

文章编号: 1001-0920(2011)05-0768-05

基于图像多尺度熵的红外图像匹配跟踪算法

刘兴淼, 王仕成, 赵 静

(第二炮兵工程学院 科研部, 西安 710025)

摘要: 在对图像熵进行分析的基础上, 引入图像多尺度熵的概念, 定义了图像的多尺度熵及多尺度熵矢量, 提出了一种基于区域的匹配跟踪算法——基于图像多尺度熵的红外图像匹配跟踪算法. 首先计算图像的多尺度熵, 得到图像多尺度熵矢量; 然后利用多尺度熵矢量间的绝对距离(AD)进行匹配跟踪. 实验表明, 该算法不仅具有稳定、精确的匹配跟踪性能, 而且能在目标发生旋转时, 较好地匹配跟踪目标, 并具有良好的抗几何失真能力.

关键词: 图像匹配; 多尺度熵; 图像跟踪; 红外图像

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Infrared image matching tracking algorithm based on image multi-scale entropy

LIU Xing-miao, WANG Shi-cheng, ZHAO Jing

(Department of Technology, The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China. Correspondent: LIU Xing-miao, E-mail: liuxm_99@163.com)

Abstract: After analyzing the entropy of the image, the conception of image multi-scale entropy is introduced, and image multi-scale entropy and the vector of image multi-scale entropy are defined. A region matching tracking method-infrared image matching tracking algorithm based on image multi-scale entropy is present. Firstly, the image multi-scale entropy and the vector of the image multi-scale entropy are calculated. Then the absolute distance(AD) of the vector of image multi-scale entropy is applied to matching and tracking. The experimental results show that the proposed algorithm has the robustness matching tracking properties and is robust to the problems of the rotation and geometry distortion of targets.

Key words: image matching; multi-scale entropy; image tracking; infrared image

1 引言

红外图像匹配跟踪技术是红外成像制导技术的关键技术之一. 几十年来, 红外图像匹配跟踪技术一直是人们研究的热点和难点. 常用的匹配算法可分为两大类: 基于区域的匹配算法和基于特征的匹配算法. 基于区域的匹配算法中, 图像中的每个像素点都参与匹配运算, 采用的相似性度量主要是各种互相关系数或者图像差. 此类算法中要求匹配算法具有良好的抗噪性和抗几何形变的能力. 基于特征的匹配算法首先要提取图像的特征, 然后再建立两幅图像之间特征的匹配对应关系. 该类算法的难点在于自动、稳定、一致的特征提取和匹配过程中消除特征的模糊性和不一致性. 因红外图像对比度差, 从红外序列图像中提取的特征很难达到一致, 并且图像的损失较大,

使用基于特征的匹配算法很容易产生误匹配, 所以采用基于区域的红外图像匹配算法.

近年来, Mase 等提出的最大互信息图像匹配方法得到了广泛的认可^[1]. 互信息是信息理论中的一个基本概念, 用于描述两个系统间的统计相关性, 通常用图像熵来描述图像的互信息. 该方法不需要对图像进行分割、特征提取等预处理, 而且适用于多种不同图像的全自动配准, 因此, 基于最大互信息的图像匹配方法得到越来越多的应用. 但是目前的研究表明, 该方法计算量大, 配准时间长, 且由于目标函数的不光滑性容易造成局部极值, 导致匹配过程难以找到全局最优值, 从而造成误匹配^[2-3].

图像熵的计算仅仅考虑了图像中像素点值的数目^[4], 而没有考虑到各个像素值在灰度空间上的分散

收稿日期: 2010-03-10; 修回日期: 2010-06-01.

基金项目: 国家技改重点项目子课题(WX07233).

作者简介: 刘兴淼(1981—), 男, 博士生, 从事控制科学与控制工程的研究; 王仕成(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事导航制导与控制、控制理论与工程学研究.

程度,即图像信息熵不能很好地反映图像间灰度分散程度.因此,本文引入了图像多尺度熵的概念,定义了图像的多尺度熵及多尺度熵矢量,并由此提出了基于图像多尺度熵的图像匹配跟踪算法.该算法主要是用多尺度熵来表征图像,通过多尺度熵矢量的距离来度量图像的差异,进而达到对图像进行匹配跟踪的目的.

2 图像多尺度熵及多尺度熵矢量

2.1 图像信息熵

香农(Shannon)认为信息熵是对事物运动状态或存在方式的不确定性的度量.由信息论可知,对于随机矢量 A ,熵 $H(A)$ 定义为

$$H(A) = - \sum_a p_A(a) \log p_A(a), \quad a \in A, \quad (1)$$

其中 $p_A(a)$ 是随机矢量 A 的元素 a 的概率分布函数.

Shannon 熵用来度量某消息包含的信息量,信息量越大,熵越大. Shannon 熵也可看作是对不确定性的度量:当所有事件等概率发生时,熵值最大,不确定性相应地达到最大;当某事件比其他事件有更大的发生概率时,熵变小,不确定性也随之变小;当事件必然发生时,熵取最小值 0. Shannon 熵也可对概率分布的分散性进行度量:集中分布对应着低熵值,而分散的分布对应着高熵值.

对于数字图像,图像由一些像素点组成.设图像为 256 级灰度图像,图像的熵可定义为

$$H = - \sum_{k=0}^{s-1} p_k \log p_k. \quad (2)$$

其中: s 表示图像灰度区间等分数目,此时 s 取值为 256; p_k 为像素点灰度值落在第 k 个区间的概率.

对灰度图像而言,像素灰度值越分散,熵值越大,因此熵可看作灰度直方图形状的一个测度.当图像直方图具有一个或多个尖峰时,其熵值一般较小;反之,若直方图比较平坦,则熵值较大;当像素落在各个区间的概率相等时,直方图最为平坦,图像的熵也最大.

根据 Shannon 熵的性质,图像的熵 $H(p_1, p_2, \dots, p_k)$ 只与图像中像素点值的数目有关,而无视像素值在灰度空间分布的差别,即无法反映图像中像素值在灰度空间分散程度的差异.虽然大小相同的两幅图像的熵相同,但图像中各个灰度值分布的灰度区间却不一定相同,所以,图像的信息熵反映不出图像中像素点值在灰度空间的分散度.为此引入图像多尺度熵的概念,用来更为精确地描述图像中包含的信息.

2.2 多尺度熵及多尺度熵矢量

2002 年, Costar 等提出了多尺度熵(MSE)^[5]的算法, MSE 分析是一种测量有限长时间序列复杂度的新方法,用于处理复杂的、物理的及生理的时间序列.多

尺度样本熵的计算方法^[6]为:对于长度为 N 的一维离散时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N\}$, 根据以下方程构建连续粗粒化的时间序列 $\{y^{(\tau)}\}$, 即

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i, \quad 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau}. \quad (3)$$

其中: τ 为尺度因子,序列长度 $M = \text{int}(N/\tau)$. 对每一个粗粒化的时间序列,计算各个不同尺度 τ 下的样本熵值即可得到一维离散时间序列的多尺度熵.对于尺度 1 而言,时间序列 $\{y^{(1)}\}$ 可简化为原始时间序列.

对于灰度图像,设变量 τ 代表图像中灰度区间的间隔.对 256 级灰度而言,以 τ 为区间间隔可将图像分为 $s = 256/\tau$ 个区间,若 $\tau = 128$,则表示将 256 个灰度级分为 2 个区间,即 $[1, 128]$ 和 $[129, 256]$,依次类推.据此,定义图像的多尺度熵^[7]为

$$H(\tau) = - \sum_{k=0}^{s-1} p_k \log p_k. \quad (4)$$

其中: $H(\tau)$ 为图像在尺度因子 τ 下的图像的熵, τ 为图像的尺度因子, s 为该尺度下的灰度空间, p_k 为像素点灰度值落在第 k 个区间的概率.

由图像多尺度熵的定义可以得出,当 $\tau = 1$ 时,以 1 为区间灰度间隔,可将图像灰度分为 256 个区间,利用熵的计算公式(4)得到的熵代表图像的原始静态信息量, $H(\tau) = H$. 因此,多尺度熵是普通熵的扩展,此时图像的尺度最小,图像的熵却是最大,较为精细地表示了图像的细节.在大尺度下(τ 较大),图像的尺度熵则较粗地表示图像信息量的大小,当 $\tau = 256$ 时, $s = 1$, $H(\tau) = 0$. 理论上,图像多尺度熵的总趋势是递减的.

经计算,得出各个尺度的图像的熵后,可用一个 1×256 维的多尺度信息熵矢量 En 来表示,即定义图像的多尺度熵矢量为

$$En = \{H(1), H(2), \dots, H(128), \dots, H(256)\}. \quad (5)$$

不同尺度对应灰度空间的不同区间间隔,不同尺度得到的熵值便代表不同灰度区间上像素点的分布情况,因此多尺度熵可以较好地表征图像中像素点值在灰度空间的分散度.用多尺度熵矢量描述图像后,图像间的差异能用矢量间的距离来测量,距离越小说明两幅图像越相近,当两幅图像完全相同时,矢量间的距离减少为零,两幅图达到了完全匹配.使用多尺度熵矢量的匹配方法一是可以避免单独使用一个尺度的信息熵进行测量时,由于未能考虑到像素点在灰度空间上的分布而引起的误匹配;二是相对于单尺度而言,多尺度图像的特征维数增多,信息熵矢量间的距离增大,结果图像间的差异更明显,更有利于近似图像的匹配.因此,将图像的多尺度熵应用于图像的

匹配是完全可行的。

3 基于图像多尺度熵的匹配算法

3.1 图像多尺度熵的算法

设 $\{F(x, y), x = 1, 2, \dots, M, y = 1, 2, \dots, N\}$ 是一个二维的图像像素矩阵, $F(x, y)$ 表示 (x, y) 处像素的亮度, $M \times N$ 代表图像像素矩阵的大小. 按照如下过程计算不同尺度因子下的图像熵:

1) 根据尺度因子 τ , 计算在该尺度下图像的灰度空间 $s = 256/\tau$.

2) 对图像中的像素点进行归一化处理: $g(x, y) = F(x, y)/256, x = 1, 2, \dots, M, y = 1, 2, \dots, N$.

3) 利用下式:

$$F_\tau(x, y) = \xi(g(x, y) * s),$$

$$x = 1, 2, \dots, M, y = 1, 2, \dots, N,$$

得到尺度因子 τ 下新的图像像素矩阵, 其中函数 $\xi(x)$ 为取最小接近 x 的整数.

4) 利用图像熵的定义计算新的图像像素矩阵的熵, 即得到尺度因子为 τ 时图像的熵 $H(\tau)$.

重复上述过程, 得到不同尺度下的图像熵, 并根据式 (5) 计算图像的多尺度熵矢量.

由图像的多尺度熵的计算过程可以看出, 图像多尺度熵的物理意义明确. 随着尺度的增加, 多尺度熵对图像的描述也经历了一个由精到粗的过程, 熵值也经历了从大到小的变化, 并从各个角度全面对图像包含的信息量进行了更为精确的测量. 图像的多尺度熵在保留了图像熵具有的较好的抗几何失真能力的优点外, 因其构造了原始图像的多个尺度图像, 且对各个尺度上的图像熵采用统一的计算方法, 使得图像多尺度熵的计算具有相对一致性; 同时, 可以在各个尺度上分别对图像进行分析, 对原始图像的分析也更具有系统性.

3.2 匹配跟踪算法

基于图像多尺度熵矢量的匹配跟踪算法便是利用上述图像多尺度熵的计算方法, 首先计算模板的图像的多尺度熵矢量; 然后以待匹配图像中的每一点为中心提取与模板大小相同的局部图像, 并计算该图像的多尺度熵矢量. 基于图像多尺度熵矢量的匹配算法中, 模板图像与待匹配图像之间的相似性用多尺度熵矢量特征间的绝对差距离 (AD) 进行测度. 设模板图像为 M , $p_{x,y}$ 为在实时图像中以 (x, y) 点为中心点提取的与模板图像同样大小的待匹配图像. 利用上述图像多尺度熵矢量计算方法, 分别计算出模板图像的多尺度熵矢量 En_M 和待匹配图像的多尺度熵矢量

$En_{P_{x,y}}$, 则在实时图像中得到的与模板图像最相似的匹配位置 (x^*, y^*) 应满足

$$D(En_M, En_{P_{x^*, y^*}}) \leq D(En_M, En_{P_{x,y}}), \quad (6)$$

其中

$$D(En_M, En_{P_{x,y}}) = \sum_{i=1}^{256} |H_M(i) - H_{P_{x,y}}(i)|. \quad (7)$$

在实际匹配过程中, 先将图像所有尺度的熵计算出来得到图像的多尺度熵矢量, 然后再进行匹配. 这样的匹配效果较好, 但大大增加了系统的运算量, 严重影响了算法的运算速度. 通过实验验证, 只要计算几个分散的具有代表性的图像熵, 组成图像多尺度熵矢量, 然后进行图像匹配即可达到很好的匹配效果, 大大加快计算速度; 同时, 选取的尺度具有一定的分散性, 可以很好地体现出图像间的差别, 因此选取的尺度一般为 3~5 个. 此时, 式 (7) 变为

$$D(En_M, En_{P_{x,y}}) = \sum_{i=1}^n |H_M(i) - H_{P_{x,y}}(i)|, \quad (8)$$

其中 n 为选取的尺度数.

另外, 在计算过程中简单地通过遍历待匹配图像中的每一点, 进行匹配运算, 其运算会占用较多时间. 为了进一步减少总的计算量, 增加系统的运行效率, 可对匹配搜索区域进行预测处理. 因为目标的位置矢量在前后帧相对偏移量较小, 所以在对目标进行匹配跟踪时, 一般以前一帧目标跟踪点为中心选取一定的匹配区域, 在此范围内进行匹配操作可保证最终搜索到最佳匹配位置, 大大减少了运算处理量. 图像的匹配过程其实是一个寻优的过程, 因此可以考虑利用遗传优化算法、粒子群优化算法进行寻优计算, 减少计算量, 加快算法的匹配速度.

在实际匹配过程中, 相邻帧的目标图像可能比较接近, 帧间的误差值较小, 但多帧累加后, 当前模板图像目标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, 可能会出现误匹配, 甚至丢失要跟踪的目标^[8]. 因此, 有必要根据模板图像和当前帧图像匹配跟踪的结果来实时更新模板图像. 具体方法是: 将模板目标图像与当前帧图像进行匹配跟踪, 找到使模板图像与待匹配图像的多尺度矢量的绝对距离最小的点, 以该点为中心点, 在当前帧中得到与模板图像大小相同的图像, 并用该图像取代之前的模板图像, 作为下一帧图像的模板图像, 从而实现模板图像的实时更新.

根据上面的分析可得, 本文提出的跟踪算法整体流程如图 1 所示.

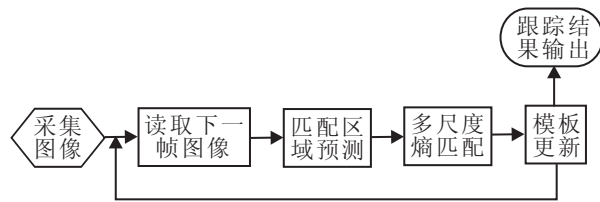


图1 匹配跟踪流程图

4 实验结果与分析

为了验证本文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匹配跟踪算法和同样基于灰度相关的匹配跟踪算法(MAD), 使用 Matlab R2006a 开发平台在 PC 机 (Pentium Dual 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. 红外图像大小为 320×240, 实验中选取大小为 25×29 的飞机尾翼图像作为匹配跟踪的目标模板图像, 图像搜索区域为 100×160.



(a) 模板图像 (b) MAD跟踪结果 (c) 本文算法跟踪结果

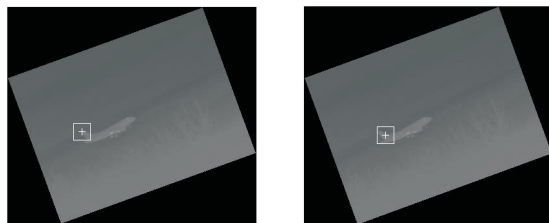
图2 跟踪结果

基于多尺度熵的匹配算法中, 选取 4 个尺度组成了图像的多尺度熵矢量, 分别为 1, 2, 8, 16. 图 2(a) 为初始选择的飞机尾翼的模板图像, 由多尺度熵的计算方法可得, 模板图像对应尺度 1, 2, 8, 16 的熵分别为 3.7307, 2.9302, 1.9096, 1.0586, 根据式 (5) 可得到模板图像的多尺度熵矢量为: $En = \{3.7307, 2.9302, 1.9096, 1.0586\}$. 在待匹配图像中找到多尺度熵矢量与模板多尺度熵矢量距离最小的区域图像, 即为要匹配跟踪的目标.

图 2(b) 和图 2(c) 分别是使用本文匹配算法和 MAD 跟踪算法对第 537 帧匹配跟踪的结果. 从匹配结果可以看出, 基于多尺度熵的匹配算法和 MAD 算法都较好地匹配跟踪了目标, 从而证实了本文算法的有效性和可行性.

为了检验本文算法对目标发生旋转时的跟踪能力, 对第 537 帧图像进行顺时针 20° 的旋转, 然后再分别使用两种算法进行匹配跟踪, 结果如图 3 所示. 图 3(a) 和 3(b) 分别是两种算法的跟踪结果.

从图 3 中可以得出, 相比旋转前图像中的目标, 对图像进行旋转操作后, 目标发生了明显的旋转变化. 此时, MAD 算法出现了明显的跟踪不精确, 未能完全匹配到目标, 而基于多尺度熵的匹配跟踪算法则匹配

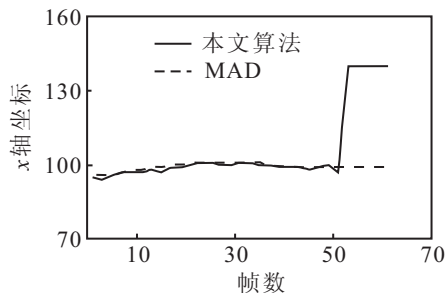


(a) MAD跟踪结果 (b) 本文算法跟踪结果

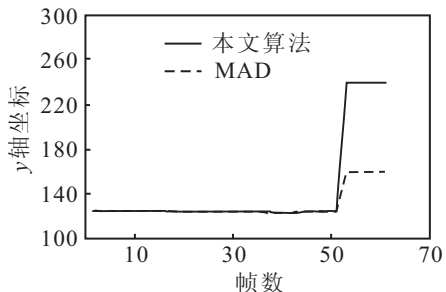
图3 图像旋转时跟踪结果

跟踪到了完整的目标. 这主要是由于 MAD 算法直接采用图像像素的灰度值作绝对差累加和运算, 对像素点的位置变化非常敏感, 在目标发生旋转时很容易出现误匹配的现象. 而本文算法主要是对图像的灰度信息进行统计计算, 不受图像像素点位置变化的影响, 具有旋转不变性, 因而在目标发生旋转时仍能较好地匹配跟踪目标.

为了检验本文算法的稳定性, 分别使用本文算法和 MAD 算法对从 527 帧~587 帧的序列图像进行匹配跟踪实验, 其中为了检验算法对目标发生旋转时的匹配跟踪性能, 将最后 10 帧图像作顺时针 80° 的旋转. 图 4 为两种匹配跟踪算法的 x 轴和 y 轴跟踪曲线.



(a) x轴跟踪坐标



(b) y轴跟踪坐标

图4 跟踪曲线

由跟踪曲线可以看出, 两种算法在目标未发生旋转时跟踪的目标 x 轴和 y 轴坐标相差不大, 都稳定跟踪了目标, 说明算法的跟踪精度相近. 当目标发生旋转时, 二者跟踪的坐标相差较大, 此时本文算法保持了稳定的跟踪, 而 MAD 算法由于对图像的旋转非常敏感, 已无法对目标进行匹配跟踪, 出现了误匹配.

实际中几乎不可能获得连续准确的目标像素中心点坐标, 使用手工确定的方法实际上也只能得出一

个定性的结果,因此本文选用初始模板为统一的参照模板,求取在各帧中得到的跟踪结果与模板的均方根误差(RMSE),根据误差的大小来检验跟踪结果. RMSE 值越小,说明两者之间的差异越小,跟踪精度越高; RMSE 值越大,两者差异越大,跟踪精度越低.在序列图像跟踪时, MAD 在图像发生旋转时出现了误匹配的现象,因此本文仅对两种算法都未发生误匹配的图像进行均方根误差运算,并根据结果判断算法的跟踪精度.图 5 为两种算法的跟踪均方根误差图.

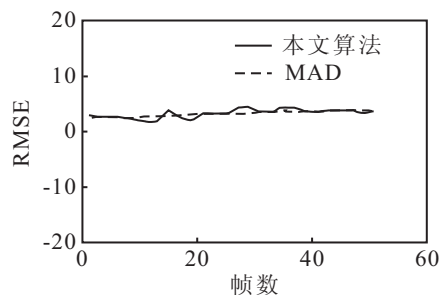


图 5 均方根误差图

由图 5 可以看出,两种算法匹配跟踪所产生均方根误差相差不大,说明算法的跟踪精度很相近.通过计算,本文算法和 MAD 算法的均方根误差均值分别为 3.1494 和 3.1168,二者相差很小,说明两种算法都很好匹配跟踪到了目标,证明了本文算法具有非常稳定的跟踪性能.另外,多尺度熵矢量主要是对图像的灰度信息进行统计计算,熵值由整个局部区域所决定,与单个像素在区域中的位置关系不大,因此它对一定程度的几何失真是不敏感的,具有一定的抗几何形变能力.

5 结 论

本文提出了一种基于多尺度熵的红外图像匹配跟踪算法,该算法改进了图像信息熵不能很好地反映图像间灰度分散程度的缺点.通过引入图像多尺度熵的概念,使得图像可以使用一个多尺度熵矢量进行描述;然后用矢量间的绝对距离来度量图像间的差异,从而实现图像的匹配跟踪.实验证明,该算法具有跟踪稳定、精确的特点,并且具有良好的抗几何失真能力.如何在保证匹配跟踪稳健的同时,提高系统的计算效率,加快算法的运算速度是进一步的研究方向.

参考文献(References)

- [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.
(Wei X L, Zhang H, Ma Y J. An optimization algorithm of image mosaic based on maximum mutual information[J]. J of Optoelectronics · Laser, 2009, 20(10): 1399-1402.)
- [2] 陈明,陈武凡,冯前进.基于互信息量和模糊梯度相似性的医学图像配准[J].电子学报,2003,31(12):1835-1838.
(Chen M, Chen W F, Feng Q J. Medical image registration based on mutual information and fuzzy gradient similarity[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(12): 1835-1838.)
- [3] 刘丽,苏敏.基于小波变换和互信息的医学图像配准[J].中国图像图形学报,2008,13(6):1171-1176.
(Liu L, Su M. Medical image registration based on wavelet transformation and mutual information[J]. J of Image and Graphic, 2008, 13(6): 1171-1176.)
- [4] 江和平,沈振康.基于单元信息熵矢量特征的图像匹配跟踪算法[J].信号处理,2006,22(5):678-682.
(Jiang H P, Shen Z K. Image matching tracking algorithm based on the unit-entropy vector feature[J]. Signal Processing, 2006, 22(5): 678-682.)
- [5] Costam, Goldberger A L, Peng C K. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series[J]. Physical Review Letters, 2002, 89: 1-4.
- [6] 葛家怡,周鹏,赵欣.脑电信号的多尺度熵分析[J].计算机工程与应用,2009,45(10):13-15.
(Ge J Y, Zhou P, Zhao X. Multiscale entropy analysis of EEG signal[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(10): 13-15.)
- [7] 刘立.基于多尺度特征的图像匹配与目标定位研究[D].武汉:华中科技大学,2008.
(Liu L. Research on image matching and object location based on multi-Scale feature[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2008.)
- [8] 江和平,沈振康.基于局部交叉熵的图像匹配跟踪算法[J].红外与激光工程,2005,34(6):629-632.
(Jiang H P, Shen Z K. Image matching tracking algorithm based on local cross-entropy[J]. Infrared and Laser Engineering, 2005, 34(6): 629-632.)