹配定位, 确定出红外序列图像中红外目标的位置, 进而得出目标运动的过程。

常用的匹配算法有基于区域的匹配算法和基于特征的匹配算法。其中, 基于区域的匹配算法主要是对两幅图像中对应的像素点进行相似度度量, 根据相似度的大小确定二者是否匹配。常用的相似

性度量主要有各种互相关系数和图像差。基于特征的匹配算法主要利用图像的特征进行匹配, 因此, 该算法首先具有较好的方法解决特征提取的自动性、稳定性和一致性问题, 同时还要在匹配的过程中尽量消除特征的模糊性。对于红外图像来说, 由于图像自身存在对比度较差、目标模糊的缺点, 导致在进行特征提取时很难满足稳定性和一致性的要求, 并且图像的损失较大, 因此文中采用基于区域的红外目标匹配跟踪算法。

近年来, Mase 等提出的最大互信息图像匹配方法由于不需要对图像进行分割、特征提取等预处理, 同时该匹配方法还可以实现不同图像间的自动配准

收稿日期: 2012-09-10; 修订日期: 2012-11-21.

作者简介: 杨悦 (1991-), 女, 学士, 主要研究方向为数据挖掘、软件建模及仿真, E-mail: 819620633@qq.com.

基金项目: 中国博士后科学基金资助项目, 编号: 20080441274. 航空科学基金资助项目, 编号: 20080112005.

而到了广泛的认可^[1], 得到越来越多的应用。付梦印等人^[2]就将互信息理论成功应用于红外图像的匹配跟踪当中。但以互信息量作为相似性测度也存在一定的缺点, 如在互信息的表达式中, 只考虑了图像的灰度信息而忽略了像素之间在空间位置中的相互关系, 因此缺乏空间信息; 又比如互信息对噪声、采样点比较敏感, 在有噪声影响和图像有遮挡现象出现时容易发生误匹配。为此, 很多学者对互信息算法进行了改进。D.B.Russakoff 等人^[3-5]提出了基于区域的互信息, 该方法认为每个像素和它邻域像素的灰度值构成一个服从高斯分布的高维向量, 通过该向量将图像的空间信息引入互信息的计算中。Pfuim^[6]等人将梯度项与互信息相乘进行联合测度, 得到一个比互信息和归一化互信息更光滑的目标函数, 进而得到更优的匹配效果, 并且新的方法受插值的影响更少, 对低分辨率图像也具有较好的效果。但这种方法仅仅是将互信息与梯度项相乘, 并非在互信息计算中考虑图像的空间信息, 并且该算法还存在运算量大的缺点。Studholme^[7]提出了归一化的互信息量方法, 但该方法仍然存在忽略图像空间信息的问题。文中考虑到像素点及其对应梯度信息的关系, 将图像的梯度信息引入到互信息中, 在互信息的计算过程中考虑图像的空间信息, 并利用多元统计学中的方法进行快速计算, 从而达到较好的匹配跟踪效果。

1 互信息基本原理

互信息是信息论中的一个基本概念, 通常用于描述两个系统间的统计相关量^[8], 它可以表示一个系统中包含的另一个系统信息的多少, 可以用熵来描述:

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (1)$$

式中: $H(A)$ 和 $H(B)$ 分别是系统 A 和 B 的熵, $H(A, B)$ 是它们的联合熵, 分别表示为:

$$H(A) = -\sum_a p_A(a) \log_2 p_A(a) \quad (2)$$

$$H(B) = -\sum_b p_B(b) \log_2 p_B(b) \quad (3)$$

$$H(A, B) = -\sum_{a,b} p_{AB}(a,b) \log_2 p_{AB}(a,b) \quad (4)$$

式中: $a \in A, b \in B$; $p_A(a)$ 和 $p_B(b)$ 分别是系统 A 和 B 完全独立时的概率分布; $p_{AB}(a,b)$ 是系统 A 和 B 的联合概率分布。

互信息用于图像匹配的理论依据是: 如果两幅图像完全匹配, 则它们的互信息达到极大值。在使

用互信息进行匹配操作时, 假设匹配模板 A 的概率分布函数为 $p_A(a)$, 浮动图像 B 的概率分布为 $p_B(b)$, 则在匹配过程中, 模板图像 A 保持不变, 故 $p_A(a)$ 也保持不变; 浮动图像 B 不断变化, $p_B(b)$ 也随之变化, 但是由于图像 B 总的像素数量不变, $p_B(b)$ 的值也在较小的范围内变化; 而它们的联合概率 $p_{AB}(a,b)$ 的值却在较大的范围内变化。因此, A 和 B 的互信息大小主要取决于它们的联合概率分布函数 $p_{AB}(a,b)$, 但是在计算图像联合熵时, 只是对图像灰度分布的统计, 未考虑各个图像像素在空间位置上的分布关系。为了更好的利用图像本身的信息, 同时考虑像素的空间分布, 文中提出了一种结合图像梯度信息的互信息匹配方法。

2 结合梯度信息的互信息匹配跟踪方法

2.1 灰度-梯度联合矩阵

设图像为 $f(x,y)$, $x=1, 2, \dots, M$; $y=1, 2, \dots, N$, 其灰度级为 L 。用 Sobel 算子或其他梯度算子提取原始图像的梯度图像 $g(x,y)$ 。把梯度图像进行灰度级离散化, 设梯度值的级数为 L_g , 新的灰度为:

$$G(x, y) = \frac{g(x, y) - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}} (L_g - 1) \quad (5)$$

式中: $g_{\max} = \max_{x,y} g(x, y)$, $g_{\min} = \min_{x,y} g(x, y)$ 。变换

后, 梯度图像为 $G(x,y)$, $x=1, 2, \dots, M$; $y=1, 2, \dots, N$, 其灰度级为 L_g 。

在图像 $f(x, y)$ 中任意取一点 (x, y) 及该点对应的边缘梯度值, 形成一个点对, 设该点对的灰度值为 (i, j) , 即点 (i, j) 的灰度为 i , 该点的边缘梯度值为 j 。令点 (x, y) 在整幅图像上移动, 则会得到各种 (i, j) 值。由于图像灰度值的级数为 L , 梯度值的级数为 L_g , 则 i 与 j 的组合共有 $L \times L_g$ 种。定义灰度—梯度联合矩阵为 $\{H_{ij}, i=0, 1, \dots, L-1; j=0, 1, \dots, L_g-1\}$, 其中 H_{ij} 为集合 $\{(x, y) | f(x, y) = i, G(x, y) = j\}$ 中元素的数目。在整幅图像中, 统计出每一种 (i, j) 值出现的次数, 将 $[H_{ij}]_{L \times L_g}$ 归一化处理, 得到 $[p_{ij}]_{L \times L_g}$, 即灰度—梯度联合概率矩阵^[9]。

2.2 梯度联合互信息

对于图像 A , 得到图像的灰度—梯度联合矩阵的联合概率分布后, 得到包含图像梯度信息的梯度联合信息熵为:

$$H_{GC}(A) = -\sum_i \sum_j p_A(i, j) \log_2 p_A(i, j) \quad (6)$$

由上式可以看出, 梯度联合信息熵不仅有效地将原有互信息中统计信息表现了出来, 而且通过梯度信息反映了图像中灰度分布的空间信息, 即像素点及其对应梯度同时出现的概率。当所有的 $p_A(i, j)$ 相等时, 图像的梯度联合信息熵取得最大值。

与互信息中联合熵的定义相似, 图像 A 、 B 基于梯度联合的联合信息熵为:

$$H_{GC}(A, B) = -\sum_i \sum_j \sum_m \sum_n p_{AB}(i, j, m, n) \log_2 p_{AB}(i, j, m, n) \quad (7)$$

式中: $p_{AB}(i, j, m, n)$ 表示图像 A 中某点灰度值为 i , 该点对应的梯度值为 j , 对应图像 B 中某点的灰度值为 m , 该点梯度值为 n , 四者同时出现的概率。可以通过四维联合直方图来计算 $p_{AB}(i, j, m, n)$, 但是对于含有 256 个灰度级的一幅图像, 要计算大小为 $256 \times 256 \times 256 \times 256$ 的四维联合直方图, 实际操作起来很难实现。为此, 文中参考文献[3]中的算法, 从多元分布的角度考虑快速得到图像 A 、 B 的梯度联合信息熵。

设 N 维正态分布随机变量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 的概率密度为:

$$p(x) = p(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |C|^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T C^{-1}(x-\mu)\right\} \quad (8)$$

式中: $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)^T$ 为变量 x 的均值, C 为协方差矩阵。则 x 的熵为:

$$H(x) = \log_2[(2\pi e)^{\frac{n}{2}} |C|^{\frac{1}{2}}] \quad (9)$$

对于图像 A 、 B , 同样可以将 (i, j, m, n) 看作变量, 认为它近似服从正态分布, 则 A 、 B 基于梯度联合的联合信息熵为:

$$H_{GC}(A, B) = \log_2[(2\pi e)^2 |C|^{\frac{1}{2}}] \quad (10)$$

由此得到图像的梯度联合互信息为:

$$GCM I(A, B) = H_{GC}(A) + H_{GC}(B) - H_{GC}(A, B) \quad (11)$$

利用上式计算图像的梯度联合互信息, 不仅考虑了图像灰度的统计信息, 而且将图像的梯度信息融合到互信息的计算过程中, 充分利用了图像的空间信息。

2.3 匹配跟踪算法

利用梯度联合互信息进行匹配跟踪就是将模板图像在实时图像上按不同的偏移量移动, 根据模板

图像与浮动图像间互信息量的大小来确认目标在实时图像中的位置, 匹配点即是跟踪点, 也就是两幅图像的梯度联合互信息测度达到最大的位置。

在进行模板匹配跟踪过程中, 若在整个图像范围内进行模板匹配, 运算量必然很大, 为了增加匹配速度, 提高系统的运行效率, 对目标所在区域进行预测处理, 仅仅在预测的搜索区域进行匹配。实际跟踪过程中, 在前后帧目标位置矢量变化较小, 因此, 在对目标进行匹配跟踪时, 将前一帧目标跟踪点为中心的 25×25 的区域作为目标预测区域, 仅在此区域内进行匹配操作, 这样既保证了搜索到最佳匹配位置, 又可以大大减少匹配算法的运算量。

在实际匹配过程中, 相邻帧的目标图像可能比较接近, 帧间的误差值比较小, 但是多帧累加后, 当前目标模板图像与后面帧中的目标图像误差值可能会很大, 随着时间的推移, 要跟踪的目标及目标所在的场景都发生了变化, 就可能出现误匹配, 甚至丢失要跟踪的目标^[10]。因此, 有必要实时更新模板图像, 文中主要是根据模板图像和当前帧图像中匹配跟踪的结果来更新模板图像, 具体方法为:

1) 在当前图像中找到使模板图像与待匹配图像的梯度联合互信息测度最大的点, 并且以该点为中心在当前图像帧中取出与模板图像大小相同的图像。

2) 定义匹配度阈值, 若以匹配点为中心得到的图像与模板图像的梯度联合互信息值大于匹配度阈值, 则说明该图像与模板图像的相似度较高, 可以用来修正模板图像, 若其互信息值小于匹配度阈值, 说明两者的相似度低, 该图像不适合对模板图像进行修正, 模板图像保持不变。具体模板修正方法如下式所示:

$$m_k = \begin{cases} (1-\alpha) \times f_k + \alpha \times m_{k-1} & \text{if } GCM I(f_k, m_{k-1}) \geq T \\ m_{k-1} & \text{if } GCM I(f_k, m_{k-1}) < T \end{cases} \quad (12)$$

式中: m_k 为修正后的模板图像; f_k 为当前帧中匹配得到的与模板大小相同的图像; α 为修正因子, 表示模板修正的快慢, α 越大, 模板修正越慢; T 为匹配度阈值, 通过实际实验获得。

3) 利用修正后的模板图像代替原有的模板图像, 作为继续匹配跟踪的模板图像, 完成模板图像的实时更新。

3 实验结果及分析

为了验证文中算法的可行性和有效性, 对实际

拍摄的红外飞机的飞行序列图像分别采用传统互信息算法(MI)、文中算法(GCMI)以及参考文献[6]中算法(GMI)使用Matlab R2006a在PC机(PD 2.80 GHz CPU, 512 MB 内存, Windows XP 操作系统)上进行了目标匹配跟踪仿真实验。实验图像大小为320×240, 实验中手动选取第一帧中飞机尾翼图像(25×29)作为匹配跟踪的目标模板图像, 对后面图像帧进行匹配跟踪, 在匹配过程中利用文中提出的模板修正方法对目标模板进行实时修正更新, 修正时选取 α 为0.8, T 为-15.1901。

3.1 匹配相关曲面比较

分别使用3种算法对图像序列中第526帧图像进行匹配实验, 实验中搜索区域为25×25, 各个算法得到的匹配相关曲面如图1所示。

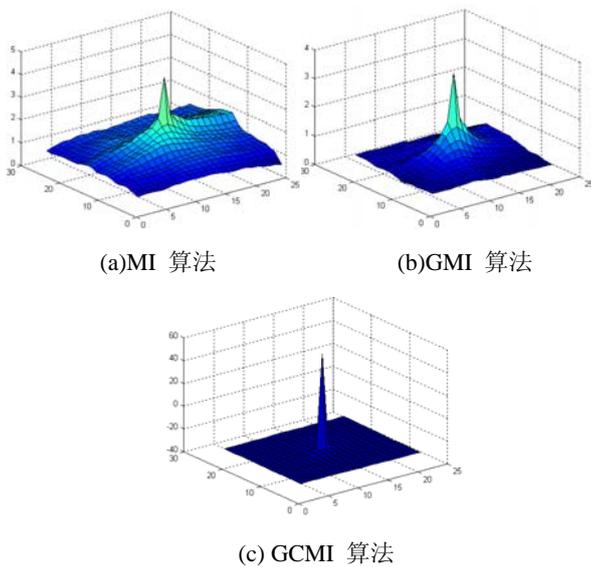


图1 匹配算法相关曲面

Fig.1 The correlation surface of matching algorithm

由图1可以看出, 3种算法都能反映了匹配函数的变化, 不管是传统的MI算法、GMI算法还是文中提出的GCMI算法都反映了模板图像与实时图像之间信息量的差异大小, 当目标模板与待匹配图像完全重合或最相似时, 其匹配测度达到最大。由3种算法的相关匹配曲面可以看出, GCMI算法和GMI算法比传统MI算法更容易收敛到目标匹配点, 这主要是由于GCMI算法和GMI算法不仅利用了图像的统计信息而且考虑了图像的空间信息, 增加了图像的有效信息。相比GMI算法, GCMI算法不是仅仅给互信息乘了一个梯度项, 而是将整个邻域的信息以梯度的方式体现出来, 并且在互信息计算的过程中考虑了梯度的变化, 因此匹配点就

更加尖锐, 也更能精确反映出目标模板图像与待匹配图像之间的差异。

3.2 匹配跟踪精度

为检验文中算法的匹配跟踪精度, 分别采用MI、GCMI和GMI 3种算法对红外序列图像进行匹配跟踪实验, 图2为模板图像, 图3为分别使用3种算法进行匹配跟踪实验得到的其中5帧匹配跟踪结果。



图2 匹配模板图像

Fig.2 Template image of the algorithm

在实际匹配跟踪过程中, 很难获得连续、准确的目标中心点坐标, 即使使用人工确定的方法也无法达到完全的客观, 因此只能得出一个定性的结果。为了更加直观的比较跟踪结果, 采用跟踪结果与模板的均方根误差(Root of mean square error, RMSE)来比较3种算法的跟踪性能。为此, 文中对序列图像中目标在帧间变化较小的537~562帧图像进行目标匹配跟踪实验, 选取初始匹配跟踪模板为参照模板, 得到各帧的跟踪结果与参照模板的均方根误差(Root of mean square error, RMSE), 根据误差的大小来检验算法的跟踪效果: RMSE值越小, 两者之间的差异越小, 匹配跟踪的精度越高; 反之, 两者差异越大, 匹配跟踪的精度越低。图4为3种算法跟踪结果RMSE比较图。

由图3可以看出, 3种算法都稳定地跟踪了目标, 证明了文中算法的可行性和有效性。在跟踪精度方面, 由图4可以看出, 文中提出的GCMI算法和GMI算法要明显优于传统的MI算法, 同时利用文中算法得到的RMSE值又略优于利用GMI算法得到的RMSE值。三种算法的平均RMSE值为: MI算法为3.9734, GMI算法为3.3470, 文中算法为3.0751。另外, 从匹配效率上看, 3种算法的平均运算时间为: 传统MI算法3.9336帧/s, GMI算法9.8012帧/s, 文中算法5.6026帧/s。尽管文中算法相比传统MI算法时间较长, 但其目标跟踪精度最优, 它兼顾了跟踪精度与运行时间, 是两者的合理折衷。



图3 各个算法得到的跟踪结果

Fig.3 The tracking results of MI,GMI and GCM

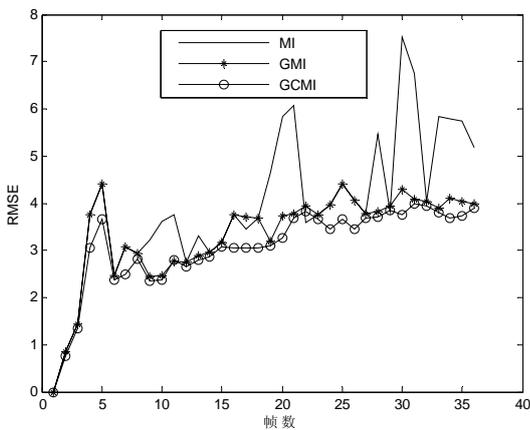
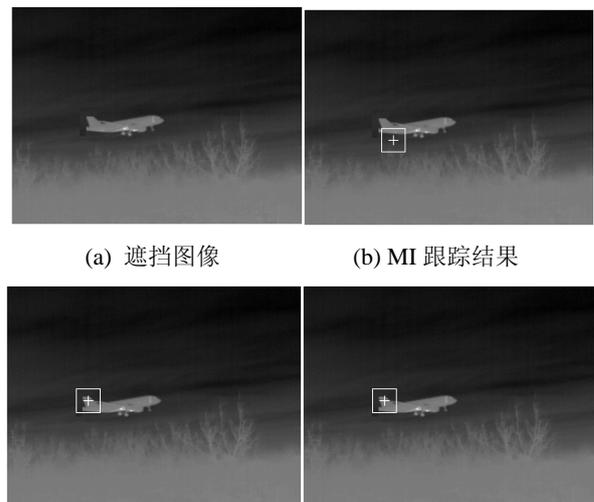


图4 跟踪结果的RMSE比较

Fig.4 RMSE comparison of tracking results

3.3 遮挡条件下匹配跟踪

为了检验3种算法在目标出现遮挡时的匹配跟踪效果,在序列图像中任意选出连续的5帧图像,对目标进行遮挡处理,利用3种算法分别进行目标匹配跟踪实验,传统的MI算法出现了明显的误匹配,而文中提出的GCM算法和GMI算法都准确的匹配跟踪到了遮挡后的目标。图5为其中一帧的匹配跟踪的结果。



(c) GMI跟踪结果 (d) GCM跟踪结果

图5 遮挡下的跟踪结果

Fig.5 Tracking results of occluded object

在使用3种算法分别对遮挡的目标进行匹配跟踪时,传统的MI算法出现了严重的失配现象,未能有效的跟踪目标,GMI算法和文中算法都匹配跟踪到了目标,分析原因主要是由于传统的MI算法未能很好的利用图像的空间信息,而GMI算法和文中算法则是利用了图像的梯度信息,因而对图像的形状和边缘信息更为敏感,用于匹配跟踪的有效信息更多,更有利于在目标存在遮挡的情况下匹配跟踪目标。

(下转第363页)

4 结论

将向列相液晶 SLC7014 和手性剂 S811 配制螺旋状液晶敏感材料, 基于液晶理论研究了螺旋状液晶的热光效应, 设计相应的光路测试通过液晶的光强与温度之间的关系, 实验发现在 20~42℃ 温度范围内, 光强随温度变化显著。利用这个性质搭建了一套液晶非制冷红外探测系统, 系统实现光学读出且结构简单、无需制冷、能在常温下工作。

参考文献:

[1] 朱惜辰. 红外探测器的进展[J]. *红外技术*, 1999, **21**(6): 12-19.

[2] 刘海涛. 一种新型非制冷红外探测器[J]. *红外技术*, 2005, **27**(5): 388-392.

[3] 佐佐木昭夫. *液晶电子学基础和应用*[M]. 赵静安, 郑仁元, 杨青基, 译. 北京: 科学技术出版社, 1985.

[4] 谢毓章. *液晶物理学*[M]. 北京: 科学出版社, 1988.

[5] 范志新. *液晶器件工艺基础*[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2000.

[6] Stasiek J, Stasiek A, Jewartowski M. Liquid crystal thermography and true-colour digital image processing [J]. *Optics & Laser Technology*, 2006, **38**: 243-256.

[7] Csendes A, Szekely V, Rencz M. Thermal mapping with liquid crystal method[J]. *Microelectronic Engineering*, 1996, **31**: 281-290.

[8] 阮亮. 液晶的热色效应及其应用[J]. *物理*, 1998, **27**(8): 483-489.

[9] 唐韶坤, 张磊, 郑文杰, 等. 胆甾型液晶用于体温的精密测量[J]. *高分子材料科学与工程*, 2008, **24**(5): 128-134.

[10] 钱祥忠. 胆甾型液晶传感器及其在环境监测中的应用[J]. *传感器技术*, 1995(2): 52-55.

[11] Andre Y V, 雪飞. 10 μm 红外电视摄像机[J]. *红外技术*, 1980(4): 99-102.

[12] 王新久. *液晶光学和液晶显示*[M]. 北京: 科学出版社, 2006.

(上接第 354 页)

4 结论

针对传统互信息只考虑图像的灰度信息而忽略了像素之间在空间位置上的相互关系的缺点, 提出了一种改进的互信息计算方法, 并将该方法成功应用于红外图像的匹配跟踪。该方法主要是利用灰度-梯度联合矩阵包含图像空间信息的特点, 在互信息的计算过程中考虑了图像的空间信息, 并利用了多元统计学中的方法达到快速计算图像的互信息的目的。仿真实验表明, 改进的互信息匹配跟踪方法不仅具有跟踪稳定、匹配精度高的特点, 而且在目标出现部分遮挡时也能较好的匹配跟踪目标。

参考文献:

[1] 魏雪丽, 张桦, 马艳洁, 等. 基于最大互信息的图像拼接优化算法[J]. *光电子激光*, 2009, **20**(10): 1399-1402.

[2] 付梦印, 刘羿彤. 基于互信息测度红外目标图像相关匹配跟踪算法[J]. *兵工学报*, 2009, **30**(3): 371-374.

[3] Russakoff D B, Tomasi C, Rohlfing T, et al. Image similarity using mutual information of regions[C]//LNCS 3023, *Proc of the 8th European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2004: 596-607.

[4] Tomazevic D, Likar B, Pemus F. Multi-Feature mutual

information[C]//*Proc. of SPIE*, 2004, **5370**: 143-154.

[5] 卢振泰, 陈武凡. 基于共生互信息量的医学图像配准[J]. *计算机学报*, 2007, **30**(6): 1022-1026.

[6] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, **19**(8): 809-814.

[7] Studholme C, Hill D L G, Hawkes D J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment[J]. *Pattern Recognition*, 1999, **32**: 71-86.

[8] Maes F, Collignon A, Vandermeulen Dirk, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, **16**(2): 189-198.

[9] 李弼程, 彭天强, 彭波. *智能图像处理技术*[M]. 2004, 电子工业出版社.

[10] 刘兴森, 王仕成, 赵 静. 基于图像多尺度熵的红外图像匹配跟踪算法[J]. *控制与决策*, 2011, **26**(5): 768-773.