



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110567324 A

(43)申请公布日 2019.12.13

(21)申请号 201910830059.6

(22)申请日 2019.09.04

(71)申请人 深圳市唯特视科技有限公司

地址 518057 广东省深圳市高新技术产业
园区高新南一道009号中科研发园新
产业孵化中心楼610室

(72)发明人 夏春秋

(51)Int.Cl.

F41H 11/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G01D 21/02(2006.01)

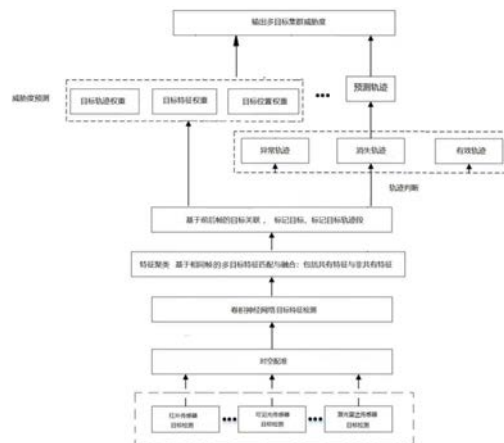
权利要求书5页 说明书12页 附图2页

(54)发明名称

一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法

(57)摘要

本发明提供一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法,传感器装置获取目标及目标所在区域信息,卷积神经网络提取目标特征并分类;按照多目标特征聚类,保留共有特征及满足预设要求的非共有特征,根据特征威胁性权值为多目标赋值;关联前后帧目标,标记同一目标,连续关联多帧,获取标记目标的轨迹段;判断成功关联目标的轨迹段;建立威胁度预测空间,为目标特征、异常轨迹、有效轨迹、是否进入受保护区域赋予威胁度权值,DS证据理论预测目标集群的威胁度,获取威胁度值。本发明改进卷积神经网络结构,弥补了原图像经过卷积池化处理后分辨率损失,同时利用DS证据理论提高了多目标集群的威胁度的预测效果,以快速采取应对措施。



CN 110567324 A

1. 一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测方法,其特征在于,包括:

步骤1,利用多传感器采集目标信息,获取目标及目标所在区域信息;

步骤2,预设目标类别、特征类别,将获取的目标信息输入卷积神经网络,提取目标特征,对特征进行分类;通过在卷积层后连接上采样层、以及在池化层后增加残差结构,弥补原始输入图像经过各个卷积层得到的新图像的分辨率的损失;

步骤3,将通过步骤2获取的目标特征,对特征进行聚类,按照多目标之间进行特征聚类,划分为共有特征和非共有特征,保留满足预设要求的非共有特征,根据事先设定的特征威胁性权值为多个目标赋值;

步骤4,基于连续的两个帧时刻,关联前帧与后帧出现的目标,判断是否为同一目标,若为同一目标,则表示目标关联成功;对同一目标进行标记,连续关联多帧,获取标记目标的轨迹段;

通过步骤4得到多个目标及多个目标各自对应的轨迹段;

步骤5,对于关联成功的目标得到的轨迹段,需要再进行轨迹判断;

有效轨迹:至少连续n帧都存在;为有效轨迹赋予威胁度权值;

消失轨迹:在某一帧消失后,在该帧之后始终未再出现的目标,所对应的轨迹为消失轨迹;

异常轨迹:单个目标出现超过设定次数的频繁消失与出现、且至多只有n帧连续的轨迹,则判断该段轨迹为异常轨迹;为异常轨迹赋予威胁度权值;

对轨迹预测,基于当前时刻对轨迹进行预测,包括:有效轨迹和异常轨迹;若单个目标轨迹在下一时刻有趋势进入设定范围,称该轨迹为潜在轨迹,则为该轨迹赋予威胁度权值;

步骤6,建立威胁度预测空间,包括:目标轨迹、目标特征、位置信息,基于DS证据理论对目标集群的威胁度进行预测,得到威胁度预测结果。

2. 基于权利要求1所述的基于DS证据理论的多目标群威胁度预测方法,所述步骤4,还包括关联失败的目标,连续多帧关联失败,可能是由于该目标消失或出现,所述目标消失,定义为如果 $t-1$ 时刻目标轨迹与 t 时刻中各个目标之间不存在关联关系的目标,则将该目标作为消失目标;所述目标出现,定义为如果存在当前时刻目标中与前一时刻目标轨迹中的各个目标之间不存在关联关系的目标,则将该目标作为当前时刻的新目标,对新目标,以当前帧开始标记,获取新目标对应的轨迹段。

3. 基于权利要求1所述的基于DS证据理论的多目标群威胁度预测方法,所述步骤1,还包括需要进行时间配准和空间配准,

所述时间配准,具体包括,将激光雷达传感器获取的目标动态位置数据、轨迹与融合后视频图像中的目标物运动轨迹状态数据在时间上进行同步,采用多线程分别处理激光雷达传感器、红外传感器以及可见光传感器分别获取的数据、红外与可见光融合的数据,达到时间的同步;所述融合后视频图像,表示红外视频与可见光视频融合后得到的视频图像;

所述空间配准,具体包括,利用多个传感器各自的局部坐标系和全局坐标系之间的转换关系,将传感器数据信息映射到统一的坐标系。

4. 基于权利要求1所述的基于DS证据理论的多目标群威胁度预测方法,利用卷积神经网络检测当前时刻所有目标,进而检测目标特征;所述检测目标特征与所述检测所有目标共用卷积神经网络的卷积层;

按照水陆空领域划分训练数据集,每个种类包含若干个数据,训练集以场景为批次输入卷积神经网络进行训练,场景中至少包含一个目标,每200帧迭代保存一次数据;利用Adam优化算法完成训练,并对模型进行更新;将更新后的模型作为检测模型,输出结果为目标所述类别、目标个数以及特征;

所述卷积神经网络,由卷积层、激励层、池化和上采样层组成;

第1层为卷积输入层,输入原始大小图像,设置16个卷积核,大小为 5×5 ,填充值为2,步长为1,激活函数设置为ReLU函数;

第2层为卷积运算层和平均池化层,输入图像,卷积层设有32个卷积核,大小为 5×5 ,填充值为2,步长为1,ReLU函数线性激活函数;下采样层使用 2×2 的核,步长为2,进行平均池化下采样输出;

第3层为卷积运算层、平均池化层和上采样层,输入来自第2层的图像,卷积层大小为 3×3 的64个卷积核,填充值为1,步长为1,ReLU函数线性激活函数;下采样层使用 2×2 的核,步长为2,进行平均池化下采样输出,然后进行正则化处理;上采样层使用 2×2 的核,步长为2;

第4层为卷积运算层、最大池化层和上采样层,输入来自第3层的图像,卷积层大小为 3×3 的32个卷积核,填充值为1,使用ReLU激活函数;下采样层使用 2×2 的核进行最大池化;上采样层使用 2×2 的核,步长为2;输出图像;

第5层为卷积运算层和最大池化层,输入来自第4层的图像,卷积层大小为 3×3 的16个卷积核,填充值为1,使用ReLU激活函数;下采样层使用 2×2 的核进行最大池化,下采样输出图像;

第6层为两个全连接层,用2048个神经元连接一个残差结构以及经过第5层的特征图输出,再由Dropout随机丢掉节点信息,得到新的神经元;DropOut层仅产生50%的输出;

第7层为输出层,通过分类器输出目标特征。

为弥补通过各个卷积层而生成的图像的分辨率与原始图像分辨率之间的差值,(1)利用叠加残差结构进行补偿,残差结构用于将第2层平均池化下采样层的输出特征与第5层最大池化采样层输出特征进行线性相加,(2)第3层卷积运算层与第4层卷积运算层输出端接一个对应原图分辨率的上采样层;

通过上述卷积神经网络检测目标,提取目标特征,并得到目标特征的分类。

5.基于权利要求1所述的基于DS证据理论的多目标群威胁度预测方法,其特征在于,所述步骤3,判断多目标集合的威胁度,由于划分在一个目标集合类中的多个目标,可能会包含多个相同的特征即共有特征,以及单个目标的独立特征即非共有特征;

对于共有特征,按照特征类型赋予威胁度权值;

对于多个目标的非共有特征部分,按照非共有特征在所述特征区域威胁度的权重 $W(A)$,判断非共有特征重要性,预设权重阈值 $W_0(A)$,若权重大于预设权重阈值,则保留非共有特征,对该部分特征类型赋予威胁度权值;

非共有特征在所述特征区域威胁度的权重公式如下:

$$W(A) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (\sum_{k=1}^k [1 - \text{diff}(A, R_{ijk_1}, R_{ijk})] + \sum_{k=2}^k [1 - \text{diff}(A, R_{ijk_2}, R_{ijk})] + \dots + \sum_{k_p=1}^k [1 - \text{diff}(A, R_{ijk_p}, R_{ijk})])}{M \times N} \quad (1)$$

其中,N表示目标类,i表示1~N之间的第i目标类;M表示特征类,j表示1~M之间的第j

特征集合; i, j 表示 i 目标的 j 特征集合, R_{ijk_b} 表示在第 i 目标的 j 特征集合中 $1 \sim k_b$ 的特征, R_{ijk} 表示在第 i 目标的 j 特征集合中 $1 \sim k$ 的特征; $W(A)$ 表示 A 目标在所属目标类、特征类、特征集合中的权重;

$$\text{diff}(A, R_{ijk_1}, R_{ijk}) = \frac{|R_{ijk_1} - R_{ijk}|}{F_{ijk} \max(A) - F_{ijk} \min(A)} \quad (2)$$

其中, $F_{ijk \max}(A)$ 表示特征 A 在 $1 \sim k$ 个特征中的占比最大值, 即在第 i 目标类、第 j 特征集合中查找由 $1 \sim k$ 中的最大值; $F_{ijk \min}(A)$ 表示特征 A 在 $1 \sim k$ 个特征中的占比最小值;

预设权重值:

$$W_0(A) = \frac{\sum_{k_b=1}^k w_{jk}(A)}{\sum_j^m \sum_{k_b=1}^k w_{jk}(A)} \quad (3)$$

当满足 $W(A)$ 大于 $W_0(A)$ 时, 保留非共有特征 A ; 则经过配准与融合后的目标特征包含共有特征和满足条件的非共有特征。

6. 基于权利要求1所述的基于DS证据理论的多目标群威胁度预测方法, 其特征在于, 所述步骤4, 目标关联, 以当前帧为参考, 判断当前帧与前一帧的目标是否为相同目标, 以此类推, 判断前后帧目标是否为同一目标;

由于目标会出现被遮挡的情况, 因此将目标分成多个小块, 为每个小块赋予不同的权重, 在计算表观相似度时, 除了计算整体的表观相似度以外, 同时计算对应小块的相似度, 然后综合判定两个目标是否为同一个目标;

假设 A 目标与 B 目标是连续的前后帧中的目标, 关联两个目标判断是否为同一个目标; 由于目标会出现被遮挡的情况, 因此将目标分成多个小块, 为每个小块赋予不同的权重, 在计算表观相似度时, 除了计算整体的表观相似度以外, 同时计算对应小块的相似度, 然后综合判定两个目标是否为同一个目标,

判断方法: (1) 目标所在图像区域的相关性;

$$\text{sim}(I_1, I_2) = \frac{\sum I_1 \circ I_2}{\sqrt{(I_1 \circ I_1) \times \sqrt{(I_2 \circ I_2)}}} \quad (4)$$

其中, I_1, I_2 分别表示 A 和 B 两个目标对应的图像区域, $\text{sim}(I_1, I_2)$ 表示两图像的相似性, \circ 表示点乘运算;

(2) 目标划分小块, 各小块之间对应的相似性;

将目标 A 和 B 划分成 s 小块, 计算各小块之间的相似性:

$$\text{sim}(A, B) = \sum_{k=1}^s w_k \times d_t^{x,y}(A_k, B_k) \quad (5)$$

其中, A_k 表示目标 A 中的第 k 个小块, B_k 表示目标 B 中的第 k 个小块;

w_k 表示 k 小块在在目标中的权值, $d_t^{x,y}(A_k, B_k)$ 表示在目标 A 和 B 在第 k 个小块 (x, y) 位置的颜色的欧式距离;

综合目标所在图像区域的相关性以及各小块之间对应的相似性, 匹配相似度获得综合

匹配相似度,判断该综合匹配相似度是否大于预设目标匹配相似度阈值,是则认为该目标在前后帧关联成功,A与B表示同一目标;遍历前后帧全部目标,若综合匹配相似度未大于预设目标匹配相似度阈值,表示目标关联失败。

7. 基于权利要求1所述的基于DS证据理论的多目标群威胁度预测方法,其特征在于,所述步骤5,轨迹预测,基于当前时刻对轨迹进行预测,包括:利用卡尔曼滤波对当前时刻的有效轨迹和异常轨迹进行轨迹预测;由于实时记录了目标的所在位置,所以对当前时刻未进入设定区域范围的目标预测,判断下一时刻是否会进入设定区域范围。

8. 基于权利要求1所述的所述的基于DS证据理论的多目标群威胁度预测方法,其特征在于,所述步骤6,利用DS证据理论对预测的轨迹进行正确性判断,输出最优轨迹,其步骤如下:

(1) 对目标实时数据进行记录;

(2) 建立威胁度预测的样本空间矩阵, $D = \{L, M, H\}$, L表示低风险、M表示中等风险、H表示高风险;

(3) 基于样本空间矩阵,对实时目标数据进行分类,按照聚类将特征分为目标特征信息、目标位置信息、目标轨迹信息;输出各自威胁度权重转换成概率得到证据 m_1 、 m_2 、 m_3 ,表示为 m_i ,基本概率赋值表示为 $m_i(A_i)$;

(4) 运用DS证据理论对 m_1 、 m_2 、 m_3 进行合成,将满足合成决策规则的一类作为最终结果输出。

9. 基于权利要求8所述的所述的基于DS证据理论的多目标群威胁度预测方法,其特征在于,所述运用DS证据理论对 m_1 、 m_2 、 m_3 进行合成,将满足合成决策规则的一类作为最终结果输出,如下:

将目标预测轨迹情况作为基本命题A,将目标空间信息、图像信息以及目标航迹信息作为基本证据,

首先计算基本概率:

$$P(A_i) = Bel(A_i) + \frac{(1 - \alpha)Bel(A_i) + \alpha Pl(A_i)}{\sum_i (1 - \alpha)Bel(A_i) + \alpha Pl(A_i)} (1 - \sum Bel) \quad (6)$$

其中, $(1 - \sum Bel)$ 表示可分配基本概率赋值; α 表示置信度函数Bel与似然函数Pl对基本概率赋值分配的影响程度:

$$\alpha = \frac{\min_x \min_y \min_z \Delta m_{xyz}(n) + S(m_i) \max_x \max_y \max_z \Delta m_{xyz}(n)}{\Delta m_{xyz}(n) + S(m_i) \max_x \max_y \max_z \Delta m_{xyz}(n)} \quad (7)$$

$\Delta m_{xyz}(n)$ 表示多个证据之间关于第n个特征指标的差, $\min_x \min_y \min_z \Delta m_{xyz}(n)$ 表示三级最小差, $\max_x \max_y \max_z \Delta m_{xyz}(n)$ 表示三级最大差, $S(m_i)$ 表示证据支持度;

其中,证据支持度:

$$S(m_i) = \frac{\sum_{i=1}^n D(m_i) - D(m_i)}{\sum_{i=1}^n D(m_i)} \quad (8)$$

证据支持度反映该证据被其他证据的支持程度, $S(m_i)$ 值越大,表明证据之间的距离越

小,该证据的支持度就越大, $D(m_i)$ 是证据之间距离;

$$S(m_i)^n = \frac{S(m_i)}{\sum_{i=1}^n S(m_i) - S_{max}(m_i) - S_{min}(m_i)} \quad (9)$$

其中, $S_{max}(m_i)$ 表示证据的最大支持度, $S_{min}(m_i)$ 表示证据的最小支持度;

然后计算基本概率赋值:

$$m_i(A_i) = S(m_i)^n * P(m_i) \quad (10)$$

最后合成:

$$m(A) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_i} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_i(A_i)}{1 - \sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_i \neq \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_i(A_i)} \quad (11)$$

最终输出合成概率结果,判断该目标集群的威胁程度。

10. 一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置,包括:(1)电源;(2)多传感器模块;(3)目标处理模块;(4)轨迹处理模块;(5)威胁度处理模块;(6)无线通信模块;(7)显示终端;

由(2)多传感器模块采集目标及周围环境信息数据,输入(3)目标处理模块对目标信息进行目标检测、提取特征,特征分类、特征关联、前后帧目标关联,得到关联成功与关联失败的目标,并实时记录目标的位置信息,将目标及位置信息输入(4)轨迹处理模块,进行轨迹分析、预测,将位置信息、特征信息、轨迹信息输出到(5)威胁度处理模块,将目标信息、轨迹信息、威胁度预测值输出到(7)显示终端;(1)电源为整个装置供电,使装置独立带电工作,(6)无线通信模块为整个装置提供网络连接;所述(5)威胁度处理模块,分别为位置信息、特征信息、轨迹信息赋予威胁度权值,基于权值预测目标集群的威胁程度。

一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法

技术领域

[0001] 本发明涉及目标探测与识别领域,尤其是涉及了一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法。

背景技术

[0002] 在现代防空武器系统作战过程中,目标威胁评估成为作战指挥控制系统辅助决策中的重要过程,其评估结果将直接影响到战术决策和目标火力分配。随着现代战争的发展,战场态势变化较快导致不确定性态势信息不断增加,从而使空中目标威胁评估成为涉及多领域、多层次的不确定性知识推理问题,针对这个问题,当前采用的主要方法有层次分析法和主成分分析法,贝叶斯网络和模糊推理,动态贝叶斯网络,多属性决策等。其中,由于多属性决策易于实现,同时具有较好的效果,应用较为广泛。

[0003] 在多属性决策理论中,确定综合评价指标函数的方法很多,但目标威胁评估的各指标权重设定为固定不变。然而在各种组态下,权向量都保持固定不变,会造成实际问题中出现不合理的综合结果,即出现“状态失衡”问题,导致综合后的目标威胁值不能反应真实情况。

[0004] 针对此问题,本发明提供一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法,利用多传感器采集目标信息,获取目标及目标所在区域信息,预设目标类别、特征类别,利用卷积神经网络提取目标特征并分类;按照多目标特征聚类,划分为共有特征和非共有特征,保留共有特征及满足预设要求的非共有特征,根据特征威胁性权值为多目标赋值;关联前后帧目标,标记同一目标,连续关联多帧,获取标记目标的轨迹段;对成功关联目标的轨迹段,进行轨迹判断;建立威胁度预测空间,为目标特征、异常轨迹、有效轨迹、是否进入受保护区域赋予威胁度权值,DS证据理论预测目标集群的威胁度,获取威胁度值。

[0005] 本发明改进卷积神经网络结构,引入残差结构,弥补原图像经过卷积池化处理后分辨率的损失,同时通过对有效轨迹、异常轨迹、下一时刻有趋势进入设定范围、目标特征赋予威胁度权值,提高多目标集群的威胁度的预测效果,快速采取应对措施。本发明建立威胁度预测空间,包括:目标轨迹、目标特征、位置信息,基于DS证据理论对目标集群的威胁度进行预测,得到威胁度预测结果。所述方法能得到有效、合理的威胁判断结果,能满足对目标的威胁判断,可广泛用于目标探测与识别、遥感测绘、无人控制等领域。

发明内容

[0006] 本发明提供一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法,利用多传感器采集目标信息,获取目标及目标所在区域信息,预设目标类别、特征类别,利用卷积神经网络提取目标特征并分类;按照多目标特征聚类,划分为共有特征和非共有特征,保留共有特征及满足预设要求的非共有特征,根据特征威胁性权值为多目标赋值;关联前后帧目标,标记同一目标,连续关联多帧,获取标记目标的轨迹段;对成功关联目标的轨迹段,进行轨迹判断;建立威胁度预测空间,为目标特征、异常轨迹、有效轨迹、是否进入受保护区域赋予

威胁度权值,DS证据理论预测目标集群的威胁度,获取威胁度值。

[0007] 本发明改进卷积神经网络结构,引入残差结构,弥补原图像经过卷积池化处理后分辨率的损失,同时通过对有效轨迹、异常轨迹、下一时刻有趋势进入设定范围、目标特征赋予威胁度权值,提高多目标集群的威胁度的预测效果,快速采取应对措施。本发明建立威胁度预测空间,包括:目标轨迹、目标特征、位置信息,基于DS证据理论对目标集群的威胁度进行预测,得到威胁度预测结果。所述方法能得到有效、合理的威胁判断结果,能满足对目标的威胁判断,可广泛用于目标探测与识别、遥感测绘、无人控制等领域。

[0008] 本发明提供一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测方法,包括:

[0009] 步骤1,利用多传感器采集目标信息,获取目标及目标所在区域信息;

[0010] 步骤2,预设目标类别、特征类别,将获取的目标信息输入卷积神经网络,提取目标特征,对特征进行分类;通过在卷积层后连接上采样层、以及在池化层后增加残差结构,弥补原始输入图像经过各个卷积层得到的新图像的分辨率的损失;

[0011] 步骤3,将通过步骤2获取的目标特征,对特征进行聚类,按照多目标之间进行特征聚类,划分为共有特征和非共有特征,保留满足预设要求的非共有特征,根据事先设定的特征威胁性权值为多个目标赋值;

[0012] 步骤4,基于连续的两个帧时刻,关联前帧与后帧出现的目标,判断是否为同一目标,若为同一目标,则表示目标关联成功;对同一目标进行标记,连续关联多帧,获取标记目标的轨迹段;

[0013] 通过步骤4得到多个目标及多个目标各自对应的轨迹段;

[0014] 步骤5,对于关联成功的目标得到的轨迹段,需要再进行轨迹判断;

[0015] 有效轨迹:至少连续n帧都存在;为有效轨迹赋予威胁度权值;

[0016] 消失轨迹:在某一帧消失后,在该帧之后始终未再出现的目标,所对应的轨迹为消失轨迹;

[0017] 异常轨迹:单个目标出现超过设定次数的频繁消失与出现、且至多只有n帧连续的轨迹,则判断该段轨迹为异常轨迹;为异常轨迹赋予威胁度权值;

[0018] 对轨迹预测,基于当前时刻对轨迹进行预测,包括:有效轨迹和异常轨迹;若单个目标轨迹在下一时刻有趋势进入设定范围,则为该轨迹赋予威胁度权值;

[0019] 步骤6,建立威胁度预测空间,包括:目标轨迹、目标特征、位置信息,基于DS证据理论对目标集群的威胁度进行预测,得到威胁度预测结果。

[0020] 进一步的,所述采集目标信息,还需要进行时间配准和空间配准,所述时间配准,具体包括,将激光雷达传感器获取的目标动态位置数据、轨迹与融合后视频图像中的目标物运动轨迹状态数据在时间上进行同步,采用多线程分别处理激光雷达传感器、红外传感器以及可见光传感器分别获取的数据、红外与可见光融合的数据,达到时间的同步;所述融合后视频图像,表示红外视频与可见光视频融合后得到的视频图像;所述空间配准,具体包括,利用多个传感器各自的局部坐标系和全局坐标系之间的转换关系,将传感器数据信息映射到统一的坐标系。

[0021] 其中,所述步骤2,利用卷积神经网络检测当前时刻所有目标,进而检测目标特征;所述检测目标特征与所述检测所有目标共用卷积神经网络的卷积层;

[0022] 按照水陆空领域划分训练数据集,每个种类包含若干个数据,训练集以场景为批

次输入卷积神经网络进行训练,场景中至少包含一个目标,每200帧迭代保存一次数据;利用Adam 优化算法完成训练,并对模型进行更新;将更新后的模型作为检测模型,输出结果为目标所述类别、目标个数以及特征;

[0023] 所述卷积神经网络,由卷积层、激励层、池化和上采样层组成;

[0024] 第1层为卷积输入层,输入原始大小图像,设置16个卷积核,大小为 5×5 ,填充值为2,步长为1,激活函数设置为ReLU函数;

[0025] 第2层为卷积运算层和平均池化层,输入图像,卷积层设有32个卷积核,大小为 5×5 ,填充值为2,步长为1,ReLU函数线性激活函数;下采样层使用 2×2 的核,步长为2,进行平均池化下采样输出;

[0026] 第3层为卷积运算层、平均池化层和上采样层,输入来自第2层的图像,卷积层大小为 3×3 的64个卷积核,填充值为1,步长为1,ReLU函数线性激活函数;下采样层使用 2×2 的核,步长为2,进行平均池化下采样输出,然后进行正则化处理;上采样层使用 2×2 的核,步长为2;

[0027] 第4层为卷积运算层、最大池化层和上采样层,输入来自第3层的图像,卷积层大小为 3×3 的32个卷积核,填充值为1,使用ReLU激活函数;下采样层使用 2×2 的核进行最大池化;上采样层使用 2×2 的核,步长为2;输出图像;

[0028] 第5层为卷积运算层和最大池化层,输入来自第4层的图像,卷积层大小为 3×3 的16个卷积核,填充值为1,使用ReLU激活函数;下采样层使用 2×2 的核进行最大池化,下采样输出图像;

[0029] 第6层为两个全连接层,用2048个神经元连接一个残差结构以及经过第5层的特征图输出,再由Dropout随机丢掉节点信息,得到新的神经元;DropOut层仅产生50%的输出;

[0030] 第7层为输出层,通过分类器输出目标特征。

[0031] 为弥补通过各个卷积层而生成的图像的分辨率与原始图像分辨率之间的差值,(1)利用叠加残差结构进行补偿,残差结构用于将第2层平均池化下采样层的输出特征与第5层最大池化采样层输出特征进行线性相加,(2)第3层卷积运算层与第4层卷积运算层输出端接一个对应原图分辨率的上采样层;

[0032] 通过上述卷积神经网络检测目标,提取目标特征,并得到目标特征的分类。

[0033] 其中,所述步骤3,按照多目标之间进行特征聚类,划分为共有特征和非共有特征,保留满足预设要求的非共有特征,根据事先设定的特征威胁性权值为多个目标赋值;

[0034] 判断多目标集合的威胁度,由于划分在一个目标集合类中的多个目标,可能会包含多个相同的特征即共有特征,以及单个目标的独立特征即非共有特征;

[0035] 对于共有特征,按照特征类型赋予威胁度权值;

[0036] 对于多个目标的非共有特征部分,按照非共有特征在所述特征区域威胁度的权重 $W(A)$,判断非共有特征重要性,预设权重阈值 $W_0(A)$,若权重大于预设权重阈值,则保留非共有特征,对该部分特征类型赋予威胁度权值;

[0037] 非共有特征在所述特征区域威胁度的权重公式如下:

$$[0038] \quad W(A) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (\sum_{k_1=1}^K [1 - \text{diff}(A, R_{ijk_1}, R_{ijk})] + \sum_{k_2=1}^K [1 - \text{diff}(A, R_{ijk_2}, R_{ijk})] + \dots + \sum_{k_p=1}^K [1 - \text{diff}(A, R_{ijk_p}, R_{ijk})])}{MNK}$$

[0039] 其中,N表示目标类,i表示1~N之间的第i目标类;M表示特征类,j表示1~M之间的

第j特征集合;ij表示i目标的j特征集合, R_{ijk_b} 表示在第i目标的j特征集合中1~k_b的特征, R_{ijk} 表示在第i目标的j特征集合中1~k的特征;W(A)表示A目标在所属目标类、特征类、特征集合中的权重;

$$[0040] \quad diff(A, R_{ijk_1}, R_{ijk}) = \frac{|R_{ijk_1} - R_{ijk}|}{F_{ijk} \max(A) - F_{ijk} \min(A)} \quad (1)$$

[0041] 其中, $F_{ijk} \max(A)$ 表示特征A在1~k个特征中的占比最大值,即在第i目标类、第j特征集合中查找由1~k中的最大值; $F_{ijk} \min(A)$ 表示特征A在1~k个特征中的占比最小值;

[0042] 预设权重值:

$$[0043] \quad W_0(A) = \frac{\sum_{k_b=1}^k w_{jk}(A)}{\sum_j^m \sum_{k_b=1}^k w_{jk}(A)} \quad (2)$$

[0044] 当满足W(A)大于W₀(A)时,保留非共有特征A;则经过配准与融合后的目标特征包含共有特征和满足条件的非共有特征。

[0045] 其中,所述步骤4,具体包括:基于连续的两个帧时刻,关联前帧与后帧出现的目标,以当前帧为参考,判断当前帧与前一帧的目标是否为相同目标,以此类推,判断前后帧目标是否为同一目标;若为同一目标,则表示目标关联成功;对同一目标进行标记,连续关联多帧,获取标记目标的轨迹段;由于目标会出现被遮挡的情况,因此将目标分成多个小块,为每个小块赋予不同的权重,在计算表观相似度时,除了计算整体的表观相似度以外,同时计算对应小块的相似度,然后综合判定两个目标是否为同一个目标,

[0046] 假设A目标与B目标是连续的前后帧中的目标,关联两个目标判断是否为同一个目标;由于目标会出现被遮挡的情况,因此将目标分成多个小块,为每个小块赋予不同的权重,在计算表观相似度时,除了计算整体的表观相似度以外,同时计算对应小块的相似度,然后综合判定两个目标是否为同一个目标,

[0047] 判断方法:(1)目标所在图像区域的相关性;

$$[0048] \quad sim(I_1, I_2) = \frac{\sum I_1 \circ I_2}{\sqrt{(I_1 \circ I_1)} \times \sqrt{(I_2 \circ I_2)}} \quad (3)$$

[0049] 其中, I_1, I_2 分别表示A和B两个目标对应的图像区域, $sim(I_1, I_2)$ 表示两图像的相似性, \circ 表示点乘运算;

[0050] (2)目标划分小块,各小块之间对应的相似性;

[0051] 将目标A和B划分成s小块,计算各小块之间的相似性:

$$[0052] \quad sim(A, B) = \sum_{k=1}^s w_k \times d_t^{x,y}(A_k, B_k) \quad (4)$$

[0053] 其中, A_k 表示目标A中的第k个小块, B_k 表示目标B中的第k个小块;

[0054] w_k 表示k小块在在目标中的权值, $d_t^{x,y}(A_k, B_k)$ 表示在目标A和B在第k个小块(x,y)位置的颜色的欧式距离;

[0055] 综合目标所在图像区域的相关性以及各小块之间对应的相似性,匹配相似度获得

综合匹配相似度,判断该综合匹配相似度是否大于预设目标匹配相似度阈值,是则认为该目标在前后帧关联成功,A与B表示同一目标;遍历前后帧全部目标,若综合匹配相似度未大于预设目标匹配相似度阈值,表示目标关联失败。

[0056] 进一步的,目标关联还包括关联失败的目标,连续多帧关联失败,可能是由于该目标消失或出现,所述目标消失,定义为如果t-1时刻目标轨迹与t时刻中各个目标之间不存在关联关系的目标,则将该目标作为消失目标;所述目标出现,定义为如果存在当前时刻目标中与前一时刻目标轨迹中的各个目标之间不存在关联关系的目标,则将该目标作为当前时刻的新目标。

[0057] 其中,所述步骤5,轨迹预测,基于当前时刻对轨迹进行预测,包括:利用卡尔曼滤波对当前时刻的有效轨迹和异常轨迹进行轨迹预测;由于实时记录了目标的所在位置,所以对当前时刻未进入设定区域范围的目标预测,判断下一时刻是否会进入设定区域范围。

[0058] 其中,所述步骤6,利用DS证据理论对预测的轨迹进行正确性判断,输出最优轨迹,其步骤如下:

[0059] (1) 对目标实时数据进行记录;

[0060] (2) 建立威胁度预测的样本空间矩阵, $D = \{L, M, H\}$,L表示低风险、M表示中等风险、H表示高风险;

[0061] (3) 基于样本空间矩阵,对实时目标数据进行分类,按照聚类将特征分为目标特征信息、目标位置信息、目标轨迹信息;输出各自威胁度权重转换成概率得到证据m1、m2、m3,表示为 m_i ,基本概率赋值表示为 $m_i(A_i)$;

[0062] (4) 运用DS证据理论对m1、m2、m3进行合成,将满足合成决策规则的类作为最终结果输出。

[0063] 进一步的,所述运用DS证据理论对m1、m2、m3进行合成,将满足合成决策规则的类作为最终结果输出,如下:

[0064] 将目标预测轨迹情况作为基本命题A,将目标空间信息、图像信息以及目标航迹信息作为基本证据,

[0065] 首先计算基本概率:

$$[0066] \quad P(A_i) = Bel(A_i) + \frac{(1 - \alpha)Bel(A_i) + \alpha Pl(A_i)}{\sum_i (1 - \alpha)Bel(A_i) + \alpha Pl(A_i)} (1 - \sum Bel) \quad (5)$$

[0067] 其中, $(1 - \sum Bel)$ 表示可分配基本概率赋值; α 表示置信度函数Bel与似然函数Pl对基本概率赋值分配的影响程度:

$$[0068] \quad \alpha = \frac{\min_x \min_y \min_z \Delta m_{xyz}(n) + S(m_i) \max_x \max_y \max_z \Delta m_{xyz}(n)}{\Delta m_{xyz}(n) + S(m_i) \max_x \max_y \max_z \Delta m_{xyz}(n)} \quad (6)$$

[0069] $\Delta m_{xyz}(n)$ 表示多个证据之间关于第n个特征指标的差, $\min_x \min_y \min_z \Delta m_{xyz}(n)$ 表示三级最小差, $\max_x \max_y \max_z \Delta m_{xyz}(n)$ 表示三级最大差, $S(m_i)$ 表示证据支持度;

[0070] 其中,证据支持度:

$$[0071] \quad S(m_i) = \frac{\sum_{i=1}^n D(m_i) - D(m_i)}{\sum_{i=1}^n D(m_i)} \quad (7)$$

[0072] 证据支持度反映该证据被其他证据的支持程度, $S(m_i)$ 值越大, 表明证据之间的距离越小, 该证据的支持度就越大, $D(m_i)$ 是证据之间距离;

$$[0073] \quad S(m_i)'' = \frac{S(m_i)}{\sum_{i=1}^n S(m_i) - S_{\max}(m_i) - S_{\min}(m_i)} \quad (8)$$

[0074] 其中, $S_{\max}(m_i)$ 表示证据的最大支持度, $S_{\min}(m_i)$ 表示证据的最小支持度;

[0075] 然后计算基本概率赋值:

$$[0076] \quad m_i(A_i) = S(m_i)' * P(m_i) \quad (10)$$

[0077] 最后合成:

$$[0078] \quad m(A) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_i} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_i(A_i)}{1 - \sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_i \neq \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_i(A_i)} \quad (11)$$

[0079] 最终输出合成概率结果, 判断该目标集群的威胁程度。

[0080] 本发明还提供一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置, 包括: (1) 电源; (2) 多传感器模块; (3) 目标处理模块; (4) 轨迹处理模块; (5) 威胁度处理模块; (6) 无线通信模块; (7) 显示终端;

[0081] 由所述(2)多传感器模块采集目标及周围环境信息数据, 输入(3)目标处理模块对目标信息进行目标检测、提取特征, 特征分类、特征关联、前后帧目标关联, 得到关联成功与关联失败的目标, 并实时记录目标的位置信息, 将目标及位置信息输入(4)轨迹处理模块, 进行轨迹分析、预测, 将位置信息、特征信息、轨迹信息输出到(5)威胁度处理模块, 将目标信息、轨迹信息输出到(7)显示终端; (1)电源为整个装置供电, 使装置独立带电工作, (6)无线通信模块为整个装置提供网络连接; 所述(5)威胁度处理模块, 分别为位置信息、特征信息、轨迹信息赋予威胁度权值, 基于权值预测目标集群的威胁程度。

[0082] 本发明构建高效的威胁评估方法, 方法简单、易实现, 通过上述方案, 能够有效应对敌方的多层次、多类型、多方向的持续打击, 科学分配火力, 提升作战指挥决策效能, 且能有效避免状态失衡。

附图说明

[0083] 图1是本发明一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法的实现流程图。

[0084] 图2是本发明一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法的装置框架图。

[0085] 图3是本发明一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法的卷积神经网络结构图。

图4是本发明一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法的威胁度预测图。

具体实施方式

[0086] 需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请中的实施例及实施例中的特征可以相互结合,下面结合附图和具体实施例对本发明作进一步详细说明。

[0087] 图1是本发明一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法的实现流程图,主要显示:多个传感器检测目标,时空配准,卷积神经网络进行目标特征检测,基于特征聚类,基于相同帧的多目标特征匹配与融合,其中包括共有特征和非共有特征;基于前后帧的目标关联,对目标进行标记,并得到标记目标轨迹段,对轨迹段进行判断:异常轨迹、消失轨迹和有效轨迹;建立样本空间,将证据划分为目标特征信息、目标位置信息、目标轨迹信息,计算权值,运用DS证据理论对证据进行合成,将满足合成决策规则的类作为最终结果输出。

[0088] 步骤1,利用多传感器采集目标信息,获取目标及目标所在区域信息;至少包括激光雷达传感器、红外传感器、可见光传感器;

[0089] 对获取数据进行时间配准和空间配准。

[0090] 所述时间配准,将激光雷达传感器获取的目标动态位置数据、轨迹与融合后视频图像中的目标物运动轨迹状态数据在时间上进行同步,采用多线程分别处理激光雷达传感器、红外传感器以及可见光传感器分别获取的数据、红外与可见光融合的数据,达到时间的同步;所述融合后视频图像,表示红外视频与可见光视频融合后得到的视频图像;

[0091] 所述空间配准,具体包括,利用多个传感器各自的局部坐标系和全局坐标系之间的转换关系,将传感器数据信息映射到统一的坐标系。

[0092] 步骤2,预设目标类别、特征类别,将获取的目标信息输入卷积神经网络,提取目标特征,并对特征进行分类;优选的,通过在卷积层后,连接上采样,以及在池化层后增加残差结构,弥补原始输入图像经过各个卷积层得到的新的图像的分类率的损失;

[0093] 进一步的,卷积神经网络包括卷积层、激励层、池化和上采样层;

[0094] 图3是本发明一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法的卷积神经网络结构图,主要显示了卷积神经网络包括卷积层、激励层、池化和上采样层;在卷积层后连接上采样,在池化层后增加残差结构;

[0095] 其中,第1层为卷积输入层,输入原始大小图像,设置16个卷积核,大小为 5×5 ,填充值为2,步长为1,激活函数设置为ReLU函数;

[0096] 其中,第2层为卷积运算层和平均池化层,输入图像,卷积层设有32个卷积核,大小为 5×5 ,填充值为2,步长为1,ReLU函数线性激活函数;下采样层使用 2×2 的核,步长为2,进行平均池化下采样输出;

[0097] 其中,第3层为卷积运算层、平均池化层和上采样层,输入来自第2层的图像,卷积层大小为 3×3 的64个卷积核,填充值为1,步长为1,ReLU函数线性激活函数;下采样层使用 2×2 的核,步长为2,进行平均池化下采样输出,然后进行正则化处理;上采样层使用 2×2 的核,步长为2;

[0098] 其中,第4层为卷积运算层、最大池化层和上采样层,输入来自第3层的图像,卷积层大小为 3×3 的32个卷积核,填充值为1,使用ReLU激活函数;下采样层使用 2×2 的核进行最大池化;上采样层使用 2×2 的核,步长为2;输出图像;

[0099] 其中,第5层为卷积运算层和最大池化层,输入来自第4层的图像,卷积层大小为3

×3 的16个卷积核,填充值为1,使用ReLU激活函数;下采样层使用2×2的核进行最大池化,下采样输出图像;

[0100] 其中,第6层为两个全连接层,用2048个神经元连接一个残差结构以及经过第5层的特征图输出,再由Dropout随机丢掉节点信息,得到新的神经元;DropOut层仅产生50%的输出;

[0101] 其中,第7层为输出层,通过分类器输出目标特征。

[0102] 进一步的,为便于处理,检测目标特征与检测所有目标共用卷积神经网络的卷积层。

[0103] 进一步的,利用卷积神经网络检测目标,得到目标特征还需要预训练,首先按照水陆空领域划分训练数据集,每个种类包含若干个数据,训练集以场景为批次输入卷积神经网络进行训练,场景中至少包含一个目标,每200帧迭代保存一次数据;利用Adam优化算法完成训练,并对模型进行更新;将更新后的模型作为检测模型,输出结果为目标所述类别、目标个数以及特征。

[0104] 进一步的,为弥补通过各个卷积层而生成的图像的分辨率与原始图像分辨率之间的差值,(1)利用叠加残差结构进行补偿,残差结构用于将第2层平均池化下采样层的输出特征与第5层最大池化采样层输出特征进行线性相加,(2)第3层卷积运算层与第4层卷积运算层输出端接一个对应原图分辨率的上采样层;

[0105] 通过上述卷积神经网络检测目标,提取目标特征,并得到目标特征的分类。

[0106] 步骤3,将通过步骤2获取的目标特征,对特征聚类,按照多目标之间进行特征聚类,划分为共有特征及非共有特征,保留满足预设要求的非共有特征;按照事先设定的特征威胁性权值为多个目标赋值;

[0107] 优选的,判断多目标集合的威胁度,由于划分在一个目标集合类中的多个目标,可能会包含多个相同的特征即共有特征,以及单个目标的独立特征即非共有特征;如目标A具有特征1,目标B具有特征2,目标C具有特征1、2、3,则保留特征1和特征2,计算特征3是否满足预设要求;

[0108] 对于共有特征,按照特征类型赋予威胁度权值;

[0109] 对于多个目标的非共有特征部分,按照非共有特征在所述特征区域威胁度的权重W(A),判断非共有特征重要性,预设权重阈值W₀(A),若权重大于预设权重阈值,则保留非共有特征,对该部分特征类型赋予威胁度权值;

[0110] 非共有特征在所述特征区域威胁度的权重公式如下:

$$W(A) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (\sum_{k_1=1}^{k_1} [1 - \text{diff}(A, R_{ijk_1}, R_{ijk})] + \sum_{k_2=1}^{k_2} [1 - \text{diff}(A, R_{ijk_2}, R_{ijk})] + \dots + \sum_{k_b=1}^{k_b} [1 - \text{diff}(A, R_{ijk_b}, R_{ijk})])}{M \cdot N} \quad (1)$$

[0112] 其中,N表示目标类,i表示1~N之间的第i目标类;M表示特征类,j表示1~M之间的第j特征集合;ij表示i目标的j特征集合, R_{ijk_b} 表示在第i目标的j特征集合中1~k_b的特征, R_{ijk} 表示在第i目标的j特征集合中1~k的特征;W(A)表示A目标在所属目标类、特征类、特征集合中的权重;

$$[0113] \quad \text{diff}(A, R_{ijk_1}, R_{ijk}) = \frac{|R_{ijk_1} - R_{ijk}|}{F_{ijk} \max(A) - F_{ijk} \min(A)} \quad (2)$$

[0114] 其中, $F_{i,jk\max}(A)$ 表示特征A在1~k个特征中的占比最大值, 即在第i目标类、第j特征集合中查找由1~k中的最大值; $F_{i,jk\min}(A)$ 表示特征A在1~k个特征中的占比最小值;

[0115] 预设权重值:

$$[0116] \quad W_0(A) = \frac{\sum_{k_b=1}^k w_{jk}(A)}{\sum_j^m \sum_{k_b=1}^k w_{jk}(A)} \quad (3)$$

[0117] 当满足 $W(A)$ 大于 $W_0(A)$ 时, 保留非共有特征A; 则经过配准与融合后的目标特征包含共有特征和满足条件的非共有特征。

[0118] 步骤4, 基于连续的两个帧时刻, 关联前帧与后帧出现的目标, 判断是否为同一目标, 若为同一目标, 则表示目标关联成功; 对同一目标进行标记, 连续关联多帧, 获取该标记目标的轨迹段, 通过步骤4得到多个目标及多个目标各自对应的轨迹段;

[0119] 由于目标会出现被遮挡的情况, 因此将目标分成多个小块, 为每个小块赋予不同的权重, 在计算表观相似度时, 除了计算整体的表观相似度以外, 同时计算对应小块的相似度, 然后综合判定两个目标是否为同一个目标;

[0120] 假设A目标与B目标是连续的前后帧中的目标, 关联两个目标判断是否为同一个目标; 由于目标会出现被遮挡的情况, 因此将目标分成多个小块, 为每个小块赋予不同的权重, 在计算表观相似度时, 除了计算整体的表观相似度以外, 同时计算对应小块的相似度, 然后综合判定两个目标是否为同一个目标,

[0121] 判断方法: (1) 目标所在图像区域的相关性;

$$[0122] \quad \text{sim}(I_1, I_2) = \frac{\sum I_1 \circ I_2}{\sqrt{(I_1 \circ I_1)} \times \sqrt{(I_2 \circ I_2)}} \quad (4)$$

[0123] 其中, I_1, I_2 分别表示A和B两个目标对应的图像区域, $\text{sim}(I_1, I_2)$ 表示两图像的相似性, \circ 表示点乘运算;

[0124] (2) 目标划分小块, 各小块之间对应的相似性;

[0125] 将目标A和B划分成s小块, 计算各小块之间的相似性:

$$[0126] \quad \text{sim}(A, B) = \sum_{k=1}^s w_k \times d_T^{x,y}(A_k, B_k) \quad (5)$$

[0127] 其中, A_k 表示目标A中的第k个小块, B_k 表示目标B中的第k个小块;

[0128] w_k 表示k小块在在目标中的权值, $d_T^{x,y}(A_k, B_k)$ 表示在目标A和B在第k个小块(x, y)位置的颜色的欧式距离;

[0129] 综合目标所在图像区域的相关性以及各小块之间对应的相似性, 匹配相似度获得综合匹配相似度, 判断该综合匹配相似度是否大于预设目标匹配相似度阈值, 是则认为该目标在前后帧关联成功, A与B表示同一目标; 遍历前后帧全部目标, 若综合匹配相似度未大于预设目标匹配相似度阈值, 表示目标关联失败。

[0130] 进一步的, 对于关联失败的目标, 连续多帧关联失败, 可能是由于该目标消失或出现, 所述目标消失, 定义为如果t-1时刻目标轨迹与t时刻中各个目标之间不存在关联关系的目标, 则将该目标作为消失目标; 所述目标出现, 定义为如果存在当前时刻目标中与前一

时刻目标轨迹中的各个目标之间不存在关联关系的目标,则将该目标作为当前时刻的新目标,对新目标,以当前帧开始标记,获取新目标对应的轨迹段。

[0131] 步骤5,对关联成功的目标得到的轨迹段,进行轨迹判断;

[0132] 其中,轨迹包括:有效轨迹、异常轨迹、消失轨迹和潜在轨迹;

[0133] 进一步的,所述有效轨迹,表示至少连续n帧存在,为有效轨迹赋予威胁度权值;

[0134] 进一步的,所述消失轨迹,表示在在某一帧消失后,在该帧之后始终未再出现的目标,所对应的轨迹为消失轨迹;

[0135] 进一步的,所述异常轨迹,单个目标出现超过设定次数的频繁消失与出现、且至多只有 n帧连续的轨迹,则判断该段轨迹为异常轨迹;为异常轨迹赋予威胁度权值;

[0136] 进一步的,所述潜在轨迹,由于实时记录了目标的所在位置,对当前时刻未进入设定区域范围的目标,若单个目标轨迹在下一时刻有趋势进入设定范围,称该轨迹为潜在轨迹,为该轨迹赋予威胁度权值;

[0137] 对轨迹进行预测,是基于当前时刻轨迹进行预测,包括有效轨迹预测、异常轨迹预测、潜在轨迹预测;利用卡尔曼滤波对当前时刻的有效轨迹和异常轨迹进行轨迹预测;

[0138] 步骤6,建立威胁度预测空间,包括:目标轨迹、目标特征、位置信息,基于DS证据理论对目标集群的威胁度进行预测,得到威胁度预测结果。

[0139] (1)对目标实时数据进行记录;

[0140] (2)建立威胁度预测的样本空间矩阵, $D = \{L, M, H\}$,L表示低风险、M表示中等风险、H表示高风险;

[0141] (3)基于样本空间矩阵,对实时目标数据进行分类,按照聚类将特征分为目标特征信息、目标位置信息、目标轨迹信息;输出各自威胁度权重转换成概率得到证据 m_1 、 m_2 、 m_3 ,表示为 m_i ,基本概率赋值表示为 $m_i(A_i)$;

[0142] (4)运用DS证据理论对 m_1 、 m_2 、 m_3 进行合成,将满足合成决策规则的类作为最终结果输出。

[0143] 将目标预测轨迹情况作为基本命题A,将目标空间信息、图像信息以及目标航迹信息作为基本证据,

[0144] 首先计算基本概率:

$$[0145] \quad P(A_i) = Bel(A_i) + \frac{(1 - \alpha)Bel(A_i) + \alpha Pl(A_i)}{\sum_i (1 - \alpha)Bel(A_i) + \alpha Pl(A_i)} (1 - \sum Bel) \quad (6)$$

[0146] 其中, $(1 - \sum Bel)$ 表示可分配基本概率赋值; α 表示置信度函数Bel与似然函数Pl对基本概率赋值分配的影响程度:

$$[0147] \quad \alpha = \frac{\min_x \min_y \min_z \Delta m_{xyz}(n) + S(m_i) \max_x \max_y \max_z \Delta m_{xyz}(n)}{\Delta m_{xyz}(n) + S(m_i) \max_x \max_y \max_z \Delta m_{xyz}(n)} \quad (7)$$

[0148] $\Delta m_{xyz}(n)$ 表示多个证据之间关于第n个特征指标的差, $\min_x \min_y \min_z \Delta m_{xyz}(n)$ 表示三级最小差, $\max_x \max_y \max_z \Delta m_{xyz}(n)$ 表示三级最大差, $S(m_i)$ 表示证据支持度;

[0149] 其中,证据支持度:

$$[0150] \quad S(m_i) = \frac{\sum_{i=1}^n D(m_i) - D(m_i)}{\sum_{i=1}^n D(m_i)} \quad (8)$$

[0151] 证据支持度反映该证据被其他证据的支持程度, $S(m_i)$ 值越大, 表明证据之间的距离越小, 该证据的支持度就越大, $D(m_i)$ 是证据之间距离;

$$[0152] \quad S(m_i)' = \frac{S(m_i)}{\sum_{i=1}^n S(m_i) - S_{\max}(m_i) - S_{\min}(m_i)} \quad (9)$$

[0153] 其中, $S_{\max}(m_i)$ 表示证据的最大支持度, $S_{\min}(m_i)$ 表示证据的最小支持度;

[0154] 然后计算基本概率赋值:

$$[0155] \quad m_i(A_i) = S(m_i)' * P(m_i) \quad (10)$$

[0156] 最后合成:

$$[0157] \quad m(A) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_i} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_i(A_i)}{1 - \sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_i \neq \emptyset} m_1(A_1)m_2(A_2)\dots m_i(A_i)} \quad (11)$$

[0158] 最终输出合成概率结果, 判断该目标集群的威胁程度。

[0159] 图2是本发明一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法的装置框架图。主要显示了本发明的装置包括: (2) 多传感器模块; (3) 目标处理模块; (4) 轨迹处理模块; (5) 威胁度处理模块; (7) 显示终端;

[0160] 其中, 还包括 (1) 电源, (6) 无线通信模块;

[0161] 由 (2) 多传感器模块采集目标及周围环境信息数据, 输入 (3) 目标处理模块对目标信息进行目标检测、提取特征, 特征分类、特征关联、前后帧目标关联, 得到关联成功与关联失败的目标, 并实时记录目标的位置信息, 将目标及位置信息输入 (4) 轨迹处理模块, 进行轨迹分析、预测, 将位置信息、特征信息、轨迹信息输出到 (5) 威胁度处理模块, 将目标信息、轨迹信息、威胁度预测值输出到 (7) 显示终端; 所述 (5) 威胁度处理模块, 分别为位置信息、特征信息、轨迹信息赋予威胁度权值, 基于权值预测目标集群的威胁程度。

[0162] (1) 电源为整个装置供电, 使装置独立带电工作; (6) 无线通信模块为整个装置提供网络连接。

[0163] 所述 (3) 目标处理模块包括301目标匹配融合单元、302目标关联单元,

[0164] 其中, 301目标匹配融合单元, 在时间配准的情况下, 对目标点云信息和图像信息的特征进行配准和融合, 将目标点云信息转换成图像信息, 提取图像特征, 将图像信息与经过融合的红外与可见光图像的特征进行匹配, 融合共有特征, 对于非共有特征, 计算权重, 权重值大于预设权重时, 保留非共有特征。

[0165] 其中, 302目标关联单元, 连接目标匹配单元, 经过匹配融合后的特征输入到目标关联单元, 将当前帧图像和前t帧图像进行关联, 根据关联结果判断目标的状态。

[0166] 所述 (4) 轨迹处理模块包括401轨迹生成单元, 402轨迹删除单元, 403轨迹预测单元, 404轨迹更新单元;

[0167] 其中, 401轨迹生成单元, 用于生成轨迹, 如关联失败的目标新生成轨迹;

[0168] 其中, 402轨迹删除单元, 用于关联失败的轨迹;

[0169] 其中, 403轨迹预测单元, 先判断轨迹为有效轨迹、异常轨迹以及预测潜在轨迹; 若

单个目标出现多次超过设定阈值次数的至多只有连续n帧存在的轨迹,则将该轨迹视为异常轨迹;单个目标出现多次超过设定阈值次数的超过n帧的轨迹,则将该轨迹视为有效轨迹;借助卡尔曼滤波器对有效轨迹进行轨迹预测。

[0170] 其中,404轨迹更新单元,用于更新轨迹。

[0171] 图4是本发明一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法的威胁度预测值,展示了使用本发明技术方案得到的多个目标的威胁度预测情况,例如,图中显示的在当前时刻,落入受保护区范围范围的敌机312、400以及401的威胁度预测值较大,“敌我属性”属于目标属性的“目标特征信息”、“达到方位”属于“位置信息”以及属于当前帧的“轨迹信息”,敌机310和311在当前时刻威胁度值小于312、400以及401。

[0172] 本发明提供一种基于DS证据理论的多目标群威胁度预测装置及方法,可以实现利用多融合传感器装置获取目标信息,利用改进的卷积神经网络提取目标特征,避免因下采样造成分辨率损失;将目标按照多目标特征聚类划分共有特征和非共有特征,对共有特征赋予威胁度权值,此外,计算非共有特征权值,从而判断是否需要非共有特征赋予威胁度权值,避免将不重要的特征赋予权值,造成多目标集群的威胁度权值不准确;建立目标位置信息、轨迹信息和特征信息,基于DS证据理论,计算证据的概率,将满足合成决策规则的类作为威胁度预测结果输出。该装置和方法可广泛用于目标探测与识别、无人控制等领域,可以为现代防空武器系统作战过程中实现目标威胁评估,为作战指挥控制系统提供决策中,威胁度评估将直接影响到战术决策和目标/火力分配,本装置及方法能够有效提高威胁度预测准确性。

[0173] 对于本领域技术人员,本发明不限制于上述实施例的细节,在不背离本发明的精神和范围的情况下,能够以其他具体形式实现本发明。此外,本领域的技术人员可以对本发明进行各种改动和变型而不脱离本发明的精神和范围,这些改进和变型也应视为本发明的保护范围。因此,所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本发明范围的所有变更和修改。

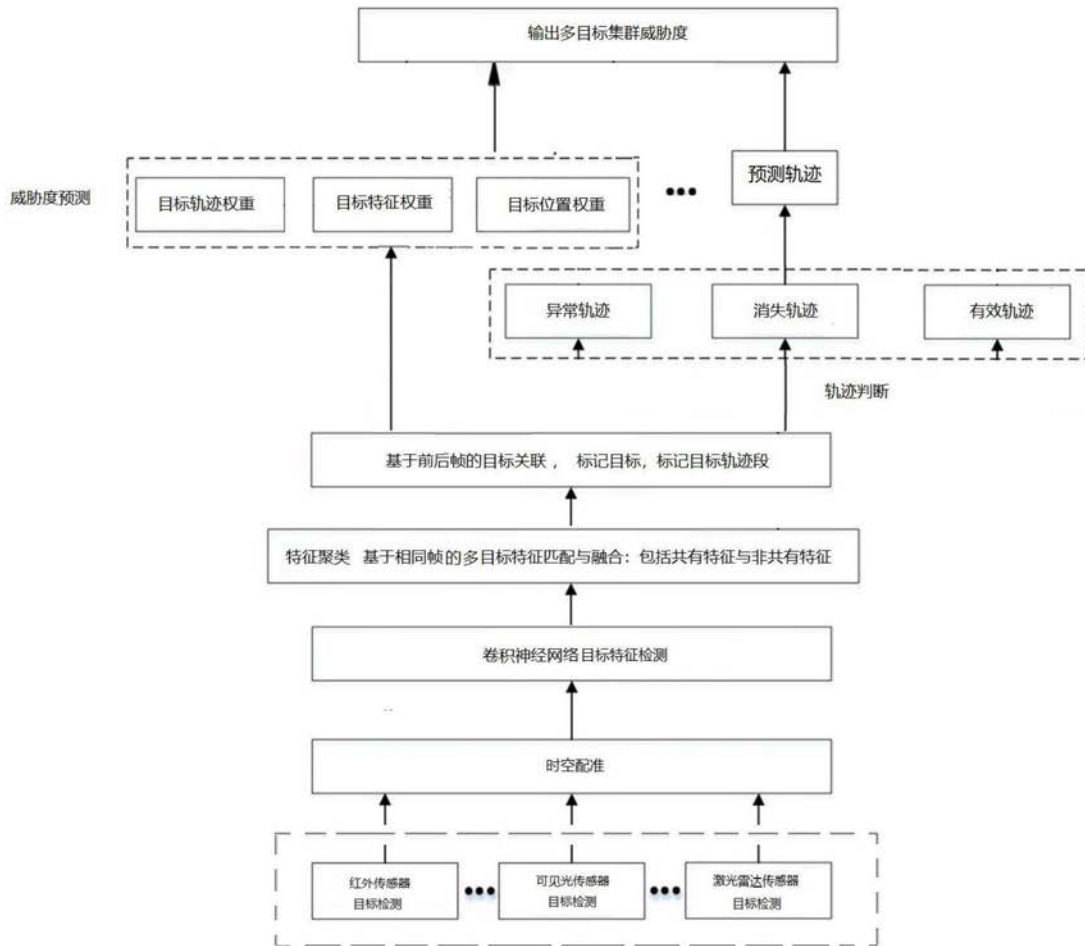


图1

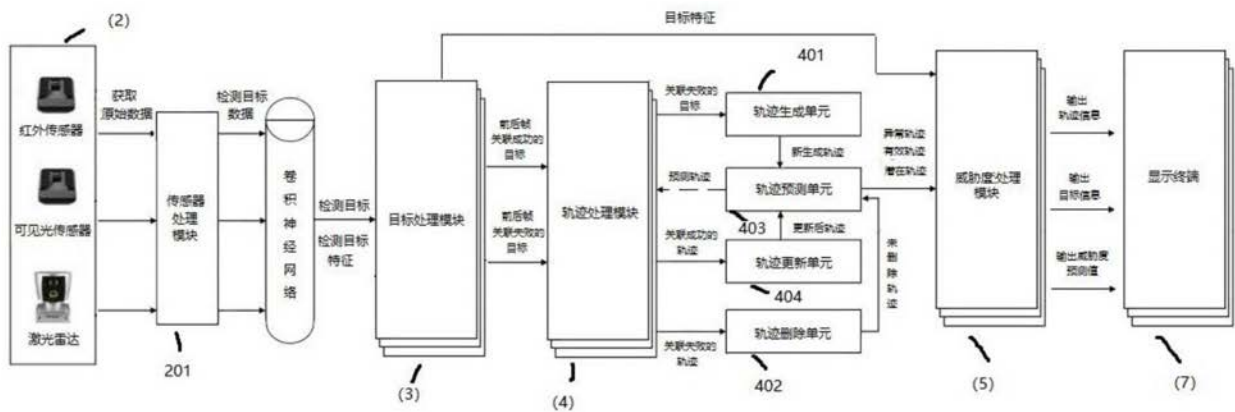


图2

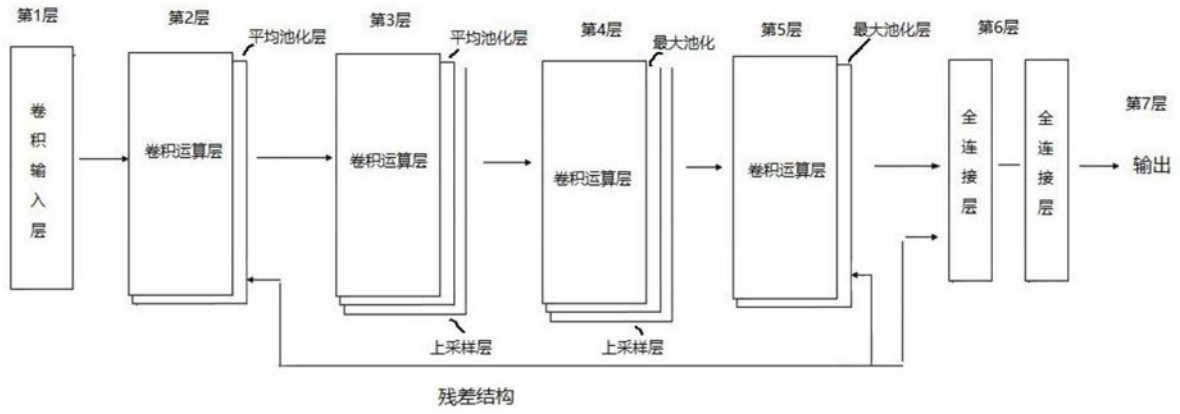


图3

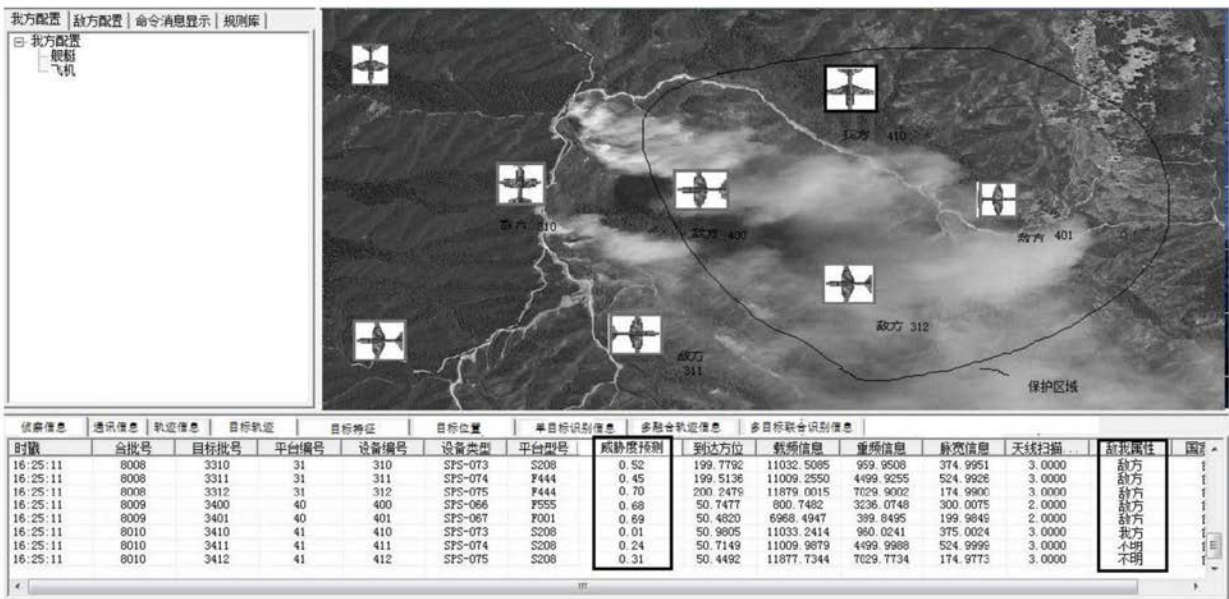


图4