

张静. 红外图像分割与目标提取方法研究[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 241-245. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240739

红外图像分割与目标提取方法研究

张 静

(常州信息职业技术学院 软件与大数据学院, 江苏 常州 213164)

摘要: 近年来红外热像仪在军事和安防领域广泛使用,然而受环境因素的影响和红外热像仪器件本身制造工艺的限制,其成像的效果并不理想。本文主要研究了阈值分割、算子边缘检测、均值漂移聚类分割算法等几种图像分割方法,并采用 MATLAB 软件进行了仿真,通过对仿真结果的分析与对比,确定了对不同类型红外图像进行图像分割时选取分割算法的原则,给出了每类红外图像所适用的分割算法,并对视频图像中的目标进行了提取与跟踪。

关键词: 阈值分割; 边缘检测; 聚类分割

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)07-0241-05

Research on infrared image segmentation and target extraction technology

ZHANG Jing

(School of Software and Big Data, Changzhou College of Information Technology, Changzhou 213164, Jiangsu, China)

Abstract: In recent years, infrared thermal imager is widely used in military and security fields. However, due to the influence of environmental factors and the limitation of the manufacturing process of infrared thermal imager, its imaging effect is not ideal. This paper mainly studies several image segmentation methods, such as threshold segmentation, operator edge detection, mean shift clustering segmentation algorithm, and uses MATLAB software for simulation. Through the analysis and comparison of simulation results, the principle of selecting segmentation algorithm for different types of infrared images is determined, and the applicable segmentation algorithm for each type of infrared images is given, the target in the video image is extracted and tracked.

Key words: threshold segmentation; edge detection; clustering segmentation

0 引言

精确制导武器和作战飞机的高速发展对防空警戒雷达和火控雷达的目标跟踪精度与反应速度提出了更高要求,有效地从复杂背景中发现目标,并对其进行稳定跟踪与火力打击。在目标跟踪过程中首先要将目标从背景中分割出来,目前对红外图像分割的算法很大程度上依赖于红外图像的灰度信息,这些算法主要可以分为两大类:基于区域的分割算法和边缘检测算法。基于区域的分割算法主要是利用区域内灰度的相似性来进行图像分割,常见的有阈值分割算法、区域生长算法等;边缘检测算法则是利用图像中各个部分之间灰度的不均匀性(即灰度突

变)来检测目标的边缘,从而实现图像分割^[1]。

目前阈值分割算法是使用最广泛的一种分割算法。依据一幅图像的整体或者部分的灰度变化,来选择一个或者多个门限值,然后将阈值与图像中各点的灰度值逐个进行对照,从而实现分割。目前,最常用的阈值分割方法有最大熵法、最大类间方差法(Ostu)、自适应阈值法等。最大类间方差法(Ostu)是一种经典算法,通过计算图像中像素与均值之间的差距来确定是目标还是背景,该算法需要提前指定阈值,自动化程度不高;自适应阈值法不需要人为的提前去指定阈值,但是容易受图像中噪声信息的干扰,对于背景比较复杂、目标不明显的图像不能确定最佳阈值^[2]。

基金项目: 江苏省第六期“333 高层次人才培养工程”项目((2022)3-18-169); 首批国家级职业教育教师教学创新团队重点课题(ZD2020030101)。

作者简介: 张 静(1978-),女,硕士,教授,主要研究方向:人工智能,机器学习,动态模糊逻辑。Email: zhangjing@ccit.js.cn

收稿日期: 2023-05-16

区域生长算法从选择的代表区域像素的种子点出发,将性质类型相似的像素结合起来构成目标图像。区域生长法计算比较简单,可以对均匀连通的物体进行有效地分割与提取,但是受噪声干扰影响程度较大,而且需要人为的确定种子点,如果生长准则设置不合理就会产生“空洞”或者生长过渡现象。区域生长法是一种串行算法,在处理大目标时,需要反复进行比较,分割速度比较慢,处理效率比较低^[3]。

聚类分割算法是对图像中数据进行聚类处理的一种分割方法。将图像空间中的像素用对应的特征空间点来表示,根据其在特征空间的聚集对特征空间进行分割后,将其映射回原图像空间,得到分割结果^[4]。聚类分割是一种无监督的方法,常用的聚类分割算法有 k 均值、模糊 k 均值、模糊 c 均值聚类分割算法。聚类分割受初始参数的影响较大,如果初始参数的选择不当就会影响处理效果和处理精度,在处理过程中对噪声干扰比较敏感^[5]。均值漂移聚类分割算法是聚类分割算法的一种,基于密度的非参数化方法进行聚类,通过计算数据点的密度梯度方向,将数据点向密度较高的区域移动,直到收敛到密度较高的区域形成簇,特别适用于处理复杂形状和未知数量的聚类问题。

算子边缘检测算法通过对照每个像素和其邻域的灰度变化状态来判断该点是不是目标的边缘部分,若像素位于物体的边界,则其邻域像素的灰度值变化就比较大,通过检测灰度变化不连续的点来确定目标边缘达到分割效果。目前边缘检测常用的检测算子有 Canny 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子和 Roberts 算子^[6]。

1 阈值分割算法

一幅尺寸为 $M \times N$, 像素级别为 $0 \sim L$ 的红外灰度图像中,假设灰度级数为 i 的像素个数为 $n_i (i \in \{0, 1, 2, \dots, L-1\})$, 则像素点总数计算如式(1):

$$\sum_{i=0}^{L-1} n_i = M \times N \quad (1)$$

用该图像频数,式(2)近似代替像素 i 出现的概率:

$$P_i = \frac{n_i}{M \times N} \quad (2)$$

则该图像的归一化直方图可以表述为式(3)和式(4):

$$H = \{P_0, P_1 \dots P_{L-1}\} \quad (3)$$

$$\sum_{i=0}^{L-1} P_i = 1, 0 \leq P_i \leq 1 \quad (4)$$

选取一个阈值 T , 将图像分为目标 O 和背景 B 两部分。通常红外图像中,目标点像素灰度级别要高于背景点,所以背景 B 中像素的灰度小于 T , 目标 O 中像素灰度大于 T , 则图像中任意一点出现在背景 B 和目标 O 中的概率分别为式(5)和式(6):

$$P_B(T) = \sum_{i=0}^T P_i \quad (5)$$

$$P_O(T) = \sum_{i=T+1}^{L-1} P_i = 1 - P_B(T) \quad (6)$$

令 L_{\max} 为图像的最大灰度级别, L_{\min} 为图像的最小灰度级别,当 $T = L_{\max} - 1$ 时,所有的像素都会被分到背景中;当 $T = L_{\min} - 1$ 时,所有的像素都会分到目标中,为了使分割结果有意义,阈值 T 必须满足式(7):

$$L_{\min} - 1 \leq T \leq L_{\max} \quad (7)$$

由式(6)和式(7)可得式(8):

$$\begin{cases} 0 < P_B(T) < 1 \\ 0 < P_O(T) < 1 \end{cases} \quad (8)$$

在阈值分割算法中,用最大类间方差法来求取阈值是广泛使用的算法之一^[7]。

最大类间方差法 Ostu 中,背景和目标之间的类间方差越大,说明构成图像的两部分的差别越大。当部分目标错分为背景或部分背景错分为目标时,都会导致两部分差别变小。因此,使类间方差最大的分割错分概率最小^[8]。

上述红外灰度图像中,每一灰度级别像素的概率,如式(9):

$$p_i = \frac{n_i}{\sum_{i=0}^{L-1} n_i} \quad (9)$$

图像分割后背景 $C_b = \{0 \sim T\}$, 目标 $C_o = \{T + 1 \sim L - 1\}$, 各组发生的概率如下:

c_b 出现的概率,式(10):

$$w_b = \sum_{i=0}^T p_i = w(T) \quad (10)$$

c_o 出现的概率,式(11):

$$w_o = \sum_{i=T+1}^{L-1} p_i = 1 - w_b \quad (11)$$

c_b 的灰度平均值,式(12):

$$u_b = \sum_{i=0}^T \frac{i p_i}{w_b} = \frac{u(T)}{w(T)} \quad (12)$$

c_o 的灰度平均值,式(13):

$$u_0 = \sum_{i=T+1}^L \frac{ip_i}{w_0} = \frac{u - u(T)}{1 - w(T)} \quad (13)$$

其中, $u = \sum_{i=T+1}^{L-1} ip_i$ 是整个图像灰度的统计均值,

$u(T) = \sum_{i=0}^T ip_i$ 是阈值为 T 时的灰度平均值。

图像的采样灰度平均值为式(14):

$$u = w_b u_b + w_0 u_0 \quad (14)$$

则背景与目标之间的方差如式(15):

$$\begin{aligned} \delta^2(T) &= w_b (u_b - u)^2 + w_0 (u_0 - u)^2 = \\ w_b w_0 (u_b - u_0) &= \frac{[uw(T) - u(T)]^2}{w(T) [1 - w(T)]} \end{aligned} \quad (15)$$

使得 $\delta^2(T)$ 最大的 T 就是最佳阈值,即图像的最佳分割阈值如公式(16)所示^[8]:

$$T = \arg \max_{0 \leq t \leq L-1} [\delta^2(T)] \quad (16)$$

设 M 行 N 列的红外灰度图像的灰度级别为 L , 在点 (x, y) 处的灰度值为 $f(x, y)$, 以该点为中点, $k \times k$ 区域内的灰度平均值 $g(x, y)$ 的计算如式(17):

$$g(x, y) = \frac{1}{k^2} \sum_{m=-\frac{k}{2}}^{\frac{k}{2}} \sum_{n=-\frac{k}{2}}^{\frac{k}{2}} f(x+m, y+n) \quad (17)$$

其中, 邻域的大小为 $k, 1 \leq x+m \leq M, 1 \leq y+n \leq N$, 这样就使得 $f(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 形成了一个二元组 $(f(x, y), g(x, y))$, 在图像中 $f(x, y) = i$ 且 $g(x, y) = j$ 的像素的个数为 N_{ij} ($0 \leq i, j \leq L-1$), 其联合概率密度公式(18)^[9-10]:

$$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{M \times N} \quad (18)$$

图像中目标出现的概率, 公式(19):

$$P_0 = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t P_{ij} \quad (19)$$

图像中背景出现的概率, 公式(20):

$$P_1 = \sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L P_{ij} \quad (20)$$

图像的总均值矢量, 公式(21):

$$\mu_T = (\mu_{T0}, \mu_{T1}) = \left(\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L iP_{ij}, \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L iP_{ij} \right) \quad (21)$$

图像中目标的均值矢量, 公式(22):

$$\mu_0 = (\mu_{00}, \mu_{01}) = \left(\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t iP_{ij}, \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t iP_{ij} \right) \quad (22)$$

图像中背景的均值矢量, 公式(23):

$$\mu_1 = (\mu_{10}, \mu_{11}) = \left(\sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L jP_{ij}, \sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L jP_{ij} \right) \quad (23)$$

区域 1 和 4 的概率为 0, 则有式(24)和式(25):

$$P_0 + P_1 = 1 \quad (24)$$

$$\mu_T = P_0 \mu_0 + P_1 \mu_1 \quad (25)$$

类间方差, 公式(26):

$$\begin{aligned} S_B &= P_0 [(\mu_0 - \mu_T)(\mu_0 - \mu_T)^T] + \\ &P_1 [(\mu_1 - \mu_T)(\mu_1 - \mu_T)^T] \end{aligned} \quad (26)$$

以类间方差 S_B 的迹 trS_B 作为测度, trS_B 计算公式(27):

$$trS_B = \frac{(\mu_i - P_0 \mu_{T0})^2 + (\mu_j - P_1 \mu_{T1})^2}{P_0(1 - P_0)} \quad (27)$$

式中:

$$\mu_i = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t iP_{ij} \quad (28)$$

$$\mu_j = \sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L jP_{ij} \quad (29)$$

最佳阈值, 公式(30):

$$(s^*, t^*) = \arg \max_{\substack{1 \leq s \leq L \\ 1 \leq t \leq L}} trS_B(s, t) \quad (30)$$

通过对所有灰度级的测试, 求出类间方差的迹的最大值, 该最大值所对应的灰度值就是阈值分割所需要的最佳分割阈值。

2 Sobel 算子边缘检测算法

边缘检测就是对图像中灰度变化的定位与定量, 在灰度发生变化的地方一阶导数取得极值, 梯度的幅值大小代表了目标边缘的强度。

在红外图像中一点 $G(x, y)$ 的梯度, 公式(31):

$$\nabla G(x, y) = \left[\frac{\partial G(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial G(x, y)}{\partial y} \right] \quad (31)$$

其幅度表述为式(32):

$$|\nabla G(x, y)| = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \quad (32)$$

梯度的方向为式(33):

$$\theta = \arctan \left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) \quad (33)$$

其中, θ 为梯度方向与 x 轴的夹角。

红外图像的梯度大小, 公式(34)和(35):

$$G_x(x, y) = G(x, y+1) - G(x, y) \quad (34)$$

$$G_y(x, y) = G(x+1, y) - G(x, y) \quad (35)$$

红外图像的边缘信息可以通过比较阈值 T 和图像梯度的大小来得到, 式(36):

$$G(x, y) = \begin{cases} A, & |\nabla G(x, y)| \geq T \\ 0, & |\nabla G(x, y)| \leq T \end{cases} \quad (36)$$

水平边缘 Sobel 算子, 公式(37):

$$\begin{aligned} G_y(x, y) &= G(x-1, y+1) + 2G(x, y+1) + \\ &G(x+1, y+1) - G(x-1, y-1) - \end{aligned}$$

$$2G(x, y + 1) - G \quad (37)$$

垂直边缘 Sobel 算子,公式(38):

$$G_x(x, y) = G(x + 1, y - 1) + 2G(x + 1, y) + G(x + 1, y + 1) - G(x - 1, y - 1) - 2G(x - 1, y) - G \quad (38)$$

其中:

$$G(x, y) = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \quad (39)$$

由此可得,分割图像的梯度值,公式(40):

$$G(x, y) = |G_x(x, y)| + |G_y(x, y)| \quad (40)$$

将得到的梯度幅值与选取的阈值 T 对比,当 $G(x, y) > T$ 时取值为 1,判断为阶跃状边缘点;反之,则取值为 0。

3 均值漂移聚类分割算法

均值漂移聚类分割实质上是一个采用自适应梯度向上进行峰值搜索的过程。在这个过程中,使得每一个点都向着密度函数的局部极大值点靠拢^[11-12]。在给定的 k 维空间 R^k 中抽取 n 个抽样点, $x_i (i = 1, 2, 3 \dots n)$ 为第 i 个点处的数据记录,为一列向量。

点 X 的模为 $\|x\|^2 = x^T x$,则 x 点处的漂移向量为公式(41):

$$M_c(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in C_r} (x_i - x) \quad (41)$$

其中, C_r 是一个半径为 r 的 k 维球域,因此可以

将所有满足要求的点表示为符合式(42)关系的 y 点的集合:

$$C_r(x) = \{y: (y - x)^T (y - x) \leq r^2\} \quad (42)$$

其中, k 是 n 个抽样点 x_i 中属于 C_r 区域的点的个数。

$(x_i - x)$ 是点 x_i 相对于点 x 的偏移向量, $M_c(x)$ 是样本点相对于点 x 的偏移向量的平均值。

将样本空间 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ 中的数据分成 k 类,则其聚类中点为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_i, \dots, c_n\}$,其中: x_i 为第 i 个数据, c_j 为第 j 个聚类中点,聚类中心与该聚类中像素点之间的欧式距离之和,见公式(43)^[13-14]:

$$f(c_j) = \sum_{i, i \in j} \|x_i - c_j\|^2 \quad (43)$$

聚类越紧凑, $f(c_j)$ 越小,则中点 c_j 的适应度越小。当聚类中心没有数据时, $f(c_j) = 0$,这时就需要改变聚类来使得各个聚类中心的适应度函数达到平衡。

4 仿真实验

图像预处理算法的效率直接影响整个目标跟踪与检测任务的实时性,所以本文将对 3 种算法的处理速度进行比较,选取每一类红外视频中连续的 400 张帧图像,算法的处理速度是处理某类型的 400 张图片所用的平均时间,实验结果见表 1。

表 1 3 种算法运算速度

Table 1 Comparison of the operational speed with three algorithms

红外图像类别	阈值分割算法 Ostu	Sobel 算子边缘检测算法	均值漂移聚类分割算法
背景干净,目标像素接近背景像素	0.005 056 0	0.053 062 0	0.041 332 0
背景有噪声干扰,目标像素强于背景像素	0.008 411 0	0.011 002 0	0.042 789 0
目标为点状,目标像素接近背景像素	0.004 975 0	0.013 056 0	0.054 692 0
目标较小,背景中存在较大高亮度物体	0.021 425 0	0.014 455 0	0.082 096 0
目标与背景对比明显,目标各部分亮度不同	0.002 450 0	0.019 595 0	0.062 787 0
平均时间	0.008 463 4	0.022 174 0	0.056 739 2

由表 1 可以看出,3 种算法对图像进行分割和目标提取,阈值分割算法 Ostu 最快,Sobel 算子边缘检测次之,均值漂移聚类分割算法花费时间最多。

采用手动标记目标中心位置的方法对 3 种分割算法所提取的目标的中心位置进行标定,然后与原视频帧图像中目标中心位置做比较,3 种算法提取目标中心点对比实验结果见表 2。

通过对 3 种算法所提取的目标的中心位置与原

视频帧中目标中心位置的比较可以看出,均值漂移聚类分割算法所提取的目标中心比阈值分割算法 Ostu 和 sobel 算子边缘检测算法提取的目标中心精度高。

通过对 3 种分割算法提取精度和运行时间的比较,可以得出其各自的适应性,3 种算法适应性对比见表 3。

表 2 3 种算法提取目标中心点对比

Table 2 Comparison of extracting target center points with three algorithms

红外图像类别	原图像	阈值分割算法 Ostu	Sobel 算子边缘检测算法	均值漂移聚类分割算法
背景干净,目标像素接近背景像素时	194.5		192.5	194.300 0
	151.5		151.0	151.400 0
背景有噪声干扰,目标像素强于背景像素	195.0	195.0	194.0	195.000 0
	153.5	152.0	154.0	153.543 9
目标为点状,目标像素接近背景像素	194.5		194.0	194.285 0
	150.5		150.0	150.500 0
目标较小,背景中存在较大高亮度物体	196.5	196.0	195.0	196.451 6
	153.5	153.0	155.0	153.258 1
目标与背景对比明显,目标各部分亮度不同	196.0		196.0	196.000 0
	146.5		146.0	146.400 0

表 3 3 种算法适应性对比

Table 3 Comparison of the adaptability with three algorithms

红外图像类型	阈值分割算法 Ostu	Sobel 算子边缘检测算法	均值漂移聚类分割算法
背景干净,目标像素接近背景像素时	不适用,无法准确分割出目标	能够准确找出目标中心,算法运行速度较快	能够准确提取出目标,但是算法较复杂,运行速度较慢
背景有噪声干扰,目标像素强于背景像素	分割图像目标中心比较精确,运行速度较快	检测出的目标中心相对于目标实际中心有偏差	提取的目标中心比较精确
目标为点状,目标像素接近背景像素	受背景影响较大,不能正确分割出目标	可以精确找出目标边缘位置	可以精确提取目标中心
目标较小,背景中存在较大高亮度物体	进行图像分割后,对目标大小提取不精确	提取目标过程中增大了目标面积	能够精确找到目标中心
目标与背景对比明显,目标各部分亮度不同	无法有效提取目标	目标本身亮度不均匀对目标边缘的检测影响较小,能够较精确的检测出目标边缘	提取的目标中心在目标上,但是提取的中心不是目标的实际中心

5 结束语

文中分析了阈值分割最大类间方差法、算子边缘检测算法、均值漂移聚类分割算法 3 种图像分割方法,针对不同类型的红外图像,仿真实验对比了 3 种算法的运算速度、提取目标中心点精度以及适应性,可得出一般结论:若图像灰度分布均匀且对比度明显,优先考虑使用阈值分割算法,若图像中的目标边缘清晰且重要,算子边缘检测会是更好的选择,而对于具有相似区域或复杂纹理的图像,均值漂移聚类分割算法则更为合适。

参考文献

[1] 王小鹏,王庆圣,焦建军,等.快速自适应非局部空间加权与隶属度连接的模糊 C-均值噪声图像分割算法[J].电子与信息学报,2021,43(1):171-178.

[2] 刘野,肖剑彪,吴飞,等.基于 FPGA 的水平集图像分割算法加速器[J].电子与信息学报,2021,43(6):1525-1532.

[3] 胡永健,高逸飞,刘琲贝,等.基于图像分割网络的深度假脸视频篡改检测[J].电子与信息学报,2021,43(1):162-170.

[4] 李苏晨,王硕禾,唐卓,等.一种融合 IFOA 和 K-Means 聚类的低

照度图像分割方法[J].现代电子技术,2021,44(1):45-48.

[5] 朱双玲,古丽娜孜·艾力木江,苏金善,等.基于卷积神经网络的遥感图像语义分割方法研究[J].计算机科学与应用,2021,11(2):356-369.

[6] 罗钧,刘建强,庞亚男.基于邻域搜索 JADE 的二维 Otsu 多阈值图像分割[J].系统工程与电子技术,2020,42(10):2164-2171.

[7] 马军,贾鹤鸣.基于改进飞蛾扑火算法的多阈值彩色图像分割[J].计算机应用与软件,2020,37(1):229-235,267.

[8] 郝建新,王力.基于改进脉冲耦合神经网络的电路板红外图像分割[J].激光与红外,2020,50(11):124-130.

[9] 陈飞.改进的交互式 Otsu 红外图像分割算法[J].计算机测量与控制,2020,28(9):254-257.

[10] 李云红,李传真,周小计,等.一种联合最大熵的改进 Niblack 红外图像分割方法:CN111583272A[P].2020.

[11] 王晓飞,胡凡奎,黄硕.基于分布信息直觉模糊 C 均值聚类的红外图像分割算法[J].通信学报,2020,41(5):124-133.

[12] 张莲,杨森淋,禹红良,等.改进非局部核模糊 C-均值聚类的红外图像分割[J].重庆理工大学学报(自然科学),2020,34(11):138-145.

[13] 陈武阳,赵于前,阳春华,等.基于可见光与红外热图像的行车环境复杂场景分割[J].自动化学报,2022,48(2):10.

[14] 张家强,李潇雁,李丽圆,等.基于深度残差全卷积网络的 Landsat 8 遥感影像云检测方法[J].激光与光电子学进展,2020,57(10):364-371.