

第 1 章 引 言

1.1 研究背景和意义

随着社会主义现代化建设深入推进与城市化水平稳步提升，过去 25 年间我国城镇化率翻倍。截至 2025 年，我国常住人口城镇化率达 67.9%。欧美国家的城镇化率基本稳定在 80% 左右，日本城镇化率已达 90%，可以预见，我国城镇化率仍有较大提升空间，在未来较长一段时期内仍将处于快速增长区间^[1]。城市化的快速发展与人口的大量涌入使城市空间向集约化、密集化演变，随之而来的是功能形态多样、结构复杂多变的高层综合体建筑^[2-4]与大型公共建筑不断涌现。

当前我国城市化已从粗放的发展阶段进入提升质量的新阶段，智能建筑将为高质量城市建设的落地提供重要的发展基础。受益于感知物联、人工智能、自动控制与无线通信等技术的高速发展，楼宇智能化凭借安全、高效、舒适、绿色等优势^[5-6]已经成为建筑的主流发展趋势。国家大力推动智能建造^[7-8]，旨在迈上“中国建造”新台阶，实现对建筑全生命周期的灵敏感知、快速分析与反馈控制的闭环调控。产业研究院预测，2027 年我国楼宇智能化行业总规模将超一万亿元^①。

建筑自动化（或称建筑智能化）系统是智能建筑的核心组成部分^[9-10]，通过对机电设备动态的监测、调节与管控，实现保障运行安全、降低能耗的功能。现有建筑自动化系统普遍采用分层分级的纵向控制架构，依赖于中央站集中监测、控制与管理，终端控制器功能有限，而且照明、暖通、安防、消防等不同功能子系统协作性较差。针对传统建筑自控技术在工程实践中子系统集成困难、较难适应建筑管理控制的多样需求、配置调试周

① <https://www.qianzhan.com/analyst/detail/220/220124-b2f729a8.html>

期长等问题,清华大学跨学科研究团队从建筑机电设备控制的需求出发,提出了一种新型的群智能建筑自动化系统^[11-13]。群智能系统采用去中心化的分布式架构,以建筑空间区域为基本单元,更注重空间区域内人的舒适性和便捷性,同时打破机电控制子系统的条条分隔限制,实现了建筑空间区域内多种功能子系统的协作控制。目前群智能系统主要关注建筑机电设备的控制功能,如何利用群智能建筑自动化系统,提升终端计算能力并开展有效的数据分析与运行诊断,充分激发智能建筑的数据潜能,进而真正实现智能化的高效管理与协作控制亟待进一步探索与研究。

边缘计算(edge computing)是一种靠近终端设备执行的分布式计算模式^[14],边缘指“从数据源头到云中心之间的任意计算、存储和网络资源”^[15]。边缘计算的核心理念是“计算更靠近数据的源头,更贴近用户”,该理念与群智能系统去中心化的架构相协调。“贴近”有两重含义,首先表示网络距离近,数据传输与处理的延迟小,计算资源下沉,降低了中央站的计算负载,适用于对实时性要求极高的控制任务,如消防救援行动;其次表示空间距离近,边缘计算节点位于建筑空间区域内,与用户处于同一情景之中,能够依据情景信息提供差异化的系统协作控制。边缘计算可以将大型建筑的复杂问题拆解为若干依赖局部信息的子问题,有效降低计算的复杂程度与控制问题的耦合程度。同时,边缘计算具有模块化的特性,潜在地增强了计算模型的可扩展性。边缘智能是指边缘计算节点或终端设备运行智能算法的性能^[16-17]。准确率与延迟评价指标分别表示智能算法在边缘计算节点上运行时的准确率与运行时间,衡量了边缘智能的可用性与实时性。现代建筑已经配置了大规模传感器与楼宇控制系统,边缘智能增强了边缘端的计算能力与智能分析能力,具有延迟小、实时性好、可扩展性强等诸多优势,因此边缘计算将能提升群智能控制系统对于大型复杂结构建筑的适用性。图 1.1 所示为边缘计算的分布式计算模式与其在近年来的发展趋势。

建筑火灾对人们生存和发展造成严重威胁^[19]。近年火灾情况统计如图 1.2 所示。建筑类火灾起数占比最大,且近年来火灾起数特别是高层建筑火灾起数不断上升,造成的生命财产损失也逐年升高。这是由于大型复杂结构建筑面临着新的消防安全隐患与挑战。首先,建筑规模、复杂程度的提升加剧了火灾的突发性、随机性与隐蔽性,同时当前建筑消防系统的

探测误差使得火灾事件的发生难以得到及时确认,滞后了救援与疏散的响应时间。其次,现代建筑中可燃物种类和数量增多,如智能系统与智能电器,增加了火灾发生的可能性,一旦发生火灾,火势将快速蔓延。高层建筑中通风管道、电梯井以及楼梯间等,在火灾发生后将成为热烟气的主要蔓延通道^[20-21],使火灾危及区域扩大。最后,大型复杂建筑火灾场景需要确认和保障人员疏散与消防救援路径的安全,而大规模传感数据的集中收集、分析与处理增加了现场决策与快速响应的难度,滞后了救援与疏散行动的开展。火场决策时间有限且火灾态势动态变换,火场被认为是最具有挑战性的决策环境之一。面对这些挑战,如何借助前沿控制与分析技术将建筑火灾损失降至最低已经成为领域研究热点问题。

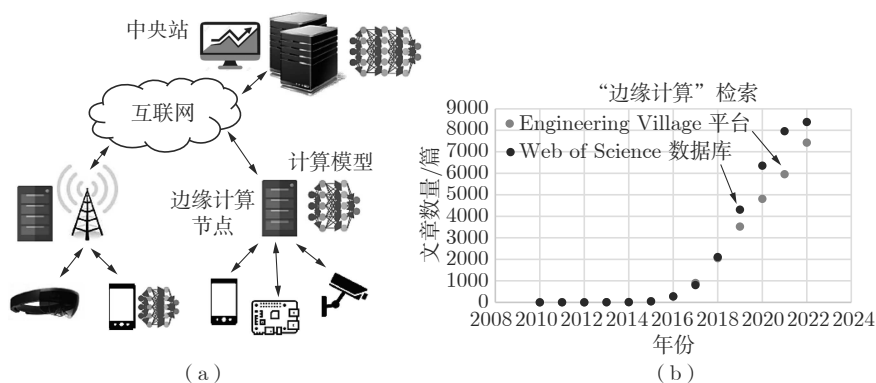


图 1.1 边缘计算

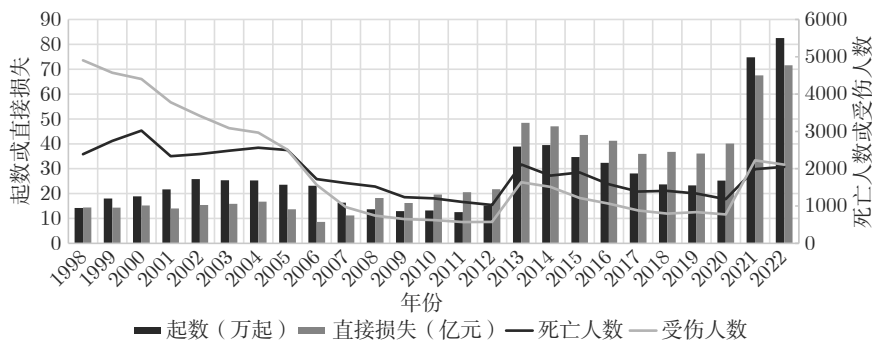
(a) 分布式计算模式^[18]; (b) 快速发展,重要性愈加凸显

图 1.2 1998—2022 年火灾情况统计

建筑火灾的应急处置需同其演化发展过程同步进行，消防救援与疏散是对实时性与准确性要求极高的行动。若在火灾发生早期掌握火场情况并采取科学手段扑救，则能有效减少过火面积和灾害损失。2022 年，四川内江经开区 24 层商住楼发生火灾，造成 4 人死亡和 856.2 万元经济损失；2019 年，巴黎圣母院大火连烧 8 个多小时，2/3 屋顶损毁^[22-23]；2017 年，格伦费尔塔公寓楼发生大火，由于火场信息不足指挥员实施暂留策略(stay-up)，开始疏散时为时已晚，火势已迅速蔓延而无法控制，最终造成 72 人死亡（占居民总数 12%）^[24-25]，如图 1.3 所示。未能及时获取火灾发生与火情发展信息是这些建筑火灾造成重大伤亡损失的关键原因之一，这导致错过了消防救援与人员疏散的窗口期。火场信息的缺失也极大威胁着消防员的生命安全，在美国，快速的火势增长造成的消防员死亡人数占比达 13%^[26-27]。因此，在火灾早期快速、准确地确认火灾，感知火情并预测火灾未来的发展态势，对维护生命财产安全具有重要的实际意义。作为建筑自动化系统的重要组成部分，建筑消防系统通常包括火灾监测与自动报警、灭火控制、疏散避难三部分^[28]。监测火情首先应确认火灾是否发生，识别并排除误报的情况，以提高消防系统的可靠性。火源可能位于建筑内任一位置或房间，着火位置的确定有助于采取更有针对性的消防措施，如控制火源周边防火卷帘的启动以形成烟密闭空间；同时，火源强度信息能够指导消防用水量等消防力量的投入。以火源位置和强度为初始输入，可以实时预测火灾发展态势，预估火灾的影响范围，确保人员疏散与消防救援路径的安全。进一步评估火灾预测的温度与烟气等危险性，预警火场危险状态如轰燃，将关键信息转换为对消防救援指挥员有价值的信息以辅助决策。



图 1.3 2022 年四川内江商住楼大火、2019 年巴黎圣母院大火和 2017 年格伦费尔塔公寓楼大火

尽管群智能控制系统与边缘计算在建筑中已有初步实践，但将其用于建筑消防安全的研究仍旧很少。本书在群智能控制系统的分布式框架下，将边缘计算与智能算法有机结合，分析处理建筑火场传感数据，以期提高建筑自动化系统的现场决策能力与响应速度，试图解决以下问题：①如何提高火灾感知与预测的及时性与准确性？②如何提升火灾感知与预测模型用于不同建筑的可扩展性？③如何利用传感信息与感知预测信息辅助消防救援与人员疏散？

1.2 国内外研究现状

1.2.1 火源参数反演研究

火源参数反演是指从可观测的传感数据出发来确定火源参数的估计值，目的是提供控制火灾发展的未知参数的信息。反演过程与正演/预测是相对的，正演是根据一般规律、模型，以及一系列已知的条件来预测未来状态的方法。反演是面向过去的、非直接的^[29]，由于通常情况下观测数据含有噪声，且观测信息不充足，反演问题常具有不适定性^[30]。火灾领域的反演模型主要分为三类：基于探测信息的反演、基于解析模型的反演、探测信息和火灾模型结合的反演。

1. 基于探测信息的反演

传感器探测火灾相关算法研究已积累了较多成果，尤其是在信号处理领域。Berentsen 等^[31]结合远场算法和时延估计信号处理算法，利用火源远处的两个温度传感器阵列定位火灾位置。Wang 等^[32]在远场算法的基础上，提出用于火灾定位的近场算法，提升了圆形波前与火灾造成的热涡流情形。Xia 等^[33]提出了基于时延估计算法的双线气体传感器阵列火源定位方法，将火源定位转变为在具有近似平面波的气体扩散条件下气体信号源的方位快速检测，该方法特别适用于矩形受限空间内的火源定位。基于探测信息的反演方法能够使用少量传感器对火源位置进行粗略估计，对硬件的要求较低。然而，时延估计算法基于热烟气在天花板下以平面波或近似平面波传播，火灾初期热烟气在天花板下的流动流速是恒定的，天花板平坦且导热系数低等假设，限制了其在实际中的应用。此

外,由于墙壁等障碍物对热流的干扰作用,这些方法并不适用于复杂结构建筑中的火源位置反演。

学者使用多传感器探测与定位火灾。Baek 等^[34]建立了基于时间序列相似性的多类型传感器火灾探测方法,采用动态时间规整距离度量以评估信号之间的相似性,并提出投票分类器自适应地选择对探测火灾较重要的传感器。进一步地,Yu 等^[35]提出基于异步时空信号相似性的多类型传感器火灾探测模型,同时考虑了时间维度上的相似性与时序异步校正,使用火灾实验场景与常见干扰场景验证了模型的有效性。Liu 等^[36]提出基于贝叶斯推断的多传感器火灾探测方法,通过多个同类型传感器报警间隔计算火源的后验概率分布,提出火警真实性判别标准,为火警判定提供理论和方法支撑,并指出室内环境和通风对该方法的稳定性影响需进一步研究。

视觉火灾探测与定位近年来逐渐兴起。早期研究主要通过提取图像中的特征来判断火灾的发生。袁非牛等^[37]提取色彩、纹理及轮廓脉动等时空闪烁特征,沈诗林等^[38]关注火焰震荡特性。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)凭借对深度特征的自动提取与学习能力在图像处理方面表现出卓越的性能,如人脸识别^[39]、目标检测^[40-41]、火灾探测^[42-44]等。Muhammad 等^[45]采用 Alexnet 网络架构提取火灾图像中的深度特征,实现了室内与室外场景下的火灾早期探测,并开发了基于多媒体互联网的灾害管理系统,用于发送与接收火灾警报与火灾现场图像信息。在此基础上,Muhammad 等受 SqueezeNet 深度网络架构的启发设计了一种计算高效的 CNN 探测模型^[46],将网络模型大小从 238 MB 减少到 3 MB,使其能在资源受限设备中实施,该模型能够定位火灾并将火灾中的可燃物分类。以辐射成像为基本原理的热成像技术探测早期火焰具有天然优势^[47-49]。王克威等^[50-51]提出 CNN 和支持向量机(support vector machine, SVM)结合的红外热成像火灾探测方法,建立红外热成像早期火焰数据集,利用 SVM 对深度网络提取的图像特征进行分类,识别火灾是否发生。视觉火灾探测方法具有监测区域范围大、人为参与少等优势。视觉火灾探测方法要求监测设备与火源之间无障碍物,相比在复杂建筑内,这类方法更适用于室内大空间或野外场景。

总体来看,基于点传感器与视觉传感器探测信息的方法由于缺少对

火灾发展过程的描述, 已有方法主要关注对火灾的早期探测与火源定位, 较难反演得到火源强度信息。

2. 基于解析模型的反演

学者利用解析模型描述火灾发展过程并反向估计火源强度大小。Davis 等发展了传感器数据驱动的反演方法, 提出顶棚射流近似解析关系式, 见式 (1.1)^[52]。该关系式描述了顶棚射流中羽流中心径向位置最大烟雾或气体浓度与火源热释放速率 (heat release rate, HRR) 等物理量关系, 旨在使用烟雾和气体传感器探测值计算 HRR。

$$C_{s0}(r) = \frac{\sqrt{2} \left(\frac{\lambda^2}{\lambda^2 + 1} \right) D \dot{Q}_2^{*2/3} \left(\frac{Z_2}{H_2} \right)^{5/3} \left(\frac{r_e}{r} \right)^{0.57}}{\left(1 + k \dot{Q}_2^{*2/3} \left(\frac{Z_2}{H_2} \right)^{2/3} \right)} + C_L \quad (1.1)$$

McCaffrey 等三位学者根据能量守恒公式, 提出了经典的 MQH 公式, 并使用实验数据拟合得到公式参数, 给出了火源房间轰燃发生之前的温升与火源热释放速率、通风开口大小、房间几何形状和房间边界热性质的相关性关系, 见式 (1.2)^[53]。后续研究使用多种火灾实验场景对 MQH 公式进行了验证^[54-55], 认为该公式给出了合理的温度估计值与对物理过程的适当描述。

$$\Delta T = 6.85 \left(\frac{\dot{Q}^2}{A_0 \sqrt{H_0} h_k A_T} \right)^{1/3} \quad (1.2)$$

MQH 公式描述了火源房间 HRR 与热烟气温升的关系。在此基础上, Johansson 等基于小尺度火灾实验数据与数值模拟结果, 构建了火源房间的相邻房间温升与 HRR、通风口大小等因素之间的经验公式, 见式 (1.3)^[56], 实现了稳态火源下形成稳定热烟气层之后的火源相邻房间的温升预测。

$$\begin{cases} \Delta T_2 = 10.4 \times \frac{Q^{0.73} V F_{1-2}^{0.24}}{A_{T,1}^{0.45} A_{T,2}^{0.33} V F_{2-out}^{0.19} h_k^{0.34}} \\ V F_{1-2} = A_{1-2} \sqrt{H_{1-2}} \\ V F_{2-out} = A_{2-out} \sqrt{H_{2-out}} \end{cases} \quad (1.3)$$

从火源点到热通量计的辐射热通量 $\dot{q}_{\text{rad}}''$ 可以通过点源辐射方程表示, 见式 (1.4)^[57], 式中 R 为热通量计到火源位置的距离。点源辐射模型假设辐射源集中在火源中心点, 忽略了对流传热。该方程是直接可逆的, 能够通过辐射热通量直接求解火源强度 $\dot{Q}$ 。

$$\dot{q}_{\text{rad}}'' = \cos(\Theta) \frac{\chi_r \dot{Q}}{4\pi R^2} \quad (1.4)$$

Heskestad 在消防工程手册 (SFPE Handbook of Fire Protection Engineering) 中提到温升通常可以表示为高斯分布, 见式 (1.5)^[58-59]。这是一种经验性的描述, 即与火源的距离越远则温升越小, 式中 R 为传感器探测点到火源位置的路径距离; ΔT_0 为羽流中心处的温升。

$$\begin{aligned} \Delta T &= \Delta T_0 \exp \left[- \left(\frac{R}{\sigma_{\Delta T}} \right)^2 \right] \\ \Delta T_0 &= 9.1 \left(\frac{T_{\infty}}{g c_{\rho}^2 \rho_{\infty}^2} \right)^{1/3} \dot{Q}_c^{2/3} (z - z_0)^{-5/3} \end{aligned} \quad (1.5)$$

基于解析模型的火源参数反演方法有明晰的数学表达式。与计算机模拟相比, 解析模型通常比较粗略且不太准确, 目前只适用于火源位置已知的、稳态火源的单室或双室火灾场景, 其优点是简单而且计算成本低, 并且仍然可以较好地描述物理过程。以上近似解析关系式或经验公式揭示了火源强度、与火源点的距离、温度或气体浓度等参量之间的关系, 对火源参数反演问题有重要借鉴意义。

3. 探测信息和火灾模型结合的反演

多室复杂建筑的火源参数反演问题非线性较强, 将探测信息与火灾模型结合的方法为复杂建筑反演提供了一个通用框架, 在该框架下, 主要包括优化方法、概率建模及神经网络三大类反演方法。

优化方法的基本思想是利用传感器探测信息和火灾模拟信息, 构造目标函数, 通过优化的方式在众多源项参数值中寻找最优参数值, 使火灾模拟信息与传感器探测信息相符。优化方法包括传统的确定性优化算法 (如梯度类方法、牛顿法等) 和演化类优化算法 (如遗传算法、蚁群算法、模拟退火算法等)。演化类算法通常能求得全局最优解, 适用于非线性较

强、求解复杂的优化问题。Richards 等^[60-61] 利用火灾区域模型模拟传感器的报警阈值时间,对 528 种火灾场景进行穷举搜索,获得传感器探测值与模型模拟值最接近的火源参数,结果表明探测值与模拟值的误差对火源强度的计算准确性有较大影响,而火源位置受探测值的误差影响明显,对模拟值的误差不敏感。Neviackas 等^[62] 发展了基于遗传算法的火源参数反演方法,使用热烟气层温度估计火源强度;Price 和 Trouvé 等^[63] 在 Neviackas 工作的基础上,提出利用多种传感器的探测值以应对反演的多解性,采用热烟气层温度和厚度两种火灾参量估计火源强度和通风情况(火源房间门的开启宽度),对于三个房间的火灾实验场景,火源强度的反演误差在 40% 以内。Kurzawski 等^[64-65] 分别采用黄金分割算法和布伦特寻根算法,利用热通量测量数据重构了动态变化的火源强度曲线,取得了较好的反演效果,当火灾强度增大时反演的准确性会有所降低;火灾场景为稳态火源、参数化的火灾三角增长模型及真实火灾实验中的热释放速率曲线,对于黄金分割算法反演效率,当采用区域模型进行火灾模拟时,对不同火灾场景反演用时为 3.75~45.1 min,而采用场模型时反演所需时间为 239~957 min。优化方法得到的火源信息通常为最优解,并且能够反演稳态火源与动态变化的火源热释放速率,然而由于该方法迭代指导优化的搜索空间并逐步逼近目标值,故所需的反演时间较长。

贝叶斯概率建模是另一类火源参数反演方法。贝叶斯推断是一种典型的解释现象内部逻辑关系的概率方法。在演化优化算法提出的同时,Backus 首次阐述了贝叶斯推断用于反演问题的方法^[66-68]。该概率建模方法能够应对信息不足情况下的参数反演问题。郭少东等^[69-70] 首先构建了基于贝叶斯估计与马尔可夫蒙特卡罗抽样方法(Markov chain Monte Carlo, MCMC)的建筑火灾火源参数反演模型,对多房间场景的火源位置和强度进行估计,MCMC 方法很大程度上减少了贝叶斯推断对于多房间场景反演的计算量。贝叶斯推断反演方法的主要公式为

$$\begin{cases} P(\mathbf{X} | \mathbf{Y}) = \frac{P(\mathbf{Y} | \mathbf{X})P(\mathbf{X})}{P(\mathbf{Y})} \propto P(\mathbf{Y} | \mathbf{X})P(\mathbf{X}) \\ P(\mathbf{X} | \mathbf{Y}) \propto P(\mathbf{X}) \exp \left\{ - \sum_{t=1}^n \sum_{i=1}^s \frac{[F_i^{(t)}(\mathbf{X}) - \mathbf{Y}_i^{(t)}]^2}{2 [\sigma_{Y,i}^{(t)^2} + \sigma_{F,i}^{(t)^2}]} \right\} / P(\mathbf{Y}) \end{cases} \quad (1.6)$$

式中, $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 分别为火源参数和传感器探测信息; $F_i^{(t)}(\mathbf{X})$ 和 $\mathbf{Y}_i^{(t)}$ 分别为模型模拟值与传感器探测值。可见, 该方法反演时将探测值与模拟值均嵌入模型计算。在此工作基础上, 吴楠等^[71-72] 将建筑划分为多个区域, 建立了基于局部信息的分布式火源参数反演方法, 使用稳态火源与参数化 t^2 火灾场景验证。结果表明, 对于稳态火源场景, 相比集中式反演方法, 分布式反演方法计算时间从 50 s 降至 12 s; 分布式的反演方法还可以将反演模型模块化, 提升了模型的可扩展性。上述研究采用传感器探测信息, 将贝叶斯推断反演模型用于消防应急救援阶段。美国得克萨斯大学 (University of Texas System) 火灾研究团队关注火灾调查阶段溯源与场景重建研究, 利用火灾发生后的热量相关特征进行反演^[73-78]。Overholt 等^[77] 将贝叶斯推断反演模型应用于单室火灾中, 首先分别采用热通量测量值和点源辐射模型, 使用温度测量值和区域模型重构了稳态火源强度, 然后基于热通量测量值和场模型估计了起火物的空间位置。Kurzawski 等^[78] 使用着火房间墙壁或/和天花板的总热量值反演单室火灾火源强度与空间位置, 在火源强度为稳态的火灾场景中, 反演火源位置二维空间坐标和恒定的火源强度, 在采用火灾三角增长模型的火灾场景中, 对火源强度的反演为两个参数, 即强度峰值与达峰时间。

贝叶斯推断火源参数反演方法, 目标参数是恒定的源强或者描述火灾增长模型的参数, 而非瞬态的火源强度变化。此外, 使用贝叶斯推断反演火源参数, 需要将传感器探测值与火灾模拟的输出结果嵌入到模型中进行计算, 在火灾场景多样或者建筑结构复杂的情况下, 模拟与探测信息数据量庞大, 将不可避免地增加计算的时间, 降低反演的效率。

早期火灾火源参数反演是一项复杂的任务, 其复杂性源于动态变化的火灾阶段、火源强度、外观、颜色、燃烧燃料和位置^[79]。人工神经网络 (简称神经网络, artificial neural network, ANN) 在火灾领域引起了广泛的关注, 该方法具有较强的非线性映射能力, 擅长从输入输出中学习有用信息, 研究者期望其能够完成一些传统方法难以做到甚至无法做到的复杂任务。Cheng 等^[80] 使用神经网络根据温度、烟雾密度和 CO 浓度测量值对三种有代表性的火灾状态进行分类, 即无火、阴燃和明火。Bisquert 等^[81] 构建了一种基于神经网络和逻辑回归的森林火灾风险模型, 该模型利用火灾历史数据和遥感数据将森林火灾风险划分为三个级别。此外, 学