

文章编号: 2095-4980(2025)03-0278-10

基于信息熵的目标图像信息压缩提取算法

李成龙, 娄文忠*, 丁男希, 马文龙, 赵 飞, 张子豪

(北京理工大学 机电学院, 北京 100081)

摘 要: 当前图像信息提取面临海量数据传输与信道通信能力的约束。为此, 构建了多层图像信息提取系统, 克服传输时间和通信容量的限制。基于信息熵理论, 以图像为主的传感信息作为输入的最小信息熵, 创立多层目标图像信息提取算法; 结合图像特征工程, 提高图像的特征提取和推断效果; 利用传感器图像数据, 提取图像最小体量关键信息。实验验证该算法在不丢失完整有效的信息下, 对图像信息压缩比提高至 10^6 , 解决了以低传输量和低传输带宽完成实时可靠的远距离图像信息传输问题。

关键词: 最小信息熵; 特征提取; 图像压缩; 实时毁伤评估

中图分类号: TP751.1

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2023319

Target image information compression and extraction algorithm based on information entropy

LI Chenglong, LOU Wenzhong*, DING Nanxi, MA Wenlong, ZHAO Fei, ZHANG Zihao

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: The current extraction of image information is constrained by the transmission of massive data and the limitations of channel communication capabilities. To address this, a multi-layer image information extraction system has been constructed to overcome the limitations of transmission time and communication capacity. Based on information entropy theory, a multi-layer target image information extraction algorithm is established, using the minimum information entropy of image-based sensor information as input. By combining image feature engineering, the algorithm enhances the feature extraction and inference of images. It also utilizes sensor image data to extract the minimum volume of key information from images. Experiments have verified that this algorithm can increase the image information compression ratio to 10^6 without losing complete and effective information. This effectively solves the problem of real-time and reliable long-distance image information transmission with low data volume and low bandwidth.

Keywords: minimum information entropy; feature extraction; image compression; real time damage assessment

在现代战场, 随着武器装备信息化水平的提高和侦察工具的不断改进, 需要大规模部署多领域、多频谱、多类型的传感器, 各类传感器的数据量大幅增加, 这些海量数据的传输和处理变得极其困难。以图像传感器为例, 图像传感器每秒产生数十兆字节的数据, 即使使用高功率的无人机数据链, 也无法满足数百个、上千个图像传感器数据的实时传输需求, 尤其是在战场数据链拒止环境下。21 世纪初, 通信传输带宽仅为 64 Mbps, 而现今战场数据量已超过了几个数量级^[1]。仅靠人力进行筛选和分析这些高级别数据是不现实的, 必须采取特殊方法甄别及去除冗余信息, 将这些数据有效转化为指挥控制态势模型, 使数据更能实时有效地发挥价值。

本文依据信息熵理论, 衡量图像信息中的冗余和不确定性^[2], 筛选出关键有效图像信息并压缩信息体量, 显著减少带宽占用以传输战时毁伤信息数据, 提高信道利用率与通信实时性。

收稿日期: 2023-10-12; 修回日期: 2023-12-01

*通信作者: 娄文忠 email: louwz2020@163.com

1 相关工作

毁伤效果评估主要依赖图像信息,而图像数据通常过于庞大。与其他传感信息传输情况相同,其中有用信息只占小部分,其余主要为编码冗余信息、像素冗余信息和观测人员视觉心理冗余信息。对于这样的海量图像信息,在精确去除编码冗余和像素冗余上,信息论系列编码方法发展了较长时间。

国内,大量的文献^[3-16]对此进行了研究,如,彭易锦^[3]以机场和大型地面设施作为算法对象,马晓明等以舰船目标作为毁伤评估目标^[4],从特征提取、证据建模转换,贝叶斯网络推理几个步骤,使毁伤特征能够有效转换为用于毁伤推断的证据,使用贝叶斯网络进行各类型特征分层加权和因果关系确定;李涛等^[5]对打击前后的跑道图像进行对准、二值化,对前后的二值图通过目标功能进行毁伤分析,以及建立目标毁伤前的特征模型,但之后具体分析仍由人工完成;陈克^[6]在高光谱遥感图像中对攻击前后的数据进行分类,再根据分类结果分析变化的区域信息,利用基于局部高斯分布拟合的水平集演化得到毁伤区域的分割结果,精确地捕获毁伤区域的目标边界。费宸等^[8]提出一种灰度拉伸算法,通过统计图像的灰度分布,计算图像拉伸所需的参数,处理当前帧的图像,达到实时提高图像对比度的效果。刘鹏飞^[13]提出了FAST-SIFT(Features from Accelerated Segment Test-Scale-Invariant Feature Transform)算法,基于SIFT算法,提高了特征提取的速度,同时保持了提取的精确度,相对于普通SIFT算法提升了2倍速度。于智欣^[14]使用ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法提取图像的特征点,并使用随机采样一致性算法进行特征点的匹配。他们改进了ORB算法,使其比SIFT提取方式的速度提高了一个数量级;使用改进的Harris角点检测算法进行角点特征提取^[15],然后使用SIFT算法提取特征向量,并使用随机抽样一致算法(RANDom SAmple Consensus, RANSAC)进行匹配。这种方法提高了匹配的精确度,并在一定程度上提高了计算速度。这些方法旨在提高图像配准的精度和效率,以支持毁伤评估过程。

美国公开了一些关于毁伤评估的技术专利^[17]。其中一种方法是基于已知的作战和杀伤序列进行毁伤效果分析,这个方法依赖于J BEMARD等^[18]的视频传输系统和K CONLEY等^[19]的声音信号传输系统,用于获取毁伤信息。但J BEMARD的系统主要集中在图像采集和传输,而不是自主的图像分析。这在需要高速传输的视频和拒止环境下会面临严重的干扰问题。CONLEY的声音信号处理虽然可行,但在获取目标位置和战斗部爆炸情况等方面存在限制。另一个专利由ALEXANDER^[20]提出,它涉及在被测对象上部署传感器阵列以获取毁伤信息,主要用于武器测试,而非实际战斗评估。

总体来说,当前的目标毁伤效果评估(Battle Damage Assessment, BDA)研究主要集中在图像处理方面,包括获取被毁伤目标局部图像和提取毁伤特征,但存在输出结果不一致和自主提取图像的挑战。毁伤效果评估方法可分为基于变化检测、自动目标识别和打击关键部位知识库^[21]三类,但仍以双幅图像对比为主。在实际战斗条件下,需要解决自主提取毁伤前后图像的问题,这是当前研究中相对缺乏的领域,也是本文研究的关键内容。

信息论最初主要关注数据压缩和传输领域,使用熵和互信息来描述通信过程中的概率分布。对于未知情况的随机事件,概率分布的不确定性程度可通过信息熵来衡量。信息熵的定义为:

$$H(X) = - \sum_x p(x) \log_2 p(x) \quad (1)$$

式中: $p(x)$ 为所有可能发生情况的概率。

信息熵的数学理论主要用于数据编码和解码算法,将熵和互信息基本量用来构建通信过程中的概率分布函数。对于有序系统,信息熵偏低;随着系统中发生的事件变得混乱,信息熵越大,系统了解清晰的信息量就越大。因此基于最大离散熵原理的熵编码方法可以实现理论上最高效的无损图像压缩^[22]。本文的毁伤图像信息主要依赖易于获取的卫星遥感图像,毁伤前后对比效果如图1所示。

2 算法模型建立

由于在运动模块上的可见光图像传感器所拍摄的毁伤前和毁伤后图像视角位置不同,而这会阻碍通过前后图像对比进行的毁伤程度解算。因此,需要先将毁伤后图像和毁伤前图像中的相同物体对应像素整合,使目标在校准后在毁伤前和毁伤后图片中所处的位置和大小基本相同^[24]。这种方法通常以一方图像作为基准图像,将另一方图像转换到与基准图相似的像素空间内。本文提出的打击前后毁伤信息提取与处理的全流程如图2所示。



Fig.1 Remote sensing images before and after damage of ground building target^[23]

图1 地面建筑目标毁伤的前后对比遥感图像^[23]

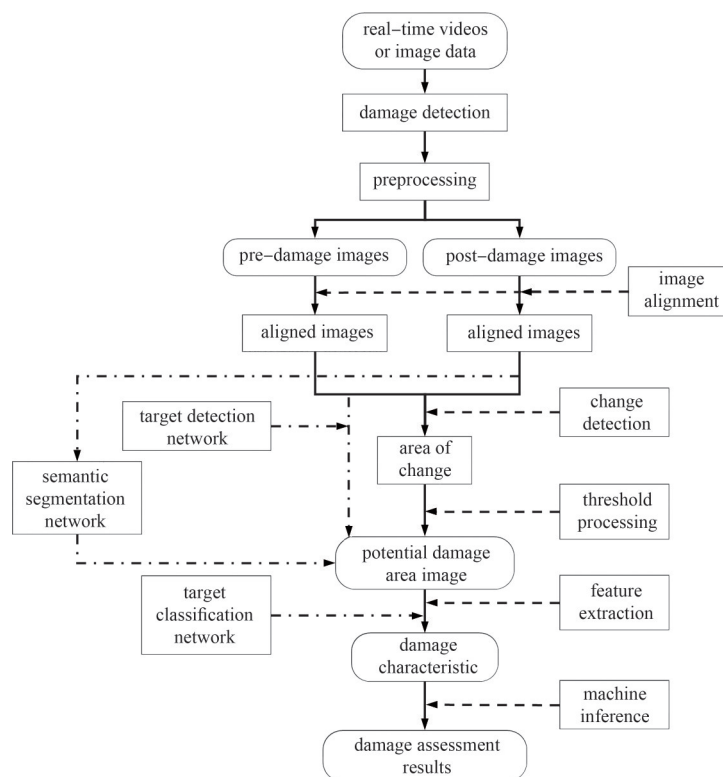


Fig.2 Whole process of extracting and processing damage information before and after the strike

图2 打击前后毁伤信息提取与压缩全流程

2.1 提取前操作

将2幅图片配准,需找到2幅图片中相似的特征进行匹配。当前图像配准中的特征匹配方法为尺度不变特征变换,即SIFT和加速稳健特征(Speeded Up Robust Features, SURF)较为有效。SIFT和SURF特征匹配^[25]的基本原理如下:首先,通过原图像与高斯核卷积进行特征点提取:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) I(x, y) \quad (2)$$

式中: $G(x, y, \sigma)$ 为高斯核函数, σ 为方差; $I(x, y)$ 为原始图像像素。

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

将图像进行金字塔降采样,使不同比例图像与不同比例核函数参数($k^2\sigma$)相互卷积,提取出多尺度、多图像范围的特征点,得到高斯图像特征金字塔。

在特征点提取的高斯核基础上,加入旋转不变性拉普拉斯算子进行卷积运算。拉普拉斯算子与高斯算子进行结合,简化后得到高斯函数差分(Difference Of Gaussian, DOG)算子,用高斯差分函数描述:

$$\frac{\partial G}{\partial \sigma} = \frac{-2\sigma^2 + x^2 + y^2}{2\pi\sigma^5} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

化简得到:

$$G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) \approx (k-1)\sigma^2 \nabla^2 G \quad (5)$$

因此,结合尺度不变性的高斯算子与旋转不变性的拉普拉斯算子的DOG算子核函数为:

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (6)$$

将同级相邻高斯金字塔相减得到DOG特征图像金字塔,提取出的特征图像同时具有尺度和旋转不变特性。得到的多层DOG特征图如图3所示。

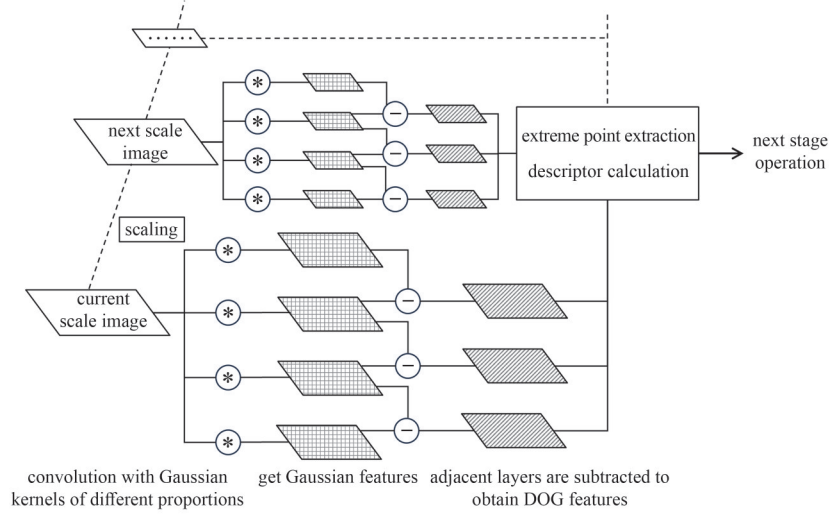


Fig.3 DOG feature map

图3 DOG特征图

在每一层DOG金字塔中，求小片区域中的局部极小值和极大值坐标，并记录其对应的尺度因子，之后将通过离散像素得到的特征点进行曲线拟合，得到真正的极值点位置坐标；然后去掉低对比度的特征点和不稳定的边缘响应点，通过 2×2 的Hessian矩阵求解主曲率，检测超过曲率阈值的特征点，之后在特征点周围计算其梯度方向。

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \quad (7)$$

$$\theta(x,y) = \arctan \left(\frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \right) \quad (8)$$

在特征点周围区域的像素点取8个方向^[26]计算梯度方向，如图4所示。生成的特征向量长度为8个方向的关键点子向量与尺度圆形范围的像素数量相乘，通常为 $4 \times 4 \times 8$ 。将2幅不同待匹配图像进行匹配时，基本的方法为对2幅图的特征向量逐个配对求解对应的欧氏距离：

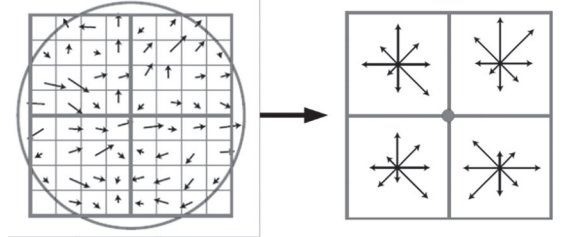


Fig.4 The feature vector is formed by extracting the eight-direction gradient operator from the extremum of the feature graph

图4 特征图极值点提取8个方向梯度算子形成特征向量

$$d(x,y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (9)$$

当欧氏距离小于设定阈值时，则2个特征点匹配成功。之后通过估计2副图中的特征点空间分布的映射，得到图像投影转换矩阵参数：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ w' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & m_8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ w \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中： x' 、 y' 为投影变换之后的像素坐标；矩阵的前2行 m 参数通过两图中对应特征点群之间的相对关系进行拟合估计得出； w 、 w' 为仿射变换缩放因子。可通过最小二乘估计分别对 x 、 y 二元线性回归参数进行估计。对 x' 、 x 、 y' 以及 y 、 w' 和 w 都各自进行如下估计：

$$\begin{cases} \sum y = nb_0 + b_1 \sum x_1 + b_2 \sum x_2 \\ \sum x_1 y = b_0 \sum x_1 + b_1 \sum x_1^2 + b_2 \sum x_1 x_2 \\ \sum x_2 y = b_0 \sum x_2 + b_1 \sum x_1 x_2 + b_2 \sum x_2^2 \end{cases} \quad (11)$$

3组各自进行求解，每组得到一组 b_0 、 b_1 、 b_2 ，共得出3行9个投影矩阵的对应参数。使待配准图通过仿射变换转移至基准图的像素尺寸和位置，最终实现的效果如

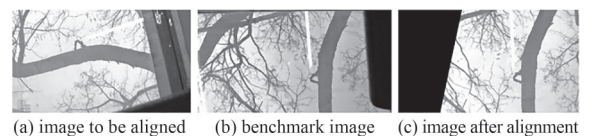


Fig.5 The perspective transformation of the image is carried out according to the feature point matching estimation

图5 根据特征点匹配估计进行图像的透视变换

图 5 所示。将两幅拍摄对象相同但角度不同图片通过 SIFT 对准,使配准图里面所有的目标和参照物与基准图处于近似相同位置,如图 5 所示。因为两图片拍摄角度不同,而投影变换假设变换对象为一平面,导致变换后像素位置会有细微差别。

SIFT 方法的图像配准整个流程为:经过完整的特征点估计、特征点匹配和仿射变换参数估计得到待配准图像的校正图像。SIFT 只是众多特征点提取方法中的一种,但因为它提取出的特征点具有尺度不变和旋转不变性质,很好地抵消了相同目标不同角度图片拍摄带来的投影变换影响,且能依据两图相同特征点的关系估计投影变换参数,因此在图像配准方面效果良好。基于 SIFT 改进的 SURF 特征匹配与 SIFT 基于相似原理^[27],在牺牲求解数目和准确性的情况下,特征点提取速度更高,也可用于图像配准。更新改进的 ORB 特征提取算法所提取的特征同样具有旋转和尺度不变性,特征提取速度能提升数倍,但会丧失部分匹配点和降低精确度^[28]。图 5 为使用特征点匹配的图像配准效果示意图,可见相同图像内容得到了有效的对齐。经过图像配准之后,才能够完成毁伤前后相同像素位置的内容对比。

将基准图像与校正处理之后的毁伤前图像进行毁伤区域提取处理。采用图像的语义分割算法直接提取毁伤区域以及目标。全卷积网络(Fully Convolutional Networks, FCN)及大幅改进的 Mask-RCNN^[29]系列的语义分割卷积神经网络具有精确提取出目标区域的效果,而传统的目标检测网络如 YOLO(You Only Look Once)^[30]系列和单次多边框(Single Shot MultiBox Detector, SSD)检测系列可提取出目标附近方形兴趣区域,如图 6 所示,但它们的单次推断计算量消耗处于百亿至千亿^[31]以上次浮点运算级别,因此不适用于计算能力有限的嵌入式平台的部署。而使用 Mobilenet 作为 Backbone 的一系列检测网络,同时搭配稀疏处理降低模型冗余参数,量化处理简化浮点运算,使检测算法的算力消耗能够更加适合嵌入式平台,但检测网络对于如何提取打击之后的残骸区域成为未知问题。使用传统方法如四叉树方法(如图 7)能够提取一些轮廓^[32],但不能区分目标和背景,尤其在背景复杂的情况下与背景无法区分。之前的图像配准处理,对于静止目标,对毁伤前图像进行语义分割,成功分割出的目标区域在毁伤后的图片中仍处于相对应的区域;而在动目标情况下,语义分割网络和目标检测网络必须识别出处于毁伤后的移动目标所处的框状区域和轮廓内的区域。对目标进行战斗部毁伤造成的烟雾火焰会对图像中的目标完整性进行干扰,被毁伤的目标轮廓和图样变化可能大幅影响神经网络根据目标模板识别目标区域的可靠性,加大了对毁伤后的目标识别难度。因此本文主要使用目标检测神经网络方式完成目标和爆炸的探测,对于静止目标也具有适用性。

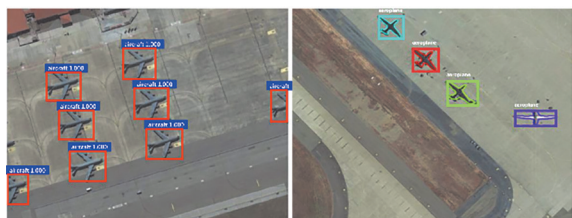


Fig.6 Training target detection and semantic segmentation model to extract the aircraft area before the damage

图6 训练目标检测与语义分割模型提取毁伤前的机场飞机区域

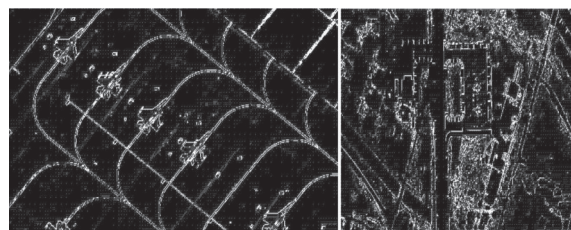


Fig.7 Quadtree method for image segmentation

图7 四叉树方法进行的图像分割

2.2 图像关键特征提取方式

提取出目标区域的毁伤前后图像之后,便能够对其参数进行统计,从而直接对比。筛选图像中特定特征的方式有灰度特征、纹理特征和形状特征。

灰度特征:通过比较打击前后目标的灰度值变化和灰度方差变化判断毁伤程度。目标遭受打击之后由于自身熵值增大,图像显现更为复杂,从而造成了灰度值的方差增加与平均灰度的剧变。

$$Var = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (g_i - g_0)^2 \quad (12)$$

式中: Var 为灰度方差; g_i 为第 i 个像素点的灰度值; g_0 为图像灰度的平均值。

纹理特征:使用灰度共生矩阵方法判断图像的数据矩阵中某个特定灰度像素以一定角度和步长出现的频率。其中经常使用角二阶矩和熵等纹理特征。角二阶矩为:

$$T = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P(i,j)^2 \quad (13)$$

式中 $P(i,j)$ 表示灰度值 i 和 j 在一定角度和步长下出现的频率。

它是灰度共生矩阵元素值的平方和，反映了图像纹理的粗细程度。

采用熵值表现图像区域之内的混乱程度。当图像接近于白噪声分布时，熵具有较大值。目标区域毁伤带来目标区域图像的散乱分布，图像熵值增加。

$$ENT = - \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k P(i,j) \log P(i,j) \quad (14)$$

分别计算毁伤前后的图像角二阶矩和熵值之间的欧氏距离，可分别得出基于角二阶矩和熵值标准的目标毁伤程度。

对于毁伤效果推断，首先需要构建特征数据集训练各类别的特征推断器。从每对毁伤前后图像中提取出各个类别的毁伤特征向量，将其拼合为整体的对应一个目标的毁伤特征向量，多个毁伤向量组成毁伤特征数据集；再以人工判读的方式获取每对毁伤前后图像毁伤效果的对应等级，构成毁伤等级标签集合；最后将毁伤特征集与毁伤等级标签集共同构成毁伤特征数据集。构建流程如图8所示。

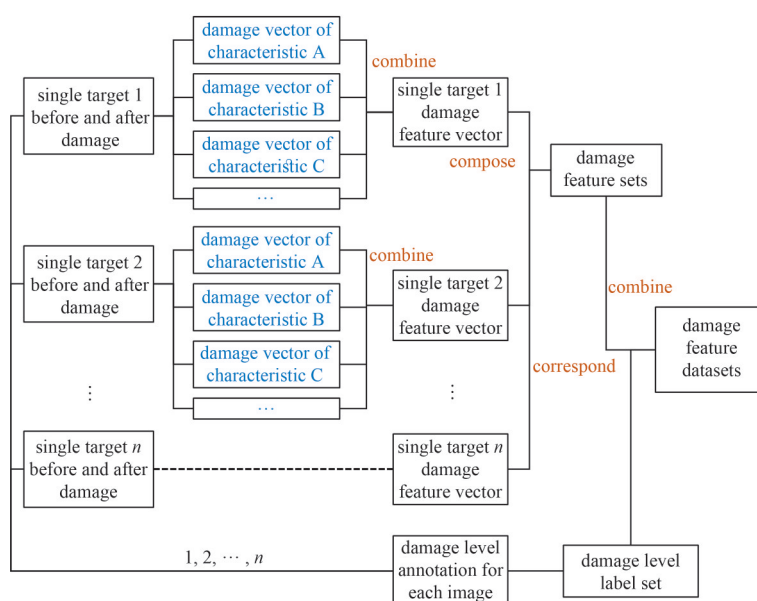


Fig.8 Construction of damage sample data set for machine inference training

图8 用于机器推断训练的毁伤样本数据集的构建

在毁伤推断数据集较大的情况下，直接使用小型全连接神经网络进行毁伤推断训练，将所有毁伤前后相同特征之间的欧氏距离并列作为全连接神经网络的输入层，加之较少的隐藏层，最后输出层仅对应单个神经元，输出介于0至1之间的目标毁伤程度BDA值，再根据每一毁伤等级的阈值决定输出数值所在毁伤等级。

针对机场、建筑、舰船不同类型目标分别划定数据集，可分别训练对应不同目标的推断神经网络。通过增加全连接神经网络通道数 C 为目标种类数，将不同目标的特征间欧氏距离矢量所构成的特征数据集置于输入层的不同神经元进行同时训练，得到能够同时推断多种类型目标毁伤程度的神经网络，其训练方式如图9所示。通过比较其输出毁伤程度与毁伤等级标签的差异，计算损失函数，进而通过反向传播的方式更新各个中间层的权值参数。

贝叶斯网络以每一个节点表示一个随机变量，均有描述父节点发生特定事件情况下子节点的事件概率分布的条件概率函数，如图10所示。其最终的子节点即为输出，为各个毁伤等级的概率分布，通常取当前输入获取概率最高的等级作为毁伤等级。对于其以概率高低决定等级和

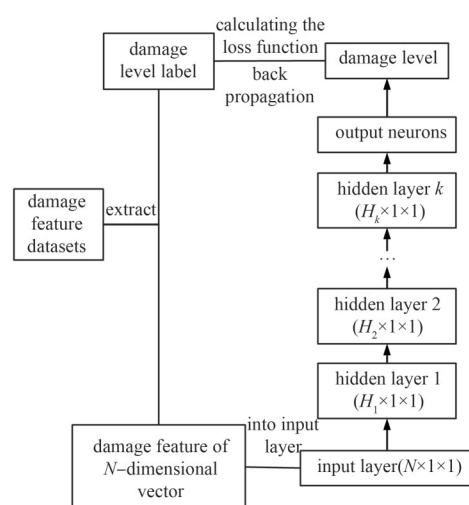


Fig.9 The damage feature data set is used as input to the training neural network

图9 毁伤特征数据集作为训练神经网络输入

权值不确定的特性,曲婉嘉^[33]提出了一种基于BN.Cloud模型的评估方法,综合利用了包含图像在内的毁伤信息,引入蒙特卡洛算法计算权值参数再进行推断,用云模型将输出各类的条件概率转化为确定的等级。虽然其毁伤评估的原始数据信息来源为雷达数据,但其实质依然为对标准贝叶斯网络输出的数据后处理的范畴。

3 实验验证

获取战场上目标的毁伤情况,实际上是降低战场未知态势不确定性的一个过程。获取战场上单个目标的打击效果,能够降低态势不确定性的有效“真”信息。单个目标为:目标地理位置/经纬高 (x,y,z) 、命中点地理位置/经纬高 (x',y',z') 、目标种类 (k) 、目标毁伤等级 (n) ,则目标的种类与毁伤等级组合具有 kn 种情况。基于香农信息熵原理将所有目标可能情况代入信息熵公式,则信息熵大小为:

$$H = \log_2 kn + 6l \quad (15)$$

式中 l 为目标三维坐标某一维的最小位数。假设命中点地理位置精确到32位浮点数,能够分析21类目标,每类目标毁伤等级分为4级,在毁伤评估中战场单个目标具有的信息熵大小为:

$$H = (\log_2(4 \times 21)) + 32 \times 6 = 198.39 \approx 199 \text{ bit} \quad (16)$$

为获得单个目标完整毁伤情况,需要的信息量约为199 bit、0.024 3 kB,最少需要使用长度为24.875 byte的字符串描述目标完整毁伤状态,但对于不同的具体作战环境其内容会有所变化。

打击前探测器所拍摄图像如图11所示,经过均衡化处理如图12所示,可见图像灰度的细节对比获得较大增强。将增强图像输入配准算法进行严格的前后图像对准操作,再进行特征点匹配,如图13所示。



Fig.11 Images taken by the probe before the strike
图11 打击前探测器所拍摄图像



Fig.12 Contrast enhancement of pre-strike images
图12 打击前图像的对比增强效果

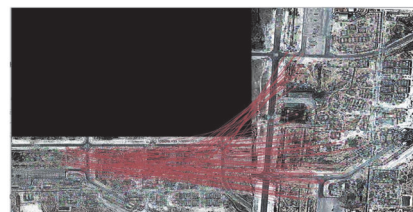


Fig.13 Feature point matching in image before striking
图13 打击前图像特征点匹配

假设毁伤前图像为竖直向下拍摄,当地地面坡度为 0° ,地图地面对应高度为预先设定好的定值,且图像轴与东、北方向重合。设置对地航拍图像单位像素对应的地面实际长度为2.65 m,将打击后的毁伤区域位置反向投影到打击前的区域位置,对其3个毁伤目标位置进行简略计算,如图14所示。与打击前图像对比,可见其图像像素已完全配准。对打击前后图像进行变化阈值提取操作,具体的变化阈值提取操作如表1所示。

最后计算出目标1最小毁伤信息熵格式字符为:3E472AF5E6478CEC0C43970000;目标2、3最小毁伤信息熵格式字符为:3E72C00E6478DA00043970000、3E72D5833478D4BF343970000。

毁伤评估算法提取出5层分类信息:1)原始层为输入的地面视频数据;2)打击前后的区域图像对应层次1,大小504 kB;3)经过推断算法计算分析,得到潜在毁伤区域的毁伤图像对应层次2,大小13 kB;4)再进行毁伤特征向量提取,结合目标位置信息得到层次3,大小1.61 kB;5)最后基于毁伤特征向量进行机器推断得到推断

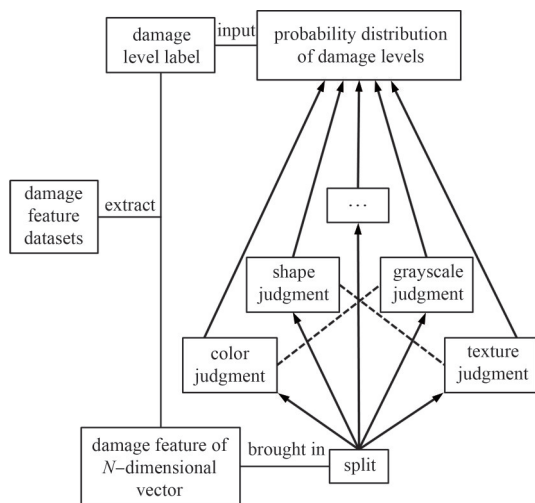


Fig.10 A Bayesian network is trained to derive deterministic damage values

图10 训练贝叶斯网络推出确定性毁伤数值

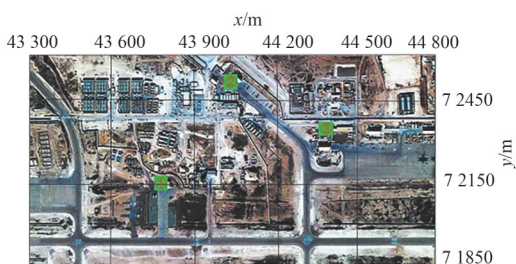


Fig.14 Pre-damage remote sensing maps corresponding to targets' geographic coordinates

图14 毁伤前遥感地图目标所对应地理坐标

结果，结合目标位置得到层次 4 的最小信息熵字符串，如加上炸点对应位置信息则变得完整，大小 0.073 kB。每一层次均能对应完整毁伤信息，其信息量及压缩倍数如图 15~18 所示。

表 1 命中地理位置解算

Table 1 Hit location solution

feature type	type	damage level	X-coordinate	Y-coordinate	Z-coordinate
target 1	building	severe damage	43 765.9	72 152.1	302
target 2	building	severe damage	44 032.9	72 512.0	302
target 3	building	severe damage	443 76.2	72 343.9	302

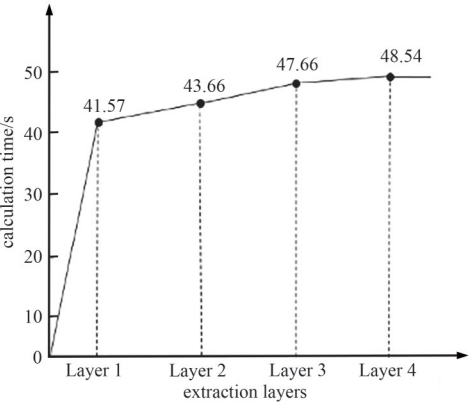


Fig.15 The computing time of each chip level
图 15 各层次的芯片计算耗时累计

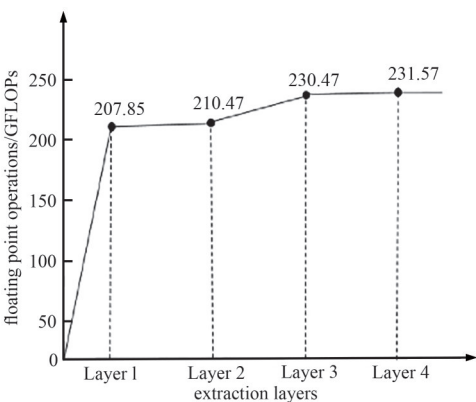


Fig.16 The amount of computation operations at each level
图 16 各层次计算操作量累计

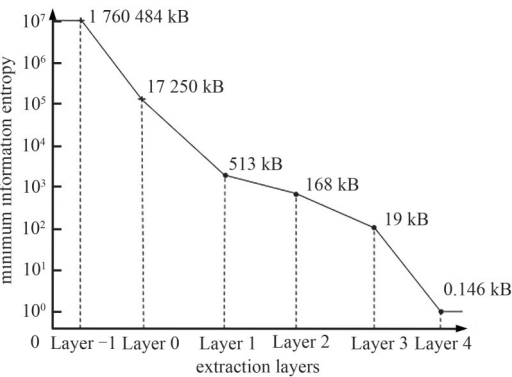


Fig.17 Multilevel damage information extraction effect
图 17 多层次毁伤信息提取效果

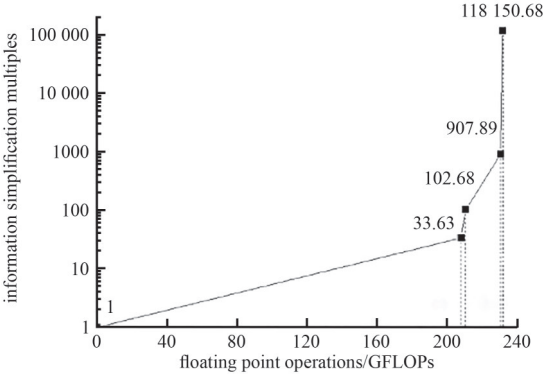


Fig.18 Multiple of information reduction at each level
图 18 各层次信息压缩比

对分辨率为 1 560×856 的 900 帧图像进行视频分析，共消耗时间 48.54 s，以处理器的综合性能以及各段运算所使用的处理器线程推算，其浮点运算量为 2 316 亿次运算。提取层 1~3 因为使用卷积神经网络进行探测，消耗了大量的浮点计算量以及计算耗时，可见 97% 的时间用于计算。

0 层为已经过有效图像压缩算法得到的压缩后视频大小，900 帧视频以 WMV(Windows Media Video)制式压缩后大小为 17 250 kB。毁伤前后完整传感器图像压缩后的大小为 513 kB，信息压缩比达到 33 倍。提取出所有爆炸图像以及目标图像后，其信息压缩比达到 907.89。图第 4 层得到目标最小毁伤信息熵后，其相对经过充分压缩的视频信息，精简压缩比达到 118 150.68，压缩比提高达到了 10⁶ 量级。每一层级均包含完整毁伤信息。

4 结论

本文中虽然每一层次信息理论上均能够包含完整毁伤信息，但毫无疑问毁伤命中点提取与毁伤效果提取不可能完全 100% 准确，这是因为随着处理层级的提高，命中与毁伤评估算法的失误率产生累计。

针对毁伤评估研究中对象为打击前后图像信息，对实战下实时视频数据如何提取毁伤前后图像研究缺失的问题，提出了结合卷积神经网络与一维置信度信号卷积的爆炸事件探测方法，使毁伤评估算法能够从实时视频

数据中获得打击前后图像信息。结合数字高程地图、探测器惯组位姿信息、探测器目标探测视线角信息的目标实际地理位置的快速解算方法,使毁伤评估算法增加了为目标毁伤评估提供地理位置信息的能力;以最小毁伤信息熵提取作为毁伤评估算法的最终目的,建立体系中的多层次毁伤信息输出,大幅度降低需要传输的毁伤信息量,增大了超远距离低带宽传输目标毁伤信息的可能性。

参考文献:

- [1] 李海源,田畅,吴泽民. 战术互联网中态势感知信息及其发布的研究[C]// 第十四届全国青年通信学术会议. 大连:中国通信学会青年工作委员会, 2009:932-937. (LI Haiyuan, TIAN Chang, WU Zemin. Research on situation awareness information and its release in tactical Internet[C]// The 14th National Youth Communication Academic Conference. Dalian, China: Youth Work Committee of China Communications Society, 2009:932-937.)
- [2] SHANNON C E. A mathematical theory of communication[J]. The Bell System Technical Journal, 1948, 27(3): 379-423. doi: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x.
- [3] 彭易锦. 基于贝叶斯网络的毁伤效果评估研究[J]. 现代电子技术, 2018, 41(11): 22-26. (PENG Yijin. Research on damage effect evaluation based on Bayesian network[J]. Modern Electronic Technology, 2018, 41(11): 22-26.) doi: 10.16652/j.issn.1004-373x.2018.11.006.
- [4] 马晓明,丁平,晏卫东. 基于贝叶斯网络的舰船目标毁伤评估[J]. 兵工自动化, 2016, 35(6): 72-75. (MA Xiaoming, DING Ping, YAN Weidong. Ship target damage assessment based on Bayesian network[J]. Ordnance Automation, 2016, 35(6): 72-75.) doi: 10.7690/bgzdh.2016.06.017.
- [5] 李涛,陈丽,马志军. 侦察信息在目标毁伤效果评估中的应用研究[J]. 火炮发射与控制学报, 2016, 41(2): 36-40, 47. (LI Tao, CHEN Li, MA Zhijun. Application of reconnaissance information in target damage assessment[J]. Journal of Artillery Launch and Control, 2016, 41(2): 36-40, 47.) doi: 10.19323/j.issn.1673-6524.2020.02.008.
- [6] 陈克. 基于高光谱遥感图像的目标毁伤区域检测[J]. 遥测遥控, 2019, 40(3): 28-31. (CHEN Ke. Target damage region detection based on hyperspectral remote sensing image[J]. Telemetry and remote control, 2019, 40(3): 28-31.)
- [7] 戴荣,徐廷学,逄程. 舰船目标毁伤特征及其在打击效果评估中的应用[J]. 舰船电子工程, 2017, 37(7): 92-95. (DAI Rong, XU Tingxue, LU Cheng. Characteristics of ship target damage and its application in strike effect evaluation[J]. Ship Electronic Engineering, 2017, 37(7): 92-95. doi: 10.3969/j.issn.1672-9730.2017.07.023.
- [8] 费宸,康佳龙,刘俊良,等. 基于FPGA的短波红外图像灰度级拉伸算法实现[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2022, 20(7): 713-717. (FEI Cheng, KANG Jialong, LIU Junliang, et al. Implementation of grayscale stretching algorithm for short-wave infrared image based on FPGA[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2022, 20(7): 713-717. doi: 10.11805/TKYDA2020455.
- [9] 于天超. 基于多尺度融合的遥感图像变化检测及其毁伤评估应用[D]. 成都:电子科技大学, 2010 (YU Tianchao. Change detection and damage assessment of remote sensing images based on multi-scale fusion[D]. Chengdu, China: University of Electronic Science and Technology of China, 2010.) doi: 10.7666/d.Y1707315.
- [10] 樊胜利,张宇飞,姚涛,等. 武器装备战场毁伤评估方法研究综述[J]. 装甲兵工程学院学报, 2013, 27(1): 21-26. (FAN Shengli, ZHANG Yufei, YAO Tao, et al. Review of battlefield damage assessment methods for weapons and equipment[J]. Journal of Armored Forces Engineering College, 2013, 27(1): 21-26.) doi: 10.11732/j.issn.1672-1497.2013.01.005.
- [11] 李其然,史玉彬,陈志华,等. 基于动态贝叶斯网络的民用机场空袭毁伤评估模型[J]. 弹道学报, 2018, 30(1): 93-96. (LI Qiran, SHI Yubin, CHEN Zhihua, et al. Airstrike damage assessment model of civil airfield based on dynamic Bayesian network[J]. Journal of Ballistics, 2018, 30(1): 93-96.)
- [12] DU Xiuli, FAN Guichuan, LYU Yana, et al. Bayesian network parameter learning algorithm for target damage assessment[C]// IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. Zhuhai, China: IOP, 2019: 052014. doi: 10.1088/1757-899X/569/5/052014.
- [13] 刘鹏飞. 基于SIFT的图像配准方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2019. (LIU Pengfei. Research on image registration method based on SIFT[D]. Harbin, China: Harbin Institute of Technology, 2019.)
- [14] 于智欣. 基于特征匹配算法的图像拼接技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2015. (YU Zhixin. Research on image stitching technology based on feature matching algorithm[D]. Harbin, China: Harbin Institute of Technology, 2015.) doi: 10.7666/d.D750903.
- [15] 李冰. 基于局部点特征提取的图像配准方法研究[D]. 太原:太原理工大学 (LI Bing. Research on image registration method based on local point feature extraction[D]. Taiyuan, China: Taiyuan University of Technology, 2019.)
- [16] 杨钊,钱立志,刘晓. 红外与微光图像开窗配准融合处理方法[J]. 激光与红外, 2018, 48(8): 1060-1064. (YANG Fan, QIAN Lizhi, LIU Xiao. Fusion processing of infrared and low-light image window registration[J]. Laser and infrared, 2018, 48(8): 1060-

- 1064.) doi:10.3969/j.issn.1001-5078.2018.08.022.
- [17] 侯博,赵永刚,薛成. 外军毁伤效果评估研究[J]. 外军军事技术, 2011(7):45-47. (HOU Bo,ZHAO Yonggang,XUE Cheng. Study on evaluation of damage effect of foreign army[J]. Military Technology of Foreign Army, 2011(7):45-47.)
- [18] BEMARD J,MYERS B J. Immediate battle damage assessment of missile attack effectiveness:US20010853935[P]. 2001-05-11.
- [19] CONLEY K A,GAMACHE R M,DROTAR J T. Battle damage assessment system:US-7568430-B1[P]. 2006-02-16.
- [20] SOLES A M,WALSH M R,SCOTT E B. Damage detection and remediation system and methods thereof:US20120188078A1[P]. 2011-06-16.
- [21] 徐颖,李华军,吴聪,等. SAR 图像打击效果评估技术研究[J]. 计算机科学, 2014,41(S1):156-159. (XU Ying,LI HuaJun, WU Cong,et al. Research on SAR image impact evaluation technology[J]. Computer Science, 2014,41(S1):156-159.)
- [22] 周小鹏,梁峰,李冰. 高吞吐率的高效视频编码熵编码并行硬件架构设计[J]. 西安交通大学学报, 2020,54(7):180-186. (ZHOU Xiaopeng,LIANG Feng,LI Bing. Design of parallel hardware architecture for high throughput efficient video coding entropy coding[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020,54(7):180-186.)
- [23] 杨青青,樊桂花. 基于高分辨率遥感图像的建筑物毁伤效果评估[J]. 电子设计工程, 2018,26(21):6-10,15. (YANG Qingqing, FAN Guihua. Evaluation of building damage effect based on high resolution remote sensing image[J]. Electronic Design Engineering, 2018,26(21):6-10,15.) doi:10.3969/j.issn.1674-6236.2018.21.002.
- [24] 杨家俊,丁祝顺,陈昕. 图像配准关键技术综述[J]. 导航与控制, 2020,19(1):77-84. (YANG JiaJun,DING Zhushun,CHEN Xin. Overview of key technologies of image registration[J]. Navigation and Control, 2020, 19(1): 77-84.) doi: 10.3969/j.issn. 1674-5558.2020.01.009.
- [25] 张少辉,沈晓蓉,范耀祖. 一种基于图像特征点提取及匹配的方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2008,34(5):516-519. (ZHANG Shaohui,SHEN Xiaorong,FAN Yaozu. A method based on image feature point extraction and matching[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2008,34(5):516-519.) doi:10.13700/j.bh.1001-5965.2008.05.023.
- [26] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60(2): 91-110. doi:10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94.
- [27] BAY H,ESS A,TUYTELAARS T,et al. Speeded-Up Robust Features(SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3):346-359. doi:10.1016/j.cviu.2007.09.014.
- [28] RUBLEE E,RABAUD V,KONOLIGE K,et al. ORB:an efficient alternative to SIFT or SURF[C]// 2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona,Spain:IEEE, 2011:2564-2571. doi:10.1109/ICCV.2011.6126544.
- [29] HE K M,GKIOXARI G,DOLLÁR P,et al. Mask R-CNN[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020,42(2):386-397. doi:10.1109/TPAMI.2018.2844175.
- [30] FARHADI A,REDMON J. Yolov3:an incremental improvement[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA:IEEE, 2018(1804):1-6.
- [31] LIU Wei,ANGUELOV D,ERHAN D,et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]// Computer Vision-ECCV 2016: Springer International Publishing. Cham:Springer, 2016:21-37. doi:10.1007/978-3-319-46448-0_2.
- [32] 胡志立,郭敏. 基于四叉树分解与图割的彩色图像快速分割[J]. 计算机工程与科学, 2015,37(2):390-396. (HU Zhili,GUO Min. Fast color image segmentation based on quadtree decomposition and graph cutting[J]. Computer Engineering and Science, 2015,37(2):390-396.)
- [33] 曲婉嘉,徐忠林,张柏林,等. 基于贝叶斯网络云模型的目标毁伤评估方法[J]. 兵工学报, 2016,37(11):2075-2084. (QU Wanjia,XU Zhonglin,ZHANG Bolin,et al. Target damage assessment method based on Bayesian network cloud model[J]. Acta Ordnance Engineering, 2016,37(11):2075-2084.) doi:10.3969/j.issn.1000-1093.2016.11.016.

作者简介:

李成龙(2001-), 男, 在读博士研究生, 主要研究方向为智能无人毁伤评估技术. email: drewchanlee@aliyun.com.

娄文忠(1969-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能无人毁伤评估技术.

丁男希(1998-), 男, 在读博士研究生, 主要研究方向为复杂多场参数预测技术.

马文龙(2001-), 男, 在读博士研究生, 主要研究方向为具身智能应用技术.

赵 飞(1996-), 男, 在读博士研究生, 主要研究方向为视觉感知与评估技术.

张子豪(2001-), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为毁伤场景重建技术.