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. **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。

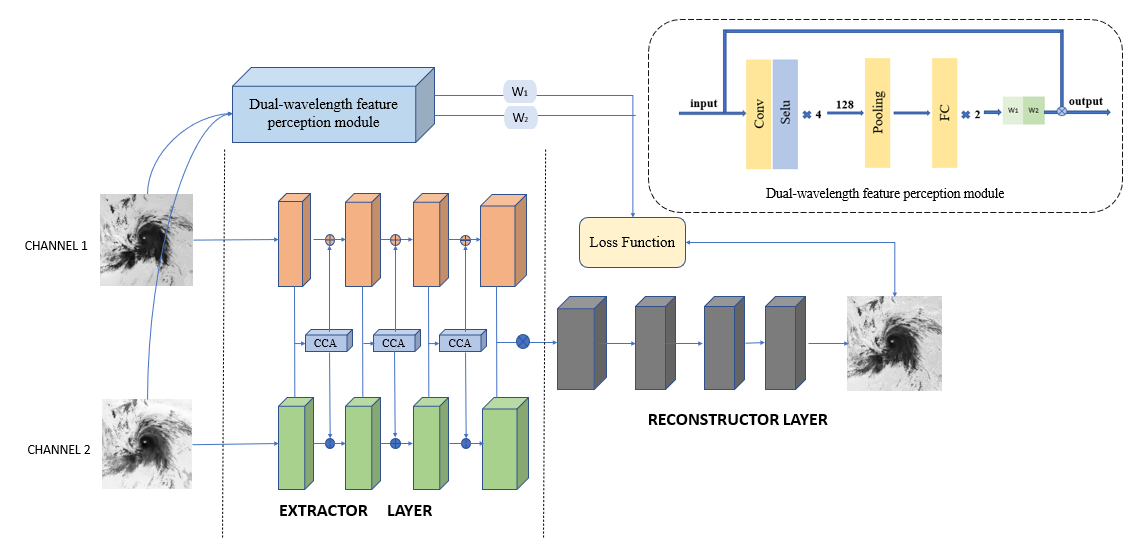
**Table 1**

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)

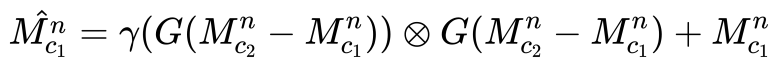
(6)

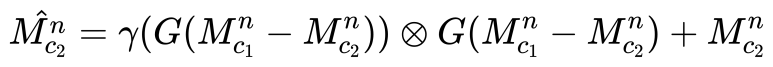
上式中，表示该波长通道图像亮度高于输入图像的亮度均值，特征信息丰富的概率，表示该波长通道图像亮度低于输入图像的亮度均值，特征信息贫瘠的概率，(·)表示双波长通道特征感知模块处理过程，和分别表示通道1和通道2的在融合过程中的权重占比。

**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 |

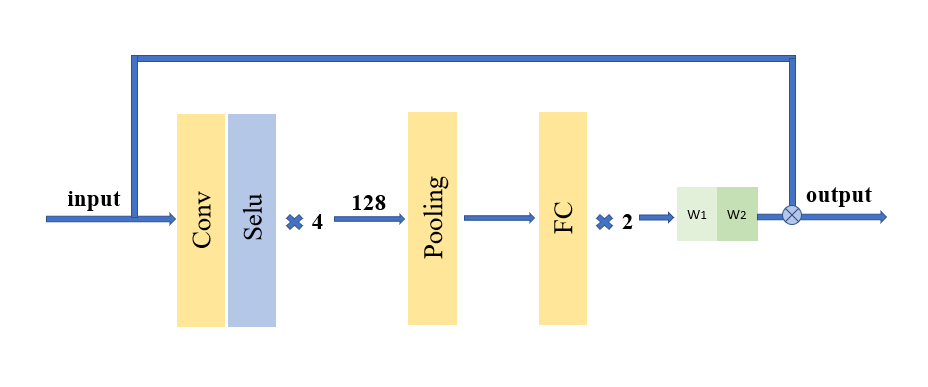
除了最后一层的核大小为1 × 1之外，所有层的核大小都是3 × 3。此外，图像重建器逐渐减少通道数图像重建过程中的特征图。图像重建器中的所有卷积层都采用*Selu*作为激活函数，除了最后一层，它的激活函数是*Tanh，*二者的公式如下所示。

(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。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | 模型分类 | | | | | | |  |
| UK | TD | TS | STS | TY | STY | Super TY | Total |
| 实  际  分 类 | UK | 0 | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 16 |
| TD | 0 | 83 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 85 |
| TS | 0 | 10 | 75 | 4 | 1 | 0 | 0 | 90 |
| STS | 0 | 0 | 1 | 34 | 9 | 1 | 0 | 45 |
| TY | 0 | 0 | 0 | 1 | 47 | 7 | 0 | 55 |
| STY | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 24 | 3 | 27 |
| Super TY | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 18 | 20 |
|  | Total | 0 | 109 | 78 | 39 | 57 | 34 | 21 | 338 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | 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 | RSME |
| M1 | 7 |  |  |
| M2 | 8 |  |  |
| M3 | 13 |  |  |
| M4 | 14 |  |  |
| M5 | 7,15 |  |  |
| M6 | 8,15 |  |  |
| M7 | 8,14 |  |  |
| M8 | 8,13 |  |  |
| M9 | 13,15 |  |  |
| M10 | 13,14 |  |  |
| M11 | 15,13,7,8 |  |  |

1. **热带气旋图像分割研究**
2. **热带气旋强度分类研究**
3. **总结与展望**