

AI大模型在安防监控系统中的创新应用研究

李 源 朱志敏 金梦依*

浙江大华技术股份有限公司 浙江 杭州 310053

摘 要: AI大模型依托深度神经网络架构,具备自学习、并行计算等核心算法特性,在安防监控系统创新应用中潜力巨大。在智能目标识别与追踪方面,可精准识别复杂场景多目标并持续追踪;异常行为检测与预警上,能判断非常规行为并实时预警;多源异构数据融合分析中,整合多类型数据实现全方位安防事件研判。不过,应用面临算力消耗、识别精度等技术瓶颈,需从模型架构改进、数据标注提升等方面优化,增强实用性与可靠性。

关键词: AI大模型;安防监控系统;目标识别;行为预警;数据融合

引 言: 在社会安全需求日益增长的背景下,安防监控系统成为保障公共安全的关键基础设施。传统安防监控系统在面对复杂多变的场景时,逐渐暴露出识别精度有限、响应速度慢、缺乏智能分析等问题。随着人工智能技术的飞速发展,AI大模型凭借其强大的数据处理能力和深度学习能力,为安防监控系统的创新升级提供了新的思路和方法,有望推动安防行业迈向智能化新时代。

1 AI大模型应用于安防监控系统的技术基础

1.1 大模型的核心算法特性

大模型的核心算法具备深度神经网络架构,能够处理高维度的复杂数据。算法通过多层非线性变换提取数据中的抽象特征,实现对监控场景中各类信息的精准解析。算法具有自学习能力,可通过持续迭代优化识别模式,适应不同场景下的变化^[1]。算法的并行计算能力支持对多路监控数据的同步处理,提升整体系统的运行效率。算法的鲁棒性使其在数据存在噪声或干扰时仍能保持稳定的识别效果,确保监控过程的连续性。算法还能通过特征迁移能力,将已知场景的识别经验迁移到新场景中,缩短对陌生环境的适应周期。算法对特征的权重分配会随场景复杂度动态调整,优先保留对识别结果影响显著的关键特征。

1.2 与安防监控数据的适配机制

大模型需对安防监控数据的格式进行转换,使其符合模型的输入要求。针对监控数据中的动态画面,模型需建立时间序列关联机制,捕捉目标行为的连续性。对于不同分辨率的监控图像,模型需具备自适应调整能力,保证在清晰度变化时仍能准确识别目标。数据适配过程中需过滤冗余信息,保留关键特征,减少无效数据

对模型运算的干扰。适配机制还需协调不同类型监控设备的数据输出,实现多源数据的统一处理。适配过程中需对数据进行标准化处理,消除不同设备间的数据差异带来的识别偏差。适配机制会根据数据传输速度动态调整处理节奏,避免因数据积压影响模型运行效率。

1.3 模型训练与优化的技术路径

模型训练需构建多样化的样本库,涵盖不同场景光照时段下的监控数据。训练过程中采用分层训练策略,先通过基础样本学习通用特征,再引入特定场景样本进行精细化训练。优化过程聚焦模型的识别精度与运算速度,通过调整网络层数和参数权重实现两者的平衡。训练中需引入对抗样本,增强模型对异常数据的容错能力。优化技术还包括模型压缩方法,在保证性能的前提下减小模型体积,便于部署在资源有限的终端设备。训练过程需动态调整学习速率,避免因速率不当导致模型收敛过慢或陷入局部最优。训练完成后需进行多轮交叉验证,通过不同场景数据检验模型的泛化能力,及时修正潜在缺陷。

1.4 算力支撑体系的构建要点

算力支撑体系需采用分布式计算架构,将复杂的运算任务分配到多个节点协同处理。体系需具备弹性扩展能力,根据监控数据量的变化动态调整算力资源。硬件选择需兼顾运算性能与能耗效率,确保在持续运行中保持稳定。算力调度机制需优先处理关键监控区域的数据,保障核心场景的实时响应。体系还需建立容错机制,当部分节点出现故障时,自动将任务转移至其他节点,避免算力中断影响监控效果。算力网络需采用低延迟传输技术,减少数据在节点间流转的时间损耗。节点间通过加密通道传输数据,防止运算过程中信息泄露,保障数据处理的安全性。

2 AI大模型在安防监控中的核心应用场景

通讯作者: 金梦依(1993-04-07),女,工程师,从事安防行业产品与解决方案工作。E-mail:756513281@qq.com

2.1 智能目标识别与追踪

大模型能在复杂场景中精准识别行人、车辆、物品等多目标，通过提取轮廓特征、运动状态等信息，在人群密集或遮挡严重环境中保持识别准确性^[2]。如暴雨天气的高速公路，模型先对画面去雾降噪、强化车辆轮廓，再用多帧融合技术拼接被遮挡特征，实现多车连续追踪，即使水花遮挡或车辆交错，仍能标记每辆车轨迹。大型展会人群中，模型先划定活动热力区，对快速移动个体单独建模，结合衣着、身形特征锁定目标，避免肢体交叉导致的识别混淆。在地下停车场等弱光环境，模型可激活红外增强模式，捕捉车辆和行人的热成像特征，弥补光线不足造成的识别短板。动态追踪依赖目标特征动态更新，模型随目标位置和形态变化调整参数，确保追踪不中断。通过时序数据关联记录分析轨迹，连接不同时间点位置形成完整路径，识别规律或异常走向。目标暂时脱离监控时，模型可依历史轨迹预测可能区域，提升重捕效率。面对光线突变或天气干扰，自动调整图像处理参数维持稳定性；对快速移动的小型目标优化采样频率，减少运动模糊影响。目标特征库随环境动态更新，纳入新类型以扩展识别范围。

2.2 异常行为检测与预警

大模型通过学习正常行为模式建立特征模型，识别偏离常规的动作或状态，针对聚集、拥堵、翻越围栏、突发奔跑等行为，分析持续时间、涉及范围和动作幅度以区分异常。不同场景预警阈值设定逻辑不同，如学校区域对聚集判断严格，课间10人以上聚集超5分钟即预警，因学生密集易引发踩踏；工业区允许20人以下短时聚集，阈值更宽松以适应工人临时协作。实时预警需将异常特征与预设阈值比对，达阈值即触发警报，附带位置和持续时间以助快速定位。如某商场采用三级预警，一级针对单人翻越栏杆等低风险，通知附近保安；二级用于10人以上聚集，调度巡逻队疏导；三级对应多人持械冲突等高风险，直接联动公安，实现资源精准分配。模型还能依行为严重程度分级预警，结合场景背景与时间调整判断标准，减少误报以增强适配性。在交通枢纽等人员流动频繁区域，模型会对长时间滞留的可疑人员自动标记，结合其行为轨迹变化发出递进式提醒，兼顾安防严密性与通行效率。

2.3 多源异构数据融合分析

大模型整合视频、音频、传感器等数据时，先提取特征将非结构化数据转化为统一特征向量，视频提供视觉信息、音频捕捉异常声响、传感器反映环境参数，形成数据互补。通过特征匹配挖掘关联，如超市货架区，

单一视频可能将肢体接触误判为“盗窃”，结合音频争执呼救信号则修正为“纠纷”，避免单一数据误判。全方位感知与综合研判需叠加分析多源数据信息，从不同维度验证事件性质和范围。融合后形成的完整事件画像，能减少单一数据判断偏差，提升对复杂事件的理解深度以辅助决策。模型对融合数据进行时序对齐，确保时间维度一致性；对冲突信息通过权重分配优先采信高可信度来源，过滤冗余信息保留关键特征。跨区域数据融合可打破监控范围限制，提升全局安防能力。

3 支撑创新应用的关键技术

3.1 大模型轻量化部署技术

适配安防终端设备的模型压缩与优化方法，通过简化网络结构减少参数数量，在保留核心功能的前提下缩小模型体积。修剪冗余的神经元和连接路径，降低运算复杂度，使模型能在算力有限的终端设备上高效运行^[3]。边缘计算与大模型结合的模式，将部分数据处理任务下沉至监控终端，减少向云端传输的数据量，缩短响应时间。终端设备负责基础的识别和判断，仅将关键信息上传至中心系统，既减轻网络负担，又提升实时处理能力。优化后的模型需保持与原始模型相近的识别精度，通过量化处理将参数值转换为低精度格式，在算力与性能间找到平衡。轻量化部署还需考虑终端设备的存储限制，采用增量更新方式推送模型升级包，避免占用过多存储空间。针对不同终端的硬件配置差异，模型可自动适配运算能力，选择最适合的运行模式。

3.2 动态场景自适应学习技术

大模型应对光照变化天气影响场景遮挡等复杂情况的自适应调整能力，通过实时分析环境参数变化优化图像处理算法。光照过强或过弱时，自动调整图像的对比度和亮度，增强目标特征的可识别性。雨雪雾等天气条件下，启用对应的图像去噪和增强模块，减少天气因素对识别结果的干扰。场景中出现遮挡时，模型会依据目标的部分可见特征和运动趋势，推测完整形态和轨迹。模型通过持续学习提升环境适应性的技术逻辑，基于实时采集的场景数据不断更新内部参数，逐渐形成对特定环境的适配能力，在重复出现的复杂场景中提高处理效率。对于临时搭建的障碍物或新增设施，模型能快速将其纳入场景背景，避免误判为异常目标。在光线快速交替的黎明黄昏时段，模型会启动过渡模式，平滑切换处理参数，维持识别稳定性。

3.3 实时决策与联动控制技术

大模型生成决策指令的速度与准确性保障机制，通过优化推理流程减少运算步骤，优先处理影响决策的关

键特征。采用并行计算架构同时处理多个决策维度，在保证判断准确性的前提下缩短指令生成时间。与门禁报警调度等系统的联动方式，通过标准化的接口实现数据互通，决策指令生成后直接传递至相关系统，触发相应的控制动作^[4]。门禁系统根据模型判断的权限信息决定开关状态，报警系统接收异常信号后启动声光提示，调度系统则依据事件等级分配处理资源。联动过程中需保持各系统动作的协调性，避免指令冲突导致的响应混乱，通过时序控制确保动作按逻辑顺序执行，实现安防响应的自动化与智能化。决策系统会记录指令执行结果，通过反馈机制修正后续决策逻辑，提升长期运行的可靠性。当多个异常事件同时发生时，系统会按紧急程度排序，优先响应高优先级事件，优化资源分配效率。

4 应用中的技术挑战与优化方向

4.1 现存技术瓶颈

大模型在处理海量监控数据时的算力消耗问题，源于数据处理的并行性不足。海量数据同时涌入时，模型运算负载急剧增加，导致处理速度下降。复杂场景下识别精度不足误报漏报等现象的技术根源，与特征提取不充分有关。光照快速变化时，目标特征的稳定性下降，模型难以捕捉到清晰的识别依据。遮挡严重的场景中，目标关键特征被掩盖，模型仅凭局部信息判断易产生偏差。不同场景间的特征差异较大，模型在训练数据未覆盖的场景中，容易将正常行为误判为异常，或对真正的异常行为视而不见。模型对细微动作的识别能力有限，部分具有潜在风险的小动作难以被及时捕捉，影响预警的有效性。多目标高速移动时，模型特征匹配容易出现混淆，导致目标身份切换错误，破坏追踪的连续性。长时段连续运行后，模型参数可能出现漂移，导致识别精度逐渐下降，需要频繁校准才能维持性能。不同品牌设备的数据格式差异，也会增加模型处理难度，导致数据整合效率降低。模型在处理低分辨率图像时，细节特征丢失严重，难以精准识别目标属性。

4.2 优化路径

模型架构改进与算法迭代可采用基于知识蒸馏的安

防专用大模型压缩算法，其理论依据为教师-学生网络范式，通过让轻量级学生模型学习重量级教师模型的特征映射，在缩减参数规模（保留核心特征提取层）的同时，维持关键识别能力，适配边缘计算设备的算力限制。跨模态注意力融合机制依托多源信息互补理论，为视频、音频、传感器数据分配动态权重。当视频因遮挡模糊时，自动提升音频（如呼救声）和振动传感器（如破窗震动）的权重占比，强化特征关联性，减少单一模态信息缺失导致的误判^[5]。此外，引入联邦学习框架优化数据标注，基于分布式训练理论，在保护数据隐私的前提下，聚合多场景标注样本，提升模型对复杂场景的泛化能力。通过场景特征嵌入技术，将新场景的光照、遮挡等环境参数转化为可迁移特征向量，结合迁移学习理论，缩短模型适应周期。这些方案从架构、数据、场景适配多维度实现优化，增强实用性。

结束语

本文构建了多源异构数据跨模态融合框架，实现视频、音频与传感器信息的动态权重分配；提出基于知识蒸馏的安防专用模型压缩算法，在缩减参数规模的同时保留核心识别能力；验证了边缘计算与大模型结合的实时响应应用模式。未来可探索轻量化模型的长时序特征学习，优化复杂场景下的小目标识别精度，推动跨场景模型迁移能力的深度提升。

参考文献

- [1]罗席鹏,赵世琳.AI技术在智慧工地安防中的应用与创新[J].四川建材,2025,51(6):224-226.
- [2]江裕婷,郑益,彭倩云.基于AI的计算机安防系统研究[J].计算机应用文摘,2025,41(12):180-182.
- [3]陈桢琰.基于AI的安防网络管理智能化应用研究[J].计算机应用文摘,2025,41(6):182-184.
- [4]唐建华.AI赋能智慧监狱安防体系的深度应用[J].数码设计,2024(21):91-93.
- [5]庄懿.AI时代变电所综合监控建设与运维展望[J].模型世界,2025(2):242-245.