油气管道线路感知技术

调研报告

# 摘 要

考虑油气管道线路感知技术研究项目要求，并结合管线的实际应用场景，我们将相调研报告分为以下三部分：  
 针对工程机械的行为态势，研判其对管线的威胁态势，提出一种多尺度时序建模算法FPN-X的框架设计，直接分析视频数据，对目标视频的行为动作检测与预测。首先调研时序动作检测任务的的技术发展，并针对工程机械的行为态势识别，提出的多尺度时序建模算法FPN-X的框架设计。FPN-X算法把时序动作检测分为：前置视频特征提取网络、特征金字塔FPN、时序动作提议生成和动作分类四部分。将时序和空间两个通道的多个分类结果融合，识别目标动作。

针对管道沿线大规模监控产生的海量视频数据存储及查询问题，提出一种基于视频图像资源中用户关注的活动目标数据结构化框架，形成有价值的信息积累，能够快速准确实现特征检索、以物搜人、轨迹回放等应用功能。首先调研目标视频结构化的主要识别方法及提取框架，并针对管道智能监控感知场景，提出将FF-YOLO算法与动作序列算法相结合，解决低质量视频的目标识别问题并研判其运动态势，通过目标检测、场景识别、动作识别提取视频帧集合中的目标、场景、动作信息，生成相应的一段文字描述。

对计算能力不足问题，我们提出采用算力感知网（CAN，Computing-aware Networking）进行解决，从算力量化、算力路由和算力管理三个角度改变了现存边缘计算能力不足问题。针对计算设备的不稳定性，我们提出一种使用自动控制的断电开关器实现设备断电重启的方法，提高监控系统运行的稳定性，降低风险漏报率，减少后勤维修成本。

# 第三章 面向大规模智能监控系统的算力共享网络解决方案

面向大规模智能监控系统的算力共享网络是面向大规模智能监控系统发展的主旋律，基于边缘计算的算力共享网络在未来大规模视频监控预警市场占绝对优势。随着“智能管道 智慧管网”的迅速推进，将安防监控与运营商的网络、边缘计算、云技术相结合，为视屏监控云网融合、云边协同带来可能。

智能监控系统作为实现“智能管道 智慧管网”系统的重要组成部分受到了社会各界的重视。为提高监控系统效率，降低风险漏报率，面向大规模智能监控系统的算力共享网络已经成为迫切需求。本文聚焦于大规模智能监控系统所面临的设备出现异常导致的计算能力不足、计算设备故障导致的风险漏报等问题。

针对设备出现异常（电力不足、过热降频以及计算任务激增）导致的计算能力不足问题，提出采用算力感知网络[15]。通过考虑网络和算力两个维度地性能指标，将分布的边缘计算资源进行动态融合，并结合网络路径的度量，将资源与网络进行统一协同调度，寻找周围算力盈余的节点分配计算资源，有效解决因设备计算能力不足导致的风险漏报问题。

针对计算设备故障（死锁、过热死机以及硬件故障）导致的风险漏报问题，提出一种重启电源恢复设备的策略。通过自动重启故障设备的电源来识别其故障是否具有可自恢复性。对于可自恢复的故障进行恢复并记录，对于不可自恢复的故障进行报修处理，在最大限度维持设备稳定性的同时减少后勤维修人员的维修成本。

以上两种方案都能在保证整个监控系统稳定的同时最大减少风险漏报的问题。本文基于以上提出的计算架构与方法，探讨面向大规模智能监控系统的算力共享网络的可行性、有效性和实用性。

## 3.1 研究背景及意义

长输油气管道安防主要依靠人力巡检巡查，西气东输每年投入的人力巡护成本较高，为了响应国家油气体制改革要求，西气东输公司率先开展了“智能管道 智慧管网”的探索与建设，并在管道智能监控感知威胁态势方面取得了实质性的突破。视频监控技术作为实现“智能管道 智慧管网”的重要技术手段也越来越受到社会各界的重视，同时在各个行业得到了广泛的应用。2010年，为了顺利、安全地举办世博会，上海市大规模增加监控网络的范围和密度，仅在浦东新区就建设了包含一万多个监控点位的高清监控系统；截至2011年，黑龙江投入8亿多建设资金用于监控系统建设，共建设近千个监控中心，二十多万个监控点；武汉市为推进“平安城市”建设，建设了覆盖跨江大桥、主干道和主城区城道口等重点部位的监控系统。

长输油气管道安防主要依靠人力巡检巡查，西气东输每年投入的人力巡护成本较高，为了响应国家油气体制改革要求，西气东输公司率先开展了“智能管道 智慧管网”的探索与建设，并在管道智能监控感知威胁态势方面取得了实质性的突破。视频监控技术作为实现“智能管道 智慧管网”的重要技术手段也越来越受到社会各界的重视，同时在各个行业得到了广泛的应用。2010年，为了顺利、安全地举办世博会，上海市大规模增加监控网络的范围和密度，仅在浦东新区就建设了包含一万多个监控点位的高清监控系统；截至2011年，黑龙江投入8亿多建设资金用于监控系统建设，共建设近千个监控中心，二十多万个监控点；武汉市为推进“平安城市”建设，建设了覆盖跨江大桥、主干道和主城区城道口等重点部位的监控系统。

视频监控系统的发展主要分为以下三个阶段：

第一阶段：以模拟摄像机及模拟录像机为主的模拟视频监控系统，这种监控系统多是以摄像机、录像机、分割器为核心，通过模拟信号输出视频，传输距离短，图像质量差，目前已逐步退出市场。

第二阶段：基于模拟摄像机和数字录像机的视频监控系统，采用模拟信号传输视频，数字方式处理与贮存，属于过渡阶段。

第三阶段：基于网络摄像机的全数字视频监控系统，以数字方式传输视频，传输距离长，图像质量好，目前正得到广泛应用。

以上三代视频监控系统，主要解决视频捕捉、传输、存储等问题，并不具备视频职能分析的功能，真正起到安全防范的作用则需要人为观察视频从而做出安全评估。一种方法是实时观看，建设一个监控中心，将监控点所有的视频流导入监控中心，同时配备多块显示屏来播放视频画面，由工作人员通过观看屏幕上的监控点的视频，事后进行调阅，本质上还是以人观看的方式来查找感兴趣的信息。

然而人工监控具有本身固有的缺陷，例如：消耗大量人力、易使人产生疲劳、可扩展差等等。尤其随着“智能管道 智慧管网”监控系统规模不断扩大，面对数以万计的监控点和海量视频数据，以人工为核心的监控系统越来越无法满足需求。如何解决人工监测带来的种种问题，加强监控系统的事前预警和事后的检索，成为当前摆在“智能管道 智慧管网”发展前的重要问题。

监控界提出了智能视频监控(Intelligent Video Surveillance, IVS)的概念。智能监控即使用计算机强大的计算能力以及图像分析技术对传统的监控视频进行处理、分析和理解，过滤无用信息。目前智能视频监控在计算机视觉领域中备受关注。

相比于传统监控系统，智能监控系统具有以下优势：

（一）全天候的监控能力：使用计算机代替人来监控视频画面，实现对监控画面的不间断分析，彻底改变以往由监控人员对监控画面进行监视和分析的方式。

（二）快速的响应能力：通过设置某些可疑行为的识别规则，在其发生危害之前通知相关人员采取相应措施，为潜在威胁做好准备工作。

（三）扩展视频资源的应用领域：传统视频监控系统只能获取单一的视频数据，而智能监控系统可以提取视频中的各种信息，为其他应用提供支持。

随着“智能管道 智慧管网”监控系统规模的不断扩大，面向大规模监控系统的视频计算对智能监控系统提出了新的挑战：

（一）监控设备出现电力不足、过热降频以及计算任务激增等状况所导致的算力不足问题。视频监控节点通常部署在野外，由太阳能供电，而监控视频流数据量大，计算核心需要在稳定的工作电压下才能高效运算，如果出现电量不足、散热不良导致过热降频或者短时间内计算任务激增等情况，计算核心将无法发挥全部性能以负荷繁重的计算任务，这将导致设备反应缓慢，遇到风险时无法及时汇报。如何解决监控设备出现故障导致算力不足的问题，是智能监控系统需要解决的首要问题；

（二）计算核心故障导致的风险漏报问题。视频监控摄像头每分每秒都在向计算核心输出大量的视频流数据，计算核心任务十分繁重。当计算核心出现故障（如死锁、过热和硬件故障）时，该区域的风险监控将瘫痪，此时若存在风险，势必会出现风险漏报问题，后果不堪设想。如何保证智能监控系统的稳定性，杜绝因计算核心故障而导致的风险漏报也是亟待解决的问题；

本文针对以上两个问题进行研究，有利于实现智能监控，推进“智能管道 智慧管网”建设， 对公共安全、社会稳定等具有重要意义。

## 3.2 国内外研究现状

基于边缘计算的智能城市实时监控视频分析目前引起了从业者和研究人员的广泛关注，大量的视频数据被提交到互联网。根据原始视频内容，如何删除冗余视频帧、正确分割视频序列并减少不必要的计算资源消耗是一项具有挑战性的工作。Zhang X[1]等人提出了一种检测和定位具有运动场形状的视频异常的方法，Ding S[2]等人利用改进的 Harris-Laplace 时空兴趣点从大视频中识别有趣的片段，然后从中选择关键帧。时空兴趣点可以准确地附着在检测到的目标周围，兴趣区域构建算法可以快速准确地定位包含目标的候选区域。由于图像分类和目标识别的巨大成功，特别是视频监控、目标计数和目标检测，深度学习受到了广泛关注。相比之下，Fang Y[3]等人提出了空间和时间特征图的计算，然后检测视频显著性。由于资源限制（能源消耗、计算和内存），在智能终端设备上部署这些具有低延迟要求的大型、强大的视频任务仍然是一个挑战。

因此，考虑将这些计算任务转移到更强大的边缘服务器或云。然而，云计算模型不适用于[4]需要短期执行的边缘服务，因为将任务卸载到云中心增加了网络往返传输延迟，应用服务请求不会很快得到响应，但是充分利用云中强大的计算和内存资源将减少总响应时间。由于边缘节点和边缘服务器离用户近，可以快速响应用户请求，成为首选的帮手[5]。在边缘服务器上运行计算密集型任务时，需要对多个终端设备资源进行有效管理。目标是平衡精度、能耗、延迟和负载平衡的性能参数。 VideoStorm[6]引入了这些权衡，以在满足准确性和延迟目标的前提下为每个请求选择正确的配置。例如，在 Chameleon[7]中，配置在流视频输入期间在线更新。然而，基于任务划分的不同模型分割点会导致不同的计算延迟。因此，有必要选择合理的切割策略，以最大限度地发挥端边甚至云协同的优势。在将任务卸载到边缘服务器时，我们可以在边缘进行数据预处理，减少冗余、带宽、延迟和对云中心的依赖，同时提高视频分析的效率。为了减少带宽消耗，有学者提出了端边云协同架构和模型压缩，以消除不同环境下的数据传输。例如M. Song[8]等人提出只有从边缘设备推断出的数据传输到云端进行再训练，以减少数据传输[9][10]，建议在不影响精度的情况下去除冗余数据以减少数据传输。Glimpse[11]将所有 DL 计算任务迁移到最近的边缘服务器，同时使用更新检测来删除应该卸载的相机帧。如果检测没有变化，将在本地进行帧跟踪。这种过滤增强了系统的处理能力并使移动设备上的实时目标检测成为可能。Vigil[12]提出了一种分布式架构，它巧妙地利用边缘和云之间的处理任务来减少视频监控中的带宽消耗。类似地，VideoEdge[13]提出了边缘和云的分层架构来处理摄像机流，以便在多个目标和约束之间实现更好的权衡，公平地分配资源。我们在智能视频监测系统中提出采用CAN，该网络通过对多个边缘节点算力资源的合理分配和调度， 综合考虑实时的网络资源状况和计算资源状况，通过网络灵活匹配、动态调度，将动态调度能力调至最优节点，让网络支持提供动态的服务来保证边缘计算节点正常工作。

## 3.3 需求分析

在大规模智能视频监控系统的背景下，虽然现存网络利用边缘计算技术，缓解了云中心计算延迟高、带宽不足、安全性低的问题，实现了“就地、就近”提供服务的功能，但是当智能边缘计算设备存在算力不稳定情况，依然会对整体网络造成巨大影响。如果出现以上情况，很有可能会造成该终端节点所连接摄像机中视频数据的丢失，那么对于该监控区域来说，必定存在一定风险，因为智能边缘计算设备无法进行实时的检测和报警工作。

除此以外，考虑到一些智能边缘计算设备因为部署在野外，采用太阳能板进行供电，其面临各种由环境所带来的问题。如连续阴雨天气导致无法为太阳能板持续提供能量、夏季长时间阳光曝晒导致计算核心过热降频以及遇上风沙或大雾天气导致计算任务激增等问题，那么边缘计算节点将面临着计算能力不足的问题。在这种情况下，无法对所收集到的视频数据提供正常的处理，往往会出现对异常情况的漏报。针对以上智能边缘计算能力不足和计算设备的不稳定性问题，我们提出以下需求分析：

（一）规避因计算能力不足而导致的风险漏报问题：当边缘计算节点的电压没有达到计算核心的工作电压或者计算核心因为天气或者计算任务激增导致过热降频时，将导致计算能力下降，可以借助算力共享方法，使得当前节点只需执行少量本地任务，将部分视频数据任务传输给距离当前节点最近且具有足够计算能力的边缘设备帮助计算。除此之外，当边缘计算节点的性能不足以支撑其计算任务时，可能会产生风险漏报的情况，那么此时，只需要减轻该边缘计算节点的计算压力，将所有的视频数据信息传输给最近的稳定节点进行计算，以避免漏报风险。

（二）减少后勤工作人员的修理成本：从物理安全方面来说，因为边缘计算节点往往部署在室外环境，缺少一定的保护措施。当物理设备受到由外部环境所带来的不可预知的干扰或破坏时，通常会导致设备死机，故障等问题。通常在这种情况下，后勤工作人员会来到现场进行维修，维修的耗时以及人工的耗费不可避免的增加了维护成本。但由于部分问题（例如：死锁，过热等）可以通过重启电源来解决，那么此时我们就需要一个能够进行远程自动重启电源的处理方案，以最快恢复故障节点和最大节省后勤成本。

## 3.4 解决方案

3.4.1计算能力不足

针对计算能力不足问题，我们采用算力感知网络进行解决。为了实现泛在计算和服务的感知、互联和协同调度，CAN从三个角度改变了现存边缘计算能力不足问题：

（一）针对当前将网络和计算资源分别管理，CAN能够将网络和计算能力相融合，进行统一控制与管理；

（二）针对当前网络设备通过路由表信息选择最佳路径，CAN同时考虑网络设备路由信息及边缘节点的计算资源，旨在选择最佳路径与最佳服务节点；

（三）针对当前利用带宽、时延和抖动等指标度量网络性能，CAN还会考虑CPU、GPU和ARM处理器等终端设备性能。算力感知网整体框架图如图3.1所示。

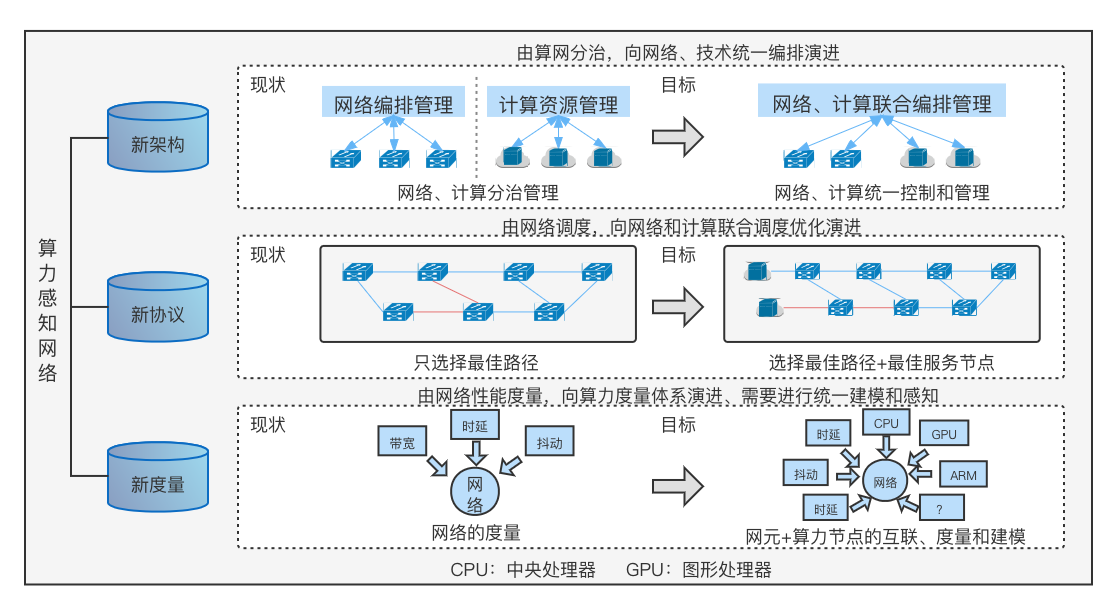


图3.1 算力感知网整体框架图

利用CAN，我们将无处不在的网络连接为基础，通过服务的自动化部署、最优路由和负载均衡，构建算力感知的全新的网络基础设施，最终实现网络的无所不达及算力无处不在。CAN的实施主要分为三个模块[14]：

（一） 算力量化

对于各种异构的计算资源，将采用统一的度量标准进行量化，通过对设备算力进行抽象描述，形成算力度量模板，对算力路由和算力设备管理等提供标准的算力度量规则。首先，对于不同的异构设备进行算力度量和建模，将设备的硬件资源，如：CPU或GPU等物理资源的算力进行统一描述，当边缘计算节点进行自身计算或协调调度时，能够提供有力帮助。其次，考虑到边缘计算节点需要使用时序建模的方法，对摄像机所记录的视频数据进行处理，因此需要量化该任务所消耗的算力大小，以便更好为边缘节点的自身应用提供服务。最后，由于部分边缘计算节点会因为计算能力不足的原因，无法满足自身节点的应用所需服务，因此在发出算力请求的过程中，需要将其算力需求进行量化，映射为实际所需的算力资源，从而可以充分感知边缘设备的需求，提高协同调度效率。

（二）算力路由

通过算力路由，实现对“网络+计算”的联合考虑，对算力不足的边缘计算节点提供拥有足够算力并且距离最近的节点提供服务。算力路由分为算力路由控制和算力路由转发两种技术，通过将网络、计算和存储等多维度资源进行整合，及时对边缘计算节点的服务进行感知与通告，帮助实现按需调度。算力路由控制会根据边缘计算节点的算力信息，生成具有算力感知的新型路由表，以此表示边缘计算节点的剩余计算能力；另外，还能根据边缘计算节点的请求，动态生成按需的算力调度策略，实现对算力网络的协同调度，帮助完成节点任务。算力路由转发利用网络路由协议对全网环境进行感知，将网络路径和算力相结合，选择最优节点提供服务。

（三）算力管理

边缘计算节点需要进行统一管理，以实现对网络和算力的监测和控制。因为边缘计算节点是灵活地存在于网络之中，会动态地增加、改变和减少，因此通过算力管理可以对节点进行注册、更新和注销；算力度量实现了对不同类型资源地统一抽象描述，而算力管理在此基础上形成算力能力模板，对算力设备的操作维护管理等提供标准的算力度量规则；算力管理通过对算力性能的实时监测，充分了解网络和算力的整体情况，以便对相应的路由通告策略进行管理等。

3.4.2计算设备不稳定

针对计算设备的不稳定性，我们提出一种使用自动控制的断电开关器实现设备断电重启的方法。当节点出现死机等故障时，远程控制系统会将其发现并把该节点的颜色会标记为灰色，那么后端程序会通过服务器自动发送电源重启指令，利用GSM或者蓝牙远程控制断电开关器重启故障设备的电源，使其恢复工作；若存在执行重启操作三次仍然不能恢复正常工作的故障节点，则远程控制系统会自动向后勤维修部门为其发送维修工单，通知后勤维修人员为该故障节点进行维修工作。从根源上解决该节点的故障，以减少重启的次数，帮助保护设备硬件并且让其更加稳定地进行计算。

## 3.5 本章小结

本章针对计算能力不足问题，我们提出采用算力感知网进行解决。利用CAN，我们将无处不在的网络连接为基础，通过服务的自动化部署、最优路由和负载均衡，构建算力感知的全新的网络基础设施，最终实现网络的无所不达及算力无处不在。

针对计算设备的不稳定性，我们提出一种使用自动控制的断电开关器实现设备断电重启的方法。通过自动重启故障设备的电源来识别其故障是否具有可自恢复性。对于可自恢复的故障进行恢复并记录，对于不可自恢复的故障进行报修处理，在最大限度维持设备稳定性的同时减少后勤维修人员的维修成本。

针对以上研究主题，我们建议可以对以下问题展开深入研究：

（一）为计算能力不足的节点提供算力协同调度，分担计算压力，帮助其完成计算任务，减少风险漏报的可能性;

（二）为无法进行工作的节点，提供远程电源自动重启与自动保修的服务，提升设备稳定性，减少后勤维修人员的维修成本。

可能创新技术如下：

（一）采用算力感知网络（CAN），从算力量化、算力路由和算力管理三个维度充分感知边缘设备的需求，动态生成按需分配的算力调度策略，提高协同调度策略;

（二）提出一种使用自动控制的断电开关器实现设备断电重启的方法，自动识别设备故障的可自恢复性并为其提供合理的解决方案，提高监控系统运行的稳定性，降低风险漏报率，减少后勤维修成本。

## 3.6 参考文献

1. Zhang X, Yang S, Zhang J, et al. Video anomaly detection and localization using motion-field shape description and homogeneity testing[J]. Pattern Recognition, 2020, 105: 107394.
2. Ding S, Qu S, Xi Y, et al. A long video caption generation algorithm for big video data retrieval[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 93: 583-595.
3. Fang Y, Zhang X, Yuan F, et al. Video saliency detection by gestalt theory[J]. Pattern Recognition, 2019, 96: 106987.
4. Shi W, Cao J, Zhang Q, et al. Edge computing: Vision and challenges[J]. IEEE internet of things journal, 2016, 3(5): 637-646.
5. Yi S, Hao Z, Zhang Q, et al. Lavea: Latency-aware video analytics on edge computing platform[C]//Proceedings of the Second ACM/IEEE Symposium on Edge Computing. 2017: 1-13.
6. Zhang H, Ananthanarayanan G, Bodik P, et al. Live video analytics at scale with approximation and delay-tolerance[C]//14th {USENIX} Symposium on Networked Systems Design and Implementation ({NSDI} 17). 2017: 377-392.
7. Jiang J, Ananthanarayanan G, Bodik P, et al. Chameleon: scalable adaptation of video analytics[C]//Proceedings of the 2018 Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication. 2018: 253-266.
8. Song M, Zhong K, Zhang J, et al. In-situ ai: Towards autonomous and incremental deep learning for iot systems[C]//2018 IEEE International Symposium on High Performance Computer Architecture (HPCA). IEEE, 2018: 92-103.
9. Zhang S, Du Z, Zhang L, et al. Cambricon-X: An accelerator for sparse neural networks[C]//2016 49th Annual IEEE/ACM International Symposium on Microarchitecture (MICRO). IEEE, 2016: 1-12.
10. Sun H, Shi W, Liang X, et al. VU: Edge computing-enabled video usefulness detection and its application in large-scale video surveillance systems[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 7(2): 800-817.
11. Chen T Y H, Ravindranath L, Deng S, et al. Glimpse: Continuous, real-time object recognition on mobile devices[C]//Proceedings of the 13th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. 2015: 155-168.
12. Zhang T, Chowdhery A, Bahl P, et al. The design and implementation of a wireless video surveillance system[C]//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. 2015: 426-438.
13. Hung C C, Ananthanarayanan G, Bodik P, et al. Videoedge: Processing camera streams using hierarchical clusters[C]//2018 IEEE/ACM Symposium on Edge Computing (SEC). IEEE, 2018: 115-131.
14. 雷波.打破云网边界 算力网络将从探索走向成熟[J].通信世界,2022(01):21-23.DOI:10.13571/j.cnki.cww.2022.01.007.
15. 姚惠娟,陆璐,段晓东.算力感知网络架构与关键技术[J].中兴通讯技术,2021,27(03):7-11.

# 第四章 总结

长输油气管道安防主要依靠人力巡检巡查，西气东输每年投入的人力巡护成本较高，为了响应国家油气体制改革要求，西气东输公司率先开展了“智能管道 智慧管网”的探索与建设，并在管道智能监控感知威胁态势方面取得了实质性的突破，本咨询项目主要聚焦以下三方面进行调研研究：

1、基于时序建模的视频动作检测与预测方法

调研基于视频流的动作检测和演化技术，并讨论针对识别管道智能监控视频中捕捉到的潜在威胁场景（如管道附近施工工地）进行动态时序建模来识别并预测其演化方向的可能性。

2、基于视频数据的场景结构化建模方法

将视频图像资源中用户关注的活动目标数据进行结构化解析,形成有价值的信息积累,可以提供特征检索、以物搜人、轨迹回放等应用功能，本主题首先调研目标视频数据结构化的主流实现方法，并针对管道智能监控感知场景进行建模，识别主要目标的结构化信息进行讨论。

3、面向大规模视频数据的智能边缘计算技术

在管道智能监控感知场景下，集中式云计算无法提供低时延、高效率的视频监控服务。基于此,考察分布式边缘计算模型在大规模视频流数据处理中的研究现状，并针对管道智能监控感知环境下，采用智能边缘计算技术，充分发挥终端设备算力，最大限度减少风险漏报的可能性与维持系统的稳定性，实现大规模视频数据处理的可能性。