

中国科学技术大学

本科毕业论文



基于事件相机的火焰检测方法研究

作者姓名：	张皓瑞
学 号：	PB20071475
专 业：	安全工程
导师姓名：	宋卫国 研究员
完成时间：	2024 年 5 月 15 日

摘 要

事件相机是一种新型的，模拟生物视网膜原理的视觉传感设备，以完全不同于标准相机的方式工作，基于事件驱动的方式来捕捉场景中的动态变化。相对于传统相机的每一帧图像，事件相机只会记录下物体的运动变化信息，这一特点赋予了它在很多高速，高变化频率场景下的优秀信息处理能力，可以广泛应用到多个研究领域。

火焰检测工作，这一已经被国内外学者研究了数十年的领域，无疑看起来是一个十分契合事件相机工作特点的场景，理想情况下，我们可以通过事件相机实现对火焰全天候的监控，并利用其独特的特性排除无关背景噪音干扰而提高大幅火焰检测效率。然而，目前尚未有对利用事件相机进行火焰检测的研究展开讨论，事件相机在火灾领域的应用暂时还处于一片空白。在这种情况下，如何应用事件相机准确而迅速地提取相关火焰特征，并基于此探索该装置在火焰检测研究工作中的可行性，是一项有重要意义的研究课题。本工作旨在利用事件相机拍摄构建一定规模的火焰数据集，并在对火焰数据集的静态和动态特征提取和分析工作的基础上，利用机器学习等多种方法思路，对基于事件相机的火焰检测算法进行一定深度的研究，并建立起初步的，较完整的检测算法框架，探讨事件相机在火灾检测领域的可行性与应用价值。

首先，本次使用型号 DAVIS346 的事件相机对多种不同材质的木垛火进行了多角度拍摄，同时又通过拍摄一定数量的无火焰场景对其进行了补充，建立起初步的火焰数据集。之后，在建立的数据集基础上，本次工作对火焰检测中常见的火焰静态与动态特征进行了罗列与提取，建立了较完整的事件数据特征提取算法框架，对部分提取的特征进行了进一步的处理与分析。最后，在特征提取工作的基础上，本次工作采用机器学习的思路，利用支持向量机，训练构建了针对火焰事件的检测算法模型，同时利用评价算法对该模型的检测精确率，召回率等客观参数进行了客观的评估，对模型的可视化效果进行展示呈现，从而讨论事件相机在该领域的应用前景。

基于上述工作，我们最终搭建了基于事件相机的初步火焰检测算法模型，此模型接收一定长度的火焰的事件数据片段，通过提取其中的相关静态与动态特征，经过一系列预处理，最终返回模型的检测结果，即是否存在火焰以及包含火焰的检测框位置坐标。实验表明，该模型能够较好地处理火焰的传统二分类问题，

说明基于事件相机的火焰检测是可行的，未来可期。

关键词：事件相机；火焰检测算法；机器学习

ABSTRACT

The event camera, a novel visual sensing device that mimics the principles of the biological retina, operates in a fundamentally different manner from standard cameras. It captures dynamic changes in a scene using an event-driven approach, distinct from the frame-by-frame imaging of traditional cameras. Unlike traditional cameras that capture every frame of an image, the event camera records only the motion and change information of objects in the scene. This characteristic equips it with excellent information processing capabilities, particularly suitable for high-speed and high-frequency dynamic scenes. Consequently, it finds wide applications across various research domains.

The field of flame detection, which has been studied by scholars both domestically and internationally for decades, undoubtedly appears to be well-suited for the operational principles of event cameras. Ideally, event cameras could enable round-the-clock monitoring of flames and exploit their unique characteristics to eliminate irrelevant background noise interference, thereby significantly improving flame detection efficiency. However, there has been no discussion on utilizing event cameras for flame detection, and their application in the field of fire detection remains largely unexplored. In this situation, the rapid and accurate identification and extraction of various flame characteristics using event cameras, as well as the exploration of their application value and prospects in fire detection, hold significant research value. This work aims to utilize event cameras to capture and construct a substantial-scale dataset of flames. Building upon the static and dynamic feature extraction and analysis of the flame dataset, this research employs various methods, including machine learning, to delve into event camera-based flame detection algorithms. It establishes an initial and relatively comprehensive detection algorithm and explores the feasibility and application value of event cameras in the field of fire detection.

Firstly, the event camera model DAVIS346 was used to capture multi-angle shots of fires of various materials, supplemented by capturing a certain number of flameless scenes to establish an initial fire dataset. Subsequently, based on the established dataset, this work listed and extracted common static and dynamic features of flames in flame detection, establishing a relatively complete framework for event data feature extraction

algorithms, and further processing and analyzing some of the extracted features. Finally, based on the feature extraction work, this study adopted a machine learning approach, utilizing support vector machines to train and construct a detection algorithm model for flame events. Objective parameters such as detection accuracy and recall rate of the model were evaluated using evaluation algorithms, and the visual effects of the model were demonstrated, thus discussing the application prospects of event cameras in this field.

Based on the aforementioned work, we ultimately developed a preliminary flame detection algorithm model based on event cameras. This model receives event data segments of certain lengths related to flames, extracts relevant static and dynamic features from them, undergoes a series of preprocessing steps, and finally returns the detection results of the model, indicating whether a flame exists and the coordinates of the detection box containing the flame. Experiments have shown that the model can effectively handle the traditional binary classification problem of flames, demonstrating the feasibility of flame detection based on event cameras, with promising prospects for the future.

Key Words: event camera; flame detection algorithm; machine learning

目 录

第一章 绪论	4
第一节 研究背景及意义	4
第二节 国内外研究现状	5
一、火焰成像传感器	5
二、火焰特征研究	6
三、火焰数据集	6
四、火焰检测算法	7
第三节 研究目标和内容	7
第四节 论文章节安排	8
第二章 相关理论概述	9
第一节 事件相机	9
一、工作原理	9
二、对事件数据的处理	10
三、事件相机的独特优势	11
第二节 机器学习	12
一、SVM 的发展	12
二、SVM 相关概念介绍	13
第三节 本章小结	13
第三章 基于事件相机的火焰数据集构建	15
第一节 火焰数据集	15
第二节 FlaDE 检测数据集	15
第三节 数据集预处理	16
第四节 本章小结	17
第四章 基于事件相机的火焰特征提取	18
第一节 火焰特征	18
一、事件数据的预处理	18
二、火焰的静态特征	19

三、火焰的动态特征	20
第二节 本章小结	23
第五章 基于事件相机的火焰检测算法	24
第一节 感兴趣区域 (ROI, region of interest) 提取	24
第二节 基于 SVM 的 ROI 区域训练	26
一、样本制作	26
二、样本训练	27
三、核函数的确定	28
第三节 检测结果	29
一、检测精度	29
二、可视化	29
三、检测速度	29
第四节 本章小结	29
第六章 工作总结与展望	30
第一节 工作总结	30
第二节 创新点	30
第三节 工作展望	31
参考文献	32
附录 A 补充材料	36
第一节 补充章节	36
致谢	37

符 号 说 明

a	The number of angels per unit area
N	The number of angels per needle point
A	The area of the needle point
σ	The total mass of angels per unit area
m	The mass of one angel
$\sum_{i=1}^n a_i$	The sum of a_i

第一章 绪论

第一节 研究背景及意义

近年来, 由于受到极端气候的影响, 全球各地频繁发生火灾事故。例如, 2021 年发生在加州的山火面积达到了 9800 公顷, 导致 2300 余人被迫疏散。2019 年至 2020 年期间, 澳大利亚的山火持续了长达半年之久, 造成了巨大的生态灾难, 约有 30 亿只动物死亡, 同时也造成了不计其数的财产损失。这些火灾不仅给人员和经济带来了巨大损失, 同时还释放了大量的温室气体和有害气体, 对自然环境和气候造成了严重影响。因此, 及时发现火灾、采取有效的防控措施对保护人员和国家财产的安全至关重要。

早期的火灾探测方法主要采用传统型检测设备, 如感温、感烟和感光型火灾探测器等。这些设备能够在一定程度上监测环境, 并对可能出现的异常现象及时预警。然而, 由于其工作原理的限制, 这些传感器往往具有灵敏度较低的缺点, 并且容易受到环境影响, 导致误报或漏报的情况。因此, 基于图像的火灾传感器开始被广泛应用。这些传感器通过视频监控系统和相关算法的处理分析, 不仅可以精准地预警和判断早期火灾, 还可以通过实时监控图像来消除误报现象, 具有极大的优势。目前常见的用于火灾检测的传感器主要有 CMOS 和红外两种。CMOS 传感器通过直接的视频传输进行火灾检测, 而红外传感器则捕捉 400 到 1700 纳米波段内的红外光线。然而, 它们仍然存在一些问题: 对于 CMOS 传感器, 视频传输的信息量过于冗余, 通常需要提取前景才能进行后续的火灾特征提取和检测工作, 同时可能出现过曝、欠曝和低对比度等问题; 而红外传感器受到其动态范围的限制, 超出动态范围的高温物体如某些阳光下的物体, 火焰等, 均可能表现为高灰度值的形式而难以有效区分。

为了解决这些问题, 我们引入了一种新型的成像装置——事件相机, 它模仿生物视网膜的原理工作^[1-2]。事件相机与传统相机不同, 它采用基于事件驱动的方式捕捉场景中的动态变化, 而不是记录每一帧图像。事件相机只记录物体的运动变化信息, 如亮度变化和波长变化, 通过 AER 协议^[3]输出模拟的生物电信号, 并利用独立的时间空间编码方式存储起来。相较于传统的 RGB 视频传感器, 事件相机具有独特的相素独立异步工作机制, 可以有效消除冗余信息。同时, 其差分成像机制和对数亮度计算可以确保较高的对比度和高动态范围内的感知。可见, 事件相机相比于前两类传统传感器更加的可靠、灵敏。

然而，基于事件相机的新颖性和前沿性，目前在火灾领域的应用尚未被充分探索，缺乏相关研究。所以，如何应用事件相机准确而迅速地提取相关火焰特征，并基于此探索该装置在火焰检测研究工作中的可行性，是一项有重要意义的研究课题。

第二节 国内外研究现状

一、火焰成像传感器

成像传感器的研究目前主要为可见光和红外两类。在基于可见光相机的火灾检测和识别中，通常采用数字图像处理技术。简单来说，这一过程包括对图像进行分割，获取描述火灾图像的信息特征，检测可能的火灾区域生长，并结合图像语义实现火灾的识别。基于可见光相机的检测具有低误报、短延迟、即时显示现场图像、自主独立录像、现场资料保存度高等优点。目前，可见光相机在多类火灾监测上都有广泛应用。例如，小兴安岭等类似森林区，可以利用可见光相机建立网络化监测体系，实现对林区可能火险的较及时的监控与处理^[4]。再如目前矿业地区的地下作业，也在逐步投入使用类似的可见光传感器，可以对矿井火灾实现大范围高分辨率，高清晰度的监控，同时可见光相机的使用维护成本也较低，对矿区的环境适应性好，适合这种大规模工作使用^[5]。

然而，在火灾监测中，可见光相机仍然面临着一些亟需解决的问题。比如，燃料的材质不同，火焰的颜色就可能发生一些肉眼可见的变化，燃烧时的烟雾过于浓密，可见光谱图像中的火焰区域就可能被遮盖，从而导致一些无法预见的影响。相较之下，红外相机工作原理是对火焰的红外辐射进行检测，就可以弥补可见光类传感器的上述不足。Burnett 等人^[6]在工作中为红外相机添加了特殊波段的前端滤光片，从而实现了对火焰波长的高度响应。但是，红外相机对环境的适应性就远不如可见光类传感器，常常需要使用者人工手动调整，其成本也远超可见光相机，往往要适当地降低分辨率来大规模布局投入使用，阳光的红外等波段也对它的工作有着不小的影响。

所以，为了弥补两者的不足，本次工作引入了事件相机这一新型传感器，它能在自动剔除无用信息，具备低功耗优势的同时，为火焰检测工作提供更高动态范围与采样率，期望它能够在未来的火焰检测中大放异彩，带来新机遇。

二、火焰特征研究

早期的火焰特征研究主要集中在对火焰颜色特征的提取和描述上。这些工作包括在 RGB 空间等^[7-9]多个不同颜色空间对各通道的火焰颜色分布进行统计与分析。之后,有研究者基于提高火焰识别准确度的目的,逐步将一系列的火焰静态特征引入到火焰检测工作中。如,Yamagishi 等人^[10]的研究中,他们在 HSV 空间中分析火焰轮廓,利用极坐标傅里叶变换的方法,提取了波动频率。Bedo 等人^[11]的研究中,通过 MPEG-7 视觉描述符,从形状,纹理等角度对相关特征进行了提取工作。此外,为了提取到更加广泛的火焰特性,Rossi 等人^[12]利用双目视觉相机拍摄火焰,既可以获取纹理、边缘等此类平面性特征,还能够通过重构分析的方式,分析一些三维信息,如火焰倾斜度和深度。同时,也有一些学者通过逐帧提取的方法,分析火焰的动态特征。例如,Chen 等人^[13]提出一种基于火焰多种特征结合的视频火焰识别方法,采用 RGB 和 HIS 模型提取火焰候选区域 k ,结合火灾的动态闪烁性算法加以识别。Dimitropoulos 等人^[14]在他们的工作中,综合时空特征,研究纹理的动态变化,且构建能量方程模型对燃烧加以描述。

在基于可见光相机的研究工作开展的同时,红外相机技术也在投入应用。在近红外立体视觉系统的帮助下,Rossi 等人^[15]对火点进行三维建模,初步可实现对位置,表面,速度等几何特征的提取。秦重双^[16]对红外图像进行了滤波和形态学处理,实现对偏心度等的提取。杜志伟^[17]利用 K 主曲线拟合,进行了轮廓提取工作,并基于此构建隐马尔可夫模型,预测火焰闪烁的动态过程。

三、火焰数据集

火焰数据集,往往被认为是火焰特征提取分析工作和检测识别的核心所在,目前的火焰数据集绝大部分是可见光相机拍摄的^[18]。常见的有:BoWFire 数据集,该数据集包含了 199 张火焰图像和 267 幅正常图像,是最常用的火焰数据集^[19];Filckr-Fire 数据集,该数据集从网络收集了 5962 张图片,每幅图像都由人工标注是否包含火焰,并将存在火焰的图像分为车辆火灾、房屋火灾和森林火灾三类^[11]。同时,为了对实时拍摄这一场景进行更加准确的模拟,MIVIA, FurgFire 这两个数据集又收集了很多真实火灾视频,这些视频大多数是使用手持设备或无人机拍摄的,其中包含了多类的光照环境、不同的拍摄距离、大量的运动方式等,这些情况都会给识别工作带来新的影响与挑战。

事件相机，作为一种新型传感器，我们在摘要中也提及到了目前缺乏在火灾检测领域的应用与研究，也就更不必说效果优良的公开数据集。所以，制作基于事件相机的火焰数据集并讨论其应用价值，是很必要的。

四、火焰检测算法

早期的学者研究工作中，主流是利用颜色特征实现对图像中火焰的识别，例如人为对颜色空间设置一个区分阈值^[20]。此外，还有一部分研究工作使用光流法，帧差法以及高斯混合模型等，以最直接的方法进行识别。但是以上两类都共同存在低分割精度的缺陷，前者会被相似颜色物体干扰，后者会被一系列移动物体干扰。要解决这些问题，需要基于学习的一系列方法，如 Nalawade^[21]利用 Chan-Vese 算法对全局属性进行提取（强度、区域面积等），并通过设置能力最小方程完成了火焰和背景的分离；Tian 等人^[22]在研究工作中，利用高斯混合模型和 SVM 对图像区域进行分类识别；Toreyin 等人^[23]在研究工作中构建了马尔可夫模型，以火焰的颜色运动与闪烁为参照标准实现区分。

随着深度学习方法在各个领域掀起深刻的变革，很多学者尝试将其引用到火灾检测工作中。Wang 等人^[24]先在 RGB 通道进行初步的筛选，得到一系列可能有火焰的候选区，在训练 CNN 模型的基础上对其分类。张大胜等人^[25]的研究中，则利用 YOLO 网络，按照可能区域提取，火焰特征提取，基于提取特征进行判断的顺序进行了检测工作。按照类似的工作思路，kim^[26]利用 Faster R-CNN 和 LSTM 进行了分类检测工作。基于学习的工作思路是确定的，在提取初步候选区后，间接将相关特征参数或者直接将图景送入模型进行分类识别。而事件相机由于其独特的工作原理机制，排除了大量无关干扰，提取候选区的工作被大大简化，这方面有着独特的先天优势。

第三节 研究目标和内容

本文是对事件相机在火灾检测领域应用的探索，期望达到如下目标：

1. 拍摄一定规模的数据集，实现利用事件相机对火焰特征进行提取，包括静态特征和动态特征。
2. 基于 1 中特征建立初步的，针对事件相机的较完整的火焰检测算法框架。
3. 对建立的火焰检测算法的准确度与效率进行评估，探讨事件相机在火灾检测领域的可行性与应用价值。

第四节 论文章节安排

本文内容安排如下所示：

第一章，绪论，对目前火焰检测领域的多方面研究现状进行了总结，同时介绍了引入事件相机的优势。

第二章，相关理论概述，对事件相机的基本原理作了一个较详细的阐述。

第三章，基于事件相机的数据集构建，对本次工作利用的事件相机数据集的拍摄构建过程进行了较详细的介绍。

第四章，基于事件相机的火焰特征提取，详细介绍了本次工作如何从事件数据中还原火焰区域并提取常用的火焰静态和动态特征，构建提取算法框架，同时也对其中的一些特征进行了初步分析。

第五章，基于事件相机的火焰检测算法，详细介绍了本次工作基于三个方向对火焰检测算法框架的构建以及同时对算法进行的准确度与效率上的客观指标评估。

第六章，工作总结与展望，对本次工作的实验结果与创新点进行总结，同时对其中的缺陷不足提出未来的改进展望。

第二章 相关理论概述

1970 年 Fukushima 等人^[27]在对生物视网膜结构的研究工作中，展示了首个电子视网膜离散模型，这种新颖的获取信息的方式很快引起了相关领域学者们的兴趣，但是由于陌生的异步逻辑领域以及像素响应特征的不均匀性，事件相机的发展一直处处受限，一直到 2008 年首部事件相机（DVS）问世，也是世界上第一台商用事件相机。此后，在经过了数十年的发展，事件相机已经开发出了多种版本款式，应用针对不同的工作任务与场景，如 ATIS,DAVIS,CeleX, 本次我们引入工作的是型号为 DAVIS346 的事件相机，后续都会在这款相机的基础上进行工作的开展，后续不再进行累述。

第一节 事件相机

一、工作原理

我们在前面也粗略地提起到了事件相机与传统可见光相机在原理与机制上的巨大不同。传统的可见光传感设备为一次成像，图象是以一个固定的帧率被设备输出，每次成像过程中，相机的各个相素会进行电荷收集并在曝光流程结束后将像素上的电荷信息转化为数字信号输出至外界。这种工作原理下，拍摄高速运动物体时缺陷就极为明显，图像很容易就会出现模糊与失真。事件相机就是这样一部为了解决该问题的，仿生物视网膜结构模型的传感设备^[28]，它由生物视网膜细胞具有对亮度瞬变的高敏感性获得启发，每一个像素独立地，仅会在对数亮度值的变化超出阈值时进行一次输出。这种机制，给予了这类传感器更广的动态范围，也自动消除了环境中非变化物体等产生的冗杂信息。

事件相机内部主要工作模块的电路逻辑图如图所示，主要由差分电路，感光器和比较仪三部分组成，实现对生物视网膜结构的模拟。对于生物而言，感受到光线后，它视网膜上的受体细胞受到相应的刺激，就会自发将光信息转变成神经信息，后段细胞还会分别筛选出亮部和暗部，经过神经节细胞的处理后，信息就传递到了大脑皮层，呈现为视觉。而在事件相机中，光信息在感光器电路中会转换成电信号，它会通过放大器，最终由比较器根据亮度变化进行分离，将光信息转化为“事件”信息，最后在经过一系列的后续处理后，转为图像输出。^[29]

假定亮度为 I ，事件相机中的亮度定义都是其对数值，即 $L=\log(I)$ ，那么在某

一个时刻,某一个像素点处的亮度改变就可以记为

其中,是一个极小的时间间隔,如果亮度的变化超出了相机所设定的阈值 C ,事件就会触发,这个过程也可以表示为

其中,表示极性,也就是亮度发生了正向(ON)或者负向(OFF)变化,我们的事件数据就以这样一个形式输出出来,可以看到,我们后续工作中所提起的“事件”,往往就是这样的一个四维向量(空间坐标,时间坐标,极性)。

二、对事件数据的处理

由于数据的异步性,基于事件的计算机视觉中的处理步骤与传统相机有很大不同。事件表示是基于事件的计算机视觉架构的第一步,将原始 DVS 数据转换为时空格式,可由后续处理步骤(如深度神经网络)执行分类、运动跟踪、预测、图像重建和六维自由度估算等任务。

我们可以将事件表征大致分为四种模式。第一种模式是脉冲处理,如 SNN,它天生支持稀疏的异步数据,但脉冲形式的机器学习在功耗和方法上都不太理想,学习的灵活性和训练成熟度都不如传统的 CNN,比传统的 CNN 更难训练。它们还需要专门的硬件,而大多数计算平台都不具备这些条件。第二种是分析事件处理,即明确利用事件的时序和极性,例如局部平面拟合和时间导数插值。然而,大多数分析事件表示法都是针对特定任务的,因此不容易推广到广泛的应用中。第三种模式是以同步形式与机器学习方法配对,利用 CNN 的飞速发展,将事件数据转换为类似二维图像或三维视频帧的代理我们称之为“事件帧”。虽然仅使用几个事件帧不可能无损地表示异步事件数据,但我们的注意力集中在事件在每个像素点的时空演变。第四种模式是亮度图像重建,通过使用事件估算每个像素的亮度值,在传统图像上训练的机器学习方法可以直接利用。^[30]

在事件的同步表示法中,大多数方法都采用了时间窗口来对接收到的事件进行分组。窗口可以是一个固定的时间间隔,以产生恒定的帧速率事件帧,也可以是一个固定的事件编号,以产生自适应帧速率。在一种称为“事件累积”或“事件计数”的表示方法中,时间窗口内的事件按极性分开,并对每种极性类型的事件进行计数,从而得到两个大小为 $H \times W$ 的图像。虽然这种方法保留了极性信息,但会丢失时间信息。类似的方法还有“极性求和”,通过对给定时间窗口内的事件极性求和来计算,通过观察发现正或负事件的数量越多,强度变化(即边缘)就越大。极性求和产生一个单一的 $H \times W$ 事件帧,近似于给定时间窗口内发生的整体强度变化。

使用时间窗口的方式也有多种，一种称为“体素化网格”的表示方法采用了一种时间量化方法，使用双线性采样核将事件映射到最近的时间网格上；不过，当多个事件被映射到同一量化像素时，信息就会丢失。事件脉冲张量（EST）是体素化网格的一种变量，在极性上进行了分离，并允许在每个体素上执行任何功能，而不仅仅是极性信息的总和。时间量化方法的一个缺点是，它对时间并非不变，这意味着初始化时间的变化会对同一数据集产生不同的表示。

时间表面是事件累积和极性求和表示法的替代方法^[31]，它优先考虑事件发生的时间，而不是边缘幅度。时间表面是一种二维表示法，将时间戳编码为像素值。活动事件表面（SAE）的时间表面保留了每个像素位置（每个极性）上最新事件的时间。这对于慢动作序列或低光照环境下的成像并不理想，因为事件发生的时间变得模糊不清，或被噪音干扰。我们可以利用单个边缘产生多个事件这一事实来提高稳定性。感知时间表面是一种混合方法，借鉴了时间表面和极性求和法。感知时间面滤波的目的是去除不成组出现的事件（因为单个边缘的事件是不成组出现的），并报告第一个事件时序（对应边缘到达时序）和在这些组中发生的事件数（与边缘幅度相对应）。这样可以过滤孤立的事件（即噪声），保留了更高保真度的时间信息以及边缘幅度，但舍弃了将被过滤掉的低对比度变化，在实时应用中会带来延迟。

其他方法使用基于紧凑图的表示法，基于图的方法将时间窗口内的事件转换为一组连接的节点， $U \times V$ 。这种紧凑的表示方法可以减少计算和内存资源，保持事件摄像机的数据稀疏性。不过，构建图谱需要大量计算资源。此外，这种表示法在处理过程中会丢弃精细的时空信息。

时间窗口或事件窗口表示法的一个普遍问题是，它们会导致延迟。对于具有固定帧频的时间窗口表示时，在窗口早期发生的事件在时间窗口结束前不会被评估。事件窗口表示法的计算效率更高，但由于事件窗口表示法没有延迟上限，完全基于传感器的事件速率，通常需要预定义的窗口大小，如果没有网络再训练，就无法更改窗口大小。

三、事件相机的独特优势

基于上述我们介绍的事件相机的独特机制，事件相机相对于传统可见光传感器有着下列的先天优势：

1. 高时间分辨率。由于各相素独立工作的机制，省去了传统可见光相机的很多中间流程，可以达到微秒级分辨率，几乎不会出现运动模糊。

2. 低数据量。每个像素当且仅当变化超出阈值才会输出一次，很多无用的干扰信息都会被机制自动剔除，因此事件相机的输出数据远远低于传统设备，在处理速度等很多方面就有着很大优势。

3. 低功耗。由于 2 的原因以及事件相机不需要模数转换器读取像素，后续的处理功耗也自然较低，往往是毫瓦级，与传统设备有百倍以上差距。

4. 高动态范围。由于采用对数制光强，事件相机往往可以达到传统相机 2 倍以上动态范围，可以适应很多欠曝和过曝场景。

第二节 机器学习

机器学习是一种人工智能的分支，它致力于研究如何让计算机系统从数据中学习经验，从而改善执行特定任务的性能，而无需明确地编程。机器学习的目标是设计和开发能够自动学习的算法和模型，使计算机可以从数据中发现模式、生成规则、做出预测，并最终执行任务。

机器学习的基本理念是从数据中学习。它依赖于大量的数据作为输入，通过数据来发现问题的解决方案，而不是人为地指定规则。在机器学习中，数据被抽象为不同类型的模型，这些模型可以是线性模型、非线性模型、神经网络等。模型通过调整其参数以最好地拟合数据，从而学习数据中的模式和规律。机器学习算法通过学习过程来调整模型的参数，使其能够捕捉数据中的特征和模式。学习过程通常分为训练阶段和推理/预测阶段，训练阶段使用已知的数据来调整模型，推理/预测阶段则用于对新数据进行预测或分类。机器学习模型的泛化能力是评估其性能的关键指标。泛化能力指的是模型对未见过的数据的适应能力。一个好的机器学习模型应该能够在训练数据之外的数据上表现良好。

对于火焰检测工作，更多的是一种火焰有无的二分类问题，对于此类问题，在机器学习领域常常利用支持向量机来处理。支持向量机（Support Vector Machine, SVM）是一种用于分类和回归分析的监督学习模型，它在机器学习领域有着广泛的应用。SVM 的基本原理是构建一个将输入空间划分为不同类别的超平面，使得不同类别的数据点在空间中有尽可能大的间隔。

一、SVM 的发展

SVM 最早于 1982 年由 Vladimir Vapnik 和 Alexey Chervonenkis 提出^[32]，并在 1982 年至 1992 年之间发表了一系列论文，其中最具代表性的是在 1992 年发

表在 IEEE TPAMI 杂志上的论文《统计学习理论》。1992 年, Vapnik 和其同事首次提出了线性 SVM 的概念, 并将其应用于二分类问题^[33]。线性 SVM 的基本思想是在特征空间中找到一个最优的超平面, 将不同类别的样本分开, 使得间隔最大化。同时, 在上个世纪 90 年代中后期, SVM 在模式识别、文本分类等领域开始受到广泛关注。随后, Vapnik 和其同事将 SVM 扩展到了非线性分类问题, 引入了核函数的概念,^[34]通过将数据映射到高维空间使其线性可分。1992 年, Corinna Cortes 和 Vladimir Vapnik 提出了使用径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 作为核函数的 SVM, 极大地拓展了 SVM 的应用范围。21 世纪初, 随着机器学习和数据挖掘技术的发展, SVM 作为一种强大的分类和回归工具开始在实践中得到广泛应用。它在图像识别、文本分类、生物信息学、金融预测等领域展现出了卓越的性能, 已经成为了机器学习领域中最为重要的算法之一, 其理论基础和实际应用学术界和工业界都受到了广泛的认可和应用。

二、SVM 相关概念介绍

SVM 的核心思想是在高维空间中找到一个最优的超平面, 将不同类别的数据点分隔开来。该超平面使得距离超平面最近的数据点到超平面的距离 (即间隔) 最大化。SVM 能够处理线性可分和线性不可分的数据集。对于线性不可分的情况, 通过引入核函数将数据映射到高维空间中, 从而使其在高维空间中线性可分。在回归问题中, SVM 则是利用支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 进行预测, 通过找到一个超平面, 使得数据点与超平面的距离尽可能小, 并且满足一定的容差范围。核函数是 SVM 的重要组成部分, 它用于将数据从原始特征空间映射到更高维的特征空间, 以便在新的特征空间中实现线性可分。常用的核函数包括线性核函数、多项式核函数、高斯核函数 (径向基函数) 等。SVM 中的参数包括惩罚参数 C 、核函数的参数、容差范围等。这些参数的调节对于模型的性能和泛化能力有着重要影响。通常可以通过交叉验证等方法来选择最优的参数。

第三节 本章小结

本章我们详细介绍了事件相机的工作原理, 介绍了它的独特机制和数据形式, 介绍了应用工作中对事件数据的一些常见处理方法, 并且介绍了其相对于传统相机的几个显著优点。同时我们也讲述了后面涉及到的机器学习和支持向量

机的一些相关概念进行了讲解，对相关的工作结构原理进行了阐述。后面的章节，我们将利用事件相机开展并介绍本次的主要工作进程。

第三章 基于事件相机的火焰数据集构建

在之前绪论的火焰数据集部分，我们已经提到目前领域内常用的数据集以可见光相机拍摄为主，缺乏效果优秀的，公开的基于事件相机的火焰数据集，本章中我们将使用 DAVIS346 事件相机收集相关的火焰数据并着手制作一个初步的火焰检测数据集，后面我们统一用 FIRE 指代称呼。

第一节 火焰数据集

火焰检测数据集和其他的目标检测相似，也分为图象与视频两个大类，分别用于静态与动态不同的检测算法训练与测试。例如著名的 Dyntex 公开库^[35]中，提供了数百个动态视频纹理系列，其中的每个序列时间大于十秒，一秒 25 帧，均为 720x576 的图像，同时每个均备注了一些相关的信息，包括采集的时间，设备，环境条件等。这里我们值得提及的是，视频数据集作为训练动态算法的连续帧视频文件，其帧数可以有所不同，由几秒到几分钟不等，但是往往需要包含有火和无火两类场景，不同的环境条件，例如光照，风况，也均会对其效果造成不小影响。

同时目前也出现了大量的火焰烟雾场景为主的数据集，期望能够对早期烟雾进行识别而更早确定火灾场景。这里再以 MIVIA 数据集^[36]为例，它分火焰集与烟雾集，包含的火灾集视频序列共 31 个，分别是 17 个无火焰视频和 14 个火灾场景，均为不同环境拍摄，分类较为细致。同时它的烟雾集设置了很多远镜头烟雾场景，内含天空、云、强自然光等干扰，很考验待测算法的准确度。此外还有中国科学技术大学火灾科学国家实验室制作的烟雾数据集，已经过人工标注，其中包含上万张的烟雾与非烟雾图像，包括真实烟雾与合成烟雾，可以有效胜任深度网络训练。

第二节 FlaDE 检测数据集

为研究火焰在事件领域的特征分布和设计火焰检测算法，我们制作了一套基于事件相机的火焰检测数据集，称之为 **Flame Detection based on Event dataset (FlaDE)**。该数据集由型号为 DAVIS346 的事件相机进行拍摄制作，该相机以 346×260 的空间分辨率和 1 μs 的时间分辨率输出事件数据（动态范围 120 dB），输出带

宽可达 12MEPS。此外，该相机还能以最大 40fps 的帧率输出时间同步的灰度图像（动态范围 56.7 dB），并内置 6 轴惯性测量单元（采样率 8 kHz）记录设备的角速度和加速度。

数据集拍摄场景选取在一片具有植被覆盖的开阔场地中，拍摄开始前，一个木垛火将被点燃，随即打开事件相机进行数据录制。拍摄过程中，相机被固定在三脚架上进行记录，并在整个数据采集期间始终保持静止。考虑到算法在不同监控视角下的适用性，我们选取有明显区别的拍摄角度和距离对火焰进行捕捉，并剪切成不同的数据片段，其中一个数据片段如图所示

事件相机对光线变化的高灵敏度虽然提供了优越的捕捉能力，但也带来了挑战，尤其是在复杂光照条件下的噪声问题。为此，我们特别录制了一系列夜间场景，在这些场景中，事件数据将伴随有大量的噪声信号，从而干扰火焰检测算法的性能（如图）。同时我们也测试了一些传统相机可能遇到的特殊情况，例如物体遮挡和图像过曝，以此检验事件相机在火焰检测中相对于传统相机来说是否具有特殊优势（如图）。上述数据片段的设置对火焰检测算法的鲁棒性提出了更高的要求。

此外，我们特意录制了包含常见干扰物（行人、灯光闪烁）的场景，如图所示。通过引入非火焰动态场景构建数据集的负样本集，有助于我们评估算法在误报率方面的表现。

最终的数据集构成如表所示，其中包含 x 个包含单火焰的序列作为正样本、 x 个行人和 x 个灯光的序列作为负样本补充。

第三节 数据集预处理

火焰检测数据集需要真实标签数据作为参考结果来与检测算法所预测的标签数据进行对比，因此我们为 FlaDE 数据集制作了真实的数据标签。注意到由于事件数据是存在于时间-空间领域中的四元组，因此我们需要对其进行预处理，以方便标注工作的进行，具体流程如下：

步骤一：采用 RED 递归去噪算法^[37]对事件数据的噪声进行滤除。RED 算法通过设计空间高斯核函数和时间高斯核函数进行逐事件的核密度估计，从而有效的滤除噪声，其中去噪参数（空间方差 σ_s 和时间方差 σ_t ）由人手动进行调整以达到最优的去噪结果。处理过程中我们采用该算法的 DV 版本^①进行逐序列

^①<https://docs.inivation.com/>

的手动调节，以确保尽可能多地抑制噪声，保留有效事件，同时我们也提供了具有挑战性的非去噪版本。

步骤二：将事件投影为二进制事件图像。我们参考 Kogler et al.^[38]提出的方法，将每组序列沿时间维度等间隔地进行切分，取 $\Delta t \equiv 33 \text{ ms}$ ，在同一时间间隔 Δt 内的事件被按坐标投影到相同分辨率的二维平面上，并按照极性构成由 $\{-1, 0, +1\}$ 组成的二进制事件图像。

步骤三：融合二进制事件图像和灰度图像。由于事件相机仅对运动物体产生响应，单纯的二进制事件图像可能会影响标定人员对运动物体类别的误判，因此需要引入灰度图像，以方便标定人员对场景进行确定。我们通过计算同时间间隔内事件的时间平均，寻找到最近捕获的灰度图像，将两者按一定的权重进行融合，获得最终的标定图像。

整个标定过程在 CVAT^①上进行，由专业人员逐帧手工标定完成，并且所有标签都会由另一位专业人员重新审核，最大限度地保证了数据集结果的可信度。

第四节 本章小结

本章我们主要介绍了我们本次工作所使用的数据集的主要内容，制作过程与方法，后面的章节我们就会在这个 FIRE 数据集基础上进行提取特征工作以及检测算法构建工作。

^①<https://www.cvat.ai/>

第四章 基于事件相机的火焰特征提取

基于事件相机的火焰特征提取工作主要在于对提取的事件帧图象进行相关的图像学处理，从中提取出能够用来描述火焰轮廓，图形特征的有关参数指标，这些数值参数构成的多维向量将会作为检测算法中用于分类的重要依据，本章便是对本次工作中相关提取算法的搭建原理与流程进行一个全面介绍。

第一节 火焰特征

火焰的特征包括静态和动态，通常可以按如图 x 所示的方式分类

一、事件数据的预处理

我们在第二章对相关原理的介绍中已经提到，事件数据是一种新颖的数据类型，对其的处理方法也与传统视觉处理方法不同。事件相机拍摄的视频图像，以原始的 DVS 数据格式转换为时空格式储存，每条事件数据包括了四类信息：事件在相机二维平面的坐标，事件发生时的时间，事件的极性。为了与目前常见的计算机视觉算法相适配，我们预处理的工作便是将事件数据转换为类似二维平面图像的形式，从而适应后续的机器学习训练。预处理将按照下列步骤进行：

步骤一：滤除多余事件。在第三章数据集的制作工作中，我们对火焰图像进行了人工标定，并框出了其具体的位置坐标，对于出现在框外的事件来讲，就属于无用的冗余信息，我们可以利用手工框的坐标，将不在范围内发生的事件进行剔除，大大减少后续的计算量。

步骤二：在数据集的制作工作中，我们已经按照 33ms 的时间窗口，将时间序列划分为多个片段，每个片段都严格按照事件发生的空间信息将事件投影在对应位置的像素上，形成二维的二值图像，即我们的事件帧图像。这里类似的，我们仍以 33ms 作为事件的时间窗口，将步骤一处理后的事件数据按照同样的思路进行像素投影得出二值图像。

步骤三：去噪工作，这里利用到的是形态学的膨胀腐蚀操作，两者都是对二值化黑白图像的常用处理手段。膨胀用于扩展图像中的白色区域。它通过在图像中滑动一个结构元素（通常是一个矩形内核），将内核覆盖的区域内的所有像素设为白色。如果该区域内至少有一个白色像素存在，则该区域即被视为白色。这一操作往往是填充小空洞，连接断裂或相邻，扩展边界。腐蚀操作与膨胀相反，

它会收缩图像中的白色区域，通过在图像中滑动一个结构元素，将内核覆盖的区域内的所有像素设为白色。只有当该区域内的所有像素都是白色时，该区域才会被保留为白色，否则将被设为黑色，这一操作往往用于去除小物体，分离相邻，缩减图象大小。我们选定了合适的核大小，可以理解为上述操作的步长，先腐蚀去除噪声，再膨胀进行修补，最后图象只保留下了事件团，完成去噪，预处理结束。

以上的一些列操作流程的效果如图所示

二、火焰的静态特征

火焰的静态特征主要表征的是图像的空间部分情况，包括较广，颜色，几何特征，纹理都在其范畴内，传统工作中常常用到的数值参数包括矩形度，圆形度，高度系数等，但是对它们的提取工作并不一定适合事件相机，例如颜色特征，它反映的是火焰的亮度分布规律，对它的提取一般要对各个颜色通道建立直方图来进行，不适用于本次使用的这台色彩通道单调的事件相机。这里我们将会根据事件相机的特点，选择或引入有效的，合适的特征数值，作为我们的后续工作的数据基础。

事件输出率，这是我们引入的一个新的静态特征概念，事件相机的特性决定它只会对变化产生响应，如果我们的设备保持静止不移动的状态，理论上来讲，事件团越密集，发生事件数越多的区域越可能是疑似的火点，那么，我们就可以尝试在一段时间间隔内计算这个事件的输出频率，为它设置一个阈值来区分火焰与非火焰。假设我们按照一定的时间间隔（第三章数据集中是 33ms）将时间序列分割成 n 个小片段，那么在其中第 i 个片段中，它的某个像素位置在这时间范围内发生了次事件，就可以记做

对它的所有像素进行一个求和，就可以得出在这个时间范围内该片段累积的事件输出总量，写做

定义事件输出率等于累计输出总量与时间长度之比，那么就有

这就是事件输出率的定义式，我们还可以证明在极短的时间内事件输出率与亮度梯度为成正比关系，符合火焰特性，这里不再赘述，可参考丁赛喆的工作^[37]。我们可以通过提取事件帧的输出事件数与分割时间间隔计算事件输出率，作为分类的重要参数。

圆形度，用于表征火焰轮廓与圆形的相似程度，是描述几何轮廓的重要参数，一般定义为最小外接圆与图象面积之比，公式表示为

一般来说，越接近 1，说明形状越接近于圆，非火焰的规则外界物体更容易有着较高的圆形度。矩形度定义与圆形度相似，为外接矩形与图形面积之比，公式表示为

一般来说，矩形度越接近 1，火焰越加不稳定，趋于矩形。我们通过利用 opencv 的相关函数，如 findcontours, 提取二进制图像的相关边廓信息，对这两项指标进行相关的计算提取。

形心坐标与静矩（一阶二阶），形心坐标是一个耳熟能详的概念了，图像学中计算相关的形心往往都是将一个像素块看作一个单位 1，从而按照相关的定义来进行形心和一阶矩的计算，这两项与相对位置联系紧密的参数，是后面动态特征中描述相对位置的变化的重要参量。二阶矩可能相对来说，是一个比较陌生一点的概念，它通常用于计算图像的形状特征，如面积、重心、方向等。二阶矩可以通过图像中的像素位置和亮度值的加权平均来计算。具体来说，二阶矩包括四个独立的值，分别是二阶矩的归一化中心矩：

通过二阶矩，可以计算出图像的面积、重心、方向等形状特征，从而对图像进行描述和比较。在目标检测和跟踪中，二阶矩也是描述和比较不同对象的形状、帮助识别和跟踪目标的重要参数。

此外，还有图象面积，长宽比，轮廓长度等一些过于简单的概念，就不再具体介绍。

三、火焰的动态特征

火焰的动态特征描述的是火焰的空间结构在时间上的变化规律，这是由于在燃烧过程中，火焰会受到多种因素的共同作用的，其中主要有湍流，热对流，重力等，在这些的共同复杂作用下，火焰会发生视觉上高频持续的形状变化，这种形状上的不断膨胀收缩，被称为闪烁。对于大多数火焰来讲，闪烁频率为 7—10HZ, 对火焰动态特征的分析，就一般着眼于对尖角，形心，面积，频闪特性的动态变化描述。

1. 尖角动态变化

火焰的尖角是指火焰在燃烧时产生的尖锐、锋利的边缘或者突出部分。火焰是一种由燃烧产生的气体等离子体，通常呈现出流动、不规则的形状，而火焰的尖角则是火焰边缘突出的部分，有时候也可以是火焰的边缘形成的尖锐角度。

目前对火焰尖角的提取，通常通过角点提取来进行替代，角点是指在局部区域内，图像的灰度强度或颜色呈现出明显的变化，而这种变化不仅仅是灰度值的

变化或颜色的变化，还伴随着像素梯度和边缘曲率的变化。通常情况下，角点可以反映目标的绝大多数轮廓特征，与尖角不做区分。目前常见的角点检测算法包括 Harris 角点检测、Susan 角点检测、FAST 角点检测等。对于本次工作来讲，Harris 角点检测对旋转、平移和亮度变化具有一定的不变性，所以对相机位置和环境光线条件有较好的适应性，所以本次的提取工作中我们采用该方法进行提取。

Harris 角点检测是计算机视觉领域中常用的一种角点检测算法，旨在识别图像中的角点。该算法由 Chris Harris 和 Mike Stephens 在 1988 年提出^[39]，是最早的基于局部图像梯度的角点检测方法之一。这里我们进行 Harris 角点检测的基本原理与流程如下：

首先对图像进行梯度计算，通常使用 Sobel 等算子来计算图像在每个像素位置处的水平和垂直方向的梯度。然后，对于每个像素位置，根据其周围邻域的梯度信息构造自相关矩阵，即 Hessian 矩阵。Harris 算子使用的是一个 2×2 的自相关矩阵：

其中，分别是像素位置 (x,y) 处的水平和垂直方向的梯度， $w(x,y)$ 是一个窗口函数，通常是高斯函数。之后，利用自相关矩阵，计算一个角点响应函数来判断该像素位置是否为角点。Harris 角点检测使用的是角点响应函数 R ：

其中，是自相关矩阵 M 的行列式，是其迹， k 是一个常数。最后，由于 Harris 检测算法对于尺度变化和噪声敏感度较高，也可能对边缘产生一定的响应，所以一般要进行一个非极大值抑制的操作，将一些低响应的点剔除，只留下高响应的角点。

通过上述的流程，我们可以提取到每一个事件帧中图像的尖角数，一般来讲，火焰的尖角数范围与常见的规则物体或其他干扰源有着较大不同，所以这一数值参数也往往是火焰识别中所依据的最重要的参数，直接影响到火焰检测算法的效果和可靠性。

这里，我们以 33ms 为一个事件帧，统计展示了一个一组序列 10s 的尖角变化曲线，如图

火焰图像数据的尖角数往往都在一定的范围内发生无规律非线性的波动，但是按照火焰的时期发展顺序，从火焰的初始燃烧时期到接近熄灭时期，总体趋势上遵循先增后减，符合火焰发展时期的基本特性。

2. 火焰频闪特性

火焰的频闪特性是指火焰在燃烧过程中发生周期性变化的现象。这种周期性变化通常以一定的频率进行,即火焰频闪频率。火焰频闪特性是火焰燃烧过程中多种复杂因素相互作用的结果,这些因素包括燃料供应的不稳定性、燃烧反应的动力学过程、火焰的热传导等,都可能影响这种周期性变化。其中,由于湍流火焰的闪烁而造成火焰边缘的不规则变化理论上也可作为火焰识别算法的一个依据。根据前面学者的研究,火焰燃烧频率大概在 0-12HZ,且这种周期性变化并非线性趋势,而是存在振荡。

由于火焰频闪变化具有不确定性,所以将其作为检测依据的方法目前并不成熟,检测效果也往往不尽人意,往往作为补充参考而存在。目前对他的研究也分很多不同的方向途径,目前的相关方向着眼于多种间接特征来研究,如内部涡旋结构,辐射能量密度,偏转角等,我们这里就以最基础,最直观的面积周期变化来进行一些讨论。

对于面积变化的分析,我们是采用离散时间的傅里叶变换对事件帧进行处理的。

离散时间的傅里叶变换 (Discrete Fourier Transform, DFT)^[40]是一种将离散时间域信号转换为频域表示的数学工具。它在信号处理、图像处理、通信系统等领域有着广泛的应用。傅里叶变换的离散形式是通过信号的采样来实现的,即在离散时间点(对于本文来讲就是事件帧)上对信号进行采样,然后对采样结果进行傅里叶变换。离散时间的傅里叶变换可以用以下公式表示:

其中, $x[n]$ 是离散时间域的信号, $X[k]$ 是信号的离散频率域表示, N 是信号的采样点数, j 是虚数单位, k 是频率的离散值。离散时间的傅里叶变换可以将信号从时域转换到频域,得到信号在不同频率上的成分。这些频率成分可以表示信号的频谱特征,包括频率的幅度和相位信息,常用于信号处理中的频谱分析、滤波、特征提取等任务中。

我们通过对数据的事件帧图像面积长序列 $S(N)$ 进行快速的一维傅里叶变换,变换前后展示效果如下:

依据展示可以看到,与目前研究现状吻合,变换前后都是震荡非线性的信号,肉眼难以捕捉到相关的信息,暂时不考虑使用。

3. 火焰形心变化

火焰的形心变化是指火焰在燃烧过程中形心坐标位置的变化。形心是指火焰区域的质心或重心,对于图像来讲,就是火焰区域所有像素的中心。一般来讲,

燃烧的前期火焰会发生相对比较大的移动，中后期会趋于平稳，根据火焰的这一特性，我们可以通过对图像形心移动的相关的分析，来排除相关的移动物体干扰源，从而防止对车辆，移动光源等的误报，这是火焰识别算法中一项重要的排除干扰参数指标。

这里我们可以对每个事件帧的图象像素中心进行统计，展示如下：

形心坐标的波动情况与实验环境的联系较为紧密，例如当天的风向会影响 x 方向上的波动，材料的形状结构会影响 y 方向上的波动，但是对于同一地点相同实验条件下的火焰来讲，其相对变化基本上遵循火焰特性。

4. 火焰面积生长系数

火焰面积生长系数是指火焰在燃烧过程中火焰表面积随时间增长的比率。它是描述火焰在燃烧过程中扩展速度的一个重要参数，火焰面积生长系数可以用以下公式表示：

其中， ΔA 是单位时间间隔内火焰面积变化量， A 是当前面积。

对于我们的事件帧来说，固定每帧 33ms 进行取样，我们可以通过对比相邻两幅图像的面积，并计算前 N 幅图像面积的均值，即可获得火焰面积相对连续增长的特征，公式如下：

火焰面积生长系数反映了火焰燃烧过程中火焰表面积的增长速度，与火焰的燃烧速率密切相关，随着火灾的发展，燃烧速率增加时，火焰表面积增长的速度也会增加，火焰面积生长系数也会呈现增大的趋势，而火灾发展到中后期，其也会变的相对稳定这里我们可以对事件帧的生长系数进行统计，效果展示如下：

第二节 本章小结

本章我们主要介绍了本次工作中使用事件相机对火焰图像中所呈现出的动态与静态特征进行提取的过程，这些特征是用于区分火焰图象与其他常见干扰源图象的主要依据，如何根据实验与环境条件选择与使用最具区分性的特征维度也是极为重要的。我们根据事件相机的特点对传统的一些特征进行了重新定义或引入，同时也进行了相关的分析，后面的章节，我们将在这些特征的基础上，从三个不同的方向建立多维度的分类空间，尝试对火焰与非火焰进行初步区分，建立火焰检测算法框架，同时也会对它们进行纵向上的精确度评估与横向上的效果比较。

第五章 基于事件相机的火焰检测算法

在前面的章节里，我们介绍了本次工作数据集的构建，介绍了对数据集图像的相关处理以及特征的提取。这一部分，我们将在上述工作的基础上，利用支持向量机，通过机器学习的方法思路，搭建并训练一个较完善的火焰检测模型。我们将利用这个模型，初步对有火和无火图象场景进行分类测试，并对其测试效果进行评价与比较。

第一节 感兴趣区域（ROI, region of interest）提取

在训练模型前，我们要对图像的可疑区域，也就是存在疑似火焰的事件区域进行提取，这一工作，我们将按照以下步骤进行。

步骤一：将事件按照一定的时间间隔（33ms）取样投影到平面上，形成二维事件帧图象。这里的思路与第四章中提取还原部分类似，不再详细介绍，自行参考。主要流程是将 33ms 的全部事件按照其空间坐标，投影到二维的像素平面上，形成事件云（点云）。接着，通过选择合适的参数进行膨胀和腐蚀操作，将周围的噪声去掉，只留下一定大小的事件团。

效果图可参考第四章。

步骤二：采用 Suzuki85 算法完成封闭图形的边缘检测。

Suzuki85 算法是一种著名的轮廓跟踪算法^[41]，许多图像处理库（例如 OpenCV）都使用这种边界跟踪算法来进行图像的拓扑结构分析。这是最早定义边界之间层次关系的算法之一。该算法还区分外边界或孔边界，在图像处理中，外边界指的是对象的外轮廓或边缘，即对象与背景之间的分界线。外边界检测是图像分割和特征提取的重要步骤之一，常用的算法包括边缘检测算法（如 Sobel、Canny、Prewitt 等），用于找到图像中对象与背景之间的明显边界；孔边界指的是对象内部的空洞或孔洞的边界，也称为内边界。孔边界的检测和处理通常涉及到图像的填充或闭合操作，以消除对象内部的孔洞，从而更好地识别和分析对象的形状和结构。

假设表示位置处的像素值，图片的最上行、最下行、最左列和最右列组成了它的框架。在此，我们为找到的每个新边界分配一个唯一的编号，并用 NBD 表示。我们假设帧的 NBD 为 1。其余边界按顺序编号。我们将任何边界的父级信息保存在 LNBD 或最后一个 NBD 中。

算法开始，从左到右扫描图像，直到找到对象像素。确定它是外边界还是孔边界。检查外边界或孔边界的标准如下图所示。这样在扫描时如果发现如下图所示的情况，我们就可以很容易判断出它是外边界的起点还是孔边界的起点。

仅对 >0 的像素执行以下步骤。每次我们开始扫描新行时，将 $LNBD$ 重置为 1。

第一步：

1. 如果它是外边界（即且），则增加 NBD 并将设置为
2. 否则，如果它是孔边界，则增加 NBD 。将设置为并且在的情况下 $LNBD =$
3. 否则，转至步骤 3。

第二步：现在，从这个起点，我们将追踪边界。这可以完成为

1. 从开始顺时针环顾邻域的像素，找到一个非零像素并将其表示为，如果没有找到非零像素，则设置 $= -NBD$ 并转到步骤 4。

2. 设且

3. 从像素的下一个元素开始，按逆时针方向，再次逆时针方向遍历的邻域，找到第一个非零像素，并将其设置为。

4. 将当前像素的值按照下列规则更改：如果处的像素是属于边界外区域的 0 像素，则将当前像素值设置为 $-NBD$ ；如果处的像素不是 0 像素且当前像素值为 1，则将当前像素值设置为 NBD ；否则，不要更改当前像素值。

5. 如果在步骤 2.3 中，我们再次返回起点，即且转到步骤 3。否则，设置和并返回步骤 2.3。

第三步：如果则设置 $LNBD =$ 并从下一个像素 $(i, j+1)$ 开始扫描。当我们到达图像的右下角时，算法停止。

下图逐步显示了 Suzuki85 算法对下面的例子进行一次迭代的结果。

步骤三：利用并查集算法（Union Find Algorithm），以余弦相似度作为指标，融合相似的边缘，获得最终的感兴趣区域。

并查集算法是一种用于处理集合合并与查找问题的数据结构和算法。它主要用于解决一些元素分组的问题，例如连通性问题、集合合并问题等。

并查集算法的主要流程如下：

1. 初始化（MakeSet）：将每个元素初始化为一个单独的集合，每个集合中只包含一个元素。

2. 查找（Find）：查找元素所属的集合，通常用于确定两个元素是否属于同一个集合。这个操作通常伴随着路径压缩以优化查找速度。

3. 合并 (Union): 合并两个集合, 通常将两个集合的代表元素 (或根节点) 连接起来, 从而将它们合并成一个更大的集合。

并查集通常用一个数组来表示集合, 并通过一些技巧实现上述操作:

1. 集合数组: 用于存储每个元素所属的集合。初始化时, 每个元素的父节点指向自己, 表示它们都是独立的集合。

2. 路径压缩: 在查找操作中, 将查找路径上的每个节点都直接连接到根节点, 从而优化后续查找操作的速度。

3. 按秩合并: 在合并操作中, 通过维护每个集合的秩信息, 使得合并后的树更加平衡, 从而减少查找的时间复杂度。

并查集算法的时间复杂度通常为 $O(\alpha(n))$, 其中 $\alpha(n)$ 是阿克曼函数的反函数, 增长速度非常缓慢, 因此并查集算法通常被认为是高效的。

余弦相似度是一种用于比较两个向量之间相似度的度量方法, 常用于信息检索、自然语言处理、推荐系统等领域。它衡量的是两个向量在多维空间中的夹角的余弦值, 其取值范围在 $[-1, 1]$ 之间。

假设有两个向量 A 和 B , 它们的余弦相似度 $\text{sim}(A,B)$ 可以通过以下公式计算:

其中。余弦相似度的值越接近 1, 则表示两个向量越相似; 值越接近 -1, 则表示两个向量越不相似; 值为 0 则表示两个向量之间没有相关性。这里我们在进行并查集的集合合并时, 便是利用余弦相似度来衡量其相似度, 进行合并操作。

第二节 基于 SVM 的 ROI 区域训练

一、样本制作

SVM 接收的数据是由第四章中提取的火焰静态和动态特征所组成的高维向量 $[a,b,c,d,\dots]$, 后面我们统一称它为 FIRE 向量。从多次初步实验的效果出发, 我们发现 FIRE 向量的维度越高, 分类的效果会出现正相关变化, 但随着维度增加, 后续的提升也会越来越不明显。出于效率和效果的双重考虑, 我们的 FIRE 向量样本制作定为 7 个维度, 并根据实际的有无火焰的区分效果, 选择了 7 个区分度较为明显的动态和静态特征, 接下来将一一介绍。

1. 事件输出率。我们在第四章的静态特征部分已经详细介绍讨论过它的定义, 此处便不再累述。简而言之, 我们此处使用的事件输出率即为采样时间段内触发事件总数与标准采样间隔的比值 (33ms)。事件输出率数值越大, 越可能是

疑似的火焰区，该维可用于区分与火焰事件输出频率差距较明显的干扰源。

2. 长宽比。这是图像学里比较经典的特征，可以呈现一定的火焰形状特征。我们是利用 Suzuki85 算法，做出初步的事件追踪框，对框中密集事件团的长宽比进行计算。

3. 圆形度。圆形度表征的是火焰轮廓与圆形的相似度，同样在第四章中介绍，用于区分一般有着较高圆形度的规则外界物体。

4. 矩形度。与圆形度相似，火焰越不稳定该数值越高，用于和圆形度配合区分外界规则物体。

5. 尖角数。尖角是火焰动态识别中最重要的特征，在第四章的动态特征中也花了较多的篇幅来介绍，我们是利用 Harris 角点检测算法检测 33ms 图像中的角点来进行的。该项特征可以效果较为显著的区分火焰与大部分的非火焰干扰源，属于本次火焰识别工作中的最优特征。

6. 火焰生长系数。在第四章也有介绍，这是火焰发展阶段中的一个重要特征，我们这里的处理方法是 33ms 的事件帧图像再度划分为三个 11ms，对每组的 3 幅时间图像按照定义进行生长系数的计算。

7. 火焰形心偏移。我们在第四章介绍了火焰形心的移动特性，这里我们的处理也是将其每组划分为 3 幅 11ms 图像，通过统计每幅图像的面积，矩，形心坐标，从而计算出由第一个 11ms 到第三个 11ms，事件图像形心的移动距离，由于取样间隔自始至终一致，该数值可以一定程度上反映形心的位移速度（位移与微小时间间隔取比值），从而反应运动特性。该项特征可以较好区分外界规则运动干扰源（如移动发光体，行人等）。

其余我们在第四章中还介绍了很多特征，未能选用都是处于效果或效率考虑，例如火焰的频闪特性区分效果极差，高阶矩的计算较为繁琐。

二、样本训练

我们将数据集划的事件帧序列，按照上述的制作方法，每一帧都转化为一条七维的 FIRE 向量，我们根据之前标定的数据集标签（有无火焰），将这些向量分为正样本（有火）和负样本（无火）。划分完毕后，为了使训练模型的效果最佳，我们后面后续训练正样本和负样本数量大致保持 1: 1 的比例。

三、核函数的确定

对于 SVM 的模型训练来讲，核函数的选择至关重要，它可以将原始数据通过非线性映射转换为更高维度的特征空间，从而在该空间中实现线性分离，直接关系到模型的效果等各个方面。SVM 常见的核函数有线性核，多项式核，高斯核（RBF），sigmoid 核，根据其适用场景和效果，本次工作我们主要涉及使用到线性核 `linear` 和高斯核 `rbf`。

线性核函数是支持向量机中最简单的核函数之一。它执行的是一个简单的线性映射，将数据从原始的特征空间映射到更高维的特征空间，但并不引入额外的维度，而是直接在原始的特征空间中进行计算。线性核函数的数学表达式如下：

其中， \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 分别表示两个输入样本的特征向量， \cdot 表示向量的点积。

线性核函数适用于在原始特征空间中线性可分的情况，即样本可以通过一个超平面将不同类别分开。在这种情况下，使用线性核函数可以直接在原始特征空间中构造一个线性分类器，而无需进行额外的特征转换。由于我们处理的为二分类问题（有火与无火），在高维的空间内，线性核也可以呈现不错的效果。

高斯核函数，也称为径向基函数核函数，是支持向量机中常用的一种非线性核函数。它将数据映射到无限维的特征空间，并在该空间中进行高斯分布的内积运算。高斯核函数的数学表达式如下：

其中， \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 是输入样本的特征向量， $\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$ 表示输入样本之间的欧氏距离， γ 是高斯核函数的一个参数，控制了高斯函数的宽度。

高斯核函数适用于各种类型的数据，无论是线性可分还是非线性可分的情况，都可以通过调节参数来适应不同的数据集。高斯核函数在特征空间中给予较高权重的区域主要集中在样本附近，因此能够更好地捕捉局部特征。但是需要注意的是，它的计算复杂度较高，特别是在高维空间中。

我们使用多个不同的干扰源视频，都加入同样的火焰场景，建立一个简单的测试集，对两种核的分类效果进行了一个简单的初步对比，记录如下：

令人惊奇的是，在本次工作中处理二分类火焰识别问题上，`linear` 目前呈现的效果要明显优于 `rbf`，后面更详细的实验结果也将佐证这一点。

第三节 检测结果

对 SVM 训练的火焰检测算法模型进行测试和评估，我们将从检测精度，可视化，检测速度三方面进行展示。

一、检测精度

目标检测算法的评价指标通常用于评估算法在检测目标位置和类别的准确性、鲁棒性和效率。常见的目标检测算法评价指标包括：

1. 准确率（Precision）：准确率是指检测出的目标中真正属于目标类别的比例，它衡量了检测结果的精确性。准确率可以通过以下公式计算：

其中，TP 表示正确检测到的目标数量，FP 表示错误地将背景误判为目标的数量。

2. 召回率（Recall）：召回率是指目标类别中被检测到的比例，它衡量了检测算法对目标的覆盖程度。召回率可以通过以下公式计算：

其中，FN 表示未能正确检测到的目标数量。

3. IoU（Intersection over Union）：IoU 是一种用于衡量目标检测框精确度的指标，它计算检测框与真实目标框之间的重叠程度，根据重叠程度来判断检测框是否达到“正确检测”标准。IoU 可以通过以下公式计算：

4. 平均精度均值（mAP）：mAP 是一种综合评价指标，用于评估检测器在不同类别上的检测性能。它计算每个类别的平均精度（AP），并对所有类别的 AP 取平均值。

二、可视化

三、检测速度

第四节 本章小结

本章是本次工作的核心内容，在本章中我们介绍了基于我们的数据集以及其他前期工作，采用机器学习的思路，利用支持向量机，构建并训练火焰检测算法模型的全部流程，并展示评估了模型的各方面效果，完成了我们本次任务的预期目标。

第六章 工作总结与展望

第一节 工作总结

本文探讨了事件相机这一新型视觉设备在火焰检测领域的应用前景，主要工作集中在，对于传统的火焰识别二分类问题：

1. 将事件相机引入火焰识别领域，利用事件相机拍摄了大量的火焰图像，以事件这种新颖的数据类型来储存火焰信息，能够以不同于传统视觉处理的方法对数据进行处理与还原，同时也拍摄了多类的非火焰干扰场景，例如行人，灯光，并针对火焰识别领域事件数据集的缺乏，利用上述拍摄内容制作了一个较完整的基于事件相机的火焰检测数据集，可适用于后续基于事件相机的相关工作。

2. 基于建立的火焰事件数据集，采用不同于传统计算机视觉处理的思路，能够在最大程度保持数据信息原始性的基础上将数据转化为与传统视觉算法相适配的二维平面二值图像，同时采用基于事件数据的思路，对火焰的静态特征和动态特征进行了提取与研究，并对其中一些特征做了进一步的分析。此外，还结合事件数据的独特特点，引入了一些新的自定义的火焰特征参数，可以适用于此后的基于事件相机的火焰检测工作。

3. 基于数据集和对火焰特征的相关提取和研究工作，采用机器学习的思路，利用支持向量机，建立火焰检测算法模型，经过多次的实验不断进行改进，对投入训练的火焰特征参数的选取，相关模型参数的确定进行了优化，经过训练后的模型可以较好地处理火焰的二分类问题，可以适用于后续的基于事件相机的火焰检测，说明了事件相机在火焰识别领域未来可期，亟待后续的持续探索。

第二节 创新点

1. 在目前火焰检测数据集多为可见光相机拍摄的情况下，引入事件相机拍摄制作了一个较为完整的火焰事件数据集。数据集包括火焰场景和多种类的非火焰干扰场景，可供之后长期使用或进行更多的补充完善。

2. 对于事件数据这一新颖的数据类型，采用不同于传统计算机视觉处理的思路，使其转化为适配传统视觉算法的形式。并结合事件数据的独特性，引入或重新对一些火焰特征参数进行定义，可在以后的工作中沿用。

3. 针对事件数据建立了基于 SVM 的火焰检测算法模型，可以读取拍摄的火

焰事件数据，有效处理场景内火焰二分类问题。

第三节 工作展望

本文基于事件相机建立的数据集与检测算法模型，仍然存在以下的改进可能：

1. 本次拍摄的火焰场景为木垛火场景，后续希望对更多的火焰场景进行补充，例如其他类型或者可燃物材质的火焰，多片火焰的场景，同理非火场景也可以进行更多完善，加入更多不同的可能干扰源。
2. 本次研究火焰特征时由于事件相机的本身光谱特点等原因，未对火焰的颜色，纹理进行研究。两者均为火焰的重要特征，后续我们希望结合传统 RGB 图像对其进行研究与补充。
3. 本次利用机器学习的思路进行检测模型的构建，之后我们希望采用深度学习的思路，利用深度神经网络对模型进行训练，同时将上述方法与传统视频图像检测方法一起进行横向的比较和评估。

参 考 文 献

- [1] GALLEGO G, DELBRÜCK T, ORCHARD G, et al. Event-based vision: A survey [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2020, 44(1): 154-180.
- [2] POSCH C, SERRANO-GOTARREDONA T, LINARES-BARRANCO B, et al. Retinomorphie event-based vision sensors: bioinspired cameras with spiking output[J]. Proceedings of the IEEE, 2014, 102(10): 1470-1484.
- [3] RIVAS M, GOMEZ-RODRIGUEZ F, PAZ R, et al. Tools for address-event-representation communication systems and debugging[C]//Artificial Neural Networks: Biological Inspirations–ICANN 2005: 15th International Conference, Warsaw, Poland, September 11-15, 2005. Proceedings, Part I 15. Springer, 2005: 289-296.
- [4] 吕金鑫. 基于 PCNN 的森林火灾图像识别方法研究[D]. 哈尔滨理工大学, 2020.
- [5] 王媛彬. 基于图像特征的煤矿火灾检测与识别研究[D]. 西安科技大学, 2013.
- [6] BURNETT J D, WING M G. A low-cost near-infrared digital camera for fire detection and monitoring[J]. International journal of remote sensing, 2018, 39(3): 741-753.
- [7] CHEN T H, WU P H, CHIOU Y C. An early fire-detection method based on image processing[C]//2004 International Conference on Image Processing, 2004. ICIP'04.: Vol. 3. IEEE, 2004: 1707-1710.
- [8] MARBACH G, LOEPFE M, BRUPBACHER T. An image processing technique for fire detection in video images[J]. Fire safety journal, 2006, 41(4): 285-289.
- [9] RUDZ S, CHETEHOUNA K, HAFIANE A, et al. Investigation of a novel image segmentation method dedicated to forest fire applications[J]. Measurement Science and Technology, 2013, 24(7): 075403.
- [10] YAMAGISHI H, YAMAGUCHI J. A contour fluctuation data processing method for fire flame detection using a color camera[C]//2000 26th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IECON 2000. 2000 IEEE International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation. 21st Century

- Technologies: Vol. 2. IEEE, 2000: 824-829.
- [11] BEDO M, BLANCO G, OLIVEIRA W, et al. Techniques for effective and efficient fire detection from social media images[A]. 2015.
- [12] ROSSI L, AKHLOUFI M, TISON Y. On the use of stereovision to develop a novel instrumentation system to extract geometric fire fronts characteristics[J]. Fire Safety Journal, 2011, 46(1-2): 9-20.
- [13] WEI C, JING-HUA L. Application of color histogram segmentation method in fire detection[J]. Computer Technology and Development, 2011.
- [14] DIMITROPOULOS K, BARMPOUTIS P, GRAMMALIDIS N. Spatio-temporal flame modeling and dynamic texture analysis for automatic video-based fire detection[J]. IEEE transactions on circuits and systems for video technology, 2014, 25(2): 339-351.
- [15] ROSSI L, TOULOUSE T, AKHLOUFI M, et al. Estimation of spreading fire geometrical characteristics using near infrared stereovision[C]//Three-Dimensional Image Processing (3DIP) and Applications 2013: Vol. 8650. SPIE, 2013: 65-72.
- [16] 秦重双. 基于红外视频图像的火焰检测算法研究[Z]. 2021.
- [17] 杜志伟. 基于红外图像动态特征的早期火焰探测方法研究[D]. 天津大学, 2019.
- [18] KO B, KWAK J Y, NAM J Y. Wildfire smoke detection using temporospatial features and random forest classifiers[J]. Optical Engineering, 2012, 51(1): 017208-017208.
- [19] CHINO D Y, AVALHAIS L P, RODRIGUES J F, et al. Bowfire: detection of fire in still images by integrating pixel color and texture analysis[C]//2015 28th SIBGRAPI conference on graphics, patterns and images. IEEE, 2015: 95-102.
- [20] CELIK T, DEMIREL H, OZKARAMANLI H, et al. Fire detection using statistical color model in video sequences[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2007, 18(2): 176-185.
- [21] SRUTHI S, ANURADHA B. Autoadaptive flame detection and classification using deep learning of fastflamenet cnn[Z].
- [22] TIAN H, LI W, OGUNBONA P, et al. Smoke detection in videos using non-redundant local binary pattern-based features[C]//2011 IEEE 13th International workshop on multimedia signal processing. IEEE, 2011: 1-4.

- [23] TOREYIN B U, CETIN A E. Online detection of fire in video[C]//2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2007: 1-5.
- [24] WANG Y, WU A, ZHANG J, et al. Fire smoke detection based on texture features and optical flow vector of contour[C]//2016 12th world congress on intelligent control and automation (WCICA). IEEE, 2016: 2879-2883.
- [25] 张大胜, 肖汉光, 文杰, 等. YOLOv5 上融合多特征的实时火焰检测方法[J]. 模式识别与人工智能, 2022, 35(6): 548-561.
- [26] KIM B, LEE J. A video-based fire detection using deep learning models[J]. Applied Sciences, 2019, 9(14): 2862.
- [27] FUKUSHIMA K, YAMAGUCHI Y, YASUDA M, et al. An electronic model of the retina[J]. Proceedings of the IEEE, 1970, 58(12): 1950-1951.
- [28] TAYARANI-NAJARAN M H, SCHMUKER M. Event-based sensing and signal processing in the visual, auditory, and olfactory domain: a review[J]. Frontiers in Neural Circuits, 2021, 15: 610446.
- [29] EIBENSTEINER F, BRACHTENDORF H G, SCHARINGER J. Event-driven stereo vision algorithm based on silicon retina sensors[C]//2017 27th International Conference Radioelektronika (RADIOELEKTRONIKA). IEEE, 2017: 1-6.
- [30] BALDWIN R W, LIU R, ALMATRAFI M, et al. Time-ordered recent event (tore) volumes for event cameras[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 45(2): 2519-2532.
- [31] BENOSMAN R, CLERCQ C, LAGORCE X, et al. Event-based visual flow[J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 2013, 25(2): 407-417.
- [32] STITSON M, WESTON J, GAMMERMAN A, et al. Theory of support vector machines[J]. University of London, 1996, 117(827): 188-191.
- [33] CHAPELLE O, HAFFNER P, VAPNIK V N. Support vector machines for histogram-based image classification[J]. IEEE transactions on Neural Networks, 1999, 10(5): 1055-1064.
- [34] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine learning, 1995, 20: 273-297.
- [35] PÉTERI R, HUISKES M. A comprehensive database of dynamic textures[J]. URL: <http://www.cwi.nl/projects/dyntex>, 2008.

- [36] FOGGIA P, SAGGESE A, VENTO M. Real-time fire detection for video-surveillance applications using a combination of experts based on color, shape, and motion[J]. IEEE TRANSACTIONS on circuits and systems for video technology, 2015, 25(9): 1545-1556.
- [37] 丁赛喆. 面向火焰实时监控的事件相机去噪和目标检测方法研究[D]. 中国科学技术大学, 2023.
- [38] KOGLER J, SULZBACHNER C, KUBINGER W. Bio-inspired stereo vision system with silicon retina imagers[C]//International Conference on Computer Vision Systems. Springer, 2009: 174-183.
- [39] HARRIS C, STEPHENS M, et al. A combined corner and edge detector[C]//Alvey vision conference: Vol. 15. Citeseer, 1988: 10-5244.
- [40] 冷建华. 傅里叶变换[M]. 清华大学出版社有限公司, 2004.
- [41] SUZUKI S, et al. Topological structural analysis of digitized binary images by border following[J]. Computer vision, graphics, and image processing, 1985, 30(1): 32-46.

附录 A 补充材料

第一节 补充章节

补充内容。

致 谢

在研究学习期间，我有幸得到了三位老师的教导，他们是：我的导师，中国科大 XXX 研究员，中科院 X 昆明动物所马老师以及美国犹他大学的 XXX 老师。三位深厚的学术功底，严谨的工作态度和敏锐的科学洞察力使我受益良多。衷心感谢他们多年来给予我的悉心教导和热情帮助。

感谢 XXX 老师在实验方面的指导以及教授的帮助。科大的 XXX 同学和 XXX 同学参与了部分试验工作，在此深表谢意。

2024 年 5 月