

文章编号 1004-924X(2009)09-2311-10

基于模糊分类的弱小目标检测方法

李欣¹, 赵亦工¹, 陈冰¹, 薛晶²

- (1. 西安电子科技大学 模式识别与智能控制研究所, 陕西 西安 710071;
2. 西安电力高等专科学校 电力工程系, 陕西 西安 710032)

摘要: 为了实现对红外云层背景下的弱小目标检测, 提出了一种新的基于模糊分类的红外弱小目标检测方法。该方法直接从待分类图像中提取出不同的类别区域, 使得分类模板准确地体现当前图像的不同类别, 从而得到图像的准确类别以实现弱小目标检测。首先, 对红外天空背景弱小目标图像进行分析, 将图像中的3类物体: 净空、云及弱小目标细分为11个类别区域; 其次, 定义了类别特征矢量并基于此提出了类别核的定义, 然后, 根据类别核的定义从待检测图像中提取出11类区域的类别核; 最后, 根据模糊分类理论, 定义了类别相似系数和类别贴适度, 通过类别核对图像进行分类和类别归并, 保留弱小目标类别完成检测。实验结果表明, 该方法可对信噪比大于1.0的天空背景红外弱小目标图像中不同类型的区域进行准确分类, 实现了对低信噪比的复杂云层背景图像中的弱小目标检测。

关键词: 目标检测; 模糊分类; 红外弱小目标; 类别核

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Approach to dim and small target detection based on fuzzy classification

LI Xin¹, ZHAO Yi-gong¹, CHEN Bing¹, XUE Jing²

- (1. *Research Institute of Pattern Recognition and Intelligent Control, Xidian University, Xi'an 710071, China;*
2. *Electric Engineering Department of Xi'an Electric Power College, Xi'an 710032, China)*

Abstract: In order to achieve robust dim and small target detection in a infrared cloud clutter, a new approach based on fuzzy classification is proposed. Different kinds of class regions are extracted from the query image to get several classification models to describe different classifications in the image exactly. The classification based on such models will classify the image effectively and achieve robust dim and small target detection. Firstly, the dim and small infrared target image are analyzed and eleven kinds of class regions are proposed to describe the sky, cloud and the target in the image. Then, class feature vectors and class kernels are defined, and the class kernels of eleven class regions are extracted from the query image. Finally, the class similar coefficient and class similarity degree are defined according to the fuzzy classification theory. The target detection is achieved by reserving a dim and small target class, after image classification and class merge are performed. Experimental results show that the proposed method can classify different kinds of regions in the dim and small infrared target image with a Signal Noise Ratio(SNR) larger than 1.0 exactly and can realize the robust dim and small infra-

收稿日期: 2008-12-08; 修订日期: 2009-02-23.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 60572151); 教育部科学技术研究重点项目(No. 03154)

red target detection in heavy background clutter.

Key words: target detection; fuzzy classification; dim and small infrared target; class kernel

1 引言

红外云层背景弱小目标图像的目标检测问题是图像处理的热研究领域。随着反辐射导弹的发展,雷达预警设备的战场生存能力受到了严重威胁,由于光电设备的被动特性,其系统具有较高的战场生命力,因此,国内外基于光电的搜索探测及其跟踪的武器装备得到了极大的发展。红外预警系统是光电系统的一个分支,是利用物体的红外特性进行成像,对空中的飞机、导弹等目标进行预警的系统。由于预警要求尽可能早地发现目标,因此,在这类系统中遇到的问题从算法角度讲就是弱小目标检测问题。近年来,弱小目标检测算法不断涌现^[1-10],但由于弱小目标本身的灰度、形状、纹理和结构特征不明显,对其的检测依然是一个具有挑战性技术难题。

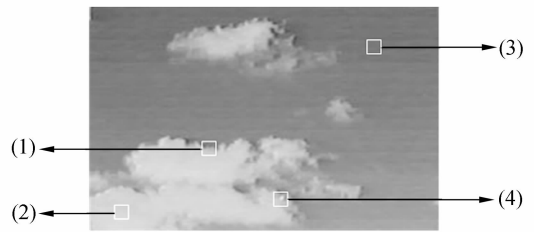
本文提出了一种新的基于模糊分类的弱小目标检测方法。从红外天空背景弱小目标图像的构成入手,将图像分成若干类别区域,定义了类别特征和类别核。类别核是图像中最能体现不同类别的类别模板,由于它是从当前图像中提取,因此能准确地体现出当前图像的不同类别。同时本文定义了类别相似系数和类别贴适度,利用模糊分类的理论对图像进行了分类和类别归并,保留弱小目标类别即可完成目标检测。本文分类模板是从待检测图像中直接提取出来,能够代表当前图像中不同区域的特征,使得算法能够实现不同天气环境下的红外天空背景图像中弱小目标检测。

2 分类模型、类别特征及其类别核

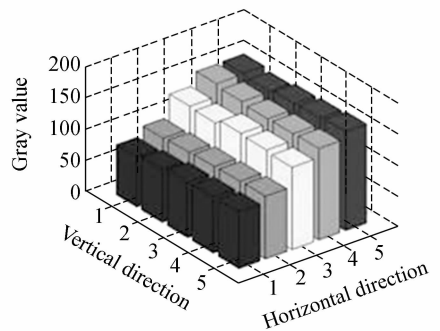
2.1 分类模型

构成红外云层背景弱小目标图像有 3 种物体:净空、云及弱小目标,净空和云构成背景类,仅仅把图像分为这 3 类很难建立模型对图像进行准确分类。为此,本文对图像的不同区域分别进行研究,以获得可区分度更好的类别,图 1(a)为一幅红外弱小目标图像,抽取图中不同区域的图像进行分析。

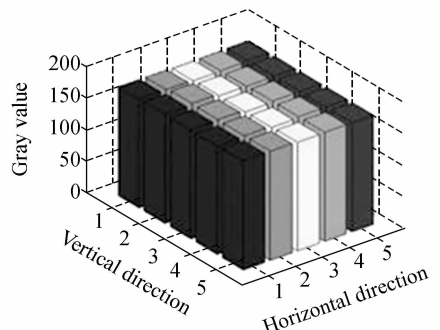
图 1(b)~(e)分别列出了抽取位置的灰度分布情况,从灰度分布来看,在云中区域的灰度分布平坦且灰度值较高,净空区域的灰度分布平坦且灰度值较低,目标区域显出中间灰度高而边缘灰度分布底的特点,边缘区域灰度分布呈现出边缘方向阶跃式增长的态势。根据灰度分布的不同,



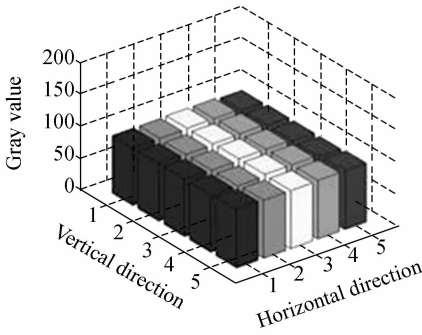
(a) 红外云层背景弱小目标图像及其抽取位置
(a) Infrared image of small targets in cloud cluster and extraction locations



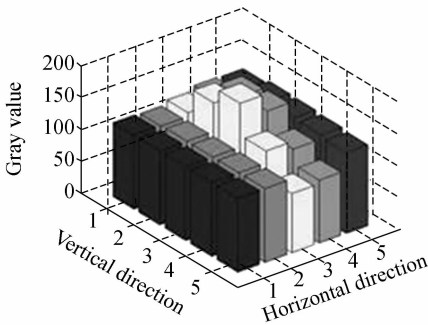
(b) 抽取图像位置(1)的灰度分布
(b) Gray distribution of location (1)



(c) 抽取图像位置(2)的灰度分布
(c) Gray distribution of location (2)



(d)抽取图像位置(3)的灰度分布
(d)Gray distribution of location (3)

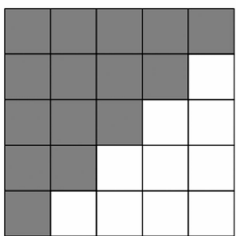


(e)抽取图像位置(4)的灰度分布
(e)Gray distribution of location (4)

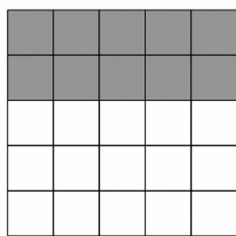
图 1 红外云层背景弱小目标图像的不同类型区域的灰度分布图

Fig. 1 Gray distribution diagrams of different regions in infrared images of small targets in cloud cluster

我们可将图像分为:云中类、净空类、小目标类和边缘类。对于边缘类别区域,根据边缘方向的不同,将边缘定义为 8 个方向,于是边缘就扩展为 8 类,加上已有的 3 类,一共为 11 类区域。图 2 为每个类别模型的灰度分布图。



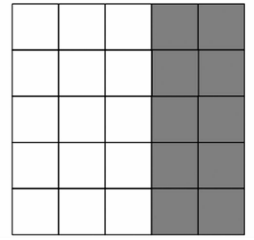
(a)边缘类模型 1
(a) Edge class 1



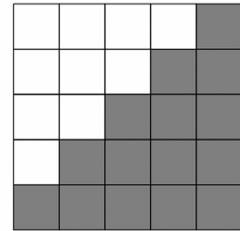
(b)边缘类模型 2
(b) Edge class 2



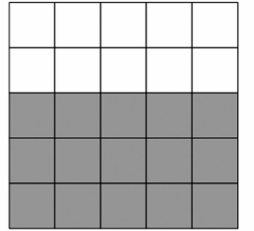
(c)边缘类模型 3
(c) Edge class 3



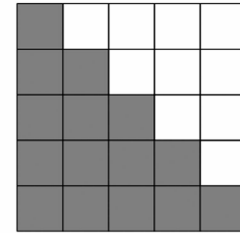
(d)边缘类模型 4
(d) Edge class 4



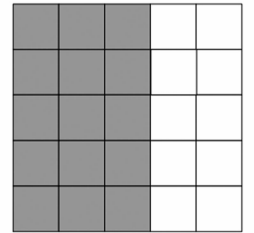
(e)边缘类模型 5
(e) Edge class 5



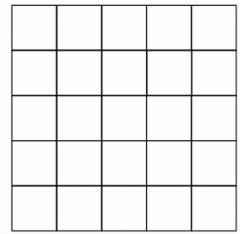
(f)边缘类模型 6
(f) Edge class 6



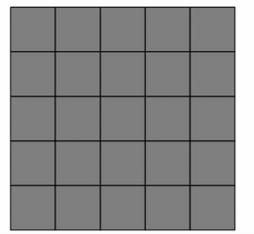
(g)边缘类模型 7
(g) Edge class 7



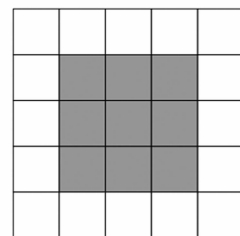
(h)边缘类模型 8
(h) Edge class 8



(i)净空类模型
(i) Sky class



(j)云中类模型
(j) Cloud class



(k)目标类模型
(k) Target class

图 2 分类模型示意图

Fig. 2 Classification models

图 2 中,列出了 11 类区域模型,其中不同颜色表明了模板的不同灰度值,灰色部分代表的灰度值较高,白色部分灰度值较低,(a)为沿模板中心到右下方顶点方向的边缘模型,(b)为沿模板中心垂直向下的边缘模型,(c)为沿模板中心到左下方顶点方向的边缘模型,(d)为沿模板中心水平向左方向的边缘模型,(e)为沿模板中心到左上方顶点方向的边缘模型,(f)为沿模板中心垂直向上的边缘模型,(g)为沿模板中心到右上方顶点方向的边缘模型,(h)为沿模板中心水平向右方向的边缘模型,(i)为净空类模型,(j)为云中类模型,(k)为弱小目标类模型。这样就依据红外云层背景弱小目标图像中灰度的不同分布情况,建立了图像的 11 类别模型。

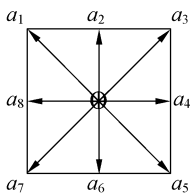
2.2 类别特征

为了后续更好地描述图像分类模板,先定义出图像中模板的区域 r :

$$r = \text{REGION}(x, y), \quad (1)$$

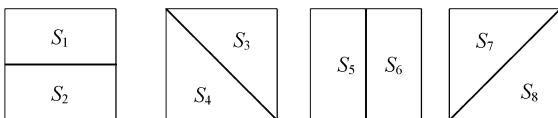
其中, (x, y) 为模板中心在图像中的坐标, r 就为中心坐标为 (x, y) 处的模板。

为了建立类别特征,首先定义模板 r 的模板方向及模板的方向和值。在模板中每隔 45° 定义一个方向,于是模板就有了 8 个方向。模板每个方向与模板边缘相交处的点定义为称为 $a_i (i=1, 2, \dots, 8)$ 方向顶点。从中心出发到边缘各个顶点的区域,定义为方向和值区域。定义的模板与和区域见下图:



(a) 模板方向

(a) Template directions



(b) 方向和值区域

(b) Regions of direction sum

图 3 模板方向定义与求取和值的区域示意图

Fig. 3 Template directions of and regions of direction sum

根据模板的方向与方向和值区域的定义,定义出模板的 8 个方向和值:

$$s_i(r) = \sum_{(m,n) \in S_i} f(m,n), \quad (2)$$

其中, $f(m, n)$ 表示模板中坐标在 (m, n) 处的灰度值, $S_i (i=1, 2, \dots, 8)$ 为图 3(b) 中定义的模板区域。

根据定义的模板方向、方向和值、模板均值和图像中模板均值的最大值进行计算,得到图像模板的 7 个特征值:

$$t_1(r) = s_1(r) - s_5(r), \quad (3)$$

$$t_2(r) = s_2(r) - s_6(r), \quad (4)$$

$$t_3(r) = s_3(r) - s_7(r), \quad (5)$$

$$t_4(r) = s_4(r) - s_8(r), \quad (6)$$

$$t_5(r) = (s_1(r) - s_5(r)) + (s_2(r) - s_6(r)) + (s_3(r) - s_7(r)) + (s_4(r) - s_8(r)) + \text{mean}(r), \quad (7)$$

$$t_6(r) = (\text{abs}(t_1(r))/\max(s_1(r), s_5(r)) + \text{abs}(t_2(r))/\max(s_2(r), s_6(r)) + \text{abs}(t_3(r))/\max(s_3(r), s_7(r)) + \text{abs}(t_4(r))/\max(s_4(r), s_8(r))) / (\text{mean}(r)/\max \text{mean}), \quad (8)$$

$$t_7(r) = \sum_{i=1}^8 (o - a_i) / (2^{\text{Gray level}} - a_i), \quad (9)$$

式中, $t_i (i=1, 2, \dots, 7)$ 为计算得到的模板特征值, mean 为当前模板的均值, $\max \text{mean}$ 为图像中模板均值的最大值, o 表示模板中心, GrayLevel 表示图像的灰度级。公式(3)~(6)分别是方向相反的方向和值相减,结合定义的分类模型可以看到,每种边缘在不同的公式中会取得极大值或极小值,这 4 个特征可以称为梯度特征。式(7)为前 4 个特征值之和再加上模板均值,由分类模型可知,在净空区域梯度较小、模板均值也较小,因此会取得最小值。式(8)中等式右边为分子和分母两部分,分子部分是归一化的梯度值,分母是当前模板均值除以图像中模板最大均值,可看为是归一化的模板均值,参考分类模型,对于云中的模型,其梯度特征较小,模板均值较大,即分子较小而分母较大,此模型在该特征上会取得最小值。

式(9)也分为分子分母两部分,分子部分为中心点灰度值减去方向点灰度值,分母是图像中能表示的最大灰度值减去方向点灰度值,对于弱小目标来说,灰度分布呈现出中间高而周围低的特点,其计算结果分子较大,分母中可以认为是一个加权系数,当周围灰度较高时,中心灰度与周围灰度差异较小则该特征值较大,当周围点与特征值较低时,则需要较大的差异才能得到较大的值,弱小目标类别在该特征值会有极大值。将由式(3)~(9)计算得到的7个特征量,组成特征矢量 $\mathbf{T} = \{t_1, t_2, \dots, t_7\}$,并将其定义为模板的特征矢量。

2.3 类别核

以往的分类方法总是事先对图像模型进行假设,并根据不同的准则对分类模板进行训练,再用建立好的分类模板对待分类的图像进行套用,得出分类结果。这样得到的分类模板,即使考虑很多种情况,也很难恰当地体现出不同场景的情况,因此分类算法很难实现对不同场景图像的准确分类。对于分类的基础类别模板,最好能从图像中直接提取模板,这样得到的分类模板能准确地体现出当前图像的不同类别区域,利用这些模板才能对待图像进行准确分类。基于上述分析,直接从图像中提取出不同类别模型,再利用这些模板对待分类图像进行分类。

类别核定义:图像中最能体现该类别特征的类别模板,称为该类别的类别核。根据图像中模板的类别特征矢量定义,再结合上面对类别特征分析,根据下面公式提取出图像中不同类别的类别核。

第一类类别核(边缘1):

$$C_1 = \text{REGION} \max_{r \in I} (t_1(r)) . \quad (10)$$

第二类类别核(边缘2):

$$C_2 = \text{REGION} \max_{r \in I} (t_2(r)) . \quad (11)$$

第三类类别核(边缘3):

$$C_3 = \text{REGION} \max_{r \in I} (t_3(r)) . \quad (12)$$

第四类类别核(边缘4):

$$C_4 = \text{REGION} \max_{r \in I} (t_4(r)) . \quad (13)$$

第五类类别核(边缘5):

$$C_5 = \text{REGION} \min_{r \in I} (t_5(r)) . \quad (14)$$

第六类类别核(边缘6):

$$C_6 = \text{REGION} \min_{r \in I} (t_6(r)) . \quad (15)$$

第七类类别核(边缘7):

$$C_7 = \text{REGION} \min_{r \in I} (t_7(r)) . \quad (16)$$

第八类类别核(边缘8):

$$C_8 = \text{REGION} \min_{r \in I} (t_8(r)) . \quad (17)$$

第九类类别核(净空):

$$C_9 = \text{REGION} \min_{r \in I} (t_9(r)) . \quad (18)$$

第十类类别核(云中):

$$C_{10} = \text{REGION} \min_{r \in I} (t_{10}(r)) . \quad (19)$$

第十一类类别核(弱小目标):

$$C_{11} = \text{REGION} \max_{r \in I} (t_{11}(r)) . \quad (20)$$

式(10)~(20)中, I 表示待分类的图像区域, $C_n(n=1,2,\dots,11)$ 表示不同类别的类别核,根据上式(10)~(20),就可以从图像中计算得出11个类别的类别核,由此就构成了本文的分类基础。同时,根据式(3)~(9)可以求出类别核的特征矢量,将提取出类别核的特征量,称为类别核的主特征量。这样分类基础模板均是从图像中直接获取,分类模板准确体现了当前图像的特征。下面根据建立的类别核提取公式,提取一幅红外云层背景弱小目标的类别核。

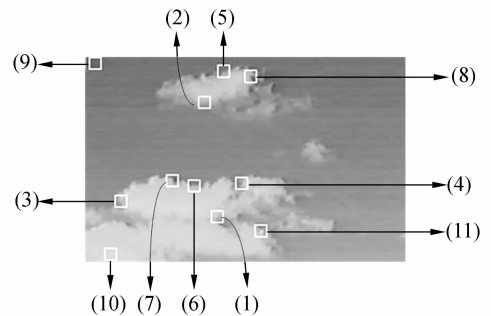


图4 提取类别核位置

Fig. 4 Extracted class kernel locations by our method

图4为将图1(a)的图像进行类别核提取出的不同类别核位置,对照图2中建立的不同类别,可以看出得到的类别核准确地体现出了图中不同

类别区域的特点,由此就得到了该图像的分类基础。

3 模糊分类

3.1 模糊分类原理

模糊分类是图像处理中应用最为广泛的一种分类方法。其原理图见图 5,模糊分类器中,从左至右依次为输入层、隐藏层和输出层。待判别的模板先进入输入层,计算出特征矢量,将其输入给隐藏层;隐藏层的每个结点为每个类别核的特征矢量,输入的特征矢量和每个结点进行匹配,得到其与不同标准类别特征矢量的相关系数,取与之相关系数最大的类作为输入模板的类。

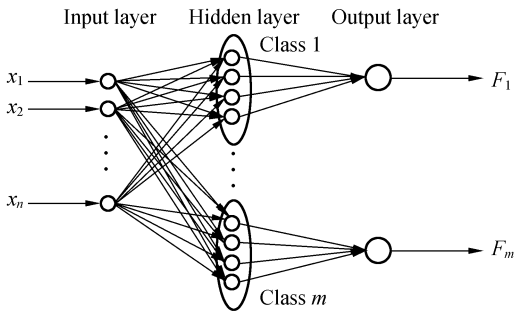


图 5 模糊分类原理图

Fig. 5 Diagram of fuzzy classifier

3.3 类间距定义

根据上文提取的类别核与特征矢量的定义,可以计算出每个类别核的特征矢量 $T_n (n=1, 2, \dots, 11)$,特征矢量即为隐藏层的结点。对待分类的模板也计算特征矢量,与每个类别核的特征矢量进行比较得到一个距离值,作为分类的基础,由此引出对类别核间距的定义。

类间距定义:待分类像素点的类别特征矢量与类别核的特征矢量之间的范数。定义式如下:

$$D_n = \sum w_i \times \| M_i - T_{n_i} \|, \quad (21)$$

式中, $M_i (i=1, 2, \dots, 7)$ 是待分类的像素特征矢量的第 i 个分量, T_{n_i} 表示第 n 类类别核的特征矢量中的第 i 个分量, w_i 为加权系数。加权系数的取值方式为当计算到第 n 类类别核的主特征量时,即当 $n = i$ 时, w_i 值较大,其余值较小。即有下式:

$$w_i = \begin{cases} \text{High}, & n=i \\ \text{Low}, & n \neq i \end{cases}. \quad (22)$$

加入权值的含义在于,类别核是由主特征量值的极值提取出来,因此,主特征量值较其它的特征量值更好地体现了类别特征,在计算类间距离时,应有较大的权值。至此,根据类别核定义了类间距,可基于此得出类别相似系数。

3.3 分类准则

根据上文定义的类间距,引入类别相似系数作为图像中像素模板的特征矢量与各个类别核特征矢量的相似性度量,然后,利用最近邻决策规则完成对输入特征矢量的类属性判决。

类别相似系数定义为:

$$U_n(\mathbf{T}(x, y)) = \max \left\{ 0, 1 - \frac{D_n}{W} \right\}, \quad (23)$$

其中, $\mathbf{T}(x, y)$ 为坐标 (x, y) 处的特征矢量, D_n 为待匹配特征矢量与类别核的类间距, W 为归一化系数, $U_n(\mathbf{T}(x, y))$ 即为当前输入的图像模板与第 n 类的类别相似系数, $U_n(\mathbf{T}(x, y))$ 的取值范围为 $[0, 1]$ 。

最近邻规则定义为:

$$C(\mathbf{T}(x, y)) = \max_n \{ U_n(\mathbf{T}(x, y)) \}, \quad (24)$$

式中, $n=1, 2, \dots, 7$ 。根据该式 $\mathbf{T}(x, y)$ 的类别 $C(\mathbf{T}(x, y))$ 取为类别相似系数最大的类别 n , 对给定的图像区域,按式(3)~(9)计算其特征矢量 $\mathbf{T} = \{t_1, t_2, \dots, t_7\}$,再按上述规则判决其类别归属。

3.4 类别归并

对于不同的图像,本文假定图像中含有 11 个类别,但是对于天空背景的图像,有可能只有单一背景,如一片净空没有其它类别,如果基于 11 个类进行分类就会带来错误的结果,因此要对不同分类的类别加以分析,对类别进行类别合并。

根据模糊分类的理论,评价两个类别接近程度的量为类别贴适度,贴适度的数值是介于 0~1 之间,若两个集合贴适度越接近与 1,则两个集合越接近,反之则距离越远。模糊理论中类别贴适度的计算方法有很多种,根据本方法的特点,采用如下方式定义贴适度。

类别贴适度定义:在两个分类结果的集合 A 、 B 中, A_i 和 B_i 为两个类别的类别核,在集合 B 中寻找与 A_i 在其类别核特征矢量最接近的模板 \tilde{B} ,同时,在集合 A 中寻找与 B_i 在其类别核特征矢量最接近的模板 \tilde{A} ,计算出 \tilde{B} 、 \tilde{A} 模板的特征矢量,再由特征矢量得出模板与类别核的归一化距

离,对两个集合在每个分量的归一化距离取最小值并求和,得到的和值定义为类别的贴进度。计算式如下:

$$P_{AB_i} = \min(1.0 - \text{abs}(\frac{\tilde{B}_i - A_{i_i}}{A_{i_i}}), 1.0 - \text{abs}(\frac{\tilde{B}_i - A_{i_i}}{\tilde{B}_i})), \quad (25)$$

$$P_{BA_i} = \min(1.0 - \text{abs}(\frac{\tilde{A}_i - B_{i_i}}{B_{i_i}}), 1.0 - \text{abs}(\frac{\tilde{A}_i - B_{i_i}}{\tilde{A}_i})), \quad (26)$$

$$P_{AB} = \sum_{i=1,2,\dots,7} \omega_i \times \min(P_{AB_i}, P_{BA_i}), \quad (27)$$

式中, $P_{AB_i}, i=1,2,\dots,7$ 为类别核 A_i 与模板 \tilde{B} 的特征值在第 i 个特征值的距离, \tilde{B}_i 为模板 \tilde{B} 的第 i 个特征值, A_{i_i} 为 A_i 类别核的第 i 个特征值, P_{BA_i} 为类别核 B_i 与模板 \tilde{A} 的特征值在第 i 个特征值的距离, \tilde{A}_i 为模板 \tilde{A} 的第 i 个特征值, B_{i_i} 为 B_i 类别核的第 i 个特征值, ω_i 为归一化加权系数, P_{AB} 为集合 A, B 的贴进度。贴进度反映了不同类别的贴进程度,可以依据此对得到的类别归并。归并准则为,若两个类别的贴进度大于某个门限,则归并两个类别为一个类别,下式为类别归并公式:

$$A \leftarrow B \text{ or } B \leftarrow A \text{ if } P_{AB} > \text{THREAD}. \quad (28)$$

式(28)为类别归并公式,其中 THREAD 为类别归并门限,当类别贴进度大于该门限时,进行

类别归并。 \leftarrow 符号为归并符号,表示将两个类别归并为一个类别,以 $A \leftarrow B$ 为例,表示将类别 B 归并到了类别 A 。根据天空背景的红外弱小目标图像的特点,场景中一般净空区域像素较多,接下来是云中,再下来是边缘,最后是小目标,所以归并顺序应为:净空 \leftarrow 云中 \leftarrow 边缘 \leftarrow 小目标。对于边缘类之间的归并,归并顺序为:类别号较高的类别向类别号较低的类别进行类别归并。

图 6 为将图 1(a)中的弱小目标去除后的提取类别核的结果,可以看到选取的小目标类别核选取为了云的边缘一处的区域,表 1 列出了根据类别归并公式计算出的类别贴进度,以及根据贴进度得到的归类结果。

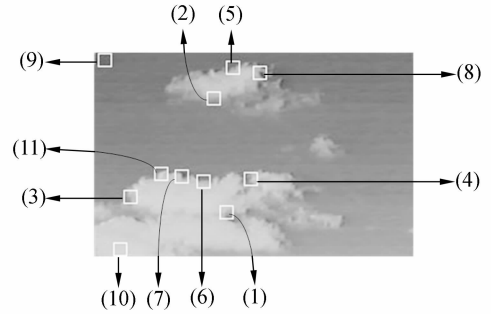


图 6 弱小目标去掉的类别核提取图

Fig. 6 Extracted class kernel locations after removing small target

表 1 类别贴进度计算及其类别归并表

Tab. 1 Class similarities and results of class merge

类别	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1.00	0.554	0.400	0.253	0.200	0.267	0.343	0.578	0.274	0.373	0.237
2	0.554	1.00	0.488	0.309	0.127	0.137	0.136	0.321	0.302	0.210	0.233
3	0.400	0.488	1.00	0.473	0.265	0.200	0.289	0.387	0.343	0.435	0.347
4	0.253	0.309	0.473	1.00	0.257	0.274	0.264	0.251	0.216	0.277	0.296
5	0.200	0.127	0.265	0.257	1.00	0.455	0.438	0.293	0.239	0.226	0.567
6	0.267	0.137	0.200	0.274	0.455	1.00	0.555	0.324	0.218	0.291	0.441
7	0.343	0.136	0.289	0.264	0.438	0.555	1.00	0.494	0.309	0.351	0.382
8	0.578	0.321	0.387	0.251	0.293	0.324	0.494	1.00	0.275	0.446	0.195
9	0.274	0.302	0.343	0.216	0.239	0.218	0.309	0.275	1.00	0.188	0.218
10	0.373	0.210	0.435	0.277	0.226	0.291	0.351	0.446	0.188	1.00	0.236
11	0.237	0.233	0.347	0.296	0.567	0.441	0.382	0.195	0.218	0.236	1.00
归并结果	1	1	3	4	5	6	6	1	9	10	5

表 1 列出了该图像的类别贴适度及其类别归并结果,其中,第二行到倒数第二行为每个类别与其他类别贴适度值,最后一行为类别归并结果,类别归并门限 THREAD 选取为 0.5,即将类别贴适度大于 0.5 的两个类别进行类别归并。表中贴适度大于 0.5 的值已用加粗的字体标出。从归并结果可以看出,图像被归并为了 7 类,2 与 8 归并到了 1 类,6 归并到了 5 类,这些归并均是边缘类的归并,而小目标类别 11,归并到了斜方向的边缘类别 5。从图中可以看出,该图像区域的确属于斜边缘区域,利用类别贴适度进行了类别归并,准确地实现了目标的类别归并。对图像进行分类后,再结合类别归并,使得本算法可以在各种天气环境中实现对小目标的检测。

4 实验结果及其分析

实验采用实地录取的长波红外复杂云层背景下的弱小目标图像序列进行仿真实验。图像尺寸为 250×160 ,序列共 100 frame,本文算法均能准确地检测出目标,由于篇幅的限制,这里列出了较为典型三帧图像的仿真结果,分别为序列的第 22、46、87 frame,其信杂比分别为:2.01、1.92 和 1.13。图像为 256 个灰度级,类别模板分析模板尺寸选取为 20×20 ,实验结果图像见图 7,分别列出了原始图像、边缘分类结果图像和弱小目标检测结果图像。

图 7 中,列出了三帧红外云层背景弱小目标图像的仿真结果图像。第一行为三幅原始图像,图像序列为小目标从云边缘运动进入净空区域,这里列出的三幅原始图像分别为:小目标位于云的边缘处、碎云之中及其净空区域,这三幅图像代表了 3 种典型的情况。以下各行分别为基于本算法的分类结果,依次为边缘类图像、净空类图像、云中类图像及其弱小目标类图像。

从仿真结果可以看出,尽管图像中场景和目标的位置均发生了变化,但本算法依旧对图像中的不同类别区域进行了准确分类。尤其是前两幅仿真图像,目标出现位置处的背景区域较为复杂,目标对比度较弱,这对弱小目标检测带来了较大

的困难。本算法依旧准确地提取出了类别核,并根据分类准则和类别贴适度,实现了不同类别区域的分类。实验结果表明,本算法能够实现对红外复杂天空背景弱小目标图像进行分类,并完成目标检测。

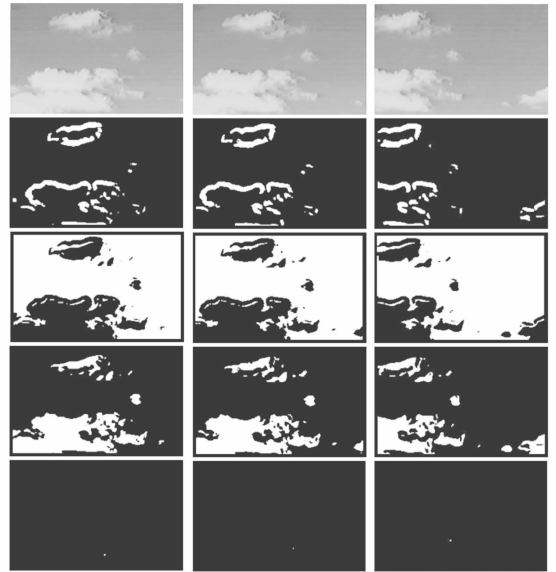


图 7 仿真结果图像,第一行为原始图像,第二行为边缘类图像,第三行为净空类图像,第四行为云中类图像,第五行为弱小目标检测结果图像

Fig. 7 Experiment results, the first row is source images, the second row edge class images, the third row is sky class images, the fourth row is cloud class images and the fifth row is the results of small target detection

5 结 论

本文对构成红外云层背景的弱小目标图像进行了深入分析,根据不同区域的灰度分布情况将其分为 11 个不同类别区域,定义了模板类别特征并对不同类别区域的类别特征进行了讨论。定义了类别区域的类别核,并根据类别特征提取出了图像中的各个类别区域的类别核,从而构成了分类的基础,接着利用模糊分类的理论,分别定义了类别相似系数和类别贴适度。通过模糊分类对图像进行分类,再根据类别贴适度进行类别归并,保留弱小目标类以完成检测。本算法提取的不同类别的类别核均是基于当前待分类图像,能适应

不同环境和气候下天空背景情况。实验结果表明,该方法建立的分类模型及其分类特征准确地表达出了红外云层背景弱小目标图像中的不同类

别区域,用模糊分类方法得到的分类结果,准确地完成了对图像的分类,对低信噪比大于1.0的图像中弱小目标的检测具有良好的效果。

参考文献:

- [1] TZANNES A P, BROOKS D H. Detecting small moving objects using temporal hypothesis testing [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(2): 570-586.
- [2] RONDA V, NEW W L, TAN M H, et al.. Adaptive threshold-based spatio-temporal filtering techniques for detection of small targets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(3): 832-848.
- [3] WEI Y, SHI Z L, YU H B. An automatic target detection algorithm based on wavelet analysis for infrared image small target in background of sea and sky [J]. *SPIE*, 2000, 4048: 58-67.
- [4] GAO Y H, LI J CH, SHEN ZH K. Detection of moving small target in IR clutter background containing sea and sky areas [J]. *SPIE*, 2005, 5640: 341-349.
- [5] 郭琰, 张晔, 谷延锋, 等. 基于二代 Curvelet 变换和 ProbShrink 算法的红外图像背景抑制 [J]. *光学精密工程*, 2008, 16(10): 1988-1994.
- GUO Y, ZHANG Y, GU Y F, et al.. Infrared image background suppression based on 2nd generation Curvelet transform and ProbShrink algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(10): 1988-1994. (in Chinese)
- [6] 冯志庆, 杨英慧, 郭景富, 等. 基于神经网络的点目标多光谱信息融合识别方法 [J]. *光学精密工程*, 2003, 11(4): 412-415.
- FENG ZH Q, YANG Y H, GUO J F, et al.. Fusion recognition of dot target multi-spectrum data based on ANN [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2003, 11(4): 412-415. (in Chinese)
- [7] 张春华, 陈标, 周晓东. 运动背景星空图像中小目标的运动轨迹提取算法 [J]. *光学精密工程*, 2008, 16(3): 524-530.
- ZHANG CH H, CHEN B, ZHOU X D. Small target trace acquisition algorithm for sequence star images with moving background [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(3): 524-530. (in Chinese)
- [8] 赖作镁, 王敬如, 张启衡. 背景运动补偿和假设检验的目标检测算法 [J]. *光学精密工程*, 2007, 15(1): 112-116.
- LAI Z M, WANG J R, ZHANG Q H. Object detection algorithm based on background motion compensation and hypothesis test [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 15(1): 112-116. (in Chinese)
- [9] ZHANG B Y, ZHANG T X, ZHANG K, et al.. Adaptive rectification filter for detecting small IR targets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 22(8): 20-26.
- [10] ZAVERI M A, MERCHANT S N, DESAI U B. Desai: multiple single pixel dim target detection in infrared image sequence [C]. *Proc. IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, 2003(2): 380-383.

作者简介:



李欣 (1982—), 男, 陕西西安人, 2004年在西安电子科技大学获得学士学位, 现为西安电子科技大学博士研究生, 主要从事图像处理、模式识别方面的研究。E-mail: snow_sky0213@yahoo.com.cn

赵亦工 (1960—) 男, 陕西西安人, 博士, 教授, 1982年, 1986年, 1990年在北京理工大学获分别获学士、硕士、博士学位, 现为西安电子科技大学模式识别与智能控制研究所所长, 主要研究方向为图像处理、模式识别、计算机视觉和信号处理等。E-mail: ygzhao@xidian.edu.cn



陈冰 (1984—), 男, 山东菏泽人, 2006 年在西安电子科技大学获得学士学位, 现为西安电子科技大学博士研究生, 主要从事图像处理、模式识别方面的研究。E-mail: ice32bit@yahoo.cn



薛晶 (1982—), 女, 陕西西安人, 硕士, 讲师, 2004 年在西安电子科技大学获得学士学位, 2007 年于西安交通大学获得硕士学位, 主要从事电力系统继电保护及自动化技术研究。E-mail: sprite_xj@126.com

● 下期预告

多通道柔性神经微电极加工工艺

邢玉梅¹, 惠春¹, 徐爱兰², 李刚³, 赵建龙³, 任秋实¹

(1. 上海交通大学 生命科学技术学院, 上海 200240;

2. 上海交通大学 微纳科学技术研究院 微米/纳米加工技术国家重点实验室
薄膜与微细技术教育部重点实验室, 上海 200240;

3. 中国科学院 上海微系统与信息技术研究所, 上海 200050)

设计并制作多通道柔性神经微电极, 对微电极的加工工艺进行研究。采用一种新型的柔性聚合物材料——聚对二甲苯 (parylene C) 作为微电极的基底和绝缘材料, 借助微细加工技术, 制作柔性神经微电极。利用上述方法制作了 36 通道 (按 6×6 矩阵排列) 的柔性神经微电极, 微电极的尺寸分别为 $\Phi 150 \mu\text{m}$ (圆形) 和 $150 \mu\text{m} \times 150 \mu\text{m}$ (方形), 电极引线线宽为 $30 \mu\text{m}$ 。无论微电极为圆形或方形, 表面均平整光滑、轮廓清晰。电学性能测试结果表明: 1 kHz 时微电极的阻抗仅为 7 k Ω 左右, 且随着频率的增加, 阻抗逐渐降低, 呈明显高通特性。微电极加工质量较好, 电学性能优良。实现了微电极和柔性基底的集成, 有利于高效率批量制作。为视觉假体中柔性神经接口的研制奠定基础。