

doi: 10.7690/bgzdh.2023.10.017

基于图像融合的弹群对地目标识别仿真研究

徐艺博¹, 卢惠民¹, 于清华¹, 苏炯铭¹, 郭策¹, 冯世如²

(1. 国防科技大学智能科学学院, 长沙 410073; 2. 深圳天富创科技有限公司研发部, 深圳 518000)

摘要: 针对利用导弹集群进行智能化协同作战的问题, 提出一种基于视觉的弹群对地面目标识别的仿真系统。研究主要包括基于 RGB 图像和红外图像融合的对地目标识别、有限通信范围的分布式弹间通信以及实时可视化弹群节点的感知态势。仿真结果表明: 基于图像融合的认识算法能有效提升弹群节点对地面目标的识别效果, 具有较好的工程可行性, 基于分布式的有限通信范围的弹间通信有助于提升弹群系统整体的鲁棒性和信息传递的稳定性。

关键词: 图像融合; 神经网络; 目标识别; 分布式通信; 协同感知

中图分类号: TP39 **文献标志码:** A

Simulation Research on Ground Target Recognition of Missile Group Based on Image Fusion

Xu Yibo¹, Lu Huimin¹, Yu Qinghua¹, Su Jiongming¹, Guo Ce¹, Feng Shiru²

(1. College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Research and Development Department, Shenzhen TFC Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: Aiming at the problem of using missile group to carry out intelligent cooperative combat, a simulation system of ground target recognition by missile group based on vision is proposed. The research mainly includes the ground target recognition based on the fusion of RGB image and infrared image, the distributed communication between missiles with limited communication range, and the real-time visualization of the perception situation of missile group nodes. The simulation results show that the recognition algorithm based on image fusion can effectively improve the recognition effect of missile group nodes on ground targets, and has good engineering feasibility, and the communication between missiles based on distributed limited communication range is helpful to improve the overall robustness of the missile group system and the stability of information transmission.

Keywords: image fusion; neural network; target recognition; distributed communication; cooperative perception

0 引言

现代战争中, 分布式、集群化、协同化作战方兴未艾, 面对具有强防御能力和高目标价值的敌方目标威胁, 利用导弹集群进行智能化协同作战, 与单枚导弹或无协同关系的多枚导弹作战相比, 不仅可以提高体系突防能力、电子对抗能力、探测感知能力和打击毁伤能力, 而且可以降低作战保障难度, 减少作战成本, 同时也对弹群系统整体的鲁棒性、适应性和自主性提出了新的挑战^[1]。

弹群对地面目标的探测感知与弹间信息传递是系统获取信息、集群控制与决策打击的基础。相较于单个导弹有限的感知区域、通信范围, 弹群系统不仅可以不同节点对同一区域进行观测, 而且可以通过弹间的信息传递, 整合不同节点的有效信息, 提高对任务区域的侦察效果。当前弹群的感知大都是基于弹载传感器, 主要包括导引头所搭载的激光

雷达、合成孔径雷达和高频相机等。如何在弹载传感器成本有限的情况下, 通过提取各个传感器的有效信息进行信息融合, 从而提高弹群对地面目标的识别效果, 一直是研究的热点问题。

笔者设计一套基于视觉的弹群对地目标识别仿真系统, 设计红外特征提取算法提取红外图像目标信息, 并将红外特征信息与神经网络识别的 RGB 图像信息进行融合, 从而弥补 RGB 图像与红外图像的不足, 优势互补, 提升导弹对地面目标识别的有效性。同时, 在通信范围受限情况下建立基于分布式架构的弹群信息传播机制, 有利于提升弹群在执行任务时信息传递的鲁棒性, 并建立信息库可视化图实时显示弹群节点在任务区域的感知态势, 提高弹群系统在执行任务时整体的作战效能。

1 相关工作

研究分 2 部分: 1) 弹群节点的多模态图像信息

收稿日期: 2023-06-27; 修回日期: 2023-07-25

作者简介: 徐艺博(1997—), 男, 河南人。

融合；2) 分布式架构下弹群节点间的信息传递。整体研究思路如图 1 所示。

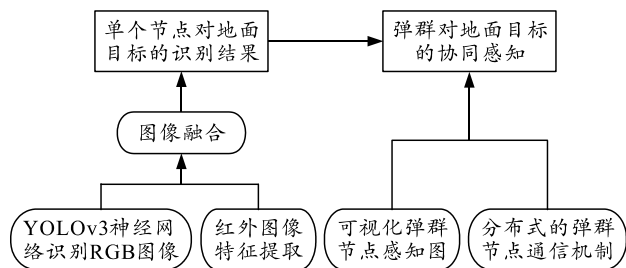


图 1 整体研究思路

1.1 多模态图像信息融合研究现状

关于多模态图像信息融合研究，主要指红外图像与可见光图像的信息融合，分为基于传统方法的红外与可见光图像的融合和基于深度学习的红外与可见光图像的融合。基于多尺度变换的传统融合方法能提升视觉注意力表达，从而取得较好的融合效果。该方法的原理在于通过相应的分解规则对源图像按照不同的尺度进行分解，再按一定的融合策略对分解结果进行融合，最后利用反变换得到融合结果。常见的基于多尺度变换的方法包括拉普拉斯金字塔融合方法(laplacian pyramid, LP)^[2]、小波变换方法(wavelet)^[3]、非下采样轮廓波方法(nonsubsampled contourlet transform, NSCT)^[4]等。基于空间变换的传统融合方法将源图像从高维空间转换至低维空间，从低维空间分析图像特征，既能达到较好的融合效果，又能提高计算效率。Kong W 等^[5]将非下采样小波变换和快速非负矩阵分解结合起来融合红外与可见光图像，显著提高融合质量。U.Patil 等^[6]将金字塔变换和主成分分析结合、提出分层主成分分析图像融合模型，通过金字塔分解图像，再利用主成分分析算法进行降维和特征提取。同时也有一些研究将不同方法的优势进行结合，如 Liu Y 等^[7]提出一种将多尺度变换和稀疏表达结合的方法(LP-SR)，将 2 种方法优势互补，在多个图像融合领域取得较好的结果；Cui G 等^[8]将显著性提取和多尺度分解相结合，在图像平滑框架下将红外和可见光图像分解，在分解基础上提取显著图，并根据不同层级权重值计算融合结果。

由于深度学习具有较强的特征提取和数据表达能力，基于深度学习特别是卷积神经网络的红外与可见光图像的融合也得到广泛的应用。Yu L 等^[9]将卷积神经网络和拉普拉斯金字塔分解法结合使用，将拉普拉斯金字塔特征图与最后卷积特征图结合，得到融合结果。Hui L 等^[10]将源图像分解为基础部

分和细节部分，将细节部分输入至 VGG 网络，将提取的特征按照一定的融合策略融合，取得了较好的融合效果。此外，基于卷积稀疏表示(convolution sparse representation, CSR)的方法也被成功应用在红外与可见光融合领域^[11]。CSR 能够克服传统的基于稀疏表达的融合算法所具有的细节保存能力不足，同时 CSR 对图像配准要求并没有基于稀疏表达方法的高。虽然基于卷积神经网络的融合方法^[12]能够取得较好的融合效果，但仍需要一定的人工设置而不能达到源图像到融合图像端到端的映射。生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)由于具有较强的数据拟合能力以及能实现端到端的图像融合，因此开始被用于红外与可见光的融合。Ma J 等^[13]将 GAN 应用于红外与可见光融合领域，提出一种基于 GAN 的融合方法，保留各自图像的优势，在不同层级进行融合，以提升融合效果。

1.2 弹群节点的信息传播机制

信息获取能力对弹群感知具有十分重要的作用，获取的信息既有来自自身传感器感知的信息，又有依托通信手段获取的外源共享信息。建立稳定的弹群节点之间的通信系统，将不同来源的信息进行整合，不仅可以获得大量相邻节点的有效信息以扩大感知范围，而且可形成相互之间的状态互补，实现 1+1>2 的效果。

弹群节点之间的信息传播可类比无人机集群有关方面的研究。目前，无人机集群为满足复杂环境下编队通信的需求，集群通信大多采用移动自组网技术^[14]，由于无人机组网覆盖范围广，节点移动速度快，造成网络拓扑结构变化频繁^[15]。同时，无人机通常需要相互通信，合作执行任务，具有群移动性，这对实现网络的通信提出更高的要求，特别还要考虑通信延迟的问题。Zhang Q 等^[16]提出一种分层的无人机群网络体系结构，基于部分位置信息和网络体系结构的连通性，设计一种低延迟路由算法。位置信息共享是飞行自组网中最重要的挑战，Bekmezci 等^[17]提出一种令牌循环的解决方案，无人机之间的位置信息通过在飞行自组网中循环令牌来执行交换。A.Gusrialdi 等^[18]研究了在缺少有关全局拓扑信息的情况下网络结构操纵的问题。马玉芳^[19]提出一种 k 连通的集群网络拓扑控制策略。陈昉等^[20]基于邻居节点和团体势能建立了信息共享一致性模型，提高了分布式协同通信节点的协同信息一致性。

2 图像的特征提取与信息融合

服务器端将导弹在仿真环境中实时检测到的 RGB 图像和红外图像通过 UDP 协议发送给客户端，RGB 图像与红外图像分辨率大小分别为 960*720 和 640*480，传输速率为 15 帧/s 弹群飞行离地高度为 400 m，已知弹群节点的实时位置信息，图像显示的视场角均为 6°*8°。

接收端在接收到 RGB 图像和红外图像之后，调用特征提取算法分别对 RGB 图像和红外图像进行实时的特征提取，而后将提取的特征信息进行融合，得出单个节点对地面目标的识别结果。

2.1 深度学习神经网络对 RGB 图像目标的识别

基于 Unity 仿真平台设计仿真场景，收集典型目标的图片作为训练集与测试集，采用当前工业界广泛使用的 YOLOv3 神经网络作为 RGB 图像特征提取算法，特别是 YOLOv3 的检测层由三级特征层融合而成，浅层中包含大量小物体的特征信息，对小物体目标的检测效果好。考虑仿真环境中弹群飞行高度和地面目标大小，会取得较好的检测效果。

服务器端开启仿真程序，通过 UDP 协议实时将弹群感知的 RGB 图像信息传输给客户端。客户端在接收到传输图像的同时，调用已经训练生成的神经网络模型对传输图像进行实时检测并将识别信息实时处理、保存并发送。

原始 RGB 图像与 YOLOv3 神经网络识别结果如图 2 所示(左为 RGB 图像，右为神经网络识别结果)。



图 2 原始 RGB 图像与 YOLOv3 神经网络识别结果

YOLOv3 对 RGB 图像中地面典型目标识别效果较好，可理解性强，分辨率高；但神经网络在对

RGB 图像进行预测时，依赖大量数据训练生成网络模型，且在对图像目标进行预测时易受地面类似遮蔽物的影响，同时对边缘目标的识别不太敏感，导致出现对干扰物体的误识和边缘目标的漏识。特别是由于弹群飞行高度较低，图像上下边缘会出现较多未被识别的部分目标结构。

2.2 红外图像特征提取

在客户端接收到红外图像之后，先将图像转为灰度图，按灰度等级划分为 17 个等级并进行可视化，如图 3 所示，提取需要等级的灰度图，而后经过一个适当的卷积核开运算(先腐蚀再膨胀)，减少环境中其他噪点的干扰，最后调用掩膜生成目标方框信息，得出红外图像的特征提取结果。

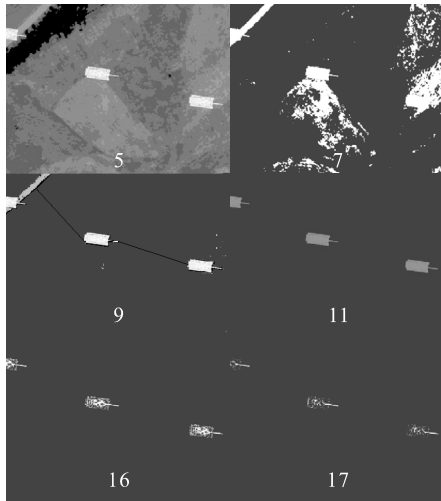


图 3 不同等级灰度图可视化

为便于掩膜生成目标的准确方框信息，对于灰度等级的划分，设定分割阈值，分割阈值为 0~255 中 15 的倍数，对应 17 个灰度等级划分，低于该阈值的归为 0，高于该阈值的点按灰度等级的划分等于该等级的最高值，以此突出灰度图像的层次感。经过测试，第 11 等级既能提取目标的图像，又能减少周边环境噪点的干扰。选用 3*3 的卷积核进行接下来的开运算，可最大程度地通过腐蚀膨胀既不破坏图像原有的目标信息，又能部分排除地面热源物体的红外噪点干扰。经过之前两步，大大提高了掩膜的识别准确度和方框的定位精度。

原始红外图像与红外特征提取图像如图 4 所示(左为红外图像，右为红外特征提取结果)。在仿真环境中，笔者设计的红外特征提取算法不仅能识别完全显示的目标，对于处于图像边缘部分显示目标也能准确检测出来。

红外图像的分辨率较 RGB 图像低，但识别效

果稳定性好，受外界环境光照等条件的影 响小，同时可以提取出神经网络漏识的边缘细粒化信息和被类似遮蔽物遮挡的目标信息；但红外图像容易受到周边环境热源和红外干扰目标的影响。

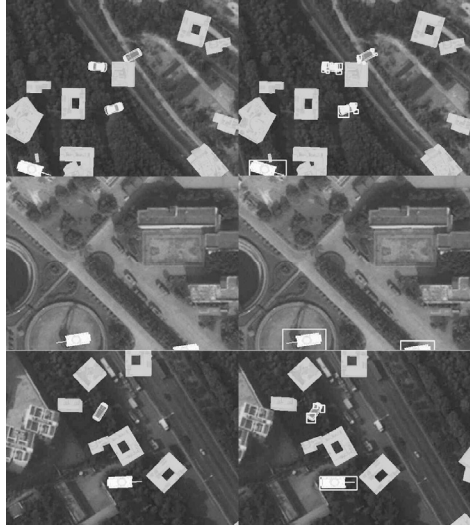


图 4 原始红外图像与红外特征提取图像

2.3 图像信息融合

由于不同特征提取方法提取的图像信息有自身难以避免的不足，因此，在得到 RGB 图像和红外图像的特征提取信息之后，将特征信息进行融合，可进一步提升对地面目标的识别效果。

以 RGB 图像检测信息为主，红外图像提取特征为辅的方式，将红外特征提取算法得到的掩膜方框映射到神经网络识别结果的输出方框中，在 RGB 图像检测结果中共同显示。首先引入 IoU 的定义， $IoU = \frac{\text{2 个矩形框相交的面积}}{\text{2 个矩形框相并的面积}}$ ，如图 5 所示。

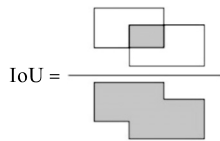


图 5 IoU 定义

当神经网络输出的方框与掩膜方框有重叠时，计算两方框之间的 IoU 值，当 IoU 超过一定阈值时判定重叠区域中心存在识别目标；当 IoU 低于该阈值时，舍弃神经网络方框，单独考虑掩膜方框；当只有神经网络方框而没有掩膜方框时，因为没有热源信息，舍弃该方框，为神经网络误识目标；当只有掩膜方框而没有神经网络方框时，有可能是处于图像边缘的识别目标或红外干扰目标，再根据掩膜方框的位置以及框的面积进一步判断，当掩膜位置位于上下图像边缘时，阈值较低，否则，阈值较高。

其判定规则如图 6 所示。

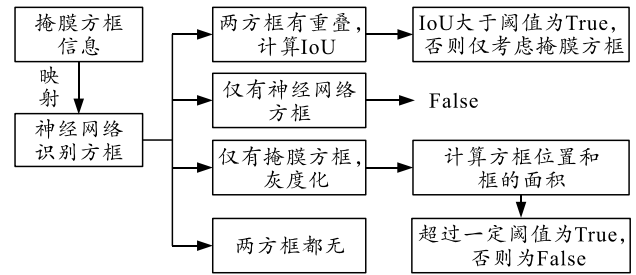


图 6 图像融合判定规则

信息融合可以最大程度地利用红外图像可靠稳定性好，RGB 图像理解性强、分辨率高的特点，通过将图像识别结果进行融合，不仅能减少地面红外干扰目标、遮蔽物遮挡的影响，而且可识别图像边缘的漏识目标，有效提高导弹对地目标的识别效果。融合之后的效果如图 7 所示。



图 7 红外与 RGB 识别图像融合

3 弹群分布式通信与协同感知

弹群在执行任务时往往面临因复杂战场环境导致的通信范围和带宽受限的情况，如何在有限的通信范围内使用轻量级数据进行节点间的信息传递十分重要。

3.1 弹群有限通信范围的分布式通信

首先给出导弹信息库的定义，信息库 G 的数据包含 3 部分，其定义如式(1)所示：

$$G=(V, E, F)。(1)$$

式中： V 为已感知域的集合； E 为识别的地面目标集合； F 为各个节点飞行轨迹的集合。

弹群节点的通信结构如图 8 所示。

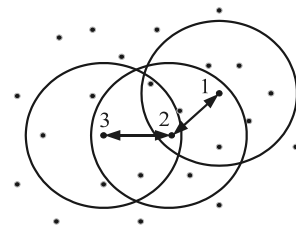


图 8 弹群分布式通信机制

以 1、2 和 3 号导弹的信息传播为例，设定半径 $R=50\text{ m}$ 为节点的通信半径，1 号与 2 号之间能进行信息交流，2 号与 3 号之间能进行信息交流。节点每隔 1 s 向周围区域发送一次自身的信息库并时刻接收周围节点发送的信息用于更新自身节点的信息库。同时，建立加密认证的弹间通信协议，防止信息被敌方窃取。节点 3 接收节点 1 与节点 2 的信息库并发送自身信息库的通信结构如图 9 所示。

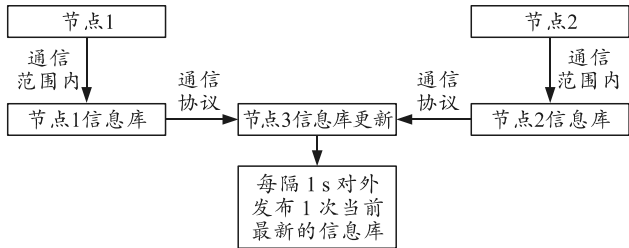


图 9 弹群节点通信结构

由于弹群系统中的每个节点仅利用本地信息和来自邻近节点处理后的共享信息，不需要复杂的网络通信结构，消除对中心节点的依赖。由于只有局部通信，显著提升了弹群通信系统的稳定性，特别是在卫星拒止的条件下，可更加独立地执行任务。

3.2 弹群节点信息库的 2 维可视化

采用上述基于分布式的有限通信范围的弹群系统，接收端通过 UDP 传输接收到弹群节点 15 帧/s 图像，在 GPU 加速的情况下，平均每路节点占用 1.25 G 独显。考虑实际运行环境，以 4 路节点进行测试，每个节点对实时图像每 3 帧识别一次，满足节点对地目标识别的时效性要求。选取其中一个节点的信息库进行可视化，当通信半径较大时，单个节点的信息库可等效为全局侦查信息。如图 10 所示，为通信半径较大时节点信息库中的飞行轨迹与地面识别目标，进而由飞行轨迹和节点视场角可以计算出弹群已侦查区域。

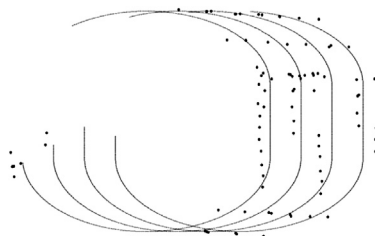


图 10 节点信息库可视化界面(通信半径较大)

当弹群的通信范围受限时，分别以 2 个节点和 3 个节点为例，进行有限通信范围的部分节点信息库可视化，如图 11 所示。设置节点的通信半径为 400 m，左半部分为 2 个弹群节点的通信状态，随

着节点之间距离的增大，2 节点之间通信丢失。在中间加了一个新的节点之后便是右半部分的 3 个弹群节点的通信状态，在其他条件不变的情况下，新加的中间节点起到了很好的信息传递作用。

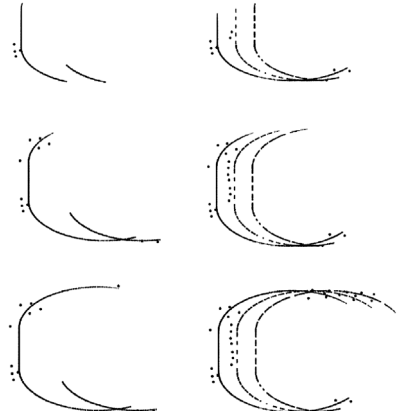


图 11 节点信息库可视化界面(通信半径较大)

由于同一地面目标可能会在不同帧图像中被识别多次，因此，每识别出一个目标，首先将其坐标与信息库中已识别的目标坐标逐一进行坐标差平方求和。只有当该值大于一定阈值时，认为这是一个新目标，加入到节点的信息库中。

4 仿真结果与分析

为验证图像融合方法对地目标识别的有效性，在仿真场景内将地面目标、红外干扰物体以及类似遮蔽物随机初始化放置。以其中 6 个节点为例，验证图像融合方法对地目标识别的有效性。图像融合的提升效果对比如图 12 所示。左为 RGB 图像识别图，中间为红外图像识别图，右为融合效果图。

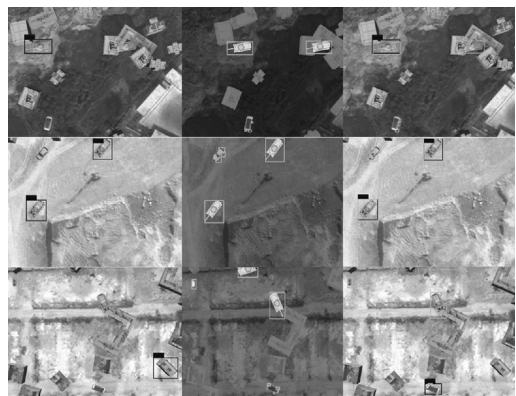


图 12 识别改进效果

选定单个节点每 3 帧识别一次 RGB 图像和红外图像，并进行一次融合。IoU 阈值为 1/3，当处于上下边缘的掩膜方框的面积大于 1 000 时，认为是真实地面目标，低于 1 000 时，为地面干扰目标。节点通信半径 $R=500\text{ m}$ 。识别结果对比效果如表 1

所示。“实际目标”为该节点环行一周地面目标的真值个数，表中每处数据分别表示该节点环绕一周识别到的目标总数和其中真实的个数以及误识(干扰)的个数。

表 1 弹群节点对地目标识别结果

弹序 i	红外图像 识别个数	可见光 识别个数	图像融合 识别个数	实际目标 真值个数
1	41/29/12	53/21/32	31/29/2	29
2	39/24/15	61/16/45	26/24/2	24
3	51/19/29	57/13/44	26/19/7	19
4	44/24/20	63/17/46	26/24/2	24
5	42/22/19	68/18/50	25/22/4	22
6	51/31/20	63/23/40	37/31/6	31

对仿真结果进行分析，融合算法满足时效性要求，融合之后效果相比单模态图像识别结果明显提升，原因在于神经网络对图像的识别易受遮蔽物干扰，尤其是颜色、纹理与识别目标类似的干扰物；同时，对处于图像边缘的目标不敏感。红外图像易受其他红外干扰源的影响，而采用图像融合方法，不仅可一定程度上减少地面红外干扰目标和目标相似遮蔽物带来的影响，而且对处于图像边缘的物体识别具有明显改进。

5 结束语

笔者设计红外图像特征提取方法并与 RGB 图像识别结果进行融合，提升弹群节点对地目标识别的有效性；研究了弹群分布式架构下的通信机制与信息传播方法，并将节点信息库进行可视化从而分析任务区域的感知态势，具有较强的工程可行性。仿真实验结果表明，基于图像融合的弹群对地目标识别仿真研究具有良好的工程实践意义。

参考文献：

- [1] 吴森堂. 导弹自主编队协同制导控制技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015: 13-14.
- [2] BURT P, ADELSON E. The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code[J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532-540.
- [3] CHIPMAN L J, ORR T M, GRAHAM L N. Wavelets and image fusion[C]//In Proceedings of International Conference on Image Processing. Washington: IEEE, 1995, 3: 248-251.
- [4] ADU J, GAN J, WANG Y, et al. Image fusion based on nonsubsampling contourlet transform for infrared and visible light image[J]. Infrared Physics & Technology, 2013, 61: 94-100.
- [5] KONG W, YANG L, ZHAO H. Adaptive fusion method of visible light and infrared images based on non-subsampling shearlet transform and fast non-negative matrix factorization[J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 67: 161-172.
- [6] PATIL U, MUDENGUDI U. Image fusion using hierarchical PCA[C]//In Proceedings of International Conference on Image Information Processing. Shimla: IEEE, 2011: 1-6.
- [7] LIU Y, LIU S, WANG Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. Information Fusion, 2015, 24: 147-164.
- [8] CUI G, FENG H, XU Z, et al. Detail preserved fusion of visible and infrared images using regional saliency extraction and multi-scale image decomposition[J]. Optics Communications, 2015, 341: 199-209.
- [9] YU L, XUN C, CHENG J, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks[J]. International Journal of Wavelets Multiresolution & Information Processing, 2018, 16(2): 1850018.
- [10] HUI L, WU X J, KITTNER J. Infrared and visible image fusion using a Deep Learning Framework[C]//In Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Beijing: IEEE, 2018: 2705-2710.
- [11] LIU Y, CHEN X, WARD R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(12): 1882-1886.
- [12] LIU Y, CHEN X, CHENG J, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks[J]. International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2018, 16(3): 1850018.
- [13] MA J, YU W, LIANG P, et al. Fusion GAN: A generative adversarial network for infrared and visible image fusion[J]. Information Fusion, 2019, 48: 11-26.
- [14] 陈思静, 张可, 贺颖. 高动态自组织无人机网络架构设计与模式研究[J]. 计算机科学, 2015, 42(2): 50-54.
- [15] 张可, 张伟, 李炜, 等. 快速移动环境中上下文感知优化链路状态路由协议[J]. 计算机科学, 2011, 38(6): 110-113.
- [16] ZHANG Q, JIANG M, FENG Z, et al. IoT enabled UAV: Network architecture and routing algorithm[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 3727-3742.
- [17] BEKMEZCI İ, ÜLKÜ E E. Location information sharing with multi token circulation in flying Ad Hoc networks[C]//In Proceedings of International Conference on Recent Advances in Space Technologies. Istanbul: IEEE, 2015: 669-673.
- [18] GUSRIALDI A, QU Z, HIRCHE S. Distributed link removal using local estimation of network topology[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2018, 6(3): 280-292.
- [19] 马玉芳. 空间物联网信息的 k 连通拓扑控制算法仿真[J]. 计算机仿真, 2020, 37(7): 346-349.
- [20] 陈旸, 张鑫, 金鑫, 等. 一种多智能体协同信息一致性算法[J]. 航空学报, 2017, 38(12): 209-221.