摘 要

1. **绪论**
   1. **研究背景与意义**

热带气旋（Tropical Cyclone，简称 TC）是海洋上空快速旋转的低压系统，也是一种强烈的气旋性风暴，大多形成于热带和亚热带地区。风力超过 12 级的热带气旋被称为台风或飓风。生成于西北太平洋和我国南海的强烈热带气旋被称为台风；生成于大西洋、加勒比海以及北太平洋东部的被称为飓风；而生成于印度洋、阿拉伯海、孟加拉湾的则被称为旋风。

我国是受热带气旋灾害影响最为严重的国家之一，平均每年登陆的台风约8个，其伴随的强降水、狂风、巨浪和洪水等灾害[1]，具有很强的破坏力。热带气旋所带有的显性特征对群众安全、公共设施、社会经济、自然环境有显著的不利影响[2]。热带气旋的风速可以达到每小时200公里以上，高速的飓风可以摧毁建筑物、破坏基础设施，如电力线路、通信设备和交通运输系统等；热带气旋通常伴随着强降水，暴雨会引发河流和河道的泛滥，造成城市内涝和农田积水，由其引发的洪水还可能导致土地滑坡、房屋倒塌和道路损失；热带气旋还可能引发风暴潮，即海水的快速上涨，风暴潮会侵蚀沿海地区海岸线，淹没低洼地区，并对沿海社区和港口造成严重破坏。另外，热带气旋还会伴随着强烈的雷电活动和龙卷风的形成，可能引发火灾与电力设施的故障。据国家统计局分析[3]，2020年全国洪涝、地质灾害和台风等自然灾害造成直接经济损失为3701.5亿元，主要海洋灾害情况2020年共发生15次（风暴潮7次，海浪8次），直接经济损失8.32亿元；2019年自然灾害造成的直接经济损失达到3270.9亿元[4]，其中海洋灾害情况(风暴潮5次、赤潮2次、海浪10次）造成的直接经济损失达到117.03亿元。近几年的中国统计年鉴中的自然灾害损失情况中，相较于地质灾害与森林山火造成的直接经济损失情况，每年发生的海洋灾害情况造成的直接经济损失普遍要比其他类自然灾害要高，其中绝大多数损失是由风暴潮造成的。

因此，精确监测热带气旋的发生及其强度至关重要。热带气旋的强度和识别的准确度对预测具有决定性作用[5]。由于种种限制，传统的观测设备如雷达[6]、浮标难以实现对热带气旋的实时观测和预报。而随着技术的发展，气象卫星成为观测和预报热带气旋的主要工具[7]。不同类型的卫星遥感技术[8]为热带气旋监测提供了许多实用的方法[9]。

热带气旋对我国造成的直接和间接经济损失越来越受到关注，在目前的所有研究中，基于卫星资料的热带气旋定强的的特征提取主要集中于人类的主观经验和卫星数据的先验信息，其客观性和精度有待进一步提高，而且相较于传统的线性回归法，深度学习算法具有更强的非线性建模能力以及更复杂的网络结构，能够准确识别具有位移和轻微形变的输入模式。为满足要求，本研究基于静止卫星采用深度学习算法评估中国近海热带气旋强度。在此基础上：

(1)提出了一种不同波长通道卫星云图通道感知模块的图像融合框架，在波长特征感知模块的指导下，融合网络通过跨模态差分感知融合模块和中途融合策略自适应融合公共信息和互补信息，为强度估计和分割任务提供支撑。

(2) 提出了基于卫星云图的热带气旋强度评估模型：针对适用于热带气旋云层的对称性、云团的形状和分布的强度评估分类框架，仅使用卫星图像就可以得到更好的精度和RMSE值。

(3) 建立了卫星云图热带气旋定强数据集以及热带气旋分割数据集。依据中国科学院海洋所海洋大数据中心提供的《中国近海台风路径集合数据集》与葵花八号卫星云图编写了路径采集、图像裁剪程序，筛选并收集了16个通道含有清晰的热带气旋卫星静止云图，并按照强度等级划分成7种热带气旋。

* 1. **国内外研究现状**

监测热带气旋的手段包括飞机侦察、海洋浮标、岸基雷达、卫星观测几类监测手段。

飞机侦察是将机载观测平台在合适的时间派遣到合适的地点和高度用合适的仪器开展热带气旋相关要素的测量，其具有直接观测与灵活调整观测区域的优点。19 世纪 50 年代，美国研究表明[10]在增加飞机观测后，热带气旋路径预报误差降低 10%～30%，强度预报误差降低 20%～40%；国际多种数值模式结果证明[10]，飞机下投探空仪能明显改进热带气旋预报。过去几十年来，飞机（包括无人机）观测技术的发展应用对于提升热带气旋路径和强度预报的能力起到了非常重要的作用。机载仪器（如尾翼多普勒雷达、GPS 下投式探空仪、云物理探针、SFMR 等）的观测资料已被证明在认识热带气旋的热力动力学结构、改进强度、路径预报方面具有重要价值。1982年，飓风Debby成为第一个用机载多普勒雷达测量的热带气旋。装载了先进的NCARElectra多普勒雷达的NOAAWP-3D飞机，以及后来美国海军研究实验室（United States Naval Research Laboratory）WP-3D猎户座飞机，已经成为对热带气旋风进行三维量化的重要的业务和研究手段。

近年来，随着气象观测装备技术的快速发展，一些能够代表当前气象观测水平的新装备、新技术，如微波辐射计、无人机和气象观测飞艇等，被尝试应用于热带气旋观测，并取得了一定效果。2008 年，中国气象局（气象探测中心）组织国内多家无人机制造商实施了低空无人机探测热带气旋的试验。2009 年，中国（大陆）开展了首例有人飞机飞越 0907 号“天鹅”台风的下投探测试验，并获成功。此外，美国航空航天局（NASA）利用“全球鹰”大型无人机部署下投式探空仪，对热带气旋进行采样。2014年，一架“丛林狼”（Coyote）无人机飞往北大西洋飓风Edouard进行观测。这些发展可能带来一个新的领域，即廉价和高效的热带气旋外场（in situ）和近场（near field）遥感测量平台，并将允许较不发达的国家、机构和公司对热带气旋进行侦察。但是空基观测平台受天气状况影响较大，活动范围与监测连续性受限，并不是当今主流的气旋观测手段。

而海洋浮标虽具备持久观测与低成本的优点，锚系浮标和锚定潜标可搭载 CTD 和声学多普勒流速剖面仪（Acoustic Doppler Current Profiler, ADCP）等传感器测量海水温度、盐度和流速等物理要素，也可观测海洋波动如近惯性振荡现象，海气相互作用如边界层风场和 CO2 交换等情况。近年，新型或适应性改造后的测风雷达、雨量计等观测设备的加入与使用，使海上锚系或固定站点能够自动探测到云的数量与演变、降水强度与雨量、风速风向和风场的垂直分布等情况。这些观测可以作为初始化背景场数据来源，可以验证热带气旋途径海域预报的准确程度，有助于加深海洋对热带气旋响应的认知，但因其观测范围小，对观测对象不可跟踪且在恶劣海洋环境下可能会收到破坏失去功能等缺点，一般只是作为其他监测手段的辅助验证。而岸基的天气雷达观测受限于其探测距离（一般为460km），因此在台风登陆前，气象卫星观测发挥着举足轻重的作用。卫星观测具有观测范围广、低风险、实时性以及观测时间持续长等优点，随着上世纪60年代初全球第一颗气象卫星TIROS-1(Television Infrared Observation Satellite-1)上天以来，气象卫星逐渐成为气象灾害监测预警最主要的手段。当前气象中心通过气象卫星监测热带气旋的手段分为两种：Dvorak技术(Dvorak Technique)、DAVT技术(Deviation Angle Variance Technique)。

**1.Dvorak技术**

在卫星云图上，台风强度是台风云型结构多种特征的综合反映[11] 。这些特征包括：台风环流中心与强对流云区的距离、中心强对流云区范围、外围螺旋云带以及台风眼区周围云顶亮温、眼区亮温等方面。Dvorak技术是在假定台风云型特征变化与台风某一发展阶段和一定强度相对应的基础上，通过对卫星云图上的台风云型特征进行提取和分析，得到用于表征台风强度的台风现时强度指数（CI），然后由观测统计得到的CI与台风中心最大风速的经验关系，得到台风近中心最大风速，再由台风中心最低海平面气压与台风中心最大风速的风压统计关系来确定台风中心最低海平面气压。Dvorak技术能够反映台风强度变化的关键在于其包含了影响台风强度变化的动力和热力因子[12] ，动力因子包括：台风云系的组织程度和深对流偏离台风中心的距离等，它们分别反映了台风涡度的大小和高低空环境风场水平风速垂直切变的大小；热力因子则包括：不同的台风云型分类和台风眼区亮温等方面，它们分别反映了台风对流发展的强度和台风内核发展的强度。

最初版本的 Dvorak 技术只依赖于卫星可见光云图（VIS）, 无法实现全天候监测, 而且实际业务中估测精度也不高。随着卫星红外成像技术的发展，Dvorak技术引入了红外云图（IR）的分析，一方面完成了对台风夜间的监测，另一方面，也是更为重要的，获取了台风眼区及眼墙的云顶亮温，这能直接体现台风的对流发展程度。同时，为了提高客观性，1984年Dvorak[13]进一步改进该技术，将原来的T指数分为3个部分，即资料T指数（Data T Number，DT）、模式期望指数（Model Expected T-Number，MET）和云型指数（Pattern TNumber, PT）。其中DT为红外云图得到的中心云系特征指数和外围螺旋云带特征指数之和；MET则考虑了台风强度变化趋势以及速率；PT将红外云图中的眼区和眼墙进行傅里叶变换分析, 新定义了螺旋带型、风切变型、镶嵌云区型和红外眼区型等云型。这三个指数在一系列的约束条件和限定规则下给出了最终强度指数（Final T Number，FT）以及CI。这一版本的Dvorak技术是世界气象组织推荐使用的台风业务定强分析流程。

随后，Zehr[14]、Velden[15]、Olander[16]等人又不断优化Dvorak技术的算法，先后提出了ODT(Objective Davorak Technique: ODT)、AODT(Advanced Objective Davorak Technique: AODT)和ADT(Advanced Davorak Technique: ADT)算法，逐渐降低识别的主观性，实现定强自动化。随着Dvorak技术的不断改进, 其确定台风强度的精准度不断提升，在业务预报中起到越来越重要的作用。目前，Dvorak 技术经受了时间的考验，成为世界上最为成熟和最具操作性的台风业务定强分析技术手段，是气象防灾减灾工作中的一把利刃。

**2.DAVT技术**

Piñeros [17]提出了一种使用红外卫星云图来获取热带气旋云团结构的形状和动力学特征的客观方法，即偏角方差技术(Deviation Angle Variance Technique: DAV-T)。当热带气旋系统从未组织化的云团中发展和加强时，云团结构或相对于一个特别的参考点而变得更加轴对称。该方法能够通过计算红外云图上的亮温梯度来得到每个热带气旋系统的对称化程度，并以此对热带气旋的组织化程度进行量化。结果表明，该方法在热带气旋系统的初生期、发展期、成熟期和消亡期的整个生命史过程中均客观有效。之后，Piñeros等[18]将该方法应用于北大西洋地区2004~2009台风季期间的热带气旋系统，利用对热带气旋云团系统的组织化程度或对称化程度的量化结果来间接测量最大风速，最终得到的最大风速即可作为对热带气旋强度的估计，其结果与美国国家飓风中心(National Hurricane Center: NHC)最佳路径集资料的均方根误差在6.7~7.7m∙s−1之间。Ritchie等[19]将DAV-T应用于2007~2011年间北太平洋地区的热带气旋强度预报。在应用时采取了多种卫星资料源(GEOS-E、GEOS-W、MTSAT等)，并且鉴于在东北太平洋和西北太平洋地区热带气旋整体上的差异性，在这两个区域分别采取了不同的计算参数。结果发现，DAV-T在西北太平洋地区预报热带气旋的强度与联合台风警报中心(Joint Typhoon Warning Center: JTWC)的最佳路径集资料相比，均方根误差在每一年都处于6.6~7.8 m∙s−1之间，而在东北太平洋地区预报热带气旋的强度与NHC的最佳路径集资料相比均方根在每一年均处于4.8~8.6 m∙s−1之间。此外，DAV-T在热带气旋生成(Tropical Cyclogenesis：热带气旋生成)的识别上也表现出巨大的应用价值。对于这种方法，先验的气旋中心信息是必要的。尽管DAVT技术可以自动定位热带气旋中心，但是定位误差可能会导致强度估计的轻微不确定性。

近年来深度学习在[图像识别](https://cloud.tencent.com/product/tiia?from_column=20065&from=20065" \t "https://cloud.tencent.com/developer/article/_blank)领域广泛应用，取得了很大的进展。相比传统的线性回归法，深度学习算法具有更强的非线性建模能力以及更复杂的网络结构，能够准确识别具有位移和轻微形变的输入模式。当前主流是使用CNN[20]方法进行热带气旋强度估计，CNN是一种受生物自然视觉认知机制启发的前馈深度神经网络[21]。该算法避免了复杂的图像预处理，在图像分类、目标识别等研究领域取得了巨大成功。近些年来，学者们通过使用直接分类方法[22]或者间接回归方法[23]-[27]从红外卫星图像中估计热带气旋强度，分类方法首先根据强度类别对气旋进行分类，然后计算热带气旋的最大风速(maximum wind speed),与DAVT或Dvorak技术相比，拥有更高的精度。Chong Wang、Gang Zheng、Gang Zheng等人[28]利用卷积神经网络模型开发了一套台风定强算法，结果显示其具有较高的估测精度。

在目前的所有研究中，基于卫星资料的热带气旋定强的的特征提取主要集中于人类的主观经验和卫星数据的先验信息，其客观性和精度有待进一步提高。现在提出一种针对气象卫星得到的热带气旋静止云图进行融合的图像融合网络[29]作为定强网络输入的前置步骤，将不同波长通道得到的卫星云图的互补特征和共同特征[30]-[39]进行整合，最后再输入到本文的卷积神经网络中，补足了单一图像输入网络的特征信息较少的缺点。

* 1. **论文主要内容**

基于卫星资料的热带气旋定强的的特征提取主要集中于人类的主观经验和卫星数据的先验信息，其客观性和精度有待进一步提高，针对以上问题，开展了基于不同波长卫星云图通道感知模块的图像融合算法框架的研究，以及针对卫星云图红外图像评估热带气旋强度算法问题，围绕优化图像分类网络框架和优化算法损失函数两大核心要素，系统研究基于卫星云图的中国近海热带气旋强度评估的关键算法。

为实现上述目标，本文从三方面进行研究：

(1)热带气旋静止卫星云图融合算法

提出了一种基于不同波长卫星云图通道感知模块的图像融合框架，根据光照条件自适应地整合有意义的信息。设计了一个照明感知子网络来估计输入图像的亮度分布并计算亮暗概率。然后，利用亮暗概率来构造光照感知损失。在光照感知损失的指导下，融合网络通过跨模态差分感知融合模块和中途融合策略自适应融合公共信息和互补信息。因此，SDCfusion融合网络可以在不同亮度的波长通道数据下得到高质量的融合图像。此外，还构建了一个新的卫星静止云图数据集，总共有16个通道的中国近海台风涡旋云图，用于图像融合的训练和基准评估。

(2)热带气旋静止卫星云图分割

基于任务一的Himawari-8号卫星与《中国近海台风路径集合数据集》数据，经过图像裁剪程序与标注后，得到含有清晰热带气旋的语义分割数据集，拟采用ocrnet网络进行热带气旋的语义分割任务，并与其他各类流行语义分割算法比较热带气旋的分割精度acc与交并比IOU（intersection over union）等指标。同时输入研究任务2.1得到的融合图像，分析融合后的卫星静止云图对分割精度的影响并进行横向对比验证。

(3)热带气旋强度评估算法

基于Himawari-8号卫星静止云图数据以及《中国近海台风路径集合数据集》编写了路径采集、图像裁剪程序，筛选并收集了整个中国近海区经纬度范围的有效采样数据，并根据《热带气旋等级》国家标准（GB/T 19201-2006）制作定强数据集。对于静止卫星云图融合获得的结果，进行不同通道融合的比较验证，选择强度评估精度最高的图像通道，并采用RepVGG网络模型进行强度分类之间的精度，通过结构重参数化思想，让训练网络的多路结构转换为推理网络的单路结构，达到更高的精度。

全文共包括六章内容：

第一章：绪论。包括研究背景及选题意义，当前国内外对于热带气旋强度的监测手段。

第二章：基础知识与原理。分别介绍图像融合的原理、图像分割方法和图像分类原理，分析传统方法和深度学习方法对于热带气旋研究的各自优缺点。

第三章：热带气旋图像融合研究。提出了一种基于不同波长卫星云图通道感知模块的图像融合框架，它根据光照条件自适应地整合有意义的信息，设计了一个照明感知子网络来估计输入图像的亮度分布并计算亮暗概率。然后，利用亮暗概率来构造光照感知损失，并研究不同通道融合对下游分类与分割任务的影响。

第四章：热带气旋图像分割研究。介绍热带气旋分割数据集，比较各类分割算法在近海图像中分割出热带气旋的精度等指标，并输入第三章研究任务得到的融合图像，分析其对分割精度的影响。

第五章：热带气旋强度分类研究。介绍热带气旋定强数据集，比较各分类算法在热带气旋强度评估领域的精度与均方根误差RMSE，选择指标最佳的模型进行网络架构与损失函数的优化，将上章所得到的融合图像输入分类网络中并与中国近海台风路径集合数据集的真实数据进行验证比较。

第六章：总结与展望。

1. **基础知识与原理**

## **2.1**图像融合原理

图像融合通常是指由于图像清晰度、对比度、模糊度、可懂度、单调性、逼真度和边缘信息不能满足人们对图像质量的要求。因此，常常通过多个相似或者相同的图像进行融合，融合之后的图片往往具有更多的特征信息、更好的图片质量和更高的视觉效果。常见的图像融合往往指红外和可见光的图像融合，以下本文将分别介绍图像算法原理、融合方法以及融合的常见评价指标。

### 算法原理

本文针对红外和可见光图像融合[39]方法进行分析发现，常见的红外图像和可见光图像大致可以分为以下五类，分别是：（1）加权平均法，（2）逐像素操作，（3）金字塔融合的方法，（4）混合模型的方法和（5）深度学习的方法。

**（1）加权平均法**

加权平均法[40]是一种常见的图像融合方法，简单而且高效是其非常名校的特点。他是基于对输入图像进行加权平均来生成本文所需要的融合图像。其原理是：

第一步（输入）：输入红外图像（表示位置在上的红外图像像素值）、可见光图像 （表示位置在上的可见光图像像素值）和权重图像 （表示位置在上的像素值）；

第二步（归一化权重图像值）：将输入的权重图像像素统一进行归一化至[0，1]范围内，同时确保所有权重的总和为1，归一化之后的权重为，归一化权重计算方法如公式2-1所示。

**（公式2-1）**

第三步（加权平均融合）：对于每个位置上的像素值，计算融合图像的像素值；对于每个位置的像素值的计算方法如公式2-2所示。

**（公式2-2）**

权重的大小决定其对红外和可见光图像融合的贡献，当权重值越大时，说明对应位置的红外和可见光图像的贡献度更大，反之亦然。加权平局法将每个红外和可见光的像素按照权重相加进行像素融合；

第四步（动态权重调整）：为了更好的获取融合图像的融合效果，此处可以对红外和可见光图像的权重进行动态调整。常用的动态调整方法有：梯度计算法和直方图均衡化法等。其中，梯度计算法和直方图均衡化法分别如公式2-3、2-4所示。

**（公式2-3）**

上式中，和分别表示红外图像在位置上的水平和垂直梯度；和分别表示可见光图像在位置上的水平和垂直梯度。

**（公式2-4）**

上式中，表示图像直方图均衡化之后的像素值，表示像素值的积累分布函数；表示像素值的灰度级。

第五步（权重梯度）：最后，本文将动态权重调整后的图像计算其权重梯度，可以获取最终使用的权重，计算方法如公式2-5所示：

**（公式2-5）**

**（2）逐像素操作**

逐像素操作顾名思义是将红外和可见光图像对每个像素进行加减乘除等操作，操作完成之后生成最后的融合图像[41]。首先是输入红外图像和可见光图像；之后进行像素融合，对每个位置计算融合像素值，然后根据融合规则进行操作，计算方法可表示为公式2-6所示。

**（公式2-6）**

常见的操作，除了加减乘除操作，有马尔可夫随机场（Markov Random Field，MRF）模型操作、数据项操作和平滑项操作。其计算方法分别如公式2-7、2-8和2-9所示。

**（公式2-7）**

上式中，表示融合图像的概率分布；表示融合图像的能量函数。

**（公式2-8）**

上式中，表示数据项的劣函数。

**（公式2-9）**

上式中， 表示平滑项的劣函数。

**（3）金字塔融合**

金字塔融合法[42]主要是通过对输入图像进行多尺度分解（上采样或下采样）和多尺度重建（上采样或下采样）来实现融合。该算法利用了金字塔的特性，通过将输入红外和可见光图像分解为不同尺度的子块，之后通过相同大小的特征层进行逐层融合。第一步（输入）：输入红外图像和可见光图像；第二步（多尺度分解）：将输入图像进行多尺度分解，并得到分解后的红外图像和可见光图像；第三步（融合多尺度图像子带）：对于分解后的多尺度图像进行多尺度融合，融合后的特征层如公式2-10所示。

**（公式2-10）**

上式中，表示融合多尺度图像后在位置的子带。融合的子带常见的方法有拉普拉斯金字塔融合和加权平均融合，计算方法分别如公式2-11、2-12所示。

**（公式2-11）**

**（公式2-12）**

上式中，表示用户自行定义的权重大小，取值范围是[0，1]。第四步（多尺度重建）：将融合的多尺度子带图像进行多尺度重建，并得到最终的融合图像。融合的金字塔计算方法如公式2-13所示。

**（公式2-13）**

上式中，表示融合的最终图像，表示融合图像在金字塔的位置信息，表示对图像进行多尺度重建、复原，其往往是对图像进行上采样。

**（4）混合模型**

混合模型[43]往往通过将输入图像表示为多个高斯分布的混合方式来实现图像融合。常见的高斯混合模型一般将红外和可见光图像分别建模，并通过分别使用最大似然参数来预测模型参数大小。高斯混合模型的的计算步骤原理分别为：

第一步（输入）：输入红外图像和可见光图像；

第二步（混合模型）：将红外和可见光分别建模，红外光建模为、可见光建模为。其中，和分别为红外和可见光混合模型中的高斯分布数量；和分别为对应红外和可见光的权重；和分别为红外和可见光均值，和则为方差；

第三步（参数估计）：使用最大似然参数估计混合模型的参数大小，可使用权重估计、均值估计和协方差估计。参数估计完成之后，进行图像分割并将每个参数归类到对应的高斯分布；

第四步（融合权重）：对于每个像素计算其对应的权重值，计算方式如公式2-14所示。

**（公式2-14）**

第五步（融合公式）：利用融合的权重值，将红外和可见光进行加权融合，计算方式如公式2-15所示。

**（公式2-15）**

第六步（混合模型融合公式）：最后将每个模型高斯分布的均值进行加权融合，结果如公式2-16所示。

**（公式2-16）**

**（5）深度学习方法**

深度学习的方式常见的是使用CNN网络[44]，将红外和可见光进行融合。也是本文后面为了提高火灾检测效果使用的方法。深度学习模型计算原理大致如下所示，分别为：

第一步（输入）：输入红外图像和可见光图像；

第二步（CNN融合）：使用一个深度学习模型对图像进行融合，可以采用编码器-解码器的方法；

第三步（编解码器）编码器将输入图像映射到低维特征图，解码器将低维特征图映射到高维特征（原始图的图像空间），生成新的融合图像表示解码器映射；

第四步（损失函数）：损失函数用来衡量融合图像与真实图像的差异，也可以自行设计损失函数来对网络进行评估；

第五步（参数优化）：对网络参数进行更新，更新参数表达为，其中，表示损失函数的差异，表示权重参数。

### 方法概述

**（1）加权平均法**

加权平均法[45]图像融合是通过将输入图像的像素进行加权平均，从而生成加权平均之后的输出图像。此方法往往被称为最简单和最直接的方法，由于可以将输入图像的像素根据其对于融合的结果的重要性统一分配一个相应的权重值，因此，加权平均法在图像融合中被广泛的应用，特别适合应用在图像融合中的图像融合度控制当中。加权平均法的计算公式如公式2-17所示。

**（公式2-17）**

上式中，分别代表输入的红外和可见光图像；和均为加权系数，当和的值均为0.5时，上式即为像素平均融合法。像素平均融合法可以较好的获取图像之间的信噪比，同时也会降低图像的对比度信息。由于加权平均法的融合实现相对简单、实时性较强，同时可以在一定程度上抑制源图像产生的噪声，因此是最早研究图像去噪、图像融合的方法之一。本文结合本文特点，使用加权平均法对火灾图像进行图像融合，融合过程如图2-1所示。

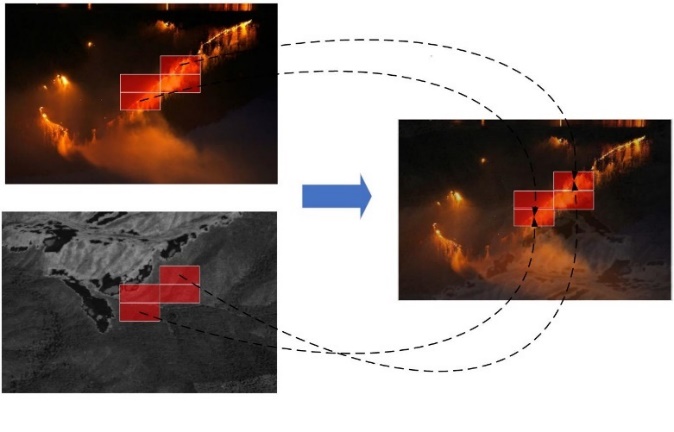


图 2‑1 加权平均法的红外和可见光图像融合案例

说明：通过上述图可以知道，融合之后的图片整理性能更加，特别是箭头指向的烟雾部分逼真度更高。

**（2）逐像素操作**

逐像素操作[46]是一种通过对输入图像的每个像素进行调整，比如：逐像素相加、逐像素相乘、逐像素相减等惭怍。操作完成之后的融合图像即为目标图像。如图2-2、2-3所示，分别是逐像素相加操作和逐像素相减操作，通过两个图本文可以发现，当输入图像为红外和可见光图像时，图2-2的融合效果明显比图2-3的融合效果好。特别是，图2-2可以较为清晰的发现“山体”轮廓和“火焰”信息等。

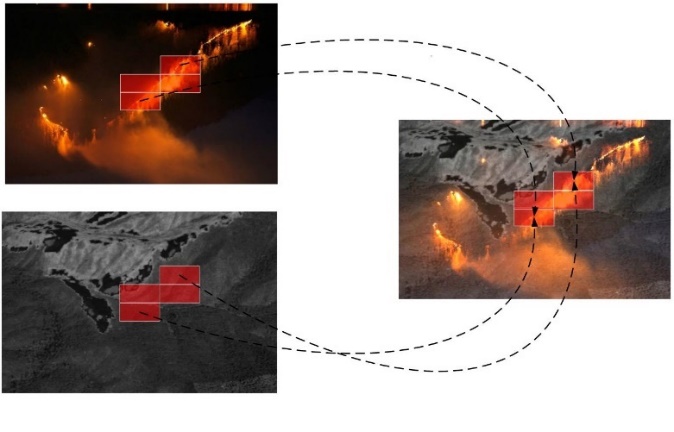


图 2‑2 逐像素相加操作示例图

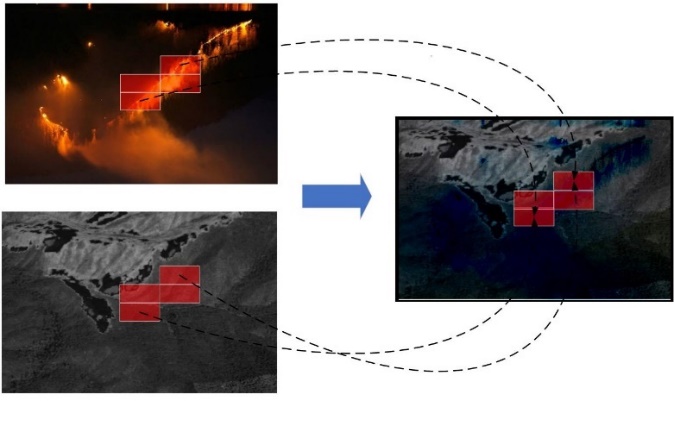


图 2‑3 逐像素相减操作示例图

**（3）金字塔融合**

使用金字塔融合是通过图像的不同分辨率信息对源图像进行融合[47]。其原理是先将源图像构建成多个不同的分辨率图像金字塔，然后根据构建的不同分辨率对相同分辨率的图像进行融合。该方法使得图像在不同的尺度上进行融合，进而提高融合之后图像的效果。常见的金字塔融合的方法可以分为高斯金字塔和拉普拉斯金字塔融合。其中高斯金字塔的计算方法如公式2-18所示。

**（公式2-18）**

上式中，分别代表输入的红外和可见光图像；代表Sift算子的参数，一般取值1.6。图2-4展示了高斯金字塔图像融合示例图。

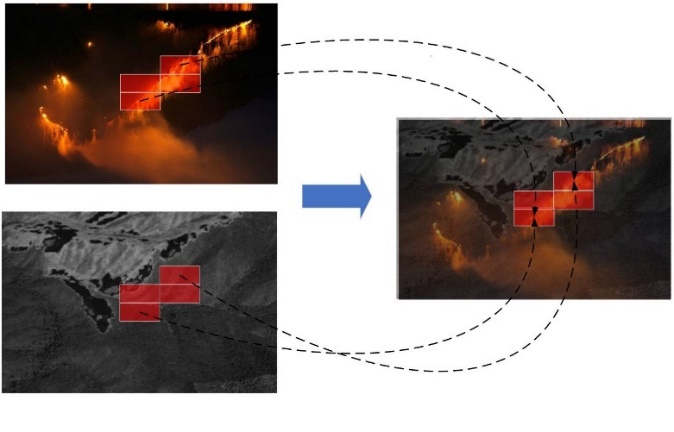


图 2‑4 高斯金字塔操作示例图

高斯金字塔将图像在每个方向进行扩充，扩充图像的行和列用0进行填充，之后再进行相应的缩小。在扩张与缩小的过程中会丢失一部分图信息，为了减少信息的丢失，有人提出使用拉普拉斯金字塔[48]图像融合方法。拉普拉斯金字塔融合融合方法如公式2-19所示。

**（公式2-19）**

上式中，表示第层的高斯特征图；表示高斯金字塔上采样。拉普拉斯金字塔保留了残差结构，为图像还原做了准备。使用拉普拉斯金字塔图像融合的示例图如图2-5所示。

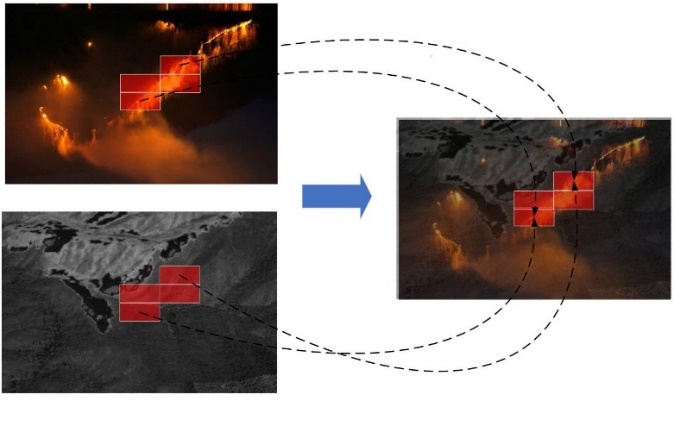


图 2‑5 拉普拉斯金字塔操作示例图

**（4）混合模型**

混合模型的图像融合方法往往是指利用统计学方法和概率模型进行融合，常将不同的传感器或者不同模态的图像进行融合。常见的混合模型有高斯混合模型（Gaussian Mixture Model，GMM）[49]、混合高斯模型（Mixture of Gaussian，MoG）[50]、混合贝叶斯模型（Mixture of Bayesian Models）[51]、隐马尔可夫模型（Hidden Markov Model，HMM）[52]、非负矩阵分解（Non-negative Matrix Factorization，NMF）[53]等。高斯混合模型是使用最常见的混合模型，在火灾环境当中，高斯混合模型融合火灾场景下的图像如图2-6所示。

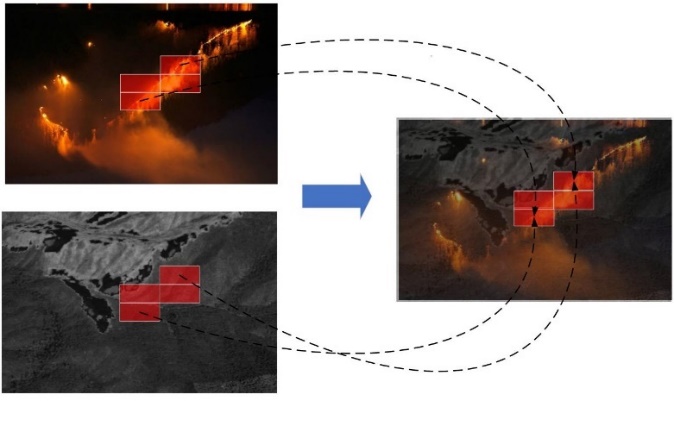


图 2‑6 高斯混合模型操作示例图

**（5）深度学习方法**

深度学习在近年来的快速发展，使得其被应用到各个领域。包括：图像融合、目标检测和图像分割等。常见的使用深度学习的方法进行图像融合的模型有：生成对抗网络（Generative adversarial network，GAN）[54]、自编码器（Autoencoder，AE）[55]、卷积神经网络（Convolutional Neural Networks，CNN）[56]和注意力机制（Attention Mechanism，AM）[57]。如图2-7所示，是经典的“CNN”图像融合方法[58]示例图。

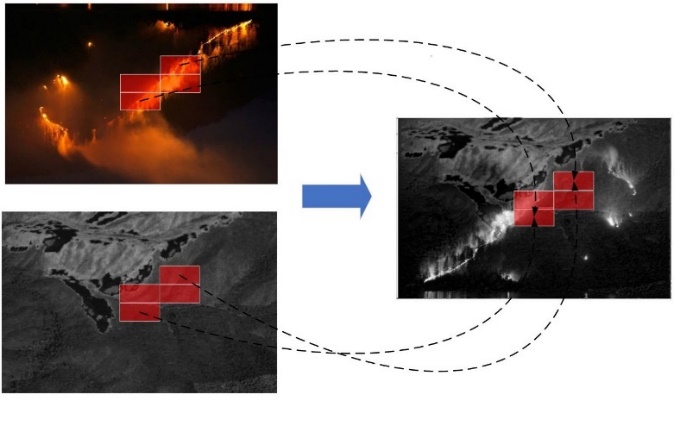


图 2‑7 深度学习方法图

### 评价指标

图像融合的评价指标多种多样，总体上本文可以将评价指标分为四类，分别是失真度量类指标（Distortion Measurement Metrics，DMM）、相似性类指标（Similarity Metrics，SM）、视觉质量类指标（Visual Quality Metrics，VQM）、模糊度量类指标（Blur Measurement Metrics，BMM）。每个类别的评价指标对融合之后的图像评估的侧重点不同。失真度量类的评价指标主要包括：峰值信噪比（Peak Signal-to-Noise Ratio，PSNR）、均方误差（mean-square error，MSE）、像素值失真度量（Full-reference Mutual Information based on pixel values，）、离散余弦变换失真度量（Full-reference Mutual Information based on Discrete Cosine Transform，）和加权失真度量（Full-reference Mutual Information weighted distortion metric，）。这类评价指标主要用于评估源图像与融合图像之间的失真程度。其计算方法分别如公式2-20、2-21、2-22、2-23和2-24所示。

**（公式2-20）**

式中，r代表融合图像的峰值，MSE代表均方根误差，越大越好

**（公式2-21）**

式中，和，越小越好。

**（公式2-22）**

式中，是待评估图像；是参考图像；表示熵的计算，越小越好。

**（公式2-23）**

式中，表示待评估图像的离散余弦变换系数；表示参考图像的离散余弦变换系数，越小越好。

**（公式2-24）**

式中，是权重参数，通常用来平衡和之间的贡献，越小越好。

相似性类指标主要包括：互信息（Mutual Information，MI）、结构相似性指数（Structural Similarity Index，SSIM）、多尺度结构相似性指数（Multi-Scale Structural Similarity Index，MS-SSIM）、结构重叠度（Structural Content Dissimilarity，SCD）和互相关系数（Correlation Coefficient，CC），这类评价指标主要用于评估源图像和融合图像之间的相似度。其计算方法分别如公式2-25、2-26、2-27、2-28和2-29。

**（公式2-25）**

式中，表示源图像A转移到融合后F图像的信息，表示源图像B转移到融合后F图像的信息。其中，和的计算公式为，。和分别代表源图像A、B和融合后图像F的边缘直方图。和代表源图像A和B与融合后图像F的联合直方图，越大越好。

**（公式2-26）**

式中，，和分别表示源图像和融合图像在一个滑动窗口中的图像块；则表示源图像和融合图像之间的协方差大小；和表示源图像和融合图像的均值大小；和表示源图像和融合图像之间的标准差；用、和来放置出现计算公式出现异常（分母为0）的情况，越大越好。

**（公式2-27）**

式中，代表第个维度上的亮度相似值，和分别代表第个维度上的图像对比度和结构相似度。和是超参数，主要用来平衡各个图像的分量，越大越好。

**（公式2-28）**

式中，和源图像A和B与融合后图像F的差分图像，越大越好。

**（公式2-29）**

式中，本文可以知道，其中和代表源图像A和B的均值，越大越好。

视觉质量类指标主要包括：视频信息拓展因子（Video Information Fidelity，VIF）、角度度量（Angular Gradient，AG）、熵（Entropy，EN）、高斯滤波器响应（Spatio-Frequency，SF）和标准差（Standard Deviation，SD）。这类评价指标主要用于评估源图像与融合图像的视觉质量，其计算方法分别如公式2-30、2-31、2-32、2-33和2-34所示。

**（公式2-30）**

式中，为待评估的像素大小；为参考帧的像素大小；和分别表示和的均值；和分别表示和的标准差；表示和的协方差；表示常数，防止出现分母为0的异常，越大越好。

**（公式2-31）**

式中，和分别表示图像中的水平和垂直梯度的平均值；和分别表示图像中的水平和垂直梯度的标准差，越大越好。

**（公式2-32）**

式中，L代表图像的灰度级数，代表融合图像对应的灰度级的归一化直方图，越小越好。

**（公式2-33）**

式中，代表行频率，代表列频率，越大越好。

**（公式2-34）**

式中，代表融合图像的均值，越大越好。

模糊度量类指标主要包括：模糊质量评估（Quality Assessment of Blur，）和自然图像模糊度评估（Natural Image Bluriness Assessment，），这类评价指标主要用于评估源图像和融合图像之间的模糊度量。其计算方法分别如公式2-35和2-36所示。

**（公式2-35）**

式中，表示模糊程度大小；是控制评估结果的常数；取值范围在，越小越好。

**（公式2-36）**

式中，表示图像的梯度均值大小；表示图像的梯度标准差；取值范围在，越小越好。

在这一部分的内容中，主要阐述了本文所选择方法的基本概念，如图像融合人语义分割问题，语义分割问题的经典解决算法，图像处理常用的卷积神经网络中常用的基础结构，以及 Long Short Term Memory（LSTM）网络的相关理论框架。

**2.2 语义分割概述**

计算机视觉主要包括图片分类、目标检测、图像分割、实例分割等研究方向， 其中分割类的任务在人工智能兴起前是多年难以完美解决的研究方向。语义分割 是基于 CNN 的人工智能方案得到长足发展之后，在图像分割问题的原型上升华而 来，替代了图像分割，是使计算机理解所看到的具体是什么的问题的关键。语义分割问题的概念图如图2­1所示，众所周知，成千上万的像素构成了一幅现代的数字 图像，要想理解每一个像素点所包含的语义，除了要做到图像分割对图像上目标 和背景的各部分区域进行分割外，要对网格数据分划轮廓中的所有单元进行类别 标注。在数字图像中，单个像素点本身几乎不携带任何全局信息，要做到深刻的理解图片的全局信息，必须关注多个像素之间的距离，颜色（或灰度），某些特定属性像素构成的边界及其形状，某一个区域中像素的排布纹理等多方面抽象的细节。计算机视觉与自然语言处理不同，图片语义中由背景和目标物、目标与目标之间构成的上下文（全局）信息的复杂程度与大段的文字信息不相上下的同时，由 像素组成的图片中所包含的信息量的复杂程度和多样程度远远高于简单易识别字母和文字组成的文字信息，因此在对图片的语义进行分类识别工作时，针对不同 的问题背景、图像种类、数据集属性，有着不同的语义分割模型和评估标准。综上所述，在语义分割各类方法的现实应用中，由于现实生活中多种多样图片包含 的内涵不同，需要根据数字图像编码方式、目标特征等具体情况进行算法客制化，以特征图的形式提取出概括性质的高维含义，再对高维特征图进行分辨率和大小的还原，才能高准确度的将还原出的每一个像素进行分类和标注。目前，语义分割面对不同的服务环境，如无人飞行器、缺陷检测、医学扫描诊断等，发展出了可以应对不同的问题和需求的算法模型和评估模式。接下来的内容中，将简明扼要的探讨此前具有一定探索性质的非人工智能方法的特点和实现方式。

2.2.1 图像分割的传统方法

1. 基于编码值域的分割方法

基于编码值域的区域划分算法主要依赖于生成图像时，针对作者想要表达的

意义和信息对像素值进行编码的格式。在众多的编码规则中，使用最多的划分规

则即为灰度编码，即通过灰度值大小进行划分。这一类算法的主要运行模式类似

于二分法，建立在递归的对图片进行阈值筛选上，通过不断调整着的阈值一步步

的将图片中相邻的大片像素细分成元素数量更少、面积更小的多个数字图像区域，

并在阈值变化结束时为每一个编码分布在不同区间小的像素群体分配对应的标签，

再重新组合成一张图片 [24–26]。但是在现实生活的多种复杂应用中，即使可以兼容

多种复杂的编码规则，仅通过像素本身携带的编码信息来对图片进行划分是极其

困难的，且对图片硬编码规则的设计和选择要求极高。因此，虽然这一算法的实

现较为简单，运算效率较高，单仅从元素中提取信息，导致这一算法的实际应用

效果差，对于复杂的彩色编码图像或者多种类型元素混杂在一起的画面处理效果

不够理想。

2. 基于编码跳变的分割方法

与不断针对阈值区间迭代的方法相似，本方法也建立在在一定的像素编码方

式上。与前文所述方法不同的是，本方法的实现逻辑基于不同类别交界处像素编

码值的跳变上。这类方法的主要目的即为对图像中的每一个像素的编码值进行扫

描，并根据针对不同编码模式的特定算法，判断出编码跳变足够大的像素，连接

出所需要的图片分割边界，勾勒出每一个目标的轮廓 [27]。可想而知，编码模式和

图形所携带的信息量的复杂程度决定了边界点发生跳变的幅度上下浮动较大，为

了更加精确的对跳变的浮动进行分析和判断，这一类算法发展出了各种各样的因

子（Operator）来协助分析编码跳变的情况。针对灰度编码，常见的 Operator 有

Canny [28]、Roberts[29]、Sobel [30]、Prewitt [31] 等。由于针对不同的图片需要选择最

价效果的梯度算法，这种方法的泛用能力较差，针对编码坏点的兼容能力也不强，

虽然其计算较为简单，但是在现实生活中的运用较少，仅在特定的工业机器视觉

方面，结合大量的待分割图片编码归一化和筛查有着一定的运用。

3. 基于相似度的分割方法

相较前两种单针对编码像素信息的分割方法，实用性较强的面向彩色图片的

基于相似度的分割方法的分割逻辑和计算较为复杂。其通过对彩色图片的像素的

特征进行多维的定义，结合像素编码格式，判断一定区域内像素之间的相似程度，

对相似度较高的像素进行归类和划分，基于这一逻辑对图片进行划分的算法，主

要以 Region Growing 法和 Merging Algorithm 为代表 [32–34]。Region Growing 法 [34]

的分割方式首先需要通过选择程序或者人工指定，对图中一小部分的特征明显的

像素进行标注。这一部分图像作为所输出划分图的起始区域，将待处理图片上的

其他像素特征与起始区域图像进行多个方面的比较。随着越来越多的像素与起始

区域的特征进行了多维度的信息比较，越来越多的符合起始区域特征相似度的像

素合并入这一区域当中。直到每一个开始指定出的起始区域不再有新的像素加

入为止。这种分割方式，由于需要在处理开始前对起始区域进行指定，所以其指

定的区域的数量、指定区域内的像素质量、特征区分度（如基于色彩、位置的信

息）将会对最终分割算法输出的结果造成较大的影响。如果最初指定的步骤缺少

类别，或者针对每一个类别制定出的像素特征区分度不明显，分割的效果就非常

的差，甚至产生远远偏离原始输入的分割结果，这种算法作为将生活中的各种彩

色图像，尤其是医学领域的各种图像进行分割处理的首次尝试，突破了传统基于

像素编码的分割方法的诸多局限，一定程度上有着更高的实际应用能力和更好的

分割效果，但是针对此种方法，尤其是大量的图像数据处理时，需要做的先期数

据挖掘和分析工作较繁杂，算法本身对图片中杂乱无章的错误像素的应对也较差，

使其可移植性、迁移应用的能力较差。Merging Algorithm [34] 是另外一种基于多维

信息相似程度的分割算法。与 Region Growing 法不同之处在于其针对的并不是单

个像素与起始区域之间的相像程度，其针对的是起始区域周围的邻近区域，将区

域之间的属性的相像程度进行评估，并且融合（Merge）评估达标的区域。这种方

法相比 Region Growing 法，计算速度上有着不小的提升，但是对于需要处理的种

类信息较多、纹理等相似维度复杂的图片，经常会出现多种类的区域融合在一起，

丢失类别边界、其他类别部分被丢弃缺失的情况，在实际应用中的限制不可忽视。

4. 基于聚类的分割方法

聚类算法是经典的无先验机器学习理论，基于聚类算法的语义分割方法主要

原理在于计算图片中不同像素之间的几何距离、颜色相似度等属性，对聚类中心

的不断迭代，最终输出类别个数和各类别像素分割的一种方法。

在众多无先验知识的边界划分算法当中，SLIC 简单线性迭代聚类是输出效果

较好，应用较多的一种语义分割方法，这种方法将像素本身的属性进行量化，其

通过将传统的 RGB 像素空间映射到可以表达坐标、亮度、色彩的超像素（labxy）

**2.3 图像分类概述**

近年来伴随着深度学习的兴起，计算机视觉所覆盖的诸 多领域逐步进入人们的视野和应用，其中图像识别技术相关 的研究和应用进展较为突出。追溯自 20 世纪中叶开始，图 像分类技术在计算机视觉领域便取得了长足的发展，而最近 几年在人工神经网络的大发展背景下，基于卷积神经网络 （Convolutional Neural Network，CNN）的图像分类技术在智能 数据采集和高效处理中也取得了较好的效果。 众所周知图像分类技术在互联网应用的诸多领域有着 良好的应用前景，例如：航空遥感和海洋遥感图像的分析以及人脸识别等。早期的图像识别分类技术大都是 把人作为设计特征的对象。对于不同的识别场景，大多数应 用的特征需要由相应的专家人为地进行识别。其原理主要 依靠的是设计者的先验知识，然后再根据特定的数据类型和 领域特性进行人为的手工编码，这样做将很难进行海量数据 的处理，存在效率极其低下等瓶颈问题。另外人为特征的设计只支持有限参数量，提取的特征会直接影响系统的性能， 很可能导致实验结果不理想。在当今大数据时代，通过人工进行数据提取特征并不合适。新型的基于深度学习和 CNN 的方法可以通过自动执行提取和自我学习特征，有效地减少开发和优化新特征提取器的任务。本文将从 CNN 结构的深度化、模块化的角度给出图 1 中几种不同的网络模型的发展历程。

2.3.1 传统图像分类算法

1. **基于SDCfusion网络的热带气旋图像融合**

**3.1 常用遥感图像融合方法介绍**

**3.2 中国近海涡旋数据集构建**

1. 最佳跟踪数据集

中国科学院海洋所海洋大数据中心提供的《中国近海台风路径集合数据集》，该数据集整合了1945-2022年度所有台风路径及相关信息通过获取温州台风网数据，对数据进行解码和质控，并对不同要素的数据格式进行规范统一，数据参数包括历年台风的编号，名称，路径经纬度，台风强度、台风中心气压、台风中心风速、移动速度、移动路径等，为台风相关研究提供数据支撑。数据网址来源

https://tcdata.typhoon.org.cn/zjljsjj.html。

1. 卫星静止云图

葵花八号卫星是一颗地球精致气象卫星，是由日本气象厅(JMA)于2014年10月在日本东京发发射，其携带的先进Himawari成像仪在西北部提供10分钟的全磁盘覆盖，从16个通道(三个可见光、三个近红外和是个红外通道)。其中7、8、13、14和15通道分别用于检测底层与自然灾害(通道7)、中高层水汽(通道8)、云顶和SST(通道13-15)。每个通道经过筛选得到5138个图像，事件间隔3小时，分辨率为5公里。对于每个图像，我们提取了一个1024×1024像素的子图像，覆盖5020km×5020km的区域，依据最佳跟踪数据集确定热带气旋中心。

我们在卫星云图数据集的基础上图像是低信噪比和低对比度，存在很多没有热带风旋的图片图像。为此，参考最佳跟踪数据集提供的路径经纬度数据,我们首先编写路径采集、图像裁剪程序，筛选并收集了16个通道的5138对含有清晰的热带气旋卫星静止云图并按照强度等级划分成7种热带气旋，空间分辨率为1024\*1024，包含了从2015年7月到2022年12月间161个中国近海热带气旋，整个海区经纬度范围介于北纬23°00′～33°10′，东经117°11′～ 131°00′之间。考虑融合得到的特征细节信息量以及各通道的用途，选择第7通道（自然灾害）和第15通道(云顶通道)两个波长相差较大的卫星云图作为融合的通道。

表 4-4 预测与真实值参数对比表

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **模型** | **TCREPloss** | **SCConv** | **LeakyRelu** | **RMSE(m/s)** | **MAE(kt)** |
| 7(3.9) | no | no | no | 6.25 | 8.37 |
| 8(6.2) | yes | no | no | 6.41 | 7.93 |
| 13(10.4) | no | yes | no | 5.86 | 7.68 |
| 14(11.2) | yes | yes | no | 5.84 | 7.72 |
| 15(12.3) | yes | yes | yes | 5.78 | 7.43 |

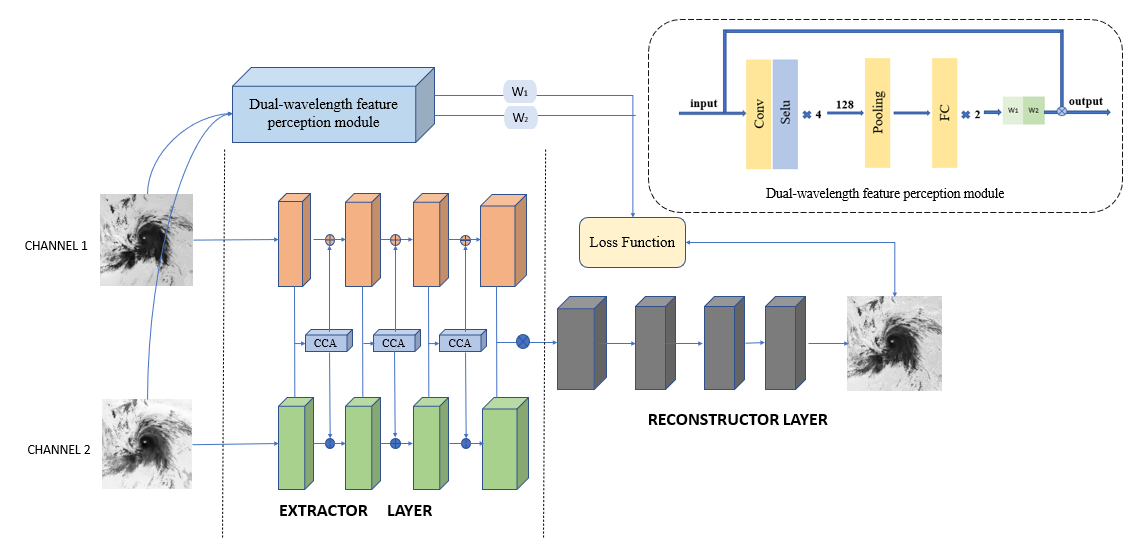
**Table 1**

Kernel size,output channels and activation function of all convolutional layers in the layers in the progressive fusion network

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **wavelength** | **Band number** | **Spatial resolution** | **Center wavelength** |
| **0.47** | **1** | **1** | **0.47063** |
| **0.51** | **2** | **1** | **0.51000** |
| **0.64** | **3** | **0.5** | **0.63914** |
| **0.86** | **4** | **1** | **0.85670** |
| **1.6** | **5** | **2** | **1.6101** |
| **2.3** | **6** | **2** | **2.2568** |
| **3.9** | **7** | **2** | **3.8853** |
| **6.2** | **8** | **2** | **6.2429** |
| **6.9** | **9** | **2** | **6.9410** |
| **7.3** | **10** | **2** | **7.3467** |
| **8.6** | **11** | **2** | **8.5926** |
| **9.6** | **12** | **2** | **9.6372** |
| **10.4** | **13** | **2** | **10.4073** |
| **11.2** | **14** | **2** | **11.2395** |
| **12.4** | **15** | **2** | **12.3806** |
| **13.3** | **16** | **2** | **13.2807** |

**3.3 SDCfusion融合网络模型的构建**

在本节中，我们将详细介绍我们的SdcFusion融合网络。首先，第3.1节介绍了整体的研究基础与设计思路，在3.2节讲述了整体的递进式网络融合架构。然后，我们在第3.3节中描述了用于双卫星云图通道特征增强和融合的纹理-对比度增强融合网络（Dual-wavelength feature perception module）。最后，在第3.4节中，我们介绍了用于训练SdcFusion和Dual-wavelength feature perception module模块的特定损失函数。



**图1 卫星双通道图像融合算法总体框架**

**3.3.1 研究基础**

在融合双通道的卫星静止云图时，需要在网络输入端输入两个不同波长的卫星图像，融合图像需要经过特征提取、整合和重建生成三个步骤。

首先针对不同波长通道卫星静止云图反映的不同特征信息，我们设计了Sdcfusion网络，将两个通道之间的互补信息和共同信息完全融合。在Sdcfusion网络中，我们设置了特征编码器用来提取两个通道卫星云图之间的深度特征。同时，我们提出了跨通道感知模块（Cross-channel awareness module）来综合双通道之间的共同部分和互补部分来补偿由不同波长通道导致的差分信息，如下所示：

{ (1)

(2)

(3)

上式中、分别为卫星波长通道1和卫星波长通道2采集到的图像，、分别为卫星波长通道1和卫星波长通道2采集到的图像特征，e(·)为特征编码器。其中共同部分和互补部分反映了不同波长通道图像的共同特征和互补特征，核心思想是充分集成互补信息。

同时考虑到不同波长通道得到的图片亮度会影响信息分布，我们设计了一个双波长通道特征感知模块用来估计输入图像从属通道亮度的概率，利用分析波道中的亮度概率来计算源图像的信息感知权重，为简化计算，权重计算采用归一化处理，如下式所示:

{ (4)

(5)

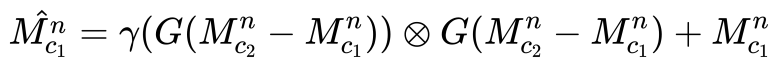
(6)

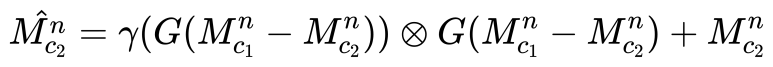
上式中，表示该波长通道图像亮度高于输入图像的亮度均值，特征信息丰富的概率，表示该波长通道图像亮度低于输入图像的亮度均值，特征信息贫瘠的概率，(·)表示双波长通道特征感知模块处理过程，和分别表示通道1和通道2的在融合过程中的权重占比。

**3.3.2 Sdcfusion网络架构**

整个网络架构采用渐进式融合网络架构，在特征提取器中有四个卷积层，旨在充分提取互补和公共特征。为了减少双卫星静止云图通道图像之间的模态差异，我们首先在图像输入端设计了1 × 1卷积层，分别训练卫星静止云图的两个通道。然后，使用三个共享权重的卷积层提取通道1和通道2图像的深层特征。值得注意的是，第2层、第3层的输出之后是CCA模块，以交换模态互补特征。CCA模块使我们的网络能够在特征提取阶段以渐进的方式整合互补信息。因此，我们的特征提取器可以完整地提取两个卫星云图通道图像的共同特征和互补特征。有关特征提取器中所有卷积层的更多详细信息，如内核大小、输出通道和激活函数，请参见Table1。除了第一层，所有卷积层的核大小都是3。特征提取器的所有层都采用Selu作为激活函数。

CCA模块可以精确地定义为：

 (7)

 (8)

其中+指的按元素个数求和，⊗表示按通道求和乘法，(·)和G(·)表示mish函数和全局平均池。上式利用全局平局池将互补特征压缩成向量，然后通过mish激活函数归一化[0，1]以生成通道权重。最终向量乘以通道权重并将结果作为模态补充信息添加到原始特征中。

此外，不同波段的卫星静止云图的共同和互补特征通过一种中途融合的方式，即拼接。拼接的方程，其中Concat(·)指的是信道维度中的级联。最终，通过图像重建R(·)其从融合特征中恢复融合图像如下式所示：

)) (9)

随后，从不同波道的卫星静止云图中提取的深层特征被连接起来，作为图像重建器的输入。图像重建器包含四个卷积层，负责充分整合共有和互补信息，生成融合图像。图像重建器的详细配置显示在Table 1。

**Table 1**

**Kernel size,output channels and activation function of all convolutional layers in the layers in the progressive fusion network**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Feature Extractor** | | | | **Image Reconstrunctor** | | |
| Layer | Kernel Size | Outputc | Activation Function | Kernel Size | Outputc | Activation Function |
| Layer1 | 1×1 | 16 | Selu | 3×3 | 128 | Selu |
| Layer2 | 3×3 | 16 | Selu | 3×3 | 64 | Selu |
| Layer3 | 3×3 | 32 | Selu | 3×3 | 32 | Selu |
| Layer4 | 3×3 | 64 | Selu | 1×1 | 1 | Selu |

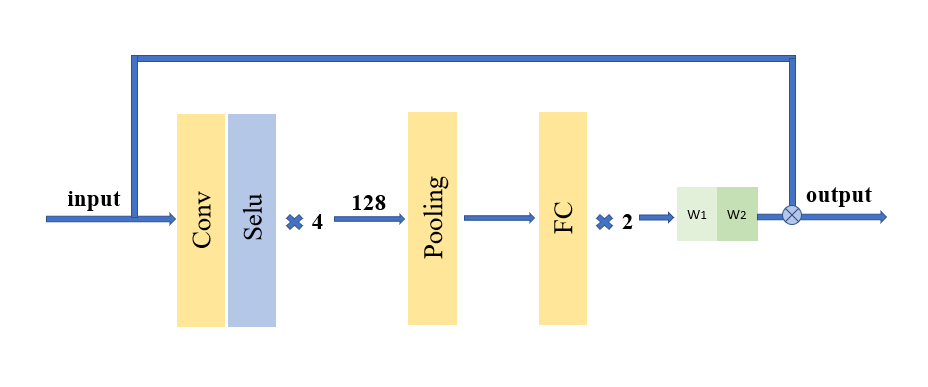
除了最后一层的核大小为1 × 1之外，所有层的核大小都是3 × 3。此外，图像重建器逐渐减少通道数图像重建过程中的特征图。图像重建器中的所有卷积层都采用*Selu*作为激活函数，除了最后一层，它的激活函数是*Tanh，*二者的公式如下所示。

(10)

(11)

**3.3.3 双波长通道特征感知模块**

双波长特征感知模块的目标是为了估计卫星在不同波长通道波段场景下的不同特征反馈信息，其输入是通道卫星静止图像，输出是不同卫星云图波长通道光度反射信息概率。双波长特征感知子网的架构如所示。它由四个卷积层、一个全局平均池和两个全连接层组成。步幅设置为2的4 × 4卷积层压缩空间信息并提取波长特征信息。所有卷积层都采用Selu作为激活函数，并将填充设置为相同。然后利用全局平均汇集操作来整合波长特征信息。最后，两个完全连接的层根据波长特征信息计算波长通道概率。



**图2 双波长通道特征感知模块框架**

**3.3.4 损失函数**

在我们的方法中，双波长特征感知模块的精度对Sdcfusion网络框架的融合性能影响很大，它在融合前置部分起到图像分类的作用，在输入Sdcfusion网络框架前计算图像分属卫星波长通道1和卫星波长通道2的概率。为了约束波长感知模块的训练过程，采用下述损失函数进行约束:

(12)

式中，m表示波长通道的标号，=[w1，w2]表示双波长特征感知模块的输出，表示softmax归一化函数，旨在使卫星波长通道1和卫星波长通道2的概率归一化为[0,1]。

为了贴合递进式图像融合框架的设计，期望针对纹理特征信息、强度特征信息、颜色特征信息设计一种通道光照损失函数。

++ (13)

其中表示纹理损失函数，旨在将更多的纹理细节吸收到融合图像结果中。强度损失函数对融合图像进行约束，通过在多波长特征感知模块得到的不同通道的权重比以保留不同波长下图像的重要目标信息。是辅助损失函数，旨在减轻融合过程中的颜色失真。、是用于在上述损失之间取得平衡的超参数。纹理损失是更多的纹理细节从源图像转移到融合结果，其定义为:

(14)

这里的H和W分别是图像的高度和宽度，||表示绝对值运算。纹理损失函数引导融合图像保留更多的高频细节。强度损失函数的目标是使得到的融合图像获取两波长通道更为显著的目标信息，定义为：

(15)

(16)

+ (17)

其中和表示通道1和通道2的强度损失函数，和代表由多波长特征感知模块训练输出得到的通道感知权重，代表融合图像的Y通道图像，和表示通道1和通道2的图像。

由于不同波长通道图像因波长特性的不同产生颜色影响，图像融合方法容易出现颜色失真，并过度放大场景中原始光源的颜色信息。虽然可以提高场景亮度，但颜色失真极其严重。考虑到RGB空间中的欧几里得距离不能有效地反映颜色失真，我们选择离散余弦距离来约束融合图像的颜色分布。这种约束迫使融合图像的颜色分布更接近原始可见图像分布的颜色。

此外，我们希望在去除颜色失真时，可以通过离散余弦相似性将可见图像的强度注入到融合图像中。总体而言，设计的颜色一致性损失公式如下：

={R,G,B} (18)

上述公式中的C表示图像的通道编号，(·,·)说明了R、G、B通道中的融合图像和原始可见图像之间离散余弦相似性的逐像素计算。i表示R、G、B的元素，n表示图像中的像素数。颜色一致性的损失设计一方面可以很好的减少由图像融合引起的颜色失真。另一方面，各通道的可视信息能够从R、G、B通道聚合到融合图像中，从而融合图像也可以捕获更多场景细节信息。

**3.4 实验与分析**

在本节中，我们首先介绍数据集来源与构建、实验配置和实现细节。然后，进行一些不同算法的对比试验来证明我们算法的优越性，通过定性分析和定量分析来展示最后的结果。

**3.4.1 实验指标**

为了全面评估我们提出的方法，我们在葵花八号卫星静止云图数据集上进行了广泛的定性和定量实验，我们将算法与期中最先进的方法进行了比较，其中包括三种传统方法，即:CBF、ADF、IFEVIP,两种基于GAN的方法:GanFM、GanMcc，四种基于CNN的方法:CNN,seaFusion,U2Fusion、pia。所有这九种方法的实现都是公开的，我们设置的参数与原始论文中报道的一致。

选择互信息(MI)、标准差(SD)、视觉信息保真度(VIF)和融合质量(Qabf)四个评价指标来量化评价。MI 度量从信息论的角度衡量从源图像到融合图像传递的信息量。SD 度量从统计角度反映融合图像的分布和对比度。VIF 度量从人类视觉系统的角度评价融合图像的信息保真度。Qabf的测量从源图像传输到融合图像的边缘信息量，利用局部度量来估计来自输入的显着信息在融合图像中的表现程度。此外，MI、SD、VIF和Qabf均较大则表明融合性能更好。

(19)

(20)

(21)

上式是三个指标的公式，其中、表示图像A、B的信息熵代表联合信息熵M,N为图片的宽高，u为均值，F为图像在i，j位置的像素值，和分别表示图像A、B的质量指数，、分别表示图像A,B在i,j位置像素的权重比。

**4.3 实验细节**

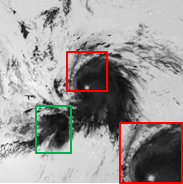
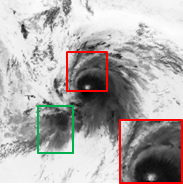
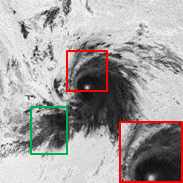
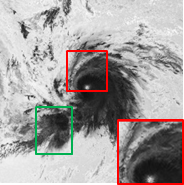
我们在卫星云图热带气旋数据集上训练了sdcfusion模型。我们选择了 5138张白天场景图像和5138 张夜景图像来训练通道感知子网络。采用裁剪旋转数据生成足够的训练数据。具体来说，我们将这些图像裁剪成 64 × 64 的 patch, stride设置为 64。因此，我们总共收集了82208 个自然灾害斑块和云顶斑块。将所有图像 patch 归一化为[0,1]，然后馈送到网络中。我们使用 one-hot 标签作为光照感知子网络的参考，将强光照场景和弱光照场景的标签分别设置为2D向量[1,0]和[0,1]。依次训练双波长通道感知子模块和sdcfusion网络。更具体地说，我们首先训练双波长通道感知子模块。之后，在训练渐进式融合网络时，利用预训练好的光照感知网络计算光照概率并构建光照感知损失。将批大小设置为b，将一个 epoch 的训练步长设置为p，训练一个模型需要M个epoch。对于双波长通道感知子网络，我们经验地设置b = 128，M=100，p= 438。对于sdcfusion融合网络，b设为 64，M设为 30，而p= 819。模型参数由亚当优化器更新，学习率首先初始化为0.001，然后呈指数衰减。对于 Eq.(12)的超参数，我们设为 = 3，= 7,= 50。所提出的方法在 TensorFlow平台上实现。所有实验都是在 NVIDIA TITAN V GPU和 2.00 GHz Intel (R) Xeon (R) Gold 5117CPU 上进行的。值得强调的是，在测试阶段，源图像被直接馈送到渐进融合网络中。

**4.4 实验与分析**

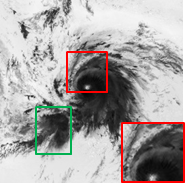
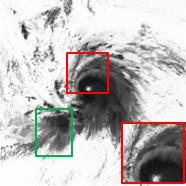
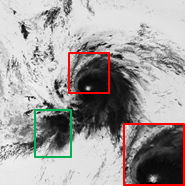
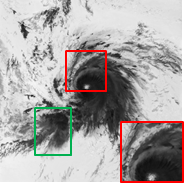
为了全面评估我们方法的性能，我们将提出的Sdcfusion方法与用热带气旋数据集训练的其他九种方法进行了比较。

4.4.1 定性结果

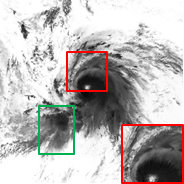
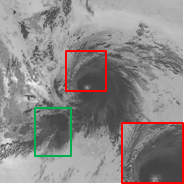
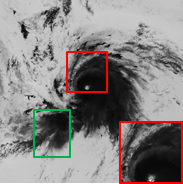
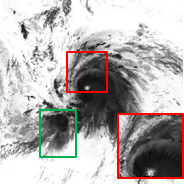
为了直观地展示基于双波长通道感知模块的融合方法对不同的照度特征图片的效果，我们选择了两张高亮度和两低亮度图片直观展示，可视化结果如图所示:

1. Channel1 (b)Channel2 (c)ADF (d)CBF

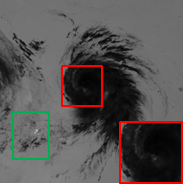
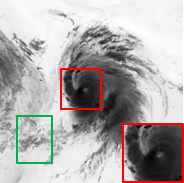
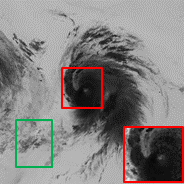
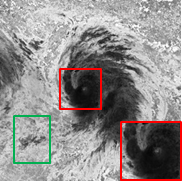
   

(e) CNN (f)SeAFusion (g)U2F (h)IFEVIP

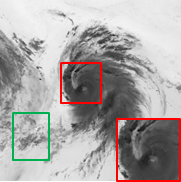
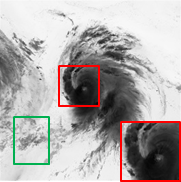
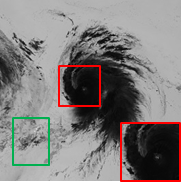
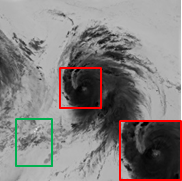
   

(i)pia (j)GANMcC (k)GANFM (l)ours

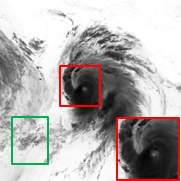
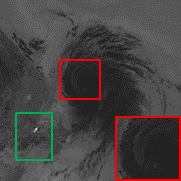
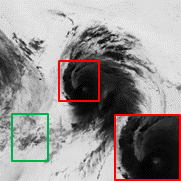
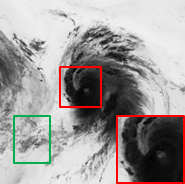
**Figure 3** 9种先进的图像融合算法和sdcfusion在高亮度图像中的定性比较。为了进行清晰的比较，我们用红框选择热带气旋的涡旋中心纹理部分，然后在右下角对其进行放大，用绿框选择热带气旋的尾迹部分突出融合之后的纹理细节。

(a)Channel1 (b)Channel2 (c)ADF (d)CBF

(e) CNN (f)SeAFusion (g)U2F (h)IFEVIP

(i)pia (j)GANMcC (k)GANFM (l)ours

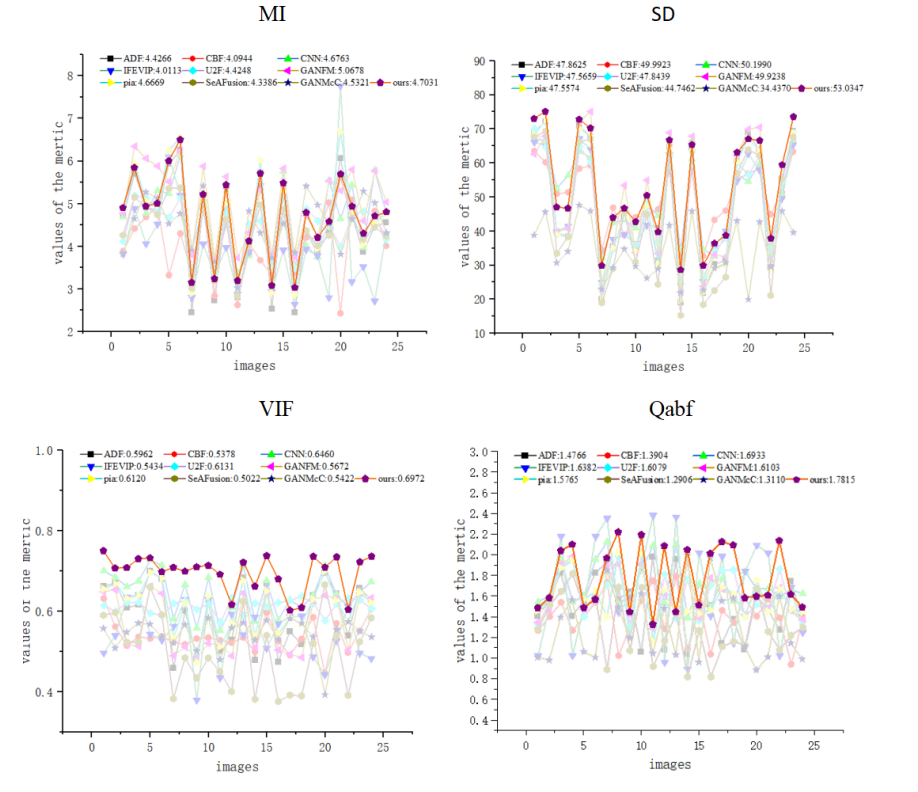
**Figure 4** 9种先进的图像融合算法和sdcfusion在低亮度图像中的定性比较。为了进行清晰的比较，我们用红框选择热带气旋的涡旋中心纹理部分，然后在右下角对其进行放大，用绿框选择热带气旋的尾迹部分突出融合之后的纹理细节。

在高亮度场景下，卫星静止云图波长通道1和通道2的亮度都保持高亮度，所以9种融合图像效果都没有体现出明显的差异信息。在Fig 3中，基于CNN的图像融合算法例如CNN、SeAfusion、piafusion、U2F算法得到的融合图像都表现出较为完整的纹理信息以及清晰的涡旋尾迹痕迹；但是利用传统融合方法的ADF和CBF方法得到的融合图像背景信息中引入了光谱污染，热带气旋的涡旋尾迹边会有白边毛刺的情况；基于GAN的GANFM、GANMcC算法融合图像结果偏暗，对于气旋云团密集区域反映信息特征值偏少。

在低亮度场景下，卫星静止云图波长通道1图像的亮度偏低，卫星静止云图波长通道2图像的亮度高于通道1，所包含有用特征信息更多，呈现的9种融合图像之间存在明显差异性。在Fig 4中，U2F、TIF、GANMcC得到的融合图像背景亮度较暗，红框涡旋处的纹理细节有用信息量偏少，利用传统融合方法的ADF和CBF算法得到的融合图像在亮度偏低的情况下得到的光谱污染严重，在融合过程中引入了噪声，对有效特征信息的提取造成干扰，GANFM从红框涡旋处可以看出，融合图像无法清晰的反映出涡旋处的气旋纹理细节，和其他算法相比我们的方法可以有效整合两个卫星波长通道图像的互补信息。

4.4.2 定量结果

Fig给出了24对融合图像在四个互补标量上的定量结果。



在图片上方，给出了测试图片在各项标量上的均值，值得关注的是，在SD、VIF、Qabf指标上得到了最优的结果，在MI指标上得到了次优的结果。

SD 度量从统计角度反映融合图像的分布和对比度，VIF 度量从人类视觉系统的角度评价融合图像的信息保真度，说明我们的结果在卫星静止云图融合中得到的图像分布和对比度最优且信息保真度优良。而Qabf的指标，则说明我们算法从源图像传输到融合图像的边缘信息量最优，能够反映热带气旋涡旋尾迹的边缘信息。

而在MI指标反映了从源图像到融合图像传递的信息量，次优的结果说明我们的方法在信息量的传递中舍去了一些无用的信息量，针对双波长通道的特征信息融合量较优。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | 模型分类 | | | | | | |
| TD | TS | STS | TY | STY | Super TY | Total |
| 实  际  分 类 | TD | 89 | 13 | 1 | 0 | 0 | 0 | 103 |
| TS | 6 | 83 | 1 | 2 | 0 | 0 | 92 |
| STS | 2 | 0 | 23 | 3 | 1 | 0 | 29 |
| TY | 1 | 3 | 7 | 37 | 2 | 1 | 51 |
| STY | 0 | 0 | 0 | 3 | 38 | 0 | 41 |
| Super TY | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 24 | 24 |
|  | Total | 99 | 99 | 32 | 45 | 41 | 25 | 340 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | MODEL CATEGORY | | | | | | |  |
| UK | TD | TS | STS | TY | STY | Super TY | Total |
| ACTUAL CATEGORY | UK |  |  |  |  |  |  |  |  |
| TD |  |  |  |  |  |  |  |  |
| TS |  |  |  |  |  |  |  |  |
| STS |  |  |  |  |  |  |  |  |
| TY |  |  |  |  |  |  |  |  |
| STY |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Super TY |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  | Total |  |  |  |  |  |  |  |  |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Model ID | H-8Image Channel(wavelength[um]) | Accurancy |
| M1 | 7 | 78.1% |
| M2 | 8 | 78.2% |
| M3 | 13 | 79.4% |
| M4 | 14 | 82.8% |
| M5 | 7,15 | 82.3% |
| M6 | 8,15 | 83.1% |
| M7 | 8,14 | 81.0% |
| M8 | 8,13 | 80.5% |
| M9 | 13,15 | 81.7% |
| M10 | 13,14 | 81.9% |

13.95 20.8 28.55 37.05 46.2 60.29

第六 58 58 55

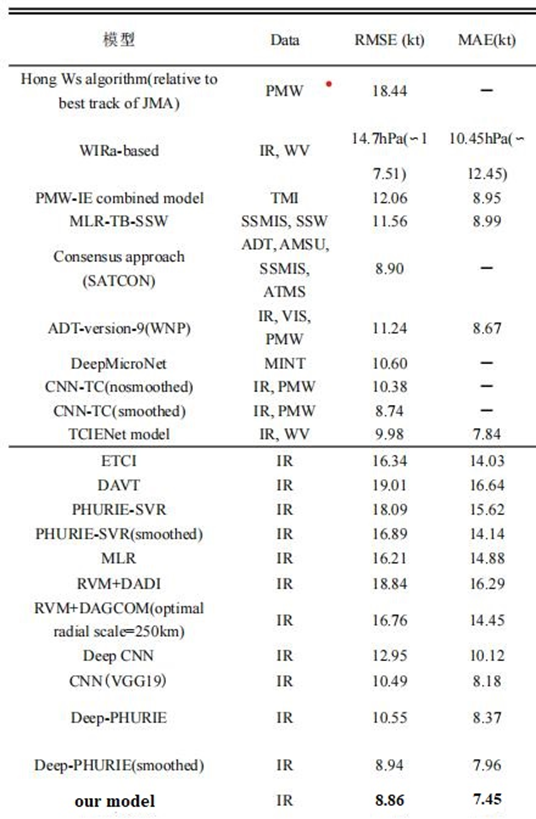
68 52 55 55

72 62 68 55

58 65 65 65

60 62 70 62

55 60 58 60 52



RMSE: 4.128016890824662 8.024223kt

MAE: 2.795486269935451 5.433991kt

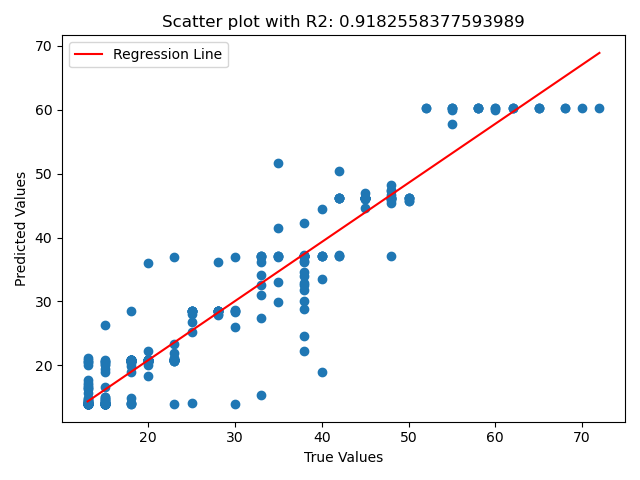
根据Himawari-8葵花8号卫星，采用《中国近海台风路径集合数据集》提供的台风经纬度，裁剪建立了卫星静止云图数据集，并进行了建模训练。提出了一种基于不同波长卫星云图通道感知模块的图像融合框SDCfusion，根据光照条件自适应地整合有意义的信息。设计了一个照明感知子网络来估计输入图像的亮度分布并计算亮暗概率。然后，利用亮暗概率来构造光照感知损失。在光照感知损失的指导下，融合网络通过跨模态差分感知融合模块和中途融合策略自适应融合公共信息和互补信息。因此，SDCfusion融合网络可以在不同亮度的波长通道数据下得到高质量的融合图像。测试图片得到的结果在MI、SD、VIF、Qabf指标上整体优于其他9种图像融合算法结果，并在分割的下游任务中体现出各项指标的提升。

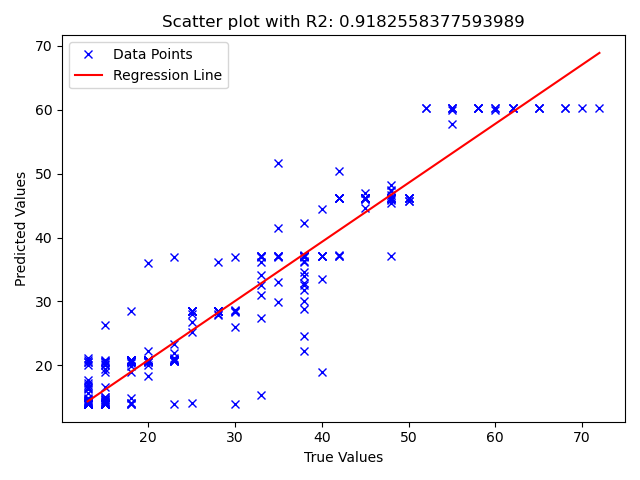
基于西北太平洋盆地的红外对地静止卫星图像，本文提出了TCREPNet模型，以RepVGG作为网络主干，采用SCConv卷积模块限制空间和通道冗余，减少了模型参数和Flops的数量增强了特征表达的能力，同时利用TCREP损失函数针对性的调整施加在热带气旋类别的负样本梯度，以此来减少错误分类的风险。采用本文的图像融合算法开展输入通道对模型性能影响的研究，研究不同通道融合得到的卫星图像对模型准确度的影响，最后选择精确度最高的15通道和8通道进行后续模型的训练。接着进行消融实验证明各模块对模型性能的提升，最终测试样本的RMSE和MAE分别为8.02kt和5.43kt，优于同类基于红外卫星云图的文献算法，测试结果得到本文算法有较大竞争力。

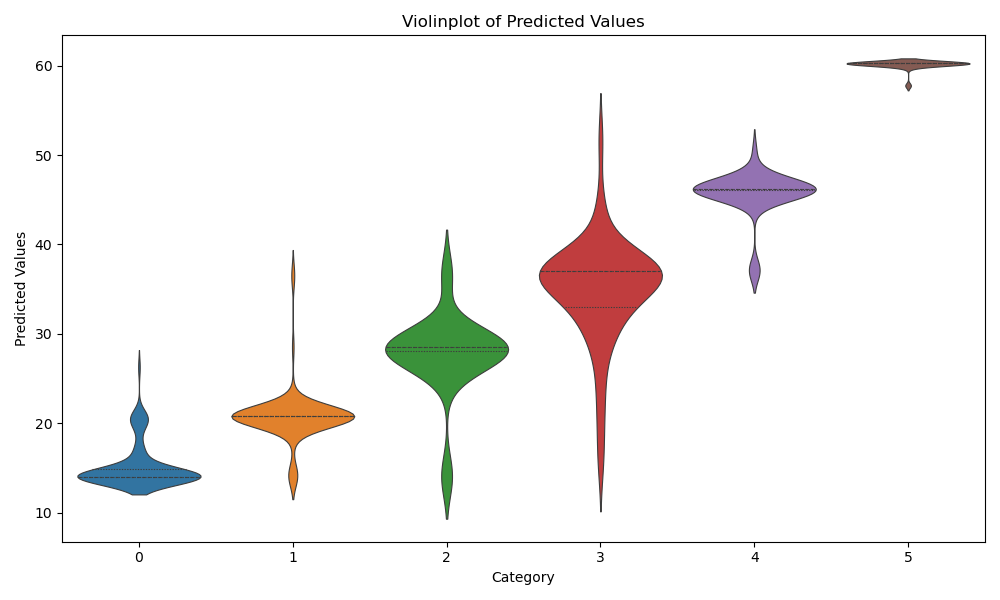
以此来减少错误分类的风险。采用本文的图像融合算法开展输入通道对模型性能影响的研究，研究不同通道融合得到的卫星图像对模型准确度的影响，最后选择精确度最高的15通道和8通道进行后续模型的训练。接着进行消融实验证明各模块对模型性能的提升，最终测试样本的RMSE和MAE分别为8.02kt和5.43kt，优于同类基于红外卫星云图的文献算法，测试结果得到本文算法有较大竞争力。

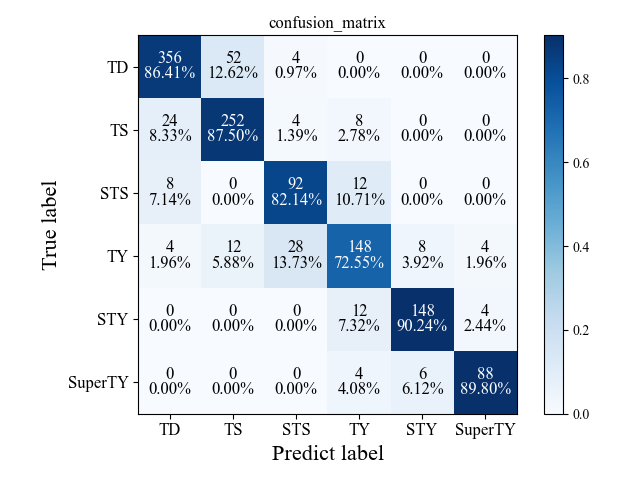
使用得到的模型应用于台风TC“奥鹿”、台风 TC“雷伊”（Rai）以及台风 TC“蝎虎”（Tokage）三个热带气旋验证模型的适用性，其中在“奥鹿”的整个生命周期中，总共包括28张卫星云图，估测得到的强度与最佳路径值比较得到的MAE和RMSE分别为6.20kt和7.55kt；在“蝎虎”的整个生命周期中，总共包括18张卫星云图，估测得到的强度与最佳路径值比较得到的MAE和RMSE分别为4.72kt和5.46kt；在“雷伊”的整个生命周期中，总共包括38张卫星云图，估测得到的强度与最佳路径值比较得到的MAE和RMSE分别为8.00kt和10.93kt。分析样本错误预测的原因有:(1)热带气旋发生快速强度变化;(2)处于生成期以及消亡期的热带气旋云系结构不明显，螺旋结构、眼和眼壁等特征尚未形成或已经消散，易与背景云系混淆导致强度估测精度不高；(3)云系结构紧凑且亮温值高导致强度高估。

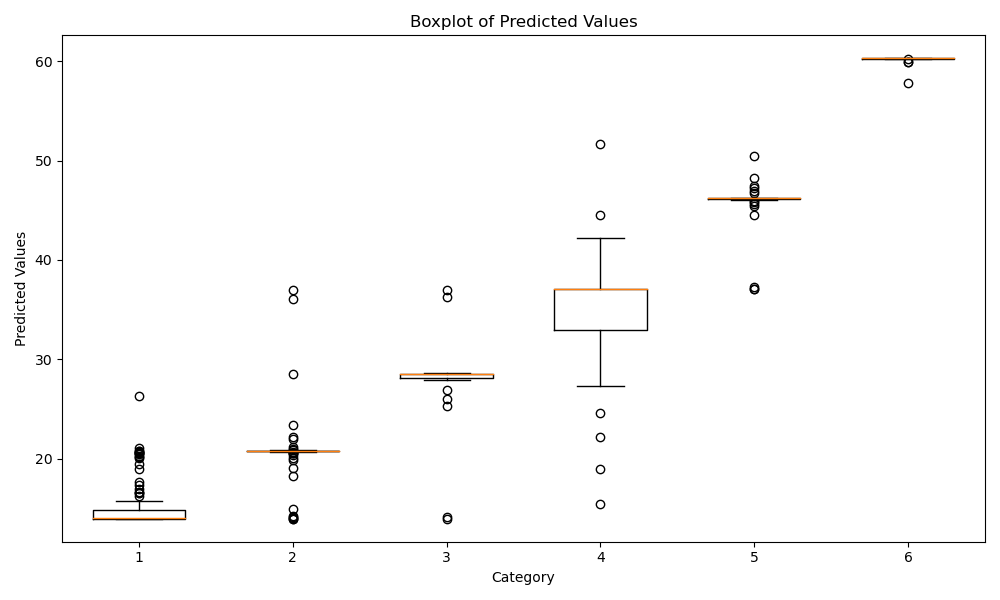
因为以上原因LeNet和其他结构简单的 CNN 网络难以实现 TC 强度等级的高精度分类。由于TC强度等











1. **热带气旋图像分割验证**

**4.1 分割评估模型**

**4.2 热带气旋图像分割 数据集**

**4.3 实验过程和对比分析**

1. **热带气旋强度分类研究**

**5.1强度评估模型**

**5.2 热带气旋定强数据集**

**5.3实验过程和对比分析**

1. **总结与展望**