



ELSEVIER

Contents lists available at ScienceDirect

Engineering

journal homepage: www.elsevier.com/locate/eng



Research
Intelligent Manufacturing—Article

5G 车联网下工业园区的多层协同框架技术研究

史彦军^a, 韩俏梅^b, 沈卫明^{c,*}, 王现斌^b

^a Department of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China

^b Department of Electrical and Computer Engineering, Western University, London, ON N6A 3K7, Canada

^c State Key Laboratory of Digital Manufacturing Equipment and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

ARTICLE INFO

Article history:

Received 13 June 2020

Revised 17 November 2020

Accepted 7 December 2020

Available online 19 March 2021

关键词

5G

车用无线通信技术

工业园区

物流

端-边-云协同

目标级联分析

摘要

第五代(5G)无线通信网络有望在垂直产业转型中发挥重要的作用。在众多日益发展的5G应用中,通过车用无线通信技术(V2X)通信可更高效地执行工业园区内的物流任务。本文提出了一种基于V2X的工业园区物流管控多层协同框架。该框架包括三层:感知与执行层、物流层以及配置层。除以上三层之间的协同外,本研究还涉及了设备(端)、边缘服务器以及云服务器之间的协同技术。工业园区内的高效物流可通过四项功能来实现任务协同,这四项功能分别是:环境感知与地图构建、任务分配、路径规划,以及车辆运输。为了动态协调这些功能,本文将采用5G切片和V2X通信技术支持的端-边-云协同技术。然后,利用目标级联分析法对工业园区协同方案进行配置和评估。最后,通过一个工业园区物流分析案例,展示了所提出的协同框架的可行性。

© 2021 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. 引言

柔性制造工厂的概念已经日臻成熟,促成了未来工厂的多品种、小批量生产模式。尽管如此,有些工厂仍然处于资源受限的状况,很难满足不断变化的生产模式及客户提出的需求。为应对这些挑战,鉴于目前产业集聚和供应链的现状,工业园区应运而生。工业园区是由集群化制造工厂及配套服务业组成,通过资源共享、互助以及产能互补可显著推动经济增长[1]。

在当前的工业园区中,包括物流任务在内的许多运营性任务得到永久集成和同步执行,且不断相互影响。在占地面积大且繁忙的工业园区内,大量数据被生成和

交换,这导致通信和计算的复杂性增加。目前已有多项研究对这些通信和计算复杂性在改善工业园区管理效率方面的作用进行了评估。此外,一些研究者还提出了协同方案,以提高工业园区的运营绩效。Qiu等[2]提出了工业园区集配中心(SHIP)的概念,与园区内的制造商进行合作,以构建双层模型来解决企业所面临的存储定价、补货及交付等问题。此外,一些研究人员还提出在工业园区内集成先进技术,包括物联网(IoT)、云计算和边缘计算。云计算[3]技术可将数据上传到云服务器,通过云服务器实现云控制中心与底层设备之间的交互。由于网络性能会随数据量的增加而下降[4],可通过边缘计算与云计算的结合来减轻网络负载。边缘计算

* Corresponding author.

E-mail address: wshen@ieee.org(W. Shen).

是一种在网络边缘提供信息技术（IT）服务和云计算环境能力的技术[5]。这两种技术可共存并具有互补关系[6]。Ha等[7]提出了一种基于云计算的协同架构，在该架构下可获得最优的解决方案。Zhao等[8]结合物联网与边缘计算技术，提出在工业园区内建立一种针对分布式决策的协同追踪架构。Qi等[9]提出了一种基于多接入边缘计算技术的家庭能源系统。本研究还运用了集成的概念，可实现工业园区的性能。

目前，在工业园区内寻求最优物流方案仍面临以下挑战：

- 互联：由于涉及大量运营车辆及设备，管理这些庞大的对象及其互联是一项重大挑战。
- 多工厂集成：多家工厂可通过互联完成物流任务。尽管很多内部工厂已提出独立的优化算法，但要实现集成是非常复杂的。
- 实时响应：理想的状态是实现实时响应，因其可以提高工业园区的运营效率。诸如，车辆在遇到障碍物后如何在不影响整体流程的情况下做出反应。

在本研究中，本文的目标就是应对工业园区内出现的上述挑战。本文剩余部分的结构如下：第2节从工业园区场景的角度，描述所面临的问题；第3节介绍了工业园区第五代（5G）车用无线通信技术（V2X）网络部署及相关技术；第4节给出针对基于5G车联网工业园区的整体协同架构；第5节介绍了基于端-边-云协同可合理安排的多重功能；第6节提出了配置和评估方法，即目标级联分析（ATC）方法，并将其应用于所提出的协同框架中；第7节通过一项基于5G车联网的工业园区的物流分析案例研究，演示出所提出的框架，并对集成方

案进行了评估；最后在第8节总结出本文的主要结论及未来研究方向。

2. 问题描述

本研究的目的是在不考虑特定工厂内部生产运营的前提下，制定出针对工业园区内物流任务的协同方案。因此，本文为该场景设计一个协同框架。本文需要先提供一些说明及因素来量化集成方案的要求。

首先，工业园区内物流场景的组成部分分为传感器、车辆、边缘服务器以及云服务器。其中车辆假设为无人驾驶的联网车辆，并在运行中可能受到其他组件（如边缘服务器、云服务器和道路障碍物）的影响。这些组件形成复杂的运行关联性[10]，一旦发生变化就会相互影响。因此，大量的数据、信息和知识需要得到实时处理[11]。

其次，在工业园区内的物流运营过程中，本文主要考量以下功能：环境感知与地图构建（E）、任务分配（T）、路径规划（P）以及车辆运输（V）（简称ETPV功能）。图1显示出典型工业园区内的ETPV工作流程。安装在道路和车辆上的传感器负责收集数据，以实现环境感知以及云服务器中的数据更新。然后，云服务器为车辆分配任务，边缘服务器则在其监管区域内规划局部路径。结合传感器感知到的障碍物信息，可以规划出无障碍路段。最后，车辆逐段执行其物流任务，直至到达相应的目的地。

再次，该场景的主要目标是完成物流任务，并获得最优的集成方案。从全局的视角出发，云服务器起到分配任务的作用，且车辆应该从供应点行驶到目的地。从

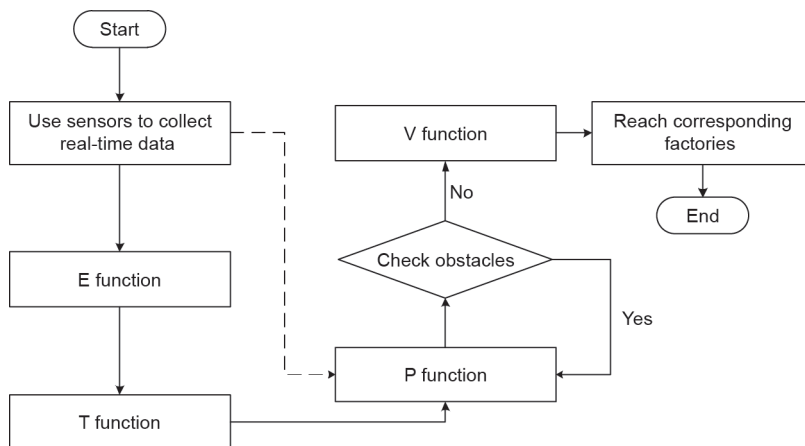


图1. 工业园区内的典型物流管控流程。

局部角度来看,当车辆在每一子区内行驶时,相应的边缘服务器会在其监管范围内规划局部路段。同时,传感器负责感知环境并将该信息提供给服务器,帮助后者规划无障碍路段。因此,需要提供一个集成解决方案来实现这些相互作用的功能之间的有效协调与协同。

最后,需要注意的是,本文的主旨是对所提出的协同框架的分析验证,这里所讨论内容的重点并非确定每一功能的优化算法。在今后的工作中,本文将设计和实施已验证框架的优化算法,并将其应用到实际场景之中。

3. 工业园区物流 5G 网络部署

对工业园区内物流提出的若干要求如下:①由于工业园区的物流运营本质上是交通服务[12],因此应确保道路使用者的安全。尽管本文的场景侧重在工业园区内,与城市相比,行人或道路使用者的数量更少,但安全问题仍然是其他流程正常进行的基础。因此,工业园区内的物流部署对感知、决策及控制流程的效率提出极高的要求。②随着定制化生产模式普及程度的提高,工业园区的运营状况也在不断发生变化。此外,频繁的数据传输可能会导致数据包丢失。以上两种趋势会造成工业园区的可靠性降低。因此,需要处理好物理设备的柔性连接以及所生成数据的大规模传输。

针对这些要求,部署高性能设备来管理各种连接以及开发智能算法来实现智能计算是两种解决方案,并已被许多研究人员和企业应用[12,13]。但是将这些解决方案集成到每台车辆上很难实现,且必须解决如高精度地图实时更新等问题。因此,需要实现车辆与道路使用者之间的协同,以获得更为全面的感知范围以及精确的导航,并与云服务器和边缘服务器共享计算能力。综上,通过应用5G切片技术,并将其与V2X网络相结合,可实现工业园区内5G网络的部署。现有的第四代(4G)、无线上网(WiFi)以及其他无线通信技术无法满足上述要求。

3.1. 5G 切片技术提升效率

根据设想,5G网络的部署可提高工业园区的运营性能,特别是针对事故做出更快响应的实时反馈能力[14]。5G网络的优势可从以下两个角度来描述。

首先,当前的4G网络无法支持低延时且高效率的

服务。例如,一辆部署了4G网络接入的汽车需要1.5 m的制动响应距离。相比之下,部署了5G网络接入的车辆只需要2.5 cm,这将有助于防止事故的发生[15]。同样,如果车辆驶入到信号覆盖低或人口密集的区域,4G会出现连接失败的情况。而理论上,5G连接始终具有良好的信号覆盖,可随时随地实现稳定的连接[16]。

其次,目前广泛应用的4G核心网(CN)和无线接入网(RAN)均采用同一种架构进行集成,缺乏足够的灵活性。而5G网络可支持网络切片技术,该技术通过解耦用户平面(UP)和控制平面(CP)[17],实现针对不同应用场景的网络切片。借此,它们的功能可在需要且方便的地点实施,从而节省了管理和运行时间。

为实现这些优势,需要部署三种典型的5G切片:

- 增强型移动宽带(eMBB),该场景适用于要求无缝用户体验的应用,因此该5G切片类型对数据及用户体验速度的要求明显更高;
- 大规模机器类通信(mMTC),该场景包括大量的终端设备,导致对连接密度的要求提高,同时能耗和设备运营成本也随之提高;
- 超可靠低时延通信(uRLLC),该场景对延时和可靠性能力有着严格的要求。5G网络在uRLLC(高可靠低延时通信)应用中的潜力已得到充分证明[18]。例如,5G的延迟约为1 ms,预计比4G快10~100倍。此外,5G表现出更好的性能稳定性,而WiFi连接很容易受到干扰并中断[10]。

因此,5G切片技术可通过专门划分uRLLC切片以获得低延迟表现,或通过解耦UP和CP以节省管理和运行时间,从而加快工业园区物流运营的效率。此外,就eMBB和mMTC切片而言,5G的性能有望优于其他现有无线通信技术,而本文场景的要求恰恰包括高精度记录通信以及密集的数据传输[10]。

3.2. 5G 车联网支持大规模连接

物联网技术在借助互联网连接物理设备及协调运行方面发挥至关重要的作用[19]。此外,车联网(IoV)专门用于开发大规模通信的车辆联网,实现信息收集和交换、监视及定位等功能[20~22]。作为一项主要技术,V2X通信[23,24]由车对车(V2V)、车对基础设施(V2I)、车对行人(V2P)和车对网络(V2N)通信组成[25]。实施V2X通信可实现多种类型的连接。

V2X通信包括两种模式:基于蜂窝移动通信的V2X

(C-V2X)和专用短程通信(DSRC),其中C-V2X在链路速度、干扰衰减和非视距(NLOS)方面优于DSRC。鉴于本文的研究是工业园区内的物流运营,C-V2X应用适合于所提出的框架,因其提供了用于底层道路使用者之间直接通信的PC5接口,以及用于借助CN的通信的LTE-Uu接口。根据第三代合作伙伴项目(3GPP)第16版,PC5和LTE-Uu接口增强以及新无线电(NR)标准化被认为是增强C-V2X 5G技术的第一阶段[26],其中5G NR支持车用通信的超高容量连接[27]。

因此,位于C-V2X与5G网络交汇处的5G V2X被视为一种在物流场景中实现移动车辆与其他工作设备之间的大规模通信的潜在趋势。如图2所示,本地云分布在移动车辆附近,远程云则分布在终端用户附近,位于二者之间的边缘云实际上更靠近本地云。而在本文的场景中,本地云对应于设备和边缘服务器,而边缘云对应于云服务器。这里未考虑远程云,因其位于工业园区之外,主要由终端客户控制。

尽管5G网络有诸多优点,但也存在一些缺点:①5G应用在毫米波频谱中,这导致5G基站(BS,也称为gNB)分布的数量增加;②考虑到基站的能耗及成本,5G的部署费用将在一定程度上增加。因此,为克服这些缺点,出现了两种解决方案:①更合理地分配5G频

谱,这超出了本文所讨论的范畴,因为不同的国家可能会出台不同的解决方案;②寻找最优的工业园区物流方案来弥补这些不足,这是本文研究的重点。

4. 基于5G车联网的工业园区多层协同框架

如图3所示,本文提出了一个基于5G车联网的多层协同框架,包括感知与执行层、配置层以及物流层。其支持ETPV功能之间的协同工作。这种协同框架的创新性体现在以下两个方面:①通过端-边-云协同管理ETPV功能;②采用ATC方法用于配置和评估。第5节和第6节中将对以上两个方面进行详细介绍。

4.1. 针对该框架的5G通信技术

5G网络用于支持该协同框架的通信,这有利于框架中各组件,即云服务器、边缘服务器、车载单元(OBU)和路侧单元(RSU)的连接,如图4所示。首先,OBU通过V2V技术实现相互通信,并通过V2I向RSU发送消息。随后,RSU通过互联网将收集到的数据传输至云服务器进行存储。同时,OBU通过5G网络将数据直接传送到边缘服务器。利用在工业园区内基站的部署,5G可提供专用网。这些小基站独立于其他设备安装,且不

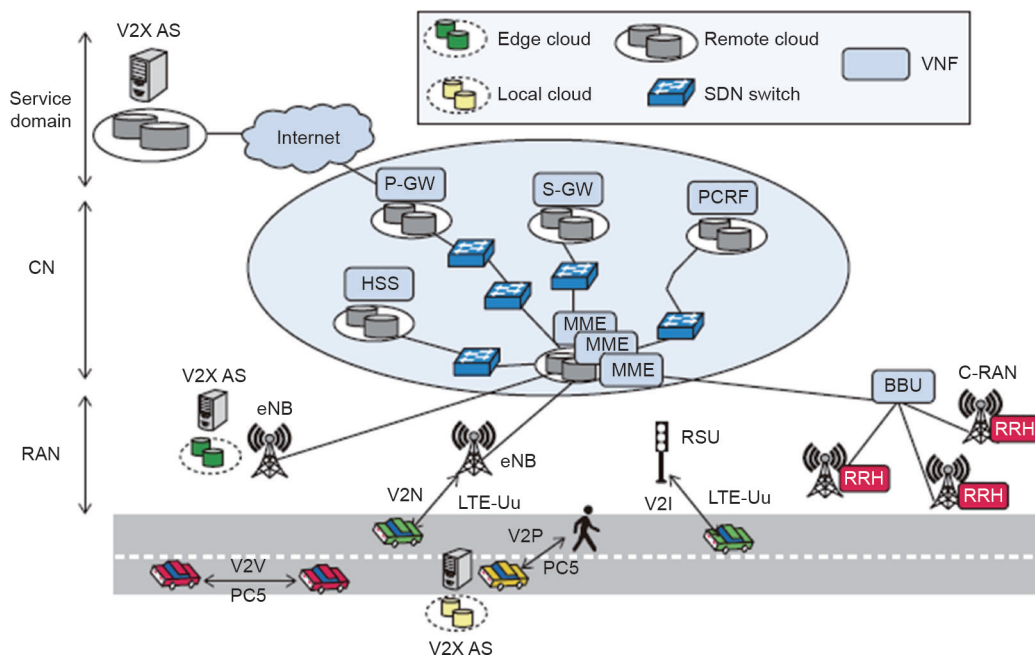


图2. V2X通信模式,以及V2X服务用设备、RAN和CN中的5G切片概念。MME: 运输工具管理实体; S-GW: 服务网关; P-GW: 分组数据网络网关; HSS: 归属用户服务器; PCRF: 政策及计费规则功能; BBU: 基带单元; RRH: 远程无线电头; C-RAN: 云无线接入网; eNB: 基站; RSU: 路侧单元; AS: 应用服务器; SDN: 软件定义网络; VNF: 虚拟化网络功能。转载自参考文献[17], 经IEEE许可, ©2017。

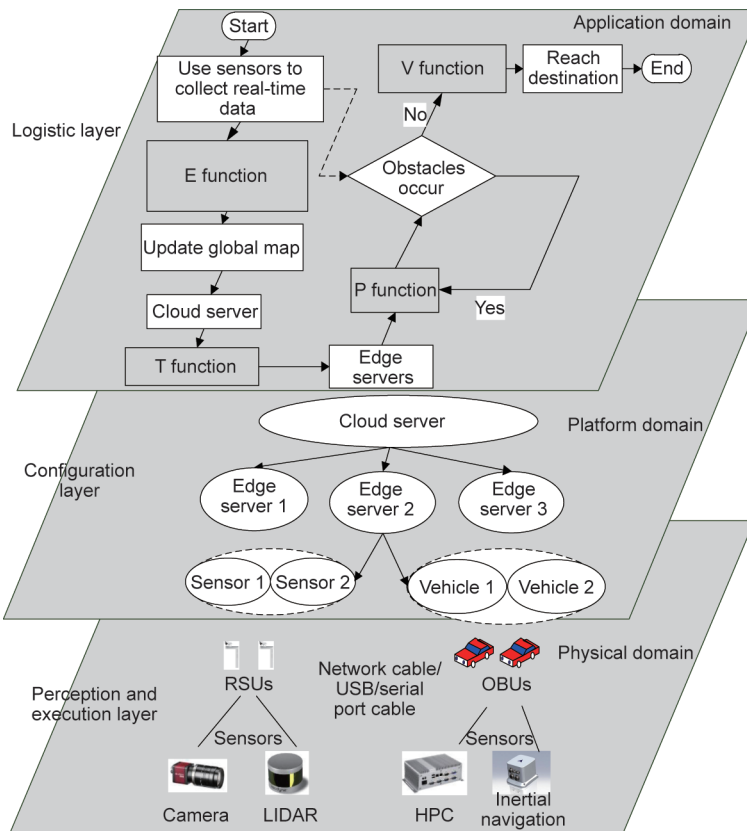


图3. 基于5G车联网工业园区的多层协同框架。USB: 通用串行总线; LIDAR: 光探测和测距; HPC: 高性能计算; OBU: 车载单元。

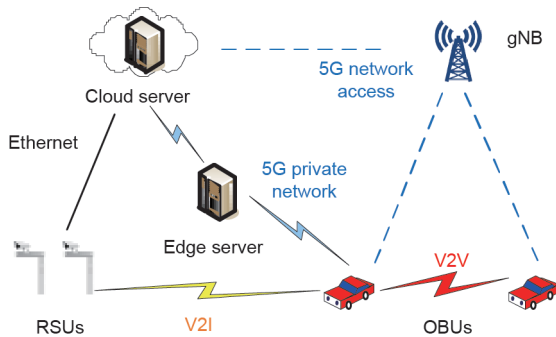


图4. 用于所提出框架中各组件间连接的5G通信。

会干扰数据传输及计算, 可提供有效的数据安全性。因此, 针对所提出的框架, 5G通信能够实现低延迟和安全传输, 以及高效的框架协同。

4.2. 感知与执行层

在感知与执行层中, 车联网可实现基于OBU的自我感知以及基于RSU的环境感知。这些传感器在不同的子区域内工作, 并通过边缘服务器接收分布式任务用于管理。底层摄像头、光检测和测距(LIDAR)传感器、高性能计算机, 以及惯性导航传感器等设备通过网线、通

用串行总线(USB)电缆以及串行端口电缆实现与OBU和RSU的连接。这一层属于物理域, 通过5G网络实时呈现工业园区的运行状态。

4.3. 框架配置层

配置层在平台域起到至关重要的作用。如图5所示, 一旦发布物流任务, 传感器、边缘服务器以及联网车辆就会做出响应。但是, 上述功能会相互影响, 并形成不受控制的约束机制。诸如, 环境感知功能通过分布在子区域的传感器实现, 影响路径规划决策方案, 而云服务器则触发车辆任务并采集车辆的实时状态, 据此做出路径规划决策。因此, 大量输入和输出变量可被划分为设备侧、边缘侧和云侧, 通过ATC方法运行评估流程, 如图6所示。然后, 通过响应和反馈对多功能集成方案进行实时协调。

4.4. 物流运输层

物流层建立在应用域上, 可对底层设备执行某些决策和控制。为减轻云服务器的负担, 整个区域被分成多个子区域, 每一子区域均配备一个边缘服务器, 以该范

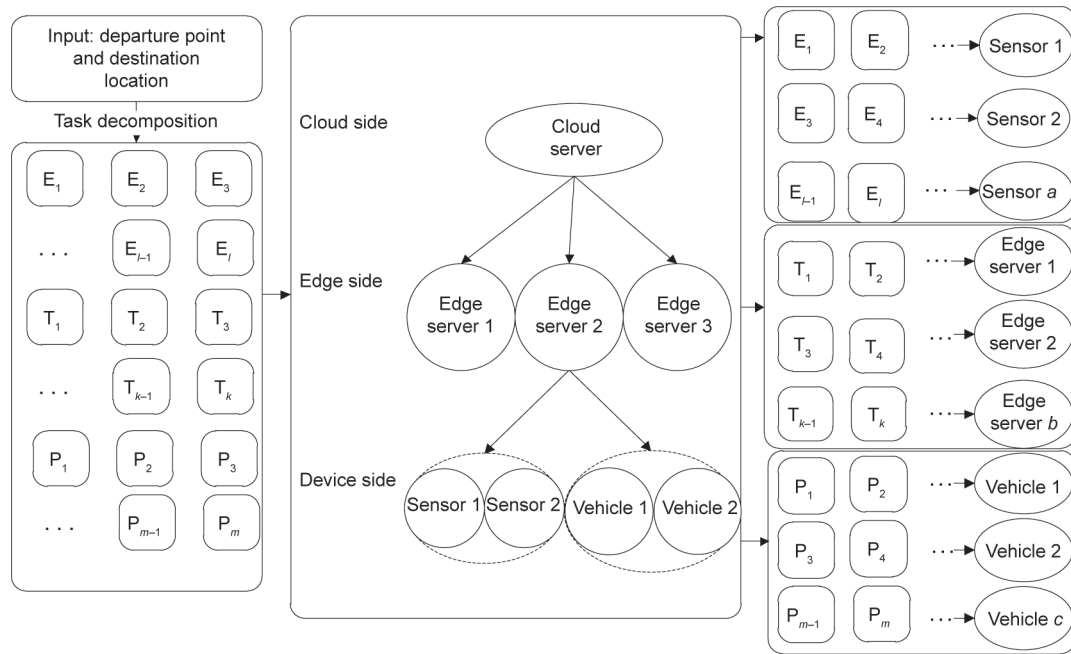


图5. 协同框架的分区状态。 l : 环境感知方案的数量; k : 任务分配方案的数量; m : 路径方案的数量; a : 传感器的数量; b : 边缘服务器的数量; c : 车辆数量。

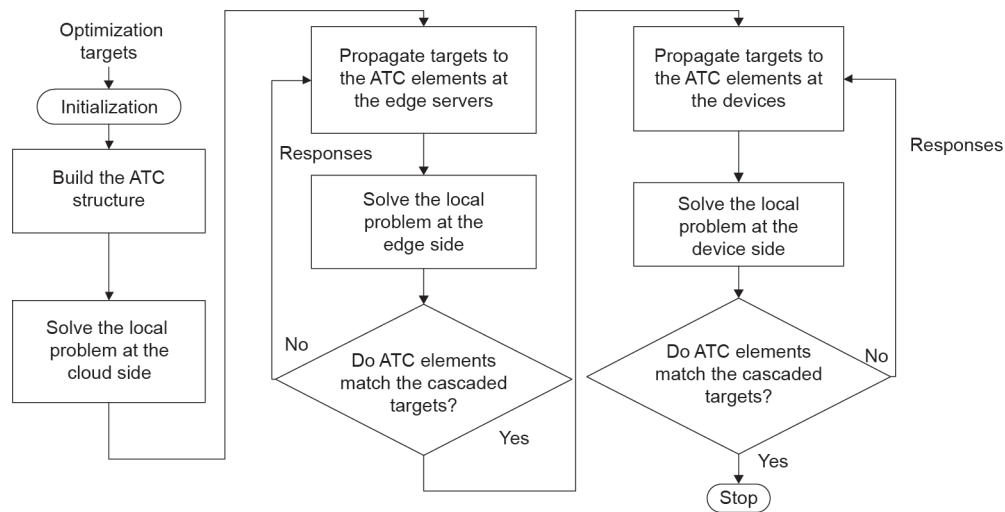


图6. 基于ATC方法的评估和配置流程。

围内的车辆和其他道路使用者为监控目标。因此，物流层将实时任务从云服务器指派给底层设备，在这些设备上可以做出某些决策和控制。物流层工作流程如图1和图3中的顶层所示。详情见第5节。

5. ETPV 功能的端 - 边 - 云协同技术

本节介绍了基于5G车联网的工业园区物流，通过协调ETPV功能获得集成方案。首先，传感器采集的数据在完成预处理后，被传输到边缘服务器用于环境感

知。然后，这些环境信息被传递并保存在云服务器上，云服务器还负责将任务分配给车辆。之后，云服务器和边缘服务器分别从全局和子区域的角度进行车辆路径规划。最后，可实现车辆的分路段移动，直至到达相应的目的地。ETPV功能可被描述为 $f = \{E, T, P, V\}$ ，其中， f 表示物流任务。

5.1. 5G 车联网中的端 - 边 - 云协同

为管理与ETPV功能相关的复杂计算，本研究运用了端-边-云协同，将功能分离到三个潜在位置：设备、

边缘和云侧。设备端包括车辆、传感器和其他底层设备，而边缘侧包括边缘服务器，这些服务器可管理其相应子区域内的计算和操作。云侧通常指位于控制中心的云服务器，其不仅具有控制和管理工业园区的能力，还可以存储运营信息并经常进行更新。通过整合5G车联网，端-边-云协同将有助于连接设备和服务器。其可实现云平台与边缘点之间的连接，从而将计算资源转移到设备中，缓解资源拥塞，并提供更迅捷的事故响应速度[28,29]。

在本文的场景中引入基于ETPV功能的工作场所后，后续小节将给出针对每一功能构建的模型，这些模型将应用于集成方案。为确保一致性，提取功能指标ID、S、C、J和t；其中，ID表示功能方案编号；S表示选定的功能方案；C、J和t分别表示方案的安装成本、能耗以及执行时间。

5.2. 环境感知与地图构建功能

环境感知与地图构建功能的建模如图7所示。传感器安装在OBU和RSU上，负责收集数据并发送至云服务器和边缘服务器。该功能的运行状态包括车辆信息，如行驶时间、能耗、行驶速度，以及行驶车道等，而环境信息则包括静态和动态障碍物、交通状态及其他参数。获得必要的信息后，可进行建模并确定可行驶区域。研究人员在这些领域已经开展了大量的研究。Schreiber等[30]利用摄像头、惯性测量单元（IMU）和全球导航卫星系统（GNSS），实现了稳健可靠的定位和环境感知。将GNSS生成的地图、摄像头以及IMU结合到行驶车辆上，使其能够感知障碍物和车道信息，进而通过评

估和标记确定可行驶区域。Liu等[31]设计出一种方法，可实现来自单目摄像头的像素信息与通过LIDAR扫描仪获得的空间信息的融合。采用这种方式，能够感知自动驾驶车辆的可行行驶区域，并进一步完善全局地图的内容。目前，相关研究倾向于结合先进传感器，并运用定位、映射、数据融合、同步等技术实现环境感知与地图构建。

但是因为功能的优化方向具有多样性，很难进行相互的比较。在本研究中，本文选取安装成本、能耗以及执行时间作为评估指标。然后，该方案确定出其中一个具备ETPV功能的集成方案的优化目标，即环境感知方案，状态信息存储在矩阵 S_E 中：

$$S_E = \begin{pmatrix} EID_1 & C_{S_{E1}^j} & J_{S_{E1}^j} & t_{S_{E1}^j} \\ EID_2 & C_{S_{E2}^j} & J_{S_{E2}^j} & t_{S_{E2}^j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ EID_l & C_{S_{El}^j} & J_{S_{El}^j} & t_{S_{El}^j} \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中， EID_l 表示环境感知与地图构建的方案编号； $S_{E_l}^j$ 表示j子区域内模型的第l个方案； $C_{S_{E_l}^j}$ 表示与方案 $S_{E_l}^j$ 相关的安装成本，包括传感器及服务器的运行成本；以及 $J_{S_{E_l}^j}$ 和 $t_{S_{E_l}^j}$ 分别表示方案 $S_{E_l}^j$ 的能耗成本和执行时间。矩阵的每一行表示某一方案的所有指标，列号l则表示某一指标的可用选项。

5.3. 任务分配功能

云服务器根据上述功能获取的环境信息，将需要完成的工作分配给车辆。这些任务从不同子区域的工厂发

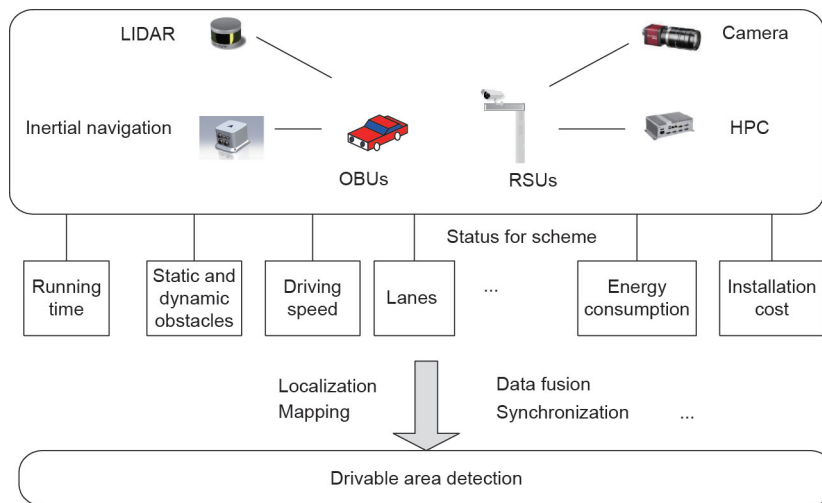


图7. 环境感知与地图构建功能的建模。

布,可能有不同的目的地和资源需求。Xu等[32]从多任务分配问题中抽象出具有模糊资源的分配模型,随后设计出一种多目标方案,以实现总物流成本和执行时间最小化。Shriyam等[33]通过考量紧急任务扩展了多机器人任务分配问题,设计出一种多重启发式调度框架,以压缩决策搜索空间并降低运行时间。

在任务分配功能实施期间,云服务器负责从全局的角度将任务指派给车辆,因此提高云服务器性能可作为优化该问题的一个方法,借此对执行效率带来积极影响。作为对已分配任务的响应,车辆将行驶到其目的地并通过不同的子区域。行驶过程可被视为子任务分配问题,其中车辆被分配到子目的地,然后将子目的地连接起来后,可形成每辆车的完整行驶顺序。在这一过程中,运动车辆的状态(如最大速度、加速度和能耗)会影响到方案的最优性。此外,由于边缘服务器负责监控每一子区域内的移动车辆,因此其指标(如可承担的工作负载及剩余资源)可能会对方案产生影响。

为实现与其他功能的集成,本文将云服务器、边缘服务器和车辆的安装成本、能耗以及执行时间作为方案的指标。因此,优化分配方案是具备ETPV功能集成方案的第二项目标,即任务分配方案,其状态信息存储在矩阵 S_T 中。

$$S_T = \begin{pmatrix} TID_1 & C_{S_{T1}^j} & J_{S_{T1}^j} & t_{S_{T1}^j} \\ TID_2 & C_{S_{T2}^j} & J_{S_{T2}^j} & t_{S_{T2}^j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ TID_k & C_{S_{Tk}^j} & J_{S_{Tk}^j} & t_{S_{Tk}^j} \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中, TID_k 表示任务分配方案的数量; S_{Tk}^j 表示第 k 个分配方案,表明子区域 j 的前序; $C_{S_{Tk}^j}$ 表示分配方案 S_{Tk}^j 的安装成本,即服务器和车辆的运行成本;以及 $J_{S_{Tk}^j}$ 和 $t_{S_{Tk}^j}$ 分别表示方案 S_{Tk}^j 的能耗成本和执行时间。

5.4. 路径规划功能

在云服务器决定车辆的子区域行驶顺序后,不同子区域内的边缘服务器在其车辆监管区域内负责规划局部路径方案。该功能可被视为多智能体路径规划(MAPF)问题[34-36],其考虑了障碍物或行人等动态和紧急事件。因此,在车辆逐段行驶时,可保证其安全,避免在后续路段发生事故。为解决MAPF问题,研究人员已开发几种算法用于优化路径规划方案,包括扩展A*

[37,38]、成本树搜索[39]以及基于冲突的搜索[40]。

研究人员也提出一些次优方案来解决这一问题,通过适当牺牲最优性来提高算法效率。Jiang等[41]提出了一种支持路径规划的七层地图结构,其中每一层均发挥不同的作用,并有助于优化解决方案。他们的方法类似于本文的端-边-云协同,可在方便的地点进行计算,因此能够得到更迅速、更灵活的执行方案。由于路径规划功能追求快速响应,因此执行时间会对方案产生影响。所以,应选择边缘服务器,而不是远程云服务器;此举不仅节省了总的执行时间,还可减轻云服务器的工作量和消耗。综上,该功能的方案主要由车辆和边缘服务器条件决定。在提取与前面功能一致的指标后,路径规划方案的状态信息被存储在矩阵 S_p 中。

$$S_p = \begin{pmatrix} PID_1 & C_{S_{p1}^j} & J_{S_{p1}^j} & t_{S_{p1}^j} \\ PID_2 & C_{S_{p2}^j} & J_{S_{p2}^j} & t_{S_{p2}^j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ PID_m & C_{S_{pm}^j} & J_{S_{pm}^j} & t_{S_{pm}^j} \end{pmatrix} \quad (3)$$

式中, PID_m 表示路径规划方案的编号; S_{pm}^j 表示子区 j 内的第 m 个路径方案; $C_{S_{pm}^j}$ 表示路径方案 S_{pm}^j 的安装成本,其中涉及移动车辆、边缘服务器以及其他运营设备; $J_{S_{pm}^j}$ 和 $t_{S_{pm}^j}$ 分别表示路径方案 S_{pm}^j 的能耗成本和实施时间。

5.5. 车辆运输功能

最后,车辆应分段执行物流任务。但所获得的结果通常与计划的方案相背离。该功能可视为前三项功能的操作方案;因此,其指标应与前三项功能的指标相同。该方案属于第四项优化目标,即车辆运输方案,状态信息被存储在 S_V 矩阵中。

$$S_V = \begin{pmatrix} VID_1 & C_{S_{V1}^j} & J_{S_{V1}^j} & t_{S_{V1}^j} \\ VID_2 & C_{S_{V2}^j} & J_{S_{V2}^j} & t_{S_{V2}^j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ VID_n & C_{S_{Vn}^j} & J_{S_{Vn}^j} & t_{S_{Vn}^j} \end{pmatrix} \quad (4)$$

式中, VID_n 表示操作方案的编号; S_{Vn}^j 表示子区 j 中的第 n 个操作方案; $C_{S_{Vn}^j}$ 表示方案 S_{Vn}^j 的安装成本; $J_{S_{Vn}^j}$ 和 $t_{S_{Vn}^j}$ 分别表示方案 S_{Vn}^j 的能耗成本和执行时间。

通过建立具备统一指标的数学模型,可获得集成方

案 $S(S_E, S_T, S_P, S_V)$ 。与此同时,采用基于5G车联网的端-边-云协同,可有效协调这些功能,具备高的传输速度与计算效率。借此,可提高工业园区内物流任务的工作流程和数据传输效率,减少延迟和碰撞事故。

6. 协同框架的 ATC 配置方法

本节介绍了ATC方法展示出其配置过程。ATC [42]源于优化设计领域,是一种层次优化方法,其基本原理是将整个框架分解为若干个分布式要素。基于所获得的独立决策,实现完整的解决方案。

从ETPV函数中提取统一的指标并运用端-边-云协同后,在云侧、边缘侧和设备侧分配功能。根据从ETPV功能中提取的指标,本文利用ATC方法对优化集成方案进行了评估和进一步配置,其过程如图8所示。ATC要素被标记为1~6,分为云侧、边缘侧和设备侧。通过这种方法,本文的问题就从 $S(S_E, S_T, S_P, S_V)$ 转化为 $S(S_{cloud}, S_{edge}, S_{device})$,并可获得综合方案。

此外,通过建立目标功能,以最小化所有指标值:安装成本、执行时间和能耗,这些指标值均从合作企业获得,且从成本角度按比例转换。执行时间表示与总耗时(包括计算和传输时间)相关的成本;而安装成本则表示实施方案的成本。能耗指为设备运行所支付的费用。因此,这三项目标的单位相同,可通过加权获得目标值。ATC方法的符号如表1所示。

6.1. 协同框架总目标

协同框架的目标是找出具有第5节中所介绍ETPV

功能的最优集成方案。框架的总体目标是实现加权后的总执行时间、安装与能耗成本之和的最小化,其中ATC方法从云端、边缘和设备侧构建,建模如下:

$$\min S(S_{cloud}, S_{edge}, S_{device}) \quad (5)$$

式(5)解释了整个协同框架的目标,即实现云端、边缘和设备侧目标值的最小化。

6.2. 云侧 ATC 单元的目标

云服务器负责实施任务分配功能,并决定车辆的子区域顺序。云侧的目标是云服务器的最佳求和值,其中

$$S_{cloud} = \sum_{i=1}^{I_c} S_{cloud,i} \quad (6)$$

$$S_{cloud,i} = \min \| w^T \cdot (TT_i - t_i^T) + w^C \cdot (TC_i - t_i^C) + w^J \cdot (TJ_i - t_i^J) \|_2^2 + \sum_{x=1}^7 \varepsilon_i^x (i \in I_c) \quad (7)$$

如果 $i=1$,即如果考虑图8中的云服务器1,其ATC后代节点为边缘侧的节点2、3、4,则云侧方案如下所示:

$$TT_1 = T_1 + \max\{TT_2, TT_3, TT_4\} \quad (8)$$

$$TC_1 = C_1 + TC_2 + TC_3 + TC_4 \quad (9)$$

$$TJ_1 = J_1 + TJ_2 + TJ_3 + TJ_4 \quad (10)$$

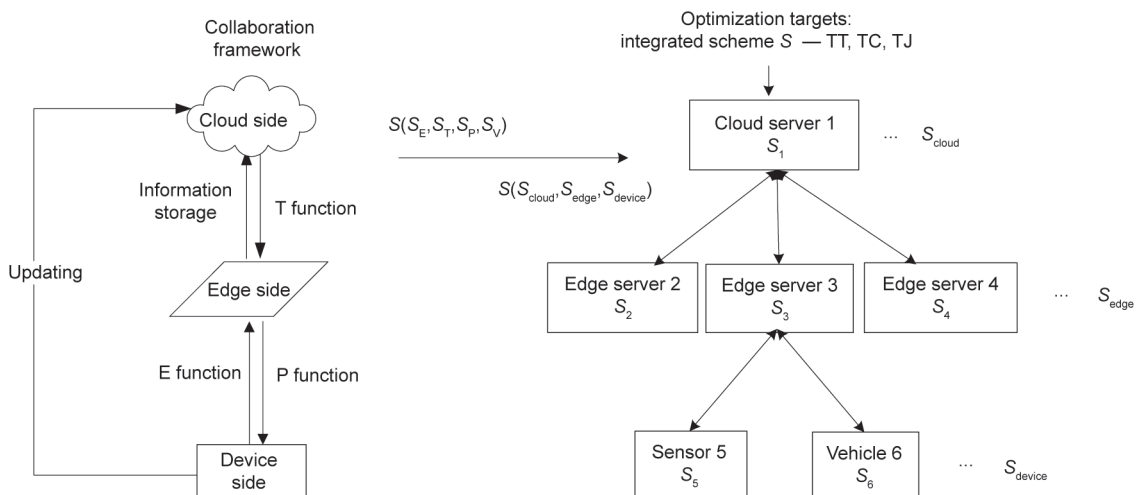


图8. 基于ATC方法的评估和配置流程。TT: 总执行时间; TC: 总安装成本; TJ: 总能耗成本。

表1 ATC方法的符号表示

Variable	Definition
i	ATC element i (namely, scheme i)
I	finite set of ATC elements ($I = I_c + I_e + I_d$, where I_c , I_e , and I_d correspond to the set of local schemes at the cloud, edge, and device sides, respectively)
$S(\cdot)$	Integrated scheme composed of optimal local schemes, i.e., $S(S_{\text{cloud}}, S_{\text{edge}}, S_{\text{device}})$
TT	total execution time
TC	total installation cost
TJ	total energy consumption cost
t_s	execution time for integrated scheme S
C_s	installation cost for integrated scheme S
J_s	energy consumption cost for integrated scheme S
T_i	execution time for element i
C_i	installation cost for element i
J_i	energy consumption for element i
t_i^T	execution time target from parents of element i
t_i^C	installation cost target from parents of element i
t_i^J	energy consumption target from parents of element i
ε_i^x	deviation thresholds for index x of element iA
w^T	weighting coefficient for execution time
w^C	weighting coefficient for installation cost
w^J	weighting coefficient for energy consumption
B_i	Boolean variable of element i : $B_i = 1$ when element i is selected; otherwise, $B_i = 0$

$$T_1 = \sum_{i=1}^{I_c} B_i T_i \quad (11)$$

$$C_1 = \sum_{i=1}^{I_c} B_i C_i \quad (12)$$

$$J_1 = \sum_{i=1}^{I_c} B_i J_i \quad (13)$$

$$\sum_{i \in I_c} B_i = 1 \quad (14)$$

$$\text{subject to } \|\max\{TT_2, TT_3, TT_4\} - \max\{t_2^T, t_3^T, t_4^T\}\|_2^2 \leq \varepsilon_1^1 \quad (15)$$

$$\|(\text{TC}_2 - t_2^C)\|_2^2 \leq \varepsilon_1^2, \|(\text{TC}_3 - t_3^C)\|_2^2 \leq \varepsilon_1^3, \|(\text{TC}_4 - t_4^C)\|_2^2 \leq \varepsilon_1^4 \quad (16)$$

$$\|(\text{TJ}_2 - t_2^J)\|_2^2 \leq \varepsilon_1^5, \|(\text{TJ}_3 - t_3^J)\|_2^2 \leq \varepsilon_1^6, \|(\text{TJ}_4 - t_4^J)\|_2^2 \leq \varepsilon_1^7 \quad (17)$$

$$TT_2, TT_3, TT_4, \text{TC}_2, \text{TC}_3, \text{TC}_4, \text{TJ}_2, \text{TJ}_3, \text{TJ}_4 \geq 0 \quad (18)$$

式(8)~(10)表明要优化的三项指标,其中总执行时间指标通过其自身时间与其子代时间之和的最大值进行计算,而总安装成本和总能耗指标通过其自身时间与所有子代时间之和进行计算。式(11)~(13)被用来求得可选方案的指标值,而式(14)表明在一台云服务器上只能选择一个方案。式(15)~(17)表示理论目标与实际响应之间的偏差,可用来评估和配置操作条件。式(18)表示所有指标值应等于或大于0。

6.3. 边缘侧 ATC 单元的目标

根据计算出的行驶顺序,边缘服务器应为其区域内的车辆规划路径。此外,在车辆逐段行驶时,还考虑了周围环境的因素。在每一区域内,必须协调车辆运输,以避免死锁和碰撞。这种局部方案的计算如式(19)~(31)中所示,且目标函数为:

$$S_{\text{edge}} = \sum_{i=1}^{I_e} S_{\text{edge},i} \quad (19)$$

$$S_{\text{edge},i} = \min \|w^T \cdot (TT_i - t_i^T) + w^C \cdot (\text{TC}_i - t_i^C) + w^J \cdot (\text{TJ}_i - t_i^J)\|_2^2 + \sum_{x=1}^6 \varepsilon_i^x (i \in I_e) \quad (20)$$

如果 $i=3$ ，即如果考虑图8中的边缘服务器3，则

$$TT_3 = T_3 + TT_5 + TT_6 \quad (21)$$

$$TC_3 = C_3 + TC_5 + TC_6 \quad (22)$$

$$TJ_3 = J_3 + TJ_5 + TJ_6 \quad (23)$$

$$T_3 = \sum_{i=1}^{I_e} B_i T_i \quad (24)$$

$$C_3 = \sum_{i=1}^{I_e} B_i C_i \quad (25)$$

$$J_3 = \sum_{i=1}^{I_e} B_i J_i \quad (26)$$

$$\sum_{i \in I_e} B_i = 1 \quad (27)$$

$$\text{subject to } \|(TT_5 - t_5^T)\|_2^2 \leq \varepsilon_3^3, \|(TT_6 - t_6^T)\|_2^2 \leq \varepsilon_3^4 \quad (28)$$

$$\|(TC_5 - t_5^C)\|_2^2 \leq \varepsilon_3^1, \|(TC_6 - t_6^C)\|_2^2 \leq \varepsilon_3^2 \quad (29)$$

$$\|(TJ_5 - t_5^J)\|_2^2 \leq \varepsilon_3^5, \|(TJ_6 - t_6^J)\|_2^2 \leq \varepsilon_3^6 \quad (30)$$

$$TT_5, TT_6, TC_5, TC_6, TJ_5, TJ_6 \geq 0 \quad (31)$$

其中，式(21)~(31)的含义与第6.2节所述相似。

6.4. 设备侧 ATC 单元的目标

设备侧包括在OBU和RSU上的运行车辆及传感器，其中一台设备的目标如方程(32)所示。由于设备数量多于一台，目标如方程(33)所示：

$$S_{\text{device}} = \sum_{i=1}^{I_d} S_{\text{device},i} \quad (32)$$

$$S_{\text{device},i} = \min \|w^T \cdot (TT_i - t_i^T) + w^C \cdot (TC_i - t_i^C) + w^J \cdot (TJ_i - t_i^J)\|_2^2 \quad (i \in I_d) \quad (33)$$

以图8中的车辆6为例，本文得到

$$TT_6 = T_6, TC_6 = C_6, TJ_6 = J_6 \quad (34)$$

$$\text{subject to } \|(TC_6 - t_6^C)\|_2^2 \leq \varepsilon_6^1 \quad (35)$$

为提高透明度和生产率，必须为配置建立一个包含行为及规则的数据库。数据库应采用机器学习和人工智能算法自动进行补充。

7. 基于 5G 车联网工业园区内的物流运输研究

本节验证了所提出协同框架的可行性。本文运用了一个基于5G车联网工业园区的分析案例，其组件包括联网车辆、OBU和RSU上的传感器、边缘服务器、云服务器和基站。基站负责提供5G NR接入。为确定基于5G车联网工业园区的最优方案，要求车辆运送多批货物。

如图9所示，5G网络被用于工业园区的物流场景，其中包括V2X通信。5G车联网可用于交通事故，或拥堵预测、速度引导、动态目标定位及其他服务。详情如图10中所示，并在后续章节中进行详述。

7.1. 应用场景中的运营和部署

本小节介绍基于端-边-云协同、具备ETPV功能的工业园区物流场景的运营和部署，如图10所示。

(1) 端侧：端侧包括车辆以及OBU和RSU上的传感器。传感器首先感知周围环境，随后将信息传输到云服务器和边缘服务器。如图10所示，该工业园区内共设有9个子区域，后序规则见表1。

(2) 云侧：在云侧，云服务器从全局的角度考虑环境。在获得车辆和需求点条件后，云侧的目标是从全局的角度确定在子区域内的最优行驶顺序。

(3) 边缘侧：基于获得的行驶顺序，边缘服务器为其区域内的车辆规划路径，如图10中所示子区5内的两种路径方案。在每一子区域内，必须协调车辆运输，以避免死锁和碰撞。在子区域2和6的边界上，边缘服务器根据传感器感知到的障碍物，设计无障碍路径。

7.2. ATC 与 AIO 方法在应用场景中的比较分析

ATC方法可用于集成方案的评估和配置。为论证ATC应用的可行性，本文将其与AIO方法进行比较。AIO集成了所有子方案，并将整个分析过程视为一个黑匣子[43,44]。在本文的场景中，AIO方法表明多功能集成方案应该在云服务器上一起计算，而ATC方法则可基于层级结构单独执行。

根据环境感知与地图构建函数，可得到子区的先序和后序，如表2所示。表3中给出了每一个ATC单元的

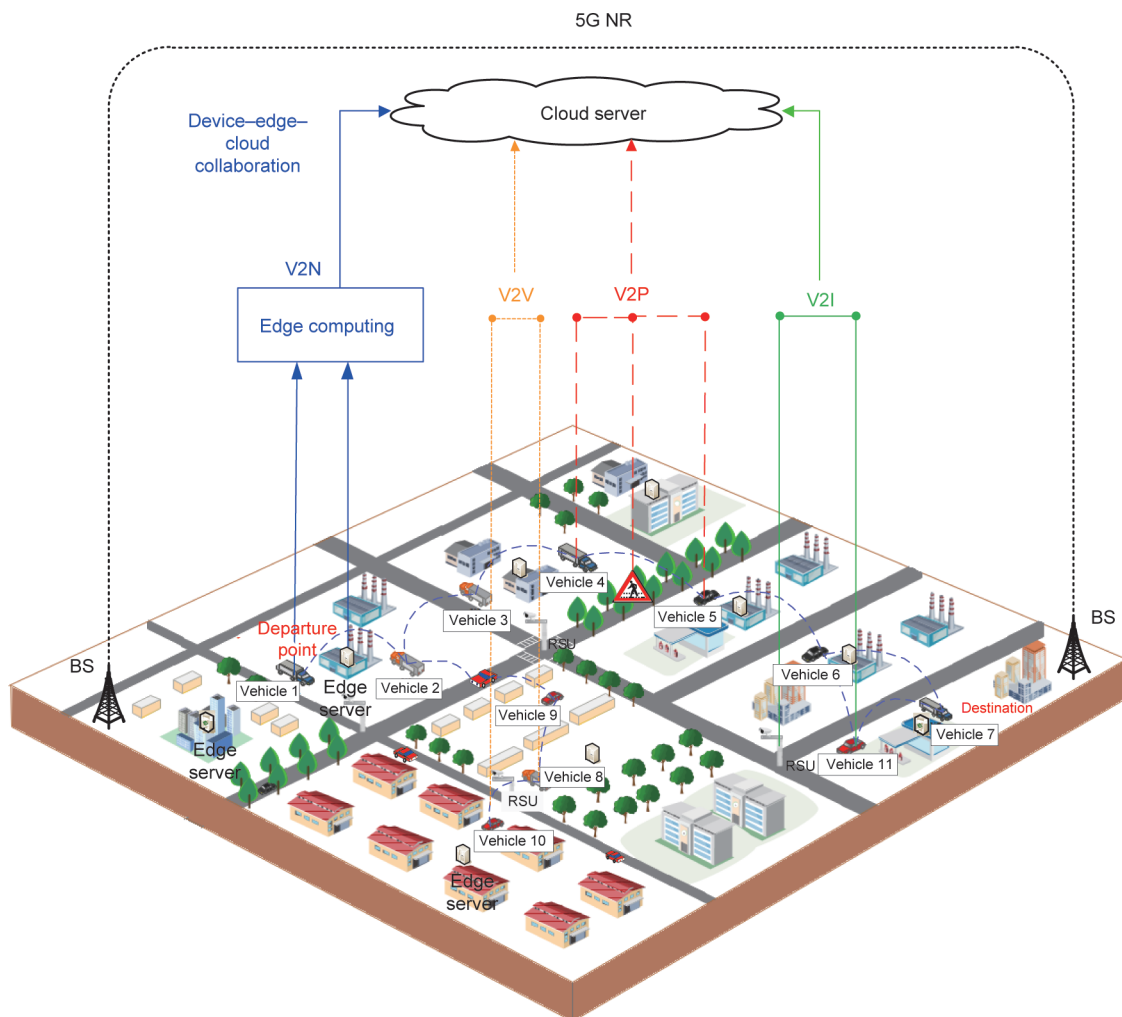


图9. 工业园区物流场景的通信图。

无量纲值。它们均与费用有关，并根据从合作企业获得的数据进行转换得到，其中执行时间、安装成本和能耗的范围分别为0~80、0~700和0~500。

对比实验以加权指标为目标。给出变量(t^T , t^C , t^E)，随后应用配置过程进行调整。根据不同的应用需求，对成本、时间及节能方案模式进行测试，并将中级权重系数变量分别设置为(0.50, 0.25, 0.25)、(0.25, 0.50, 0.25)和(0.25, 0.25, 0.50)。随后将变量由较高值变为中低值。

在MATLAB 2018b中进行ATC和AIO模拟以进行比较。通过采用智能算法（此处为遗传算法）得出结果。但AIO和ATC方法的编码和演化过程是不同的。如图11所示，AIO方法将染色体编码为长染色体，包括环境感知与地图构建、任务分配以及路径规划方案。车辆运输方案将在今后的研究中应用到实际场景中。然后，长染色体的交叉、变异和选择过程应采用序列方法运算。但ATC方法分别对方案的染色体进行编码。其演化过程可

分层执行，通过目标和响应实现互连。由于计算位置不同，5G车联网将在保存传输信息方面发挥关键作用。为更好地进行比较，本文将两种方法的总体数设置为50，迭代次数设置为100。此外，式(5)的目标值被认为是适应值，即该值越低，得到的方案越优。

如图12所示，从中级节省时间的角度出发，针对ATC和AIO方法的任务分配方案表现出相同的模式，而环境感知和路径规划方案则存在差异。表3中第二行中的结果表明，ATC方法的适应值与AIO方法得到的适应值相比，不是最优的，这表明后者更适合于中级时间节省方案。此外，中级模式的权重系数变量被选定为0.5、0.25和0.25，这意味着一半的关注度将集中在某一指标上，其他两个指标的关注度分别为25%和25%。

表4还表明这两种方法在三种不同模式下的结果。在大多数情况下，ATC方法的结果优于AIO方法的结果。但时间节省模式的中高级结果与上述恰恰相反。此

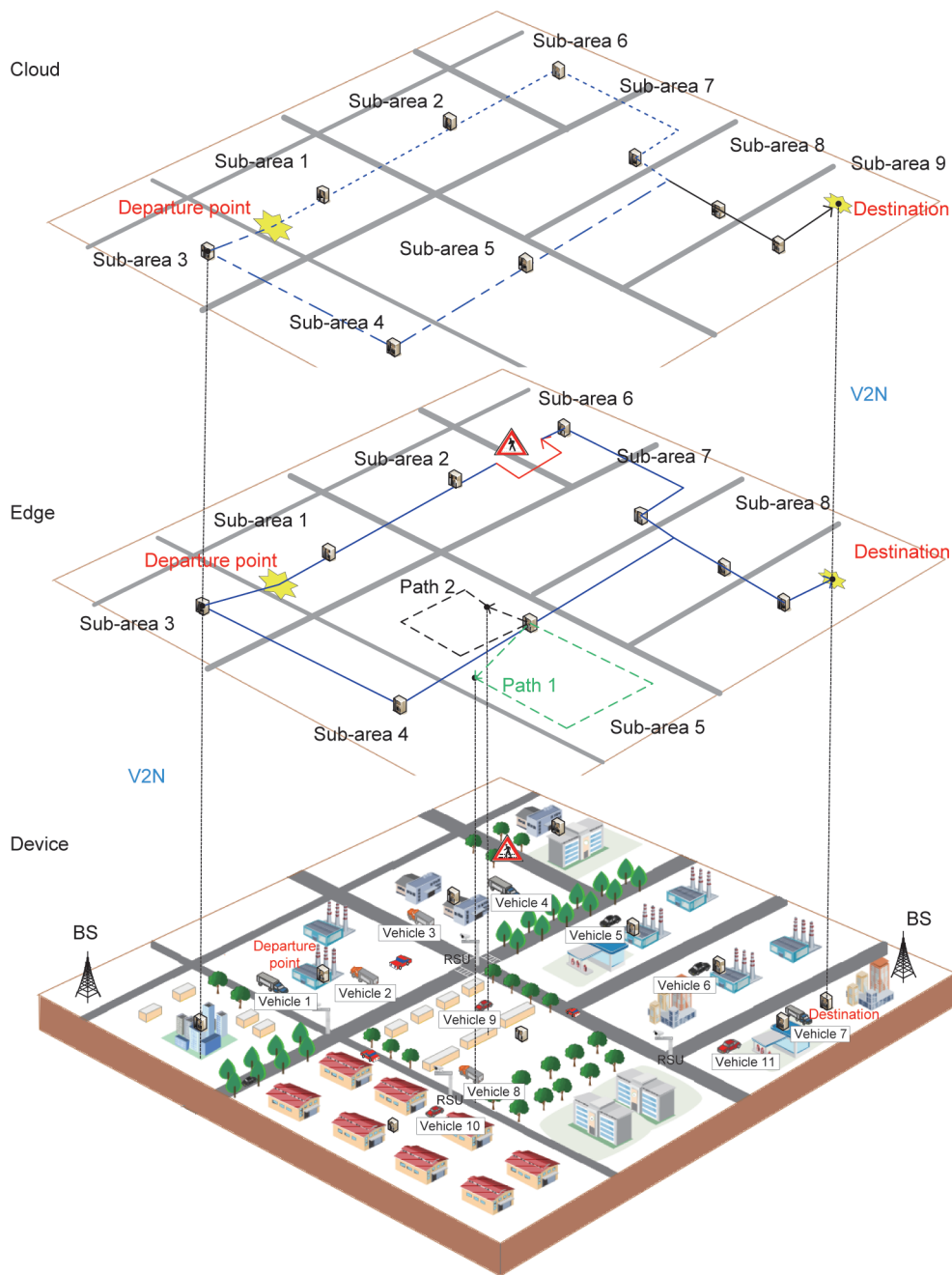


图10. 工业园区物流场景中的运营和部署。

处，“层级”是指关注该指标的百分比。诸如，ATC方法在较低级时间节省模式上具有更好的性能，这表明在不考虑节省时间因素的情况下，ATC方法找到了最优的集成方案。此外，随着层级的降低，ATC和AIO方法之间的偏差也会减小。

表4还列出了ATC和AIO方法的平均运行时间和平均偏差率。执行分析案例实验时，在一台运行Windows7（64位）的计算机上进行了模拟，该计算机采用

Intel Core i7处理器和16GB随机存取存储器（RAM）。结果表明，ATC方法的运算速度更快，但结果不如AIO方法稳定。这些结果表明，在注重效率的工业园区物流运输场景中应用ATC方法是可行的。因此，该方法适用于要求响应和反馈的场景。此外，ATC中不同方案模式和层级的结果保持相对稳定，表明从平均运行时间和平均偏差率的角度出发，具备不同层级要求的三种模式可通过ATC方法无优先级地获得其方案。

表2 根据地图的子区域及其后续活动

Sub-area	Path scheme number	Successor number	Successors
A ₁	3	3	A ₂ , A ₃ , A ₅
A ₂	2	2	A ₆ , A ₇
A ₃	2	1	A ₄
A ₄	2	1	A ₅
A ₅	2	3	A ₇ , A ₈ , A ₉
A ₆	1	1	A ₇
A ₇	2	1	A ₈
A ₈	2	1	A ₉
A ₉	1	0	—

此外采用ATC方法进行配置和评估具有以下优点：
 ①ATC可对协同方案进行ETPV功能的集成，实现层次优化。而AIO方法以串行方式优化目标，因此，在考虑各方法之间的约束时，AIO建模更为复杂。所以，ATC方法的总响应时间比AIO方法短。
 ②在本文提出的框架中应用ATC方法，可动态且有效地配置和评估基于5G车联网通信和端-边-云协同的集成方案。尽管AIO方法可应用于相同的运算，但其要求记录数据或先前的计算结果，难以适应实际场景中不断发生的变化。一旦出现中断事件，AIO方法必须重新计算，因此AIO的鲁棒性

表3 有关方案选项的信息

Element number	Service information		Configuration index			
	Set	Functions	Option	Time	Cost	Energy
S _λ	—	—	—	0	0	0
A ₁	CLS	T	S _{T0} ¹	35	200	120
	ELS, DLS	E, P	S _{P1} ¹	40	520	215
	ELS, DLS	E, P	S _{P2} ¹	46	470	275
	ELS, DLS	E, P	S _{P3} ¹	34	580	280
A ₂	CLS	T	S _{T1} ¹	40	220	135
	ELS, DLS	E, P	S _{P1} ²	45	460	260
	ELS, DLS	E, P	S _{P2} ²	50	450	250
A ₃	CLS	T	S _{T1} ²	28	190	128
	ELS, DLS	E, P	S _{P1} ³	35	430	230
	ELS, DLS	E, P	S _{P3} ³	40	400	280
A ₄	CLS	T	S _{T1} ³	58	290	188
	ELS, DLS	E, P	S _{P1} ⁴	65	680	410
	ELS, DLS	E, P	S _{P2} ⁴	60	620	402
A ₅	CLS	T	S _{T1} ³ , S _{T1} ⁴	59	288	198
	ELS, DLS	E, P	S _{P1} ⁵	70	700	390
	ELS, DLS	E, P	S _{P2} ⁵	77	650	405
A ₆	CLS	T	S _{T1} ²	23	160	118
	ELS, DLS	E, P	S _{P1} ⁶	67	280	220
A ₇	CLS	T	S _{T2} ² , S _{T1} ⁵ , S _{T1} ⁶	25	200	128
	ELS, DLS	E, P	S _{P1} ⁷	30	255	155
	ELS, DLS	E, P	S _{P2} ⁷	38	300	138
A ₈	CLS	T	S _{T2} ⁵ , S _{T1} ⁷	22	170	130
	ELS, DLS	E, P	S _{P1} ⁸	35	310	120
	ELS, DLS	E, P	S _{P2} ⁸	30	300	118

Element number	Service information		Configuration index			
	Set	Functions	Option	Time	Cost	Energy
A ₉	CLS	T	S _{T3} ⁵ , S _{T1} ⁸	25	208	100
	ELS, DLS	E, P	S _{P1} ⁹	30	290	150
S _B	—	—	—	0	0	0

CLS: cloud-side set; ELS: edge-side set; DLS: device-side set; SA: the scheme from the departure point A to the next area; SB: the scheme from the last area to the destination point B.

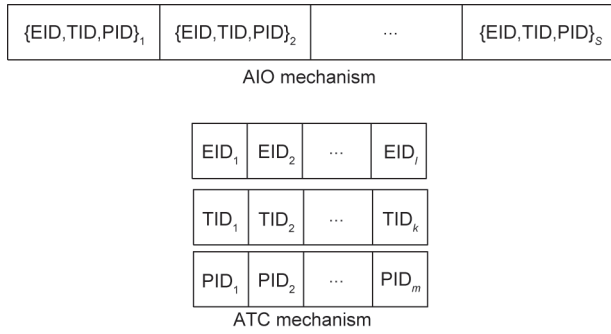


图11. AIO和ATC方法的编码。

不如ATC方法。综上，ATC方法更适合本文5G车联网的协同框架。

8. 结论

在本文中，为提高工业园区物流任务的效率，本文提出了一个框架，将5G车联网通信与环境感知与地图构建、任务分配、路径规划和车辆运输功能（ETPV）

集成在一起。此外，该框架被设计作为一个协同框架，借此可获得在组织能力、调整能力和灵活性方面更优的集成方案。

将端-边-云协同应用于所提出的协同框架中，可有效管理ETPV功能，并实现合理的工作流程。相关功能可在最为便捷的服务器上实现，节省了传输时间，同时也提高了运行效率。不仅如此，本文还为协同框架中的集成方案设计目标值，其中ATC方法被用于内部配置和评估。

本文通过对一个工业园区物流场景的分析性案例研究，验证了该框架的可行性。针对ATO方法和传统的AIO方法，本文对其在时间、成本和节能方面的性能进行了比较。结果表明，在目标值和平均运行时间性能方面，ATC方法均优于AIO方法。此外，结果还表明所提出的协同框架可针对不同需求的合适方案进行配置。

在今后的工作中，将使用其他智能算法来优化框架的功能和配置，还将评估所提出的框架在实际工业园区情景中的应用情况。

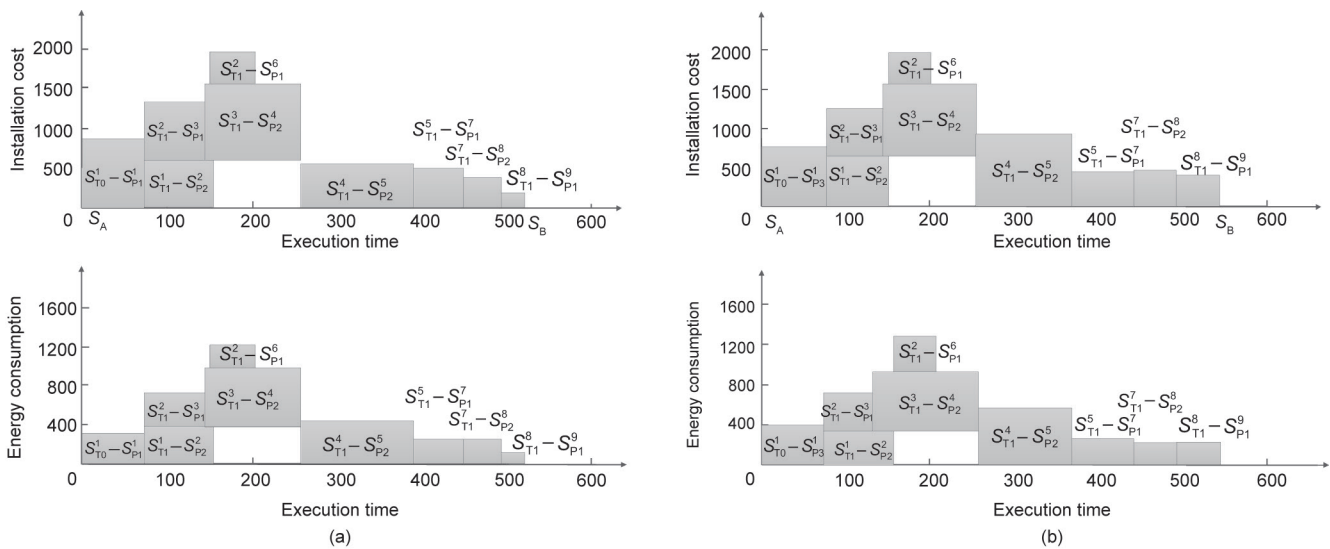


图12. 集成方案（中级时间节省模式）。(a) ATC方法 (b) AIO方法。

表4 三种模式下ATC与AIO方法的比较

Pattern	(w^r, w^c, w^l)	Fitness value (objective)			Mean runtime (s)			Mean deviation rate		
		ATC	AIO	Deviation from AIO	ATC	AIO	Deviation from AIO	ATC	AIO	Deviation from AIO
Time-saving	Higher level (0.6,0.2,0.2)	2148.6	1818.2	18.17	1.613	1.871	-13.79%	92.8%	99.6%	-6.83%
	Mid-level (0.50,0.25,0.25)	2417.6	2272.8	8.75%	1.631	1.903	-14.29%	94.2%	99.3%	-5.14%
	Lower level (0.4,0.3,0.3)	2686.7	2727.3	-1.49%	1.620	1.888	-14.19%	93.3%	99.5%	-6.23%
Cost-saving	Higher level (0.2,0.6,0.2)	3607.8	4072.6	-11.41%	1.631	1.860	-12.31%	92.3%	99.6%	-7.32%
	Mid-level (0.25,0.50,0.25)	3336.5	3685.5	-9.47%	1.602	1.882	-14.88%	95.4%	98.7%	-3.34%
	Lower level (0.3,0.4,0.3)	3055.2	3295.4	-7.29%	1.641	1.911	-14.13%	95.0%	98.6%	-3.65%
Energy-saving	Higher level (0.2,0.2,0.6)	2823.2	3173.0	-11.02%	1.623	1.904	-14.76%	91.4%	97.8%	-6.54%
	Mid-level (0.25,0.25,0.50)	2841.4	3120.3	-8.94%	1.639	1.911	-14.23%	95.1%	99.5%	-4.42%
	Lower level (0.3,0.3,0.4)	2856.2	3066.3	-6.85%	1.623	1.892	-14.21%	93.3%	99.6%	-6.32%

The bold format is to show the best scheme of this row.

致谢

本研究得到国家重点研发计划（2018YFE0197700）的资助。

Compliance with ethics guidelines

Yanjun Shi, Qiaomei Han, Weiming Shen, and Xianbin Wang declare that they have no conflict of interest or financial conflicts to disclose.

References

- [1] Qiu X, Luo H, Xu G, Zhong R, Huang GQ. Physical assets and service sharing for IoT-enabled Supply Hub in Industrial Park (SHIP). *Int J Prod Econ* 2015;159:4–15.
- [2] Qiu X, Huang GQ, Lam JSL. A bilevel analytical model for dynamic storage pricing in a Supply Hub in Industrial Park (SHIP). *IEEE Trans Autom Sci Eng* 2015;12(3):1017–32.
- [3] Feng J, Li F, Xu C, Zhong RY. Data-driven analysis for RFID-enabled smart factory: a case study. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst* 2020;50(1):81–8.
- [4] Yu W, Liang F, He X, Hatcher WG, Lu C, Lin J, et al. A survey on the edge computing for the Internet of Things. *IEEE Access* 2018;6:6900–19.
- [5] Satyanarayanan M. The emergence of edge computing. *Computer* 2017;50(1):30–9.
- [6] Mao Y, You C, Zhang J, Huang K, Letaief KB. A survey on mobile edge computing: the communication perspective. *IEEE Commun Surv Tut* 2017;19(4):2322–58.
- [7] Ha K, Chen Z, Hu W, Richter W, Pillai P, Satyanarayanan M. Towards wearable cognitive assistance. In: *Proceedings of the 12th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*; 2014 Jun 16–19; Bretton Woods, NH, USA; 2014. p. 68–81.
- [8] Zhao Z, Lin P, Shen L, Zhang M, Huang GQ. IoT edge computing-enabled collaborative tracking system for manufacturing resources in industrial park. *Adv Eng Inform* 2020;43:101044.
- [9] Qi B, Xia Y, Li B, Shi K, Xue M. Family energy management system based on edge computing: architecture, key technology and implementation. *Electr Power Constr* 2018;39(3):33–41.
- [10] Lin W, Sharma P, Chatterjee S, Sharma D, Lee D, Iyer S, et al. Scaling persistent connections for cloud services. *Comput Netw* 2015;93:518–30.
- [11] Chen Y. Integrated and intelligent manufacturing: perspectives and enablers. *Engineering* 2017;3(5):588–95.
- [12] Lv L, Shi Y, Shen W. Mobility-as-a-service research trends of 5G-based vehicle platooning. *Serv Oriented Comput Appl* 2021;15(1):1–3.
- [13] Shi Y, Lin N, Han Q, Zhang T, Shen W. A method for transportation planning and profit sharing in collaborative multi-carrier vehicle routing. *Mathematics* 2020;8(10):1788.
- [14] Pocovi G, Shariatmadari H, Berardinelli G, Pedersen K, Steiner J, Li Z. Achieving ultra-reliable low-latency communications: challenges and envisioned system enhancements. *IEEE Network* 2018;32(2):8–15.
- [15] Guevara L, Cheein FA. The role of 5G technologies: challenges in smart cities and intelligent transportation systems. *Sustainability* 2020;12(16):6469.
- [16] Sawanobori TK. The next generation of wireless: 5G leadership in the US Washington [presentation]. In: *CTIA EverythingWireless*; 2016 Feb 9; Washington, DC, USA; 2016.
- [17] Campolo C, Molinaro A, Iera A, Menichella F. 5G network slicing for vehicle-toeverything services. *IEEE Wirel Commun* 2017;24(6):38–45.
- [18] Shi Y, Han Q, Shen W, Zhang H. Potential applications of 5G communication technologies in collaborative intelligent manufacturing. *IET Collab Intell Manuf* 2019;1(4):109–16.
- [19] Zhong RY, Xu X, Klotz E, Newman ST. Intelligent manufacturing in the context of Industry 4.0: a review. *Engineering* 2017;3(5):616–30.
- [20] Kumar PM, Gandhi UD, Manogaran G, Sundarasekar R, Chilamkurti N, Varatharajan R. Ant colony optimization algorithm with Internet of Vehicles for intelligent traffic control system. *Comput Netw* 2018;144:154–62.
- [21] Tolba A. Content accessibility preference approach for improving service optimality in internet of vehicles. *Comput Netw* 2019;152:78–86.
- [22] Akpakuw GA, Silva BJ, Hancke GP, Abu-Mahfouz AM. A survey on 5G networks for the Internet of Things: communication technologies and challenges. *IEEE Access* 2018;6:3619–47.
- [23] Butt TA, Iqbal R, Shah SC, Umar T. Social Internet of Vehicles: architecture and enabling technologies. *Comput Electr Eng* 2018;69:68–84.
- [24] Li W, Xiao M, Yi Y, Gao L. Maximum variation analysis based analytical target cascading for multidisciplinary robust design optimization under interval uncertainty. *Adv Eng Inform* 2019;40:81–92.
- [25] Rawat DB, Alsabet R, Bajracharya C, Song M. On the performance of cognitive Internet-of-Vehicles with unlicensed user-mobility and licensed user-activity. *Comput Netw* 2018;137:98–106.
- [26] 3rd Generation Partnership Project; technical specification group services and system aspects; release 16 description. Report. Valbonne: 3GPP Support Office; 2020.
- [27] Abdel Hakeem SA, Hady AA, Kim HW. 5G-V2X: standardization, architecture, use cases, network-slicing, and edge-computing. *Wirel Netw* 2020;26(8):6015–41.
- [28] Casas P, Schatz R. Quality of experience in cloud services: survey and measurements. *Comput Netw* 2014;68:149–65.
- [29] Selimi M, Khan AM, Dimogerontakis E, Freitag F, Centelles RP. Cloud services in the Guifi.net community network. *Comput Netw* 2015;93:373–88.
- [30] Schreiber M, Knöppel C, Franke U. LaneLoc: lane marking based localization using highly accurate maps. In: *Proceedings of 2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*; 2013 Jun 23–26; Gold Coast, QLD, Australia; 2013. p. 449–

- 54.
- [31] Liu Z, Yu S, Zheng N. A co-point mapping-based approach to drivable area detection for self-driving cars. *Engineering* 2018;4(4):479–90.
- [32] Xu X, Hao J, Yu L, Deng Y. Fuzzy optimal allocation model for task–resource assignment problem in a collaborative logistics network. *IEEE Trans Fuzzy Syst* 2019;27(5):1112–25.
- [33] Shriyam S, Gupta SK. Incorporation of contingency tasks in task allocation for multirobot teams. *IEEE Trans Autom Sci Eng* 2020;17(2):809–22.
- [34] Ma H, Koenig S. AI Buzzwords explained: multi-agent path finding (MAPF). *AI Matters* 2017;3(3):15–9.
- [35] Hönig W, Kumar TKS, Cohen L, Ma H, Xu H, Ayanian N, et al. Multi-agent path finding with kinematic constraints. In: *Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence*; 2017 Aug 19–25; Melbourne, VIC, Australia; 2017. p. 4869–73.
- [36] Shen W, Wang L, Hao Q. Agent-based distributed manufacturing process planning and scheduling: a state-of-the-art survey. *IEEE Trans Syst Man Cybern C* 2006;36(4):563–77.
- [37] Goldenberg M, Felner A, Stern R, Sharon G, Sturtevant N, Holte RC, et al. Enhanced partial expansion A*. *J Artif Intell Res* 2014;50:141–87.
- [38] Wagner G, Choset H. Subdimensional expansion for multirobot path planning. *Artif Intell* 2015;219:1–24.
- [39] Sharon G, Stern R, Goldenberg M, Felner A. The increasing cost tree search for optimal multi-agent pathfinding. *Artif Intell* 2013;195:470–95.
- [40] Sharon G, Stern R, Felner A, Sturtevant NR. Conflict-based search for optimal multi-agent pathfinding. *Artif Intell* 2015;219:40–66.
- [41] Jiang K, Yang D, Liu C, Zhang T, Xiao Z. A flexible multi-layer map model designed for lane-level route planning in autonomous vehicles. *Engineering* 2019;5(2):305–18.
- [42] Talgorn B, Kokkolaras M. Compact implementation of non-hierarchical analytical target cascading for coordinating distributed multidisciplinary design optimization problems. *Struct Multidiscipl Optim* 2017;56 (6):1597–602.
- [43] Guarneri P, Leverenz JT, Wiecek MM, Fadel G. Optimization of nonhierarchically decomposed problems. *J Comput Appl Math* 2013;246:312–9.
- [44] Ghosh S, Mavris DN. A methodology for probabilistic analysis of distributed multidisciplinary architecture (PADMA). In: *Proceeding of 17th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference*; 2016 Jun 13–17; Wahington, DC, USA; 2016. p. 3210.