doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.23.026

边缘计算环境中林草视频数据摘要汇聚策略

冯峻极[1]　许新桥[1]　王　辉[1]　谢宁波[1]　周庆宇[1]　张　明[1]　黄羽萱[1]　孙国栋[2]

(1. 国家林业和草原局信息中心, 北京 100714; 2. 北京林业大学信息学院(人工智能学院), 北京 100083)

摘要: 随着物联网(IoT)技术的快速发展,大量传感设备被部署到林草生态监测系统中,用于采集环境数据、动植物影像等生态信息。其中,视频数据因其直观性和信息量大,在林草生态监测中得到了广泛应用。然而,海量视频数据的实时传输对网络带宽、计算资源以及存储能力提出了严峻挑战,尤其在偏远林区、无人值守生态保护区等带宽受限的场景,传统云计算架构面临数据传输时延过长、网络拥塞、计算资源消耗过大等问题,难以满足对高效数据汇聚和快速分析的需求。因此,边缘计算作为云计算的延伸,提供了一种在靠近数据源的网络边缘执行计算任务的解决方案,在林草生态监测应用中尤为重要。在边缘计算环境下,如何在资源受限的前提下高效汇聚视频数据摘要,减少冗余数据传输、提高数据利用率,并兼顾数据传输时延与数据汇聚质量,是当前林草生态监测领域亟需解决的问题。因此,本文提出一种在边缘网络环境中进行林草生态视频数据摘要汇聚的方法,在用户给定的数据汇聚传输时延要求下,最大化数据摘要质量。本文将数据摘要汇聚问题建模为具有路径约束的非单调次模函数最大化问题,并设计了一种多项式时间复杂度的迭代贪心算法来求解。首先,基于非单调次模优化策略,在保证数据多样性的前提下,从边缘节点上筛选出最具代表性的视频数据摘要;然后,结合路径约束优化方法,确保所选边缘节点的数据摘要的传输满足给定时延约束,并采用迭代贪心算法优化数据汇聚过程,以提升数据质量和传输效率;最后,通过理论分析,证明了本文方法的有效性和可行性。为了验证所提方法的有效性,本文模拟了林草生态监测边缘计算环境,利用实地采集的动物视频数据集进行了实验测试。实验结果表明:该方法显著减少了生态视频数据的时空冗余,在满足传输时延要求的同时,提高了以数据多样性为性能指标的数据汇聚质量。该方法在资源受限的环境中有效平衡了传输延迟与数据质量,适用于林草生态监测边缘计算系统构建以及大规模生态监测数据管理。

关键词: 林草视频数据汇聚; 边缘计算; 数据摘要; 近似算法

中图分类号: TP393.09　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)23-0275-10　　**OSID**:

Aggregation Strategy of Forestry and Grass Video Data Summaries in Edge Computing Environment

Feng Junji[1]　Xu Xinqiao[1]　Wang Hui[1]　Xie Ningbo[1]　Zhou Qingyu[1]　Zhang Ming[1]
Huang Yuxuan[1]　Sun Guodong[2]

(1. *Information Center*, *National Forestry and Grassland Administration*, *Beijing* 100714, *China*
2. *School of Information Science and Technology* (*School of Artificial Intelligence*), *Beijing Forestry University*, *Beijing* 100084, *China*)

Abstract: With the rapid development of Internet-of-Things (IoT) technology, a large number of sensing devices have been deployed in forest and grassland ecological monitoring systems to collect environmental data, flora and fauna images, and other ecological information. Among these, video data, due to its intuitiveness and rich informational content, has been widely used in forest and grassland ecological monitoring. However, the real-time transmission of massive video data imposed severe challenges on network bandwidth, computational resources, and storage capacity. This challenge was particularly pronounced in bandwidth-constrained scenarios such as remote forest areas and unattended ecological reserves, where traditional cloud computing architectures suffered from excessive data transmission latency, network congestion, and excessive consumption of computing resources. These limitations

收稿日期: 2025-08-14　修回日期: 2025-10-21

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023XAGG0065)和国家林业和草原局林草资源数字化治理能力提升技术研究项目(XTZD2024-05-21)

作者简介: 冯骏极(1970—),女,高级工程师,主要从事林草信息化研究,E-mail: xxzx3@forestry.gov.cn

通信作者: 许新桥(1972—),男,教授级高级工程师,博士,主要从事林草信息化、生态经济和森林经营研究,E-mail: xxzx3@forestry.gov.cn

hindered efficient data aggregation and rapid analysis. Consequently, edge computing, as an extension of cloud computing, can provide a solution by enabling computational tasks to be executed closer to the data source at the network edge. This approach was particularly crucial in forest and grassland ecological monitoring applications. In an edge computing environment, a pressing challenge in forest and grassland ecological monitoring was how to efficiently aggregate video data summaried under resource constraints while reducing redundant data transmission, improving data utilization, and balancing data transmission latency with data aggregation quality. At present, both academia and forestry industry lack research on this issue. Therefore, a video data summarization and aggregation method in edge network environments was proposed, which aimed to maximize the quality of data summaries while meeting user-defined data aggregation and transmission delay requirements. The data summarization and aggregation problem was formulated as a non-monotonic submodular function maximization problem with path constraints. To solve this problem, an iterative greedy algorithm with polynomial time complexity was designed. Firstly, based on a non-monotonic submodular optimization strategy, the most representative video data summaries from edge nodes were selected while ensuring data diversity. Nextly, a path-constrained optimization method was applied to guarantee that the selected data summaries from edge nodes complied with the given transmission delay constraints. The iterative greedy algorithm was then used to optimize the data aggregation process, enhancing both data quality and transmission efficiency. Finally, theoretical analysis was conducted to prove the effectiveness and feasibility of the proposed method. To evaluate the effectiveness of the proposed method, a simulated forest and grassland ecological monitoring edge computing environment was established, and experiments were conducted by using a real-world wildlife video dataset. The experimental results demonstrated that the proposed method significantly reduced the spatiotemporal redundancy of ecological video data while ensuring that transmission delay requirements were met. Additionally, the method improved data aggregation quality, with data diversity used as the performance metric. The proposed method effectively balanced transmission delay and data quality in resource-constrained environments, making it suitable for the construction of forest and grassland ecological monitoring systems based on edge computing and large-scale ecological monitoring data management. The research result can provide an important and practical solution for improving the efficiency of ecological video data transmission and analysis.

Key words: aggregation for forest and grass video data; edge computing; data summarization; approximation algorithm

0 引言

物联网(Internet of things,IoT)是指通过网络将各种物理设备、传感器、软件和其他技术相互连接,形成的一个数据交换与共享的网络系统;物联网的核心思想是让“物体”彼此之间以及与网络系统进行通信,从而实现设备自动化、智能化和远程管理[1]。物联网技术的快速发展使得收集大量环境监测数据成为可能,为森林和草原监测应用提供了重要支持。在这一领域,传统的数据汇聚方法通常将原始传感器数据直接传输到云服务器进行存储,进而完成基于云计算的数据分析[2]。近年来,国家林业和草原局不断加强林草生态感知网络系统建设,通过广泛部署物联网传感器,捕捉环境温度、相对湿度、土壤含水量以及其他生态变量,监测珍稀野生动物的活动和栖息地状态,为生物多样性保护提供了丰富的数据支撑。

然而,随着越来越多的分布式物联网设备接入省级、国家级林草生态监测平台,网络基础设施负担加重,对网络传输带宽和云存储能力的需求也相应提高。针对一些时间敏感但带宽受限的任务,云计算无法满足其实时性、可靠性需求,这些问题在偏远和资源受限的环境中尤为突出。因此,对于高效地汇聚海量林草生态监测数据,面临巨大挑战。近年来,边缘计算作为一种新兴的解决方案得到了广泛关注,其通过为边缘设备提供一定的计算、存储和通信能力,将一部分任务转由边缘侧处理,可显著减少数据远程传输需求、降低延迟,特别适用于带宽受限或时间敏感的应用场景,为高效汇聚林草生态监测数据带来机遇[3-4]。

目前,边缘计算在林草监测中的应用主要集中于森林防火、生态环境监测、野生动物、林木及农作物等病虫害监测等方面。例如,在树木与土壤生态监测中,研究人员通过在树木和土壤周围埋入具有计算能力的传感器节点,提出具有边缘计算能力的混合架构,实现对树木健康和生长状况的实时监测[5]。在森林火灾应急监测中,有研究利用无人机在火灾现场收集数据并提供边缘计算服务,通过计

算火灾蔓延速度和距离确定需重点提供计算服务的区域，显著提升了系统响应速度[6]；另有研究设计基于边缘计算的森林火警监测系统，利用森林监测站的边缘计算设备直接执行火灾监测的图像处理任务，进一步提高了火灾检测和预警的实时性[7]。在野生动物精准监测领域，研究人员在嵌入式设备上部署机器学习模型，来检测动物或分析动物行为，验证了边缘计算技术可行性[8-9]；也有研究人员把搭载光电吊舱和算力的无人机作为可移动的边缘感知设备，实现更广阔地域中的野生动物监测[10]。相关团队把改进的 YOLO v4、YOLO v5s 模型部署在边缘计算设备上，实现了天牛的检测与计数[11]、水稻病害监测[12]、落叶松毛虫侵害树木检测[13]，极大提升了植物病害远程监测的实时性。

尽管现有研究在林草监测场景中结合边缘计算取得了一定成果，但在高效汇聚大规模林草监测数据方面，仍缺乏通用且有效的解决方案。在典型的森林和草原监测场景中，传感器和边缘网络节点多由电池供电，且受环境条件限制，通信带宽往往较为有限，边缘网络链路存在不可忽视的通信延迟，此外，由于感知设备的密集部署以及事件的稀疏分布特性，海量监测数据中常存在显著的时空冗余。这些因素共同使得对大规模、多源、多时序数据的高效处理成为亟待解决的挑战。面对这些挑战，边缘计算的优势在于可以在数据源头附近处理数据，从而降低传输负担。然而，如何在边缘侧提取有价值的信息来优化数据传输质量并提高数据汇聚效率，依然是林草监测数据管理的一个核心难题。数据汇聚的核心操作之一是获得高质量数据摘要，即通过对数据进行评估与比较，提炼出简洁而有代表性的信息，为决策制定、模式识别和趋势分析提供支持[14]。

数据摘要研究工作主要聚焦于文本及图像数据摘要的高效自动生成[15-18]，以关键词提取为核心任务，满足文本挖掘、语料库构建等需求。近几年，随着大量视频数据的涌现，视频数据摘要技术受到广泛关注[19-21]，其主要任务是提取关键视频帧。尽管已有研究在数据摘要质量优化方面取得了进展，但它们大多研究中心计算环境中无约束或线性约束的优化策略，这种模式并不适用于林草监测视频数据汇聚的实际情况。首先，在林草数据汇聚场景中，将所有数据传输到云端中心服务器进行处理会消耗大量的系统带宽和能量；其次，如动物跟踪、林火预警等应用对数据汇聚时延有特定要求，而网络传输时延约束的非线性特征给摘要生成带来很大挑战。

如何在林草监测系统边缘侧高效地获取视频监测数据的摘要，是一个尚未被充分探索的新问题，在林草信息化领域具有重要实践意义。为此，本文提出一种从边缘侧汇聚林草视频数据摘要的一般性方法。该方法基于非单调次模函数优化框架，考虑用户时延要求，在数据收集边缘侧生成精简且具有代表性的数据摘要，显著减少数据时空冗余，进而降低网络传输负载、提升应用实时性。

1　系统模型与问题描述

1.1　系统模型

林草监测物联网系统的典型结构如图 1 所示，感知设备、边缘节点、基站（网关）构成一个连通的多跳无线通信网络，基站通过互联网与云端用户建立双向连接。即使在无数据传输的情况下，边缘节点仍会周期性地向基站发送短字节心跳包，以维持边缘网络拓扑的稳定性并更新链路状态信息。红外相机等视频传感设备把数据发送至邻近的边缘节点，如果感知设备具备足够的算力和通信能力，其自身亦可作为边缘节点参与边缘网络组网。

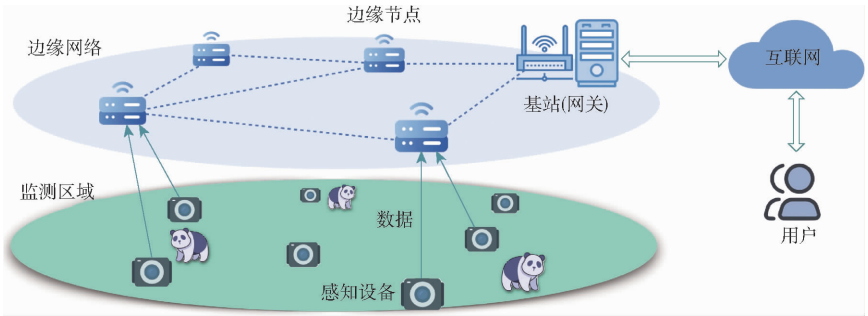

图 1　林草监测场景下的物联网边缘计算架构

Fig. 1　Architecture of edge computing in typical forest and grass monitoring IoT applications

新数据抵达边缘节点后，经过降噪处理、格式归一化等预处理流程，随后通过场景相似性分析或目标运动检测模型等方式提取关键视频帧集合，构成本地数据摘要，并运用哈希编码或主成分分析等方法生成对应的摘要特征向量（该向量远小于本地数据摘要，仅为视频帧大小的 10^{-4} ~ 10^{-3} 量级），通过把特征向量嵌入到心跳包的方式通知基站新数据的到达。因此，基站能够实时记录当前哪些边缘节点

上有最新的本地数据摘要。如图 2 所示,一旦用户对基站发起数据摘要汇聚任务,基站即可根据边缘节点汇报的特征向量,来选择合适的边缘节点;图 2 示例中,基站选择了边缘节点 A 和节点 C,并向它们发送数据摘要汇聚请求,节点 A 和节点 C 随后将本地数据摘要发送至基站 R,进而汇聚出一份全局数据摘要返给用户。

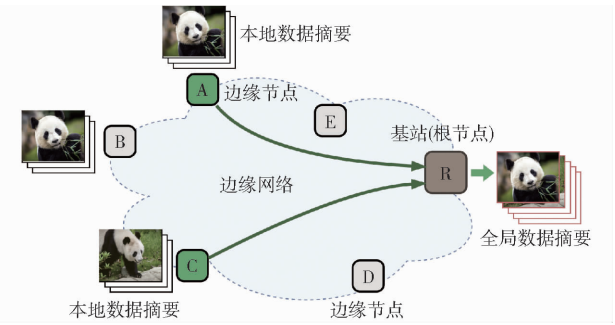

图 2 边缘网络数据摘要汇聚示例

Fig. 2 Illustration of aggregating data summaries over edge network

由于无线信号的广播特性,每个边缘节点能够连接多个感知设备,每个感知设备也可能同时连接到多个边缘节点,位置邻近的同频段链路干扰会抑制并发通信,从而显著降低网络吞吐量或增加网络传输时延。同时,由于成本限制,边缘节点通常仅配置一套无线收发模块,无法同时从多个发送端接收数据,接收操作必须在时间上错开,引起等待延迟。此外,无线信号本身的不可靠性会导致数据丢失并触发重传,而重传数据要重新等待或竞争无线信道,这进一步增加了传输时延。以链路带宽为 11 Mb/s 的 Wi-Fi(IEEE 802.11)通信机制为例,在由 40 个边缘节点组成的多跳网络中,若每个边缘节点收集了 10 Mb 数据,将所有边缘节点上的数据发送至基站大约需要 230 s[22];若采用生态监测领域常用的带宽为 250 kb/s 的 ZigBee 网络,网络传输时延将急剧增加。在实际的林草监测物联网系统部署中,为了延长系统服务周期,网络设备通常以占空比方式工作,在休眠时间内无法传输数据,进而增加了数据传输的等待时间。因此,数据从边缘节点汇聚到基站的传输时延,是时间敏感型数据摘要汇聚任务必须要考虑的现实因素。给定无线网络的拓扑结构、通信带宽和信道噪声分布特征,通常可以通过周期性心跳包或者感知数据的收发来估计单条链路的传输质量或传输时延[22-23],因此本文假定边缘网络中每条通信链路完整发送一个数据单元的时延期望是已知的,这为估算数据的传输时间代价提供了基础。

1.2 问题描述

与已有的基于中心服务器的数据摘要研究不同,本文针对林草监测系统中具有时延约束的数据摘要汇聚问题进行研究。设所有边缘节点构成集合 Ω,边缘节点 i 和 j 之间通信链路的延迟记为 $d_{i,j}$。假定当前只有 $E\subseteq\Omega$ 中的边缘节点在本地有新的数据摘要。如果选定一个边缘节点子集 $S\subseteq E$,则可以构建一棵包含 S 中节点、以基站为根节点的路由树,其中边的权值表示对应链路在多跳网络中的期望延迟,路由树中所有边的延迟之和的最小值记为 $\rho(S)$,来表示汇聚 S 中所有边缘节点本地数据摘要的最小期望延迟,其中 ρ 表示最小时延传输算法。基于此,本文提出的数据摘要汇聚问题可描述为:找到 E 的一个子集 $S^*\subseteq E$,使得 $f(S^*)$ 的值最大,同时,传输延迟满足用户给定的时限 c。该问题可以形式化地表示为

$$S^* = \arg\max_{S\subseteq E}\{f(S)\mid\rho(S)\leqslant c\} \tag{1}$$

在数据摘要生成的实际应用中[24-26],通常依据互信息理论来设计目标函数 $f(S)$。互信息是一类度量方法,其基本形式为:$I(S;\Omega\backslash S)=h(\Omega\backslash S)-h(\Omega\backslash S\mid S)$,其中,$h$ 是熵函数。互信息能够评价用可观测数据 S 推断未被观测到的数据 $\Omega\backslash S$ 的可靠程度;互信息值越大,说明观测到的数据代表性就越强、价值越大。互信息函数是一类典型的非单调次模函数[27]。本文在实验评价部分,面向动物监测视频应用,提出了一个具体的、基于互信息的数据摘要评价函数。

综上,本文提出的问题包含了两个优化问题:如何找到 S,使得 $f(S)$ 最大;给定 S,如何确定将数据从 S 传输到基站的最小时间代价。前者是非单调次模函数最大化问题,后者是路径代价最小化问题,两者都是 NP-hard 问题[27-28],在多项式时间内无法找到最优解,只能得到近似解。另一方面,本文提出的数据摘要汇聚问题的求解难度还在于:路径代价最小化是问题的约束,次模最大化是问题的优化目标,两者相互耦合,不能单独求解。

2 数据摘要汇聚算法

本文提出了一个具有多项式时间复杂度的贪心算法 NSMRC(Non-monotone submodular maximation with route constraint),来求解边缘侧林草数据摘要汇聚问题。NSMRC 算法的研究思路如下:首先,证明优化问题(式(1))中的路由延迟约束是一种 k-系统,进而将该问题转化为 k-系统约束的非单调次模最大化问题[29];其次,使用两阶段优化框架[30],完成 NSMRC 算法设计;最后,从理论上界定 NSMRC 算法的近似比和时间复杂度。

2.1　算法设计

如图 3 所示，NSMRC 算法总体上是一个贪心迭代过程，每个迭代过程包括两个阶段，每个阶段对应着一次优化求解。在 NSMRC 算法的初始化阶段，初始化一个空集族 $\mathscr{T}$，用来存储算法迭代过程中边缘节点子集的选择结果；Ω 是所有边缘节点的集合。NSMRC 算法迭代 k 次，k 的上界是 $|\Omega|$，用 Ω 初始化 S_1，其表示当前尚未被访问的边缘节点。NSMRC 算法的基本思想是：在每次迭代中，无重复地选择 Ω 的一个子集 T，使得目标函数值 $f(T)$ 在满足代价约束的前提下尽可能大，把 T 加入集族 $\mathscr{T}$；k 次迭代结束后，返回 $\mathscr{T}$ 中目标函数值最大的元素（即 $T^* \subseteq \Omega$）作为算法的解。下面详细描述 NSMRC 算法在第 i 次迭代中每个阶段的具体执行过程。

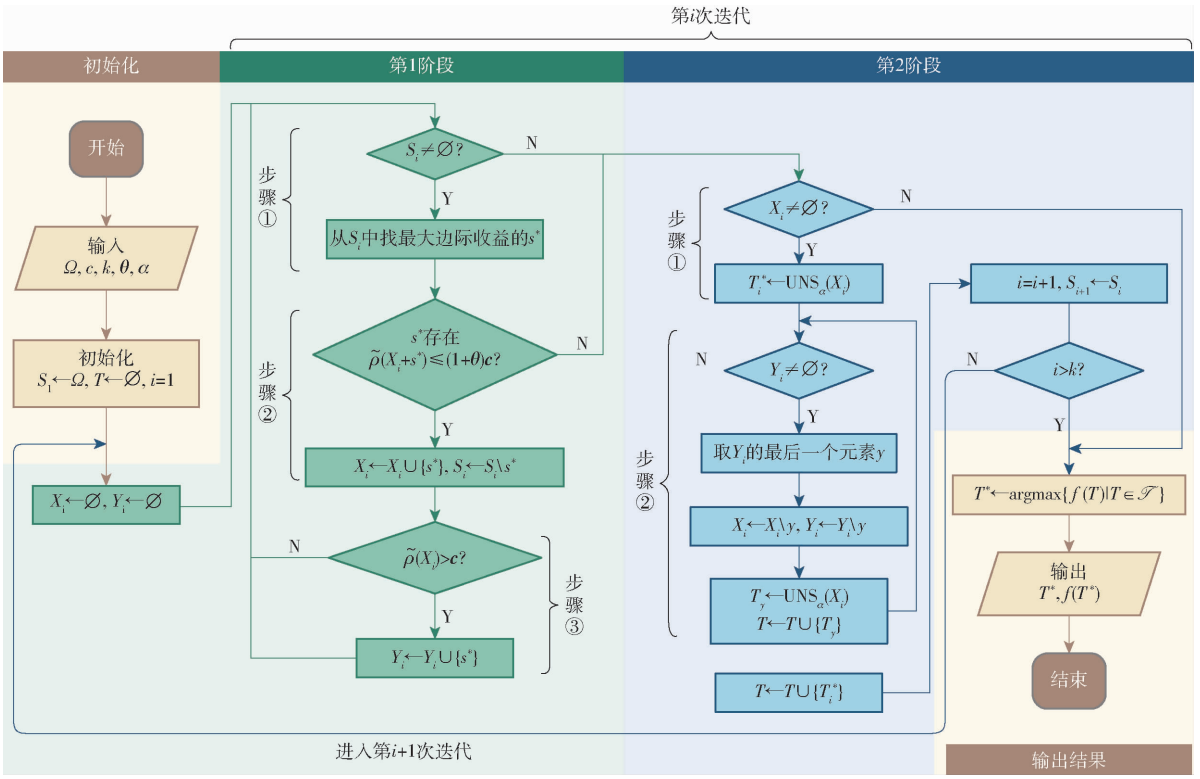

图 3　NSMRC 算法流程图

Fig. 3　Flowchart of proposed algorithm NSMRC

（1）松弛约束下求解

第 1 阶段的求解是一个贪心迭代过程，在当前未被选择过的边缘节点集合 S_i 中，不断选择节点加入集合 X_i，直至给定的松弛约束条件被破坏或者 S_i 中所有节点都被选出，然后进入 NSMRC 算法的第 2 阶段。第 1 阶段的关键步骤描述如下：①给定节点集合 X_i 和节点 $s \notin S_i$，s 能为 X_i 带来的边际增益定义为：$f(X_i \cup \{s\}) - f(X_i)$。该步骤逐一检查 S_i 中所有节点，挑选出能够带来最高边际增益的节点 s^*。②如能够选出 s^*，使用一个近似比为 $(1+\theta)$ 的多项式时间近似算法 $\hat{\rho}$ 来替代最优算法 ρ，以验证路由树的总延迟是否低于约束值 $\boldsymbol{c}$；其中，$0<\theta<1$。在第 1 阶段中，约束从 $\boldsymbol{c}$ 松弛到 $(1+\theta)\boldsymbol{c}$，由 $\hat{\rho}$ 评估路由成本是否超过 $(1+\theta)\boldsymbol{c}$。如果成本保持在放宽的预算之内，s^* 将被从 S_i 移动到 X_i 中，然后进入步骤③；否则，第 1 阶段结束并且进入第 2 阶段。③判断满足松弛约束的边缘节点集合 $X_i \cup \{s^*\}$ 是否超出了原有的预算约束 $\boldsymbol{c}$；如超出，则把 s^* 放入序列 Y_i 的末尾；否则，返回步骤①。

第 1 阶段在循环结束后输出 X_i 和 Y_i。Y_i 是一个序列，仅存储超出预算 $\boldsymbol{c}$ 但不超过松弛约束 $(1+\theta)\boldsymbol{c}$ 的节点。阶段 1 的循环是在松弛约束下最大化目标函数 f，因此，由 X_i 计算出的 $\hat{\rho}(X_i)$ 值可能大于用户的延迟预算 $\boldsymbol{c}$，但超出预算的部分仍可以保持在 $\theta\boldsymbol{c}$ 以下，因而是有界的。

（2）无约束的最大化求解

当第 1 阶段结束且 $X_i \neq \varnothing$，NSMRC 算法进入第 2 阶段。由于目标函数 f 的非单调性，该阶段的目的是从 X_i 中找出一更好的子集 $T^* \subseteq X_i$，即 $f(T^*) \geqslant f(X_i)$，并把它加入集族 $\mathscr{T}$。第 2 阶段的关键步骤如下：① 首先使用一个无约束的非单调次模优化程序（记为 UNS_α）从 X_i 中找到一个子集 T^*。UNS_α 可以是任意无约束非单调次模函数最大化求解器，只需保证它的近似比 $\alpha<1$ 即可。在本文中，UNS_α 由

文献[31]中提出的确定性算法实现,该算法可在 $\mathcal{O}(n)$ 时间内得到 $\alpha=\frac{1}{3}$ 的近似解。由于 X_i 可以满足预算约束,其子集 T^* 也能够满足该约束。②由于 f 的非单调性,T_i^* 不一定就是全局最优解,甚至不是一个更好的局部最优解。因此,在当前步骤尝试缩减 X_i。缩减的方法是:在 X_i 中逐步移除已经在 Y_i 中记录的节点,直至 Y_i 中的所有节点都被访问(访问后移除)。具体地,每次访问 Y_i 中最后一个节点 y 时,计算 $\mathrm{UNS}_\alpha(X_i\backslash y)$,并把输出的节点子集 T_y 存入集族 $\mathcal{T}$。

NSMRC 算法第 i 次迭代在 $i>k$ 或第 2 阶段的输入 $X_i=\varnothing$ 时结束,然后,NSMRC 将立即扫描集族 $\mathcal{T}$ 中保存的所有元素(边缘节点子集),最后,返回一个目标值最大的子集 T^*。

2.2 算法性能分析

首先证明本文所提出的问题是一个具有 k-系统约束的非单调次模最大化问题。给定一个计算系统 $(\Omega,\mathcal{I}\subseteq 2^\Omega)$,当且仅当存在一个整数 k,使得对于任意两个基 B_1 和 B_2,都满足 $|B_1|/|B_2|\leqslant k$,该计算系统被称为 k-独立系统(简称 k-系统)。本文 NSMRC 算法对应的计算系统表示为 $\mathcal{I}_\rho=\{S\mid S\subseteq\Omega,\rho(S)\leqslant \boldsymbol{c}\}$,考虑任意子集 $T\subseteq S$,都满足 $\rho(T)<\rho(S)$,所以 $\mathcal{I}_\rho$ 是一个独立系统。又因为,对于 $\mathcal{I}_\rho$ 的任意两个基,它们的大小(包含元素的数量)都必定是大于 1 的常数,否则就会有 $\rho(\{s\})>\boldsymbol{c}$,但这不符合实际情况。因此,$\mathcal{I}_\rho$ 的任意两个基的大小之比,必然小于某个常数 k。即本文算法对应的计算系统是一个 k-系统。

文献[29]已证明 k-系统的一般性迭代算法的近似比是 $\dfrac{k}{\left(1+\dfrac{1}{\alpha}\right)(k+1)^2}$,其中,$\alpha$ 是迭代过程中无约束非单调次模函数优化算法的近似比,在 NSMRC 算法中,α 对应 UNS_α 算法的近似比。在具体实现中,NSMRC 算法采用了一个 $\alpha=\frac{1}{3}$ 的算法,因此,NSMRC 算法可以实现至少 $\dfrac{k}{4(k+1)^2}\approx\dfrac{1}{4k}$ 的近似比。因为路由生成过程的 NP 复杂性,无法为 NSMRC 算法找到一个计算路由树延迟代价的多项式时间最优解,因此,NSMRC 算法使用近似算法 $\tilde{\rho}$ 替代最优算法 ρ,$\tilde{\rho}$ 的近似比是 $(1+\theta)$,所以,NSMRC 算法在第 1 阶段中的解超预算量最多是 $\theta\boldsymbol{c}$。综上,NSMRC 算法能够在延迟预算超出量不多于 $\theta\boldsymbol{c}$ 的情况下,生成的数据摘要的价值不低于最优解的 $\frac{1}{4k}$。

NSMRC 算法第 1 阶段中的循环,当 S_i 为空或超出松弛后的约束时停止,该阶段最多需要 $|S_i|^2$ 次调用。在第 2 阶段中,UNS_α 将被调用 $|Y_i|$ 次,每次调用 UNS_α 都需要将所有已选择的元素进行一次遍历,因此第 2 阶段的时间复杂度不会大于第 1 阶段。因此,本文提出的 NSMRC 算法的渐近时间复杂度不超过多项式复杂度 $\mathcal{O}(kn^2)$,在理论上保证了 NSMRC 算法的可部署性。

3 实验

本文通过模拟的边缘计算环境并采用真实林草监测数据集来评价 NSMRC 算法性能。由于目前尚无边缘计算环境下数据摘要汇聚的相关研究工作,本文提出了两个启发式基准算法:Rand 和 rMax。Rand 算法是一种随机算法,不考虑目标函数的次模性质,持续随机选择边缘节点来扩展集合 S,直到其对应的传输时间代价超出用户时延预算。rMax 是一种启发式迭代贪心算法,在每次迭代中选择边际增益最大的边缘节点,直至代价超出时延预算或收益率降为负值。rMax 的贪心原则是在每一步迭代中最大化增益与成本的比率,这是目前次模优化问题求解的主流方法,在无约束及线性约束下均可达到常数近似比,因此,以 rMax 作为参照,能够展示本文算法在复杂约束场景中的先进性。

3.1 边缘网络设置与数据集

本文使用真实林区环境的大熊猫(giant panda)、羚羊(antelope)、东北虎(amur tiger)3 种野生动物的视频数据集评价 NSMRC 算法。东北虎视频数据由地面部署的红外相机以及无人机拍摄,每个地面监测点位有 1 或 2 台红外相机,相机布设距地高度为 1.0~2.0 m 之间;大熊猫和羚羊视频数据完全由无人机采集;无人机仿地飞行高度约 100 m。在实验中,使用出现动物目标的视频片段 122 段,其中大熊猫 52 段、东北虎 28 段、羚羊 42 段。视频分辨率为 1 080 像素,每秒 30 f,单段视频时长 10~75 s。图 4 展示了数据集中视频帧的示例(第 1 行为大熊猫,第 2 行为东北虎,第 3 行为羚羊),以第 1 行大熊猫的 4 个视频帧为例,右侧两个视频帧中大熊猫目标的位置、数量、姿态等信息变化并不明显,由此可见,通过数据摘要来消除时空冗余是必要的。

本文搭建边缘网络仿真环境来评价提出的算法的性能,在仿真过程中把实地采集的视频数据嵌入虚拟的边缘节点,模拟相机等视频感知设备发送视频片段至边缘节点的行为。边缘节点采用结构化测



图 4　动物视频数据集中视频帧示例

Fig. 4　Example of frames of animal video dataset

量算法 SSIM[32]（Structural similarity index measurement）来生成本地数据摘要，并使用 Python 工具包 videohash[33] 为该摘要计算一个 64 位特征向量。SSIM 算法以更接近人类视觉系统的方式，比较图像的亮度、对比度、结构 3 个方面的统计特征，也可以用来比较等长向量的相似度。边缘网络初始化时，每条链路发送一个视频单元的延迟在 1 到 200 个时间单位之间均匀随机分配，用户给定的延迟预算 $\boldsymbol{c}$ 设置为 400 个时间单位。边缘网络的规模分别设置为 100、200、300 个节点。在基站启动数据汇聚任务后，使用经典的 2-近似算法 KMB（Kou－Markowsky－Berman）算法[34] 生成一棵以基站为根节点的最小延迟路由树。随后，根节点把边缘节点选择信息沿路由树反向发布至相应的边缘节点，在实验中路由树深度（叶子节点到根节点的跳数）均值为 2.5 跳，只有被选中的边缘节点会将数据发送到根节点。在实验中，路由树构建时间忽略不计，因为在边缘网络中，路由树的构建仅需从根节点扩散一个短报文即可，相对于数据汇聚操作而言耗时很短。

本文判断边缘节点子集 S 本地数据摘要信息量的公式为

$$f(S)=\sum_{i\in E}\max_{j\in S}v_{i,j}-\frac{\mu}{|E|}\sum_{i\in S}\sum_{j\in S}v_{i,j} \tag{2}$$

其中，E 是产生新的本地数据摘要的边缘节点集合，S 是 E 的子集，表示被选择的边缘节点集合。$v_{i,j}$ 表示来自边缘节点 i 与 j 本地数据摘要特征向量的相似度，也由 SSIM 算法计算得到。μ 为拟合的控制参数。公式（2）的第 1 项计算视频帧集合的覆盖性能，第 2 项计算其多样性；$-\frac{\mu}{|E|}$ 是平衡覆盖性和多样性的系数，μ 在实验中设置为 50。在 E 给定的情况下，选出的边缘节点子集 S 越大，表示数据多样性的 $\sum_{i\in S}\sum_{j\in S}v_{i,j}$ 的值就越大，但需要的传输时间也就越长。因此，系数 $-\frac{\mu}{|E|}$ 在实验中也能起到平衡视频摘要质量与传输时延的作用，避免目标函数值过快增长，从而避免过早破坏约束条件而陷入局部最优解。

公式（2）定义的函数广泛用于视频数据摘要、数据聚类、数据覆盖度和数据多样性建模[35－41]。容易证明该函数是非单调次模函数，符合本文提出的优化算法的应用场景。

3.2　实验结果分析

表 1 展示了在边缘网络包含 100 个边缘节点的情况下，3 个算法汇聚的数据摘要的对比情况。可以看出，给定相同的视频片段，NSMRC 算法输出的数据摘要总是包含数量最少的视频帧，但平均每个视频帧的评分却最高，这说明 NSMRC 算法能够筛选出信息量更丰富、代表性更强的数据帧。图 5（注：使用东北虎视频数据集，圈中编号为仿真实验中节点编号，T－x 为专家确认的虎个体编号）展示了在东北虎视频片段上，3 种算法输出的数据摘要中视频帧的细节对比，图中由 A、B、C 标识的 3 类边缘节点到基站的距离（跳数）分别为 1、2、3 跳。Rand 算法由于随机选择边缘节点且不考虑帧的信息量，一旦选到距离基站远、传输时延高的节点，剩余的时延预算便难以支持继续选择更多其他边缘节点。rMax 虽然考虑了数据的信息量，但同样忽略了传输路由的时延代价，因此其覆盖的监测点位通常少于 NSMRC。若视频摘要的下游应用为动物个体识别及其空间分布分析，则 NSMRC 生成的数据摘要显然更具实用价值。

表 1　视频数据摘要大小（相对于原始视频数据帧总量的百分比）及其评分（目标函数值）

Tab. 1　Comparison of video summary size（as a percentage of original video size）and score（objective function value）

动物类型	数据摘要大小/%			评分		
	NSMRC	Rand	rMax	NSMRC	Rand	rMax
大熊猫	10.1	11.2	14.1	4.61	2.88	2.82
东北虎	5.0	10.9	13.1	13.25	3.07	1.61
羚羊	10.0	11.7	14.6	4.10	2.25	2.24

图 6 展示了 100 个边缘节点情况下，3 类动物视频的数据摘要总体评分情况。对比 NSMRC 算法和两个基准算法，NSMRC 算法总能达到最好的数据摘要评分（定义为目标函数值），即可以获得更有价值的数据帧，尤其是对于东北虎监测场景，NSMRC 算法获得的评分是基准算法的 2 倍和 3 倍。另外，相对于两个基准算法，NSMRC 在 3 类动物视频的摘要生成中表现也更稳定。

图 7 展示了在边缘网络包含 100、200、300 个边缘节点的情况下 3 种算法的评分结果。可以看出，



图 5 3 个算法生成的视频数据摘要节选示例

Fig. 5 Examples of tiger video data summaries from three algorithms

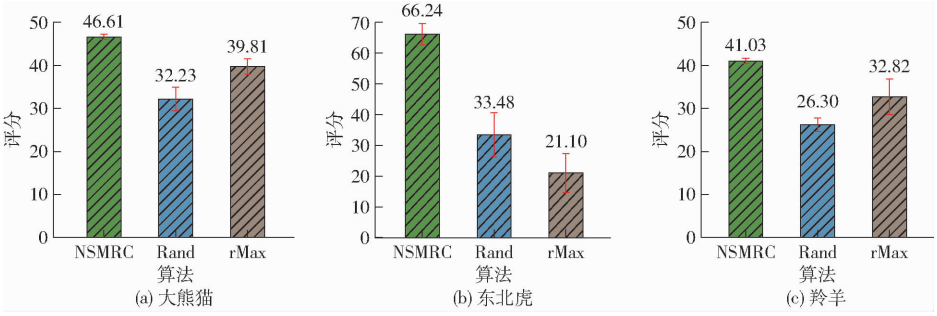

图 6 3 种动物视频监测数据摘要评分(目标函数值)比较

Fig. 6 Comparison in score (objective function value) of video data summaries for three species of animals

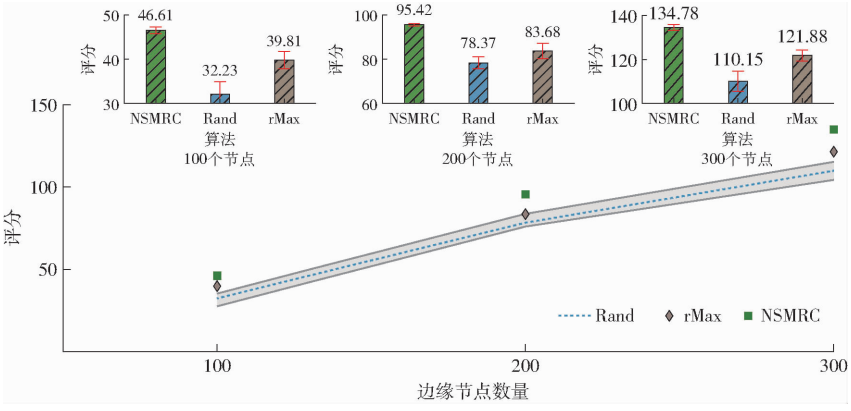

图 7 在不同边缘网络规模下 3 种算法生成的数据摘要评分(使用大熊猫视频数据集)

Fig. 7 Comparison in score (objective function value) of three algorithms under different scales of edge network with giant panda video dataset

随着可用的边缘节点数量增加,能够处理的视频数据量也相应增加,数据摘要结果的评分也就越高,3 个算法的分数都为提高的趋势。例如,在 100 个边缘节点的情况下,NSMRC 算法获得 46.61 的评分,而在 300 个边缘节点的情况下,评分为 134.78,几乎是前者的 3 倍。上述对比表明,更多的边缘节点可以带来更大的搜索空间和数据多样性,因此可以提升数据摘要的价值。另外,从图 7 的 3 个子图可

以看出，在不同的边缘网络规模下，本文提出的 NSMRC 算法都优于两个基准算法。

4　结束语

在林草监测物联网的数据汇聚中，在边缘侧获取数据摘要至关重要。它不仅能够减轻网络传输和计算资源的负担，还可以提高数据的质量和实时性。本文提出了时延预算约束下边缘侧林草监测视频数据摘要汇聚问题，并提出了一种基于次模优化的贪心算法 NSMRC，在给定时延限制下最大化数据摘要的效用。理论分析表明，NSMRC 算法能够在有限的超额预算下实现对最优解的常数近似，从而有效平衡了数据摘要质量和用户时延需求。本文采用动物监测视频数据集进行了实验验证，实验结果表明了 NSMRC 算法在林草视频数据摘要汇聚中的有效性和潜在应用价值。本文提出了一种通用的优化方法，用于在边缘计算环境中处理具有复杂约束的非线性优化问题，高效地汇聚林草视频数据摘要。

参　考　文　献

[1] 孙其博，刘杰，黎羴，等. 物联网：概念、架构与关键技术研究综述[J]. 北京邮电大学学报，2010，33(3)：1－9.
Sun Qibo，Liu Jie，Li Shan，et al. Internet-of-Things：summarize on concepts，architecture and key technology problems[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications，2010，33(3)：1－9.（in Chinese）

[2] Atzori L，Iera A，Morabito G. The internet of things：a survey[J]. Computer Networks，2010，54(15)：2787－2805.

[3] Kong Linghe，Tan Jinlin，Huang Junqin，et al. Edge-computing-driven internet of things：a survey[J]. ACM Computing Survey，2022，55(8)：1－41.

[4] 薛飞跃，周玉玲，李俊凯，等. 智慧养殖农业物联网与边缘计算中大模型技术应用综述[J]. 农业机械学报，2025，56(9)：291－311.
Xue Feiyue，Zhou Yuling，Li Junkai，et al. Application of foundation model technology for smart farming in edge computing and agricultural internet of things (Agri－IoT)[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2025，56(9)：291－311.（in Chinese）

[5] Sharma M，Rastogi R，Arya N，et al. LoED：LoRa and edge computing-based system architecture for sustainable forest monitoring[J]. International Journal of Engineering Trends and Technology，2022，70(5)：88－93.

[6] 鲜永菊，左维昊，汪洲，等. 面向林火监控的无人机位置部署策略[J]. 北京邮电大学学报，2024，47(5)：1－7.
Xian Yongju，Zuo Weihao，Wang Zhou，et al. Research on development strategy of UAV location for forest fire monitoring[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications，2024，47(5)：1－7.（in Chinese）

[7] 张科，叶影，张红. 基于边缘计算的森林火警监测系统[J]. 大数据，2019，5(2)：79－88.
Zhang Ke，Ye Ying，Zhang Hong. Forest fire monitoring system based on edge computing[J]. Big Data Research，2019，5(2)：79－88.（in Chinese）

[8] Yu Hui，Amador G J，Cribellier A，et al. Edge computing in wildlife behavior and ecology[J]. Trends in Ecology & Evolution，2024，39(2)：128－130.

[9] Lekhadia S，Ghoniya P，Reddy S B V，et al. An edge computing approach for real-time wildlife dection and alert system using YoloV8 on raspberry Pi 5[J]. International Journal of Engineering Research & Technology，2025，14(8)：1－5.

[10] 阎婧宇，谢永华. 基于 YOLOv7－Tiny 算法的无人机实时跟踪野生动物方法[J]. 野生动物学报，2024，45(2)：251－261.
Yan Jingyu，Xie Yonghua. Real time tracking of wild animals using onmanned aerial vehicles based on YOLOv7－Tiny algorithm[J]. Chinese Journal of Wildlife，2024，45(2)：251－261.（in Chinese）

[11] 孙丰刚，王建丽，季英超，等. 基于机器视觉的松林天牛远程智能监测系统[J]. 农业工程学报，2023，39(17)：190－198.
Sun Fenggang，Wang Jianli，Ji Yingchao，et al. Remote intelligent monitoring system for pine forest longicorn beetles based on machine learning[J]. Transactions of the CSAE，2023，39(17)：190－198.（in Chinese）

[12] 周成，陈章彬，杜雅刚，等. 面向边缘计算的水稻病害检测方法与装置研究[J]. 农业机械学报，2025，56(4)：353－362.
Zhou Cheng，Chen Zhangbin，Du Yagang，et al. Development of rice disease detection methods and devices for edge computing[J]. Transactions of the Chinese Society for Argricultural Machinery，2025，56(4)：353－362.（in Chinese）

[13] 林文树，张金生，何乃磊. 基于改进 YOLO v4 的落叶松毛虫侵害树木实时检测方法[J]. 农业机械学报，2023，54(4)：304－312，393.
Lin Wenshu，Zhang Jinsheng，He Nailei. Real-time detection method of dendrolimus superans-infested *Larix gmelinii* trees based on improved YOLO v4[J]. Transactions of the Chinese Society for Argricultural Machinery，2023，54(4)：304－312，393.（in Chinese）

[14] Ahmed M. Data summarization：a survey[J]. Knowledge and Information Systems，2019，58(2)：249－273.

[15] Jangra A，Mukherjee S，Jatowt A，et al. A survey on multi-modal summarization[J]. ACM Computing Surveys，2023，55(13)：1－36.

[16] Koh Huan Yee，Ju Jiaxin，Liu Ming，et al. An empirical survey on long document summarization：datasets，models，and metrics[J]. ACM Computing Surveys，2022，55(8)：1－35.

[17] 李金鹏，张闯，陈小军，等. 自动文本摘要研究综述[J]. 计算机研究与发展，2021，58(1)：1－21.

Li Jinping, Zhang Chuang, Chen Xiaojun, et al. Survey on automatic text summarization[J]. Journal of Computer Research and Development, 2021, 58(1): 1 - 21. (in Chinese)

[18] Supriyono, Wibawa A P, Suyono, et al. A survey of text summarization: techniques, evaluation and challenges[J]. Natural Language Process Journal, 2024, 7(100070): 1 - 21.

[19] Apostolidis E, Adamantidou E, Metsai A, et al. Video summarization using deep neural networks: a survey[J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 109(11): 1838 - 1863.

[20] Kansal K, Kansal N, Bavana S, et al. A systematic study on video summarization: approaches, challenges, and future directions[C]// 2nd Workshop on User-centric Narrative Summarization of Long Videos, 2023: 65 - 73.

[21] Meena P, Kumar H, Yadav S. A review on video summarization techniques[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 118(105667): 1 - 23.

[22] Barowski H, Biaz S. Towards the performance analysis of IEEE 802.11 in multi-hop ad-hoc networks[C]// IEEE Conference on Wireless Communications and Networking, 2005: 1 - 6.

[23] Audéoud H, Heusse M. Quick and efficient link quality estimation in wireless sensors networks[C]// 14th IEEE Annual Conference on Wireless On-demand Network Systems and Services, 2018: 1 - 4.

[24] Battiti R. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(4): 537 - 550.

[25] 徐峻岭, 周毓明, 陈林, 等. 基于互信息的无监督特征选择[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(2): 372 - 382.
Xu Junling, Zhou Yuming, Chen Lin, et al. An unsupervised feature selection approach based on mutual information[J]. Journal of Computer Research and Development, 2012, 49(2): 372 - 382. (in Chinese)

[26] Young A, van den Boom W, Schroeder R, et al. Mutual information: measuring nonlinear dependence in longitudinal epidemiological data[J]. PLOS ONE, 2023, 18(4): e0284904.

[27] Kothawade S, Kaushal V, Ramakrishnan G, et al. Submodular mutual information for targeted data subset selection[C]// The International Conference on Learning Representations, 2021: 1 - 5.

[28] Zhang Hui, Vorobeychik Y. Submodular optimization with routing constraints[C]// 13th AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016: 819 - 825.

[29] Gupta A, Roth A, Schoenebeck G, et al. Constrained non-monotone submodular maximization: offline and secretary algorithms[C]// International Workshop on Internet and Network Economics, 2010, 6484: 246 - 257.

[30] Zhang Hui, Li Rui, Wu Zhen, et al. Nonmonotone submodular maximization under routing constraints[C]// National Conference of Theoretical Computer Science, 2012: 1 - 15.

[31] Buchbinder N, Feldman M, Naor J, et al. A tight linear time (1/2)- approximation for unconstrained submodular maximization[C]// 53rd Annual Symposium on Foundations of Computer Science, 2012: 649 - 658.

[32] Wang Zhou, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600 - 612.

[33] VIDEoHASH[EB/OL]. [2025 - 08 - 14]. https://github.com/akamhy/videohash, 2022.

[34] Kou L, Markowsky G, Berman L. A fast algorithm for Steiner trees[J]. Acta Informatica, 1981, 15: 141 - 145.

[35] Dueck D, Frey B J. Non-metric affinity propagation for unsupervised image categorization[C]// 11th IEEE International Conference on Computer Vision, 2007: 1 - 8.

[36] Lin Hui, Bilmes J. Multi-document summarization via budgeted maximization of submodular functions[C]// Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, 2010: 912 - 920.

[37] Lin Hui, Bilmes J. A class of submodular functions for document summarization[C]// 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, 2011: 510 - 520.

[38] Agnolucci L, Galteri L, Bertini M, et al. Perceptual quality improvement in video conferencing using keyframes-based GAN[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 26: 339 - 352.

[39] Chen Bing, Zhao Xin, Zhu Yong. Personalized video summarization by multimodal video understanding[C]// 33rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management, 2024: 4382 - 4389.

[40] Parihar A S, Pal J, Sharma I. Multiview video summarization using video partitioning and clustering[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021, 74: 102991.

[41] Yang Sangwon, Yim Jihun, Kim Jongwon, et al. CatchLive: real-time summarization of live streams with stream content and interaction data[C]// Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2022: 1 - 20.