

基于空中计算的 无线群智感知

Over-the-Air Computation Based Wireless Crowd Sensing

李晓阳/LI Xiaoyang, 贡毅/GONG Yi

(南方科技大学, 中国 深圳 518055)
(Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055, China)



摘要:为实现服务器对海量传感数据的快速收集,提出了一种基于空中计算的快速传感数据汇聚方案。该方案通过无线功率传输激励用户参与群智感知,为数据感知和空中计算供能。通过对无线功率分配、感知数据量,以及空中计算数据汇聚时间进行联合优化,实现服务器数据开发效益的最大化。该方案的性能通过仿真进行了验证,并与传统的无线群智感知设计进行了比较。

关键词:无线群智感知;空中计算;无线功率传输

Abstract:To achieve fast aggregation of massive sensing data at the server, an over-the-air computation (AirComp) based fast data aggregation design is proposed. In this design, wireless power transfer serves as the incentivizing mechanism for users to take part in wireless crowd sensing (WCS), as well as the energy source for data sensing and AirComp. The wireless power transfer allocation, sensing data size, and AirComp-based data aggregation time are jointly optimized to maximize the data exploitation reward of server. The simulation demonstrates the performance of the proposed design compared with the traditional WCS.

Keywords: wireless crowd sensing; over-the-air computation; wireless power transfer

DOI: 10.12142/ZTETJ.202004005
网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20200709.1708.006.html>

网络出版日期: 2020-07-09
收稿日期: 2020-05-30

物联网的迅速发展推动了数以亿计的无线传感设备部署,这些设备被用来采集各项应用所需要的数据(如温度、湿度、污染程度、车流量等)。然而,传统的无线传感器网络覆盖范围和可扩展性有限,并且存在高昂的维护成本^[1]。近年来,无线群智感知利用移动用户可穿戴设备中的传感模块,为数据采集提供了一

种新的解决方案^[2-4]。一系列奖励机制被设计用于激励用户参与群智感知,包括金钱、服务质量、用户体验等^[5]。尽管这些奖励机制起到了一定的效果,但对于无源的无线传感设备而言,更重要的一点是要有足够的电量来执行数据感知任务。为了解决这一问题,无线功率传输被设计为一种新型的奖励机制,在激励设备参与群智感知的同时能够为设备供电^[6-7]。无线功率传输最早被用于点对点的功率传输,目前已经被业界广泛应用,为各种通信系统提供了

能量^[8-10]。

然而,由于传感设备的计算能力有限,难以对采集到的数据进行分析。为了有效利用传感数据中的信息,需要将分布在传感设备端的数据汇聚到服务器进行集中处理。传统的多址接入方案难以在短时间内传输海量数据,因此需要一种新型的快速数据汇聚方案。幸运的是,许多应用仅仅需要传感数据的统计信息(例如算数平均值、加权和等),因此服务器接收端无须复原所有的原始数据。基于这一特性,一种被称为空中计算

基金项目:国家重点研发计划(2019YFB1802804)、广东省基础与应用基础研究基金资助项目(2019B1515130003)

的新兴数据传输方式被业界提出,它能够利用信号在传输过程中的波形叠加属性,来实现快速的数据汇聚^[11]。

与传统多址接入方案不同,空中计算旨在降低收集到的统计信息与真实值之间的误差^[12]。这一误差往往通过均方差来衡量,并受设备端发射功率的影响^[13]。一方面,设备发射功率的增大将有助于克服噪声影响,从而降低均方差;另一方面,单独增大某几个设备的发射功率将会使各设备间的信号幅度差异过大,从而导致均方差增大。因此,需要对所有设备的发射功率进行统一调节,达到最优的空中计算性能。在无源的传感器网络中,可以采用无线供电的方式为空中计算供能,各设备的发射功率受限于其收到的能量^[14-15]。

为了实现超高速的数据处理,本文中我们提出一种基于空中计算的无线群智感知设计。该设计通过对无线功率分配策略、感知数据量,以及空中计算数据汇聚时间3个因素进

行联合优化,从而实现服务器数据开发效益的最大化。

1 基于频分复用的无线群智感知系统

如图1所示,本文中我们考虑由一个多天线服务器和 N 个单天线传感设备组成的多用户无线群智感知系统。服务器依据各用户反馈的信道状态和感知能力来调整无线功率传输策略,其中分配给各用户的功率 P_n 之和不得超过服务器的发射功率 P_0 ,即:

$$\sum_{n=1}^N P_n \leq P_0, \quad (1)$$

其中,给定无线功率传输时间为 T_0 ,能量转化效率为 η ,信道功率增益为 g_n ,各设备接收到的能量可以用 $E_n = \eta g_n P_n T_0$ 表示,并被划分为3个部分: $E_n^{(s)}$ 用于数据感知, $E_n^{(t)}$ 用于数据传输, $E_n^{(r)}$ 作为执行数据感知任务获得的能量奖励。

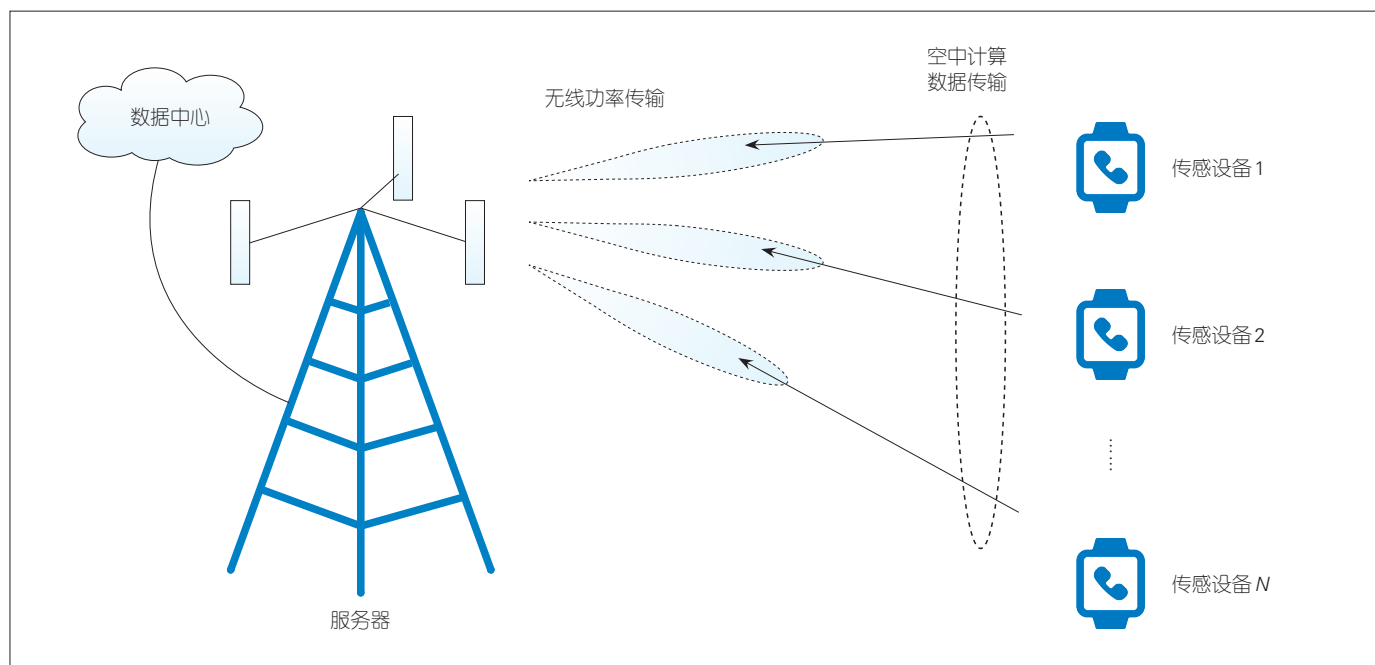
相应地,群智感知任务时间 T 也

将划分为两个部分,其中 t_n^s 用于数据感知, t_n^t 用于数据传输。因此,本文中我们考虑的设计需要同时满足能量和时间两个限制条件,如式(2)和(3):

$$E_n^{(s)} + E_n^{(t)} + E_n^{(r)} \leq E_n, \quad (2)$$

$$t_n^s + t_n^t \leq T. \quad (3)$$

对于数据感知而言,给定感知速率 s_n ,感知数据量可以用 $L_n = s_n t_n^s$ 来表示。相应地,给定感知单位数据量所需的能量 $q_n^{(s)}$,感知能量消耗可以用 $E_n^{(s)} = q_n^{(s)} L_n$ 来表示。同理,当感知单位数据的能量奖励 $q_n^{(r)}$ 确定时,可以得出各设备的数据感知能量奖励 $E_n^{(r)} = q_n^{(r)} L_n$ 。在传统的传输过程中,为了避免各设备感知数据在传输过程中的干扰,需要用频分复用的方式将各设备的信号在不同的频段发射。假设可用总带宽 B 被所有设备均分,每个设备分得的带宽为 B/M 。给定各设备的感知数据量、数据传输时间、



▲图1 基于空中计算的无线群智感知系统

信道状态,那么各设备的发射能量如式(4):

$$E_n^{(i)} = \frac{t_n \sigma^2}{g_n} \left(2^{\frac{M L_n}{B t_n}} - 1 \right), \quad (4)$$

其中, σ^2 表示噪声功率。基于文献[16],服务器数据开发效益 R 由感知数据效益和能量开销共同决定,即:

$$R = \sum_{n=1}^N a_n \log(1 + L_n) - c \sum_{n=1}^N P_n T_0, \quad (5)$$

其中, a_n 代表第 n 个设备的数据重要程度, c 代表单位能量开销的代价。为了最大化服务器数据开发效益,该系统将对无线功率分配、感知数据量,以及空中计算数据汇聚时间进行联合优化,优化问题构建如式(6):

$$\max_{\{P_n \geq 0\}, \{t_n \geq 0\}, \{L_n \geq 0\}} \sum_{n=1}^N a_n \log(1 + L_n) - c \sum_{n=1}^N P_n T_0, \quad (6a)$$

$$\text{s.t.} \sum_{n=1}^N P_n \leq P_0, \quad (6b)$$

$$(P1) L_n / s_n + t_n \leq T, \forall n, \quad (6c)$$

$$(q_n^{(s)} + q_n^{(r)}) L_n + \frac{t_n \sigma^2}{g_n} \left(2^{\frac{L_n M}{t_n B}} - 1 \right) \leq \eta g_n P_n T_0, \forall n, \quad (6d)$$

其中,第1个限制条件要求分配给各用户的功率之和不得超过服务器的发射功率;第2个限制条件要求各用户的群智感知任务需要在规定时间内完成;第3个限制条件要求各用户消耗的能量不得大于其接受到的能量。易证明当后两个限制条件取等号时该问题达到最优解,否则可以通过分配更多的时间或能量来提升感知数据量。因此,问题(P1)可以进一步简化为:

$$\max_{\{t_n\}} \sum_{n=1}^N a_n \log(1 + s_n(T - t_n)) - c \sum_{n=1}^N \left[\frac{(q_n^{(s)} + q_n^{(r)}) s_n (T - t_n)}{\eta g_n} + \frac{t_n \sigma^2}{\eta g_n^2} \left(2^{\frac{s_n M (T - t_n)}{t_n B}} - 1 \right) \right], \quad (7a)$$

$$\text{s.t.} \sum_{n=1}^N \left[\frac{(q_n^{(s)} + q_n^{(r)}) s_n (T - t_n)}{\eta g_n} + \frac{t_n \sigma^2}{\eta g_n^2} \left(2^{\frac{s_n M (T - t_n)}{t_n B}} - 1 \right) \right] \leq P_0 T_0, \quad (7b)$$

$$(P2) 0 \leq t_n \leq T, \forall n. \quad (7c)$$

对问题(P2)的目标函数求二阶导,易证明该问题为一个凸优化问题,其拉格朗日函数如式(8)所示:

$$L(t_n, \lambda) = (\lambda + c) \sum_{n=1}^N \left[\frac{(q_n^{(s)} + q_n^{(r)}) s_n (T - t_n)}{\eta g_n} + \frac{t_n \sigma^2}{\eta g_n^2} \left(2^{\frac{s_n M (T - t_n)}{t_n B}} - 1 \right) \right] - \sum_{n=1}^N a_n \log(1 + s_n(T - t_n)) - \lambda P_0 T_0. \quad (8)$$

对该函数应用昆恩塔克条件进行分析,可以得出该问题的最优解 $\{t_n^*\}$ 需要满足如式(9)的条件:

$$\frac{(\lambda^* + c) \sigma^2}{\eta g_n^2} \left[\left(1 - \frac{s_n M T \ln 2}{t_n^* B} \right) 2^{\frac{s_n M (T - t_n^*)}{t_n^* B}} - 1 \right] + \frac{s_n a_n}{1 + s_n (T - t_n^*)} - \frac{(\lambda^* + c) s_n (q_n^{(s)} + q_n^{(r)})}{\eta g_n} = 0, \quad (9)$$

其中, λ^* 为拉格朗日算子。基于该解可以得出最优的数据感知和功率分配策略,这两个策略均具备阈值结构,具体如式(10):

$$L_n^* = \begin{cases} s_n (T - t_n^*), & \varphi_n \geq \lambda^* \\ 0, & \varphi_n < \lambda^* \end{cases}, \quad (10)$$

$$P_n^* = \begin{cases} \frac{1}{\eta g_n T_0} \left[\frac{(q_n^{(s)} + q_n^{(r)}) s_n (T - t_n^*)}{\eta g_n} + \frac{t_n^* \sigma^2}{\eta g_n} \left(2^{\frac{s_n M (T - t_n^*)}{t_n^* B}} - 1 \right) \right], & \varphi_n \geq \lambda^* \\ 0, & \varphi_n < \lambda^* \end{cases}, \quad (11)$$

其中, $\varphi_n = a_n \eta g_n / (q_n^{(s)} + q_n^{(r)} + \sigma^2 M \ln 2 / g_n B)$ 为阈值判定函数。

2 基于空中计算的无线群智感知系统

对于服务器端仅需要感知数据统计信息的场景而言,各设备的感知数据在传输过程中直接进行波形叠加,因此无须避免各设备信号之间的干扰,可以采用空中计算的数据传输方案。每个用户均可用整个带宽 B 来传输数据,因此该问题的最优解 $\{t_n^*\}$ 需要满足如式(12):

$$\frac{(\lambda^* + c) \sigma^2}{\eta g_n^2} \left[\left(1 - \frac{s_n T \ln 2}{t_n^* B} \right) 2^{\frac{s_n (T - t_n^*)}{t_n^* B}} - 1 \right] + \frac{s_n a_n}{1 + s_n (T - t_n^*)} - \frac{(\lambda^* + c) s_n (q_n^{(s)} + q_n^{(r)})}{\eta g_n} = 0. \quad (12)$$

然而,由于各设备的感知数据必须同时传输才能实现正确的波形叠加,空中计算要求各设备的数据传输时间同步。为了解决这一问题,先完成某类型数据采集的设备需要等待其他设备采集完该类型数据后,才能同时开始数据传输,因此所有设备的传输时间为:

$$t^* = \min_n t_n^*. \quad (13)$$

相应的数据采集量和功率消耗可以表示为:

$$L_n^{*'} = \begin{cases} \min s_n (T - t^{*'}) , \varphi_n' \geq \lambda^{*'} \\ 0, \varphi_n' < \lambda^{*'} \end{cases}, \quad (14)$$

$$P_n^{*'} = \begin{cases} \frac{1}{\eta g_n T_0} \left[(q_n^{(s)} + q_n^{(r)}) L_n^{*'} + \frac{t^{*'} \sigma^2}{\eta g_n} \left(2^{L_n^{*'} / B} - 1 \right) \right], \varphi_n' \geq \lambda^{*'} \\ 0, \varphi_n' < \lambda^{*'} \end{cases}, \quad (15)$$

其中， $\varphi_n' = a_n \eta g_n / (q_n^{(s)} + q_n^{(r)} + \sigma^2 \ln 2 / g_n B)$ 为阈值判定函数。

空中计算的引入将对无线群智感知系统的性能带来双面的影响：一方面，空中计算可以更加充分地利用有限的频谱资源提升数据传输速率，每个设备节省下来的时间可以采集更多的数据；另一方面，空中计算的同步性要求将造成部分设备在某时间段内空置，这段空置的等待时间会造成设备采集到的数据量下降。

3 仿真设计与分析

为了验证基于空中计算的无线群智感知设计性能，我们在 MATLAB 平台上进行了仿真验证。整个无线群智感知系统包括 1 个匹配 40 根天线的服务器和 10 个单天线传感设备，服务器与传感设备间的信道 g_n 服从莱斯分布。无线能量传输时间 T_0 和群智感知时间 T 均设置为 1 s，能量转化效率 η 设置为 0.5，总带宽 B 设置为 100 kHz，噪声功率 σ^2 设置为 10^{-9} W。对于每个传感设备而言，感知速率 s_n 服从 $[10^4, 10^5]$ bit/s 的均匀分布，感知单位数据量所需的能量 $q_n^{(s)}$ 服从 $[10^{-12}, 10^{-11}]$ J/bit 的均匀分布，感知单位数据量所获得的能量奖励 $q_n^{(r)}$ 服从 $[10^{-14}, 10^{-13}]$ J/bit 的均匀分布。

图 2 展示了服务器数据开发效益 R 随服务器的发射功率 P_0 的变化曲线。可以看到，随着服务器发射

功率的增大，服务器数据开发效益增加并逐步趋向恒定值。这是由于当发射功率较小时，能量成为限制感知数据量的主要因素；当发射功率足够大时，限制条件将不再是能量，而是时间等因素。此外，基于空中计算的无线群智感知设计性能优于传统的多址接入方案。这证明空中计算带来的传输速率提升将有效减少数据传输时间，从而使各设备增加的数据感知时间超过同步性造成的空置时间。

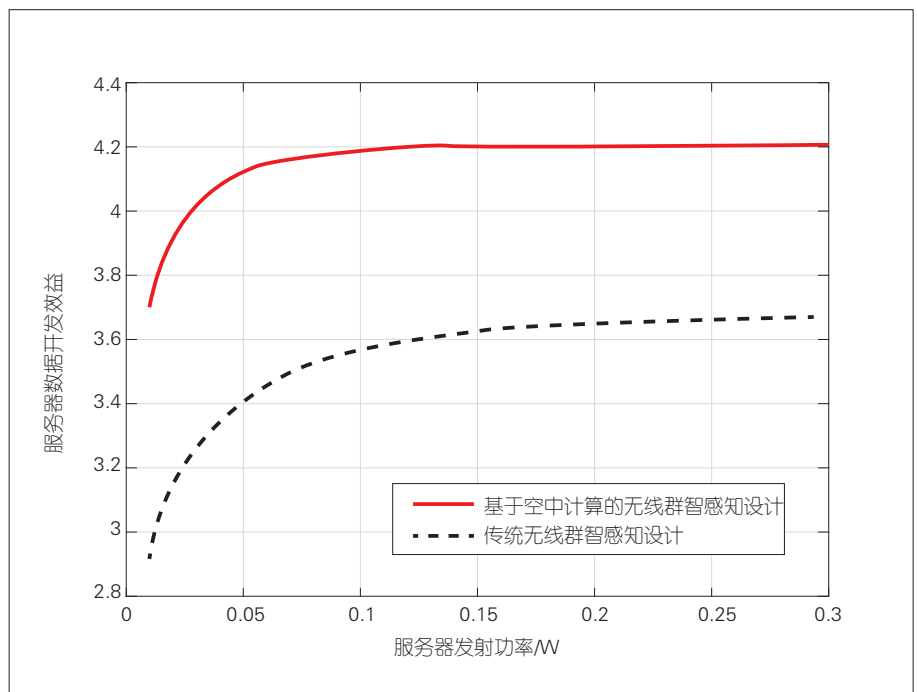
4 结束语

本文中，我们介绍了一种基于空中计算的无线群智感知系统。该系统通过对无线功率分配、感知数据量，以及空中计算数据汇聚时间进行联合优化，从而实现服务器数据开发效益的最大化。与传统多址接入方案相比，空中计算的引入有助于用户共享频谱资源，节省数据传输时间，从而增大数据感知量。然而，空中计

算在无线群智感知系统中的实现需要考虑更加实际的问题，比如需要通过功率控制来实现最小化空中计算均方差，需要对多天线空中计算进行波束赋形设计来实现多类型数据同时汇聚，这将成为未来的研究方向。

参考文献

- [1] AKYILDIZ I F, SU W, SANKARASUBRAMANIAM Y, et al. Wireless sensor networks: a survey [J]. Computer networks, 2002, 38(4): 393–422. DOI: 10.1016/s1389-1286(01)00302-4
- [2] GANTI R, YE F, LEI H. Mobile crowdsensing: current state and future challenges [J]. IEEE communications magazine, 2011, 49(11): 32–39. DOI: 10.1109/mcom.2011.6069707
- [3] LI X Y, ZHU G X, SHEN K M, et al. Joint annotator-and-spectrum allocation in wireless networks for crowd labelling [EB/OL]. (2019-12-25) [2020-05-28]. <https://arxiv.org/pdf/1912.11678.pdf>
- [4] LI X Y, ZHU G X, SHEN K M, et al. Spectrum allocation in wireless networks for crowd labelling [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Virtual Barcelona: IEEE, 2020: 8991–8995. DOI: 10.1109/icasspa40776.2020.9053492
- [5] ZHANG X, YANG Z, SUN W, et al. Incentives for mobile crowd sensing: a survey [J]. IEEE communications surveys and tutorials, 2016, 18(1): 54–67
- [6] LI X Y, YOU C S, ANDREEV S, et al. Wirelessly powered crowd sensing: joint power transfer, densing, compression, and trans-



▲图 2 空中计算与传统设计性能比较

- mission [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2019, 37(2): 391–406. DOI: 10.1109/jsac.2018.2872379
- [7] LI X Y, YOU C S, ANDREEV S, et al. Optimizing wirelessly powered over-the-air computation for high-mobility sensing [C]//IEEE Globecom Workshops(GC Wkshps). Abu Dhabi, UAE: IEEE, 2018: 1–6. DOI: 10.1109/IC-CW.2018.8403562
- [8] BI S Z, HO C K, ZHANG R. Wireless powered communication: opportunities and challenges [J]. IEEE communications magazine, 2015, 53(4): 117–125. DOI:10.1109/mcom.2015.7081084
- [9] LI X Y, HAN Z D, GONG Y. Adaptive multi-band resource allocation and power transmission system [C]//International Conference on Wireless Communications and Signal Processing(WCSP). Nanjing, China: WCSP, 2017: 1–6. DOI: 10.1109/WCSP.2017.8171174
- [10] CHEN M, HAN Z D, LI X Y, et al. Universal filtered multi-carrier based multi-user simultaneous wireless information and power transfer downlink system [C]//IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Beijing, China: IEEE, 2018: 410–415. DOI: 10.1109/ICCCChina.2018.8641173
- [11] ABARI O, RAHUL H, KATABI D, et al. Over-the-air function computation in sensor networks [EB/OL]. [2020–06–22]. <https://arxiv.org/abs/1612.02307>
- [12] ZHU G X, HUANG K B. MIMO over-the-air computation for high-mobility multimodal sensing [J]. IEEE Internet of Things journal, 2019, 6(4): 6089–6103. DOI: 10.1109/jiot.2018.2871070
- [13] CAO X W, ZHU G X, XU J, et al. Optimal power control for over-the-air computation in fading channels [EB/OL]. [2020–06–22]. <https://arxiv.org/abs/1906.06858>
- [14] LI X Y, ZHU G X, GONG Y, et al. Wirelessly powered data aggregation for iot via over-the-air function computation: beamforming and power control [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2019, 18(7): 3437–3452. DOI:10.1109/twc.2019.2914046
- [15] LI X Y, ZHU G X, GONG Y, et al. Wirelessly powered over-the-air computation for high-mobility sensing [C]//IEEE Globecom Workshops(GC Wkshps). Abu Dhabi, UAE: IEEE, 2018: 1–6. DOI: 10.1109/GLO-COMW.2018.8644497
- [16] YANG D, XUE G, FANG X, et al. Crowdsourcing to smartphones: Incentive mechanism design for mobile phone sensing [EB/OL]. [2020–06–22]. <https://www.semanticscholar.org/paper/Crowdsourcing-to-smartphones%3AAn-incentive-mechanism-Yang-Xue/4de1ca40f9bad26867601f4d6791bfbfe738653c>

作者简介



李晓阳, 南方科技大学在读博士; 主要研究领域为无线群智感知与群智标注、空中计算、无线功率传输等; 已发表论文10余篇。



贡毅, 南方科技大学电子与电气工程系教授, 2006–2018年先后担任《IEEE Transactions on Wireless Communications》和《IEEE Transactions on Vehicular Technology》的编委; 主要研究领域为5G与智能通信、移动边缘计算等; 承担多项国家级、省部级科技项目; 发表学术论文150余篇, 获得发明专利20余项。

← 上接第17页

用优化后的卷积神经网络来预测有墙环境的网络容量时, 可以在33 s内预测10 000个接入点部署方案的网络容量, 这比使用传统系统仿真方法所需要的12 413 s快376倍。

4 结束语

利用接入点部署的二维图像, 卷积神经网络将复杂环境中网络容量的预测转换为二维数据处理问题, 可成功提取接入点部署位置的特征, 实现高实时精准预测。比起传统的系统仿真方法, CNN更高效与智能, 且具有高精度和鲁棒性。随着人工智能技术的发展, 更多的机器学习方法将被应用于未来无线网络的部署与管理中。

参考文献

- [1] GUPTA A K, ANDREWS J G, HEATH R W. Macrodiversity in cellular networks with random blockages [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2018, 17(2): 996–1010. DOI: 10.1109/TWC.2017.2773058
- [2] ONI P B, BLOSTEIN S D. Decentralized AP selection in large-scale wireless LANs considering multi-AP interference [C]//2017 International Conference on Computing, Networking and Communications (ICNC). USA: IEEE, 2017: 13–18. DOI: 10.1109/ICNC.2017.7876094
- [3] DEBNATH S, JEE A, BAISHYA S, et al. Access point planning for disaster scenario using dragonfly algorithm [C]//2018 5th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN). India, 2018: 226–231. DOI: 10.1109/SPIN.2018.8474051
- [4] RAN J, CHEN Y, LI S. Three-dimensional convolutional neural network based traffic classification for wireless communications [C]//2018 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP). USA: IEEE, 2018: 624–627. DOI: 10.1109/GlobalSIP.2018.8646659
- [5] MARSEET A, SAHIN F. Application of complex-valued convolutional neural network for next generation wireless networks [C]//2017 IEEE Western New York Image & Signal Processing Workshop (WNYISPW). USA: IEEE, 2017: 1–5. DOI: 10.1109/WNYIPW.2017.8356260
- [6] WANG X, WANG X, MAO S. CIFI: deep convolutional neural networks for indoor localization with 5 GHz Wi-Fi [C]//2017 IEEE International Conference on Communications (ICC). France, 2017: 1–6. DOI: 10.1109/ICC.2017.7997235
- [7] OROZA C A, ZHANG Z R, WATTEYNE T, et al. A machine-learning based connectivity model for complex terrain large-scale low-power wireless deployments [J]. IEEE transactions on cognitive communications and networking, 2017: 1–1. DOI: 10.1109/TCCN.2017.2741468
- [8] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述 [J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229–1251. DOI: 10.11897/SP.J.1016.2017.01229
- [9] 严牧, 刘耀, 冯钢. 基于强化学习的无线网络智能接入控制技术 [J]. 中兴通讯技术, 2018, 46(2): 10–14. DOI: 10.3969/j.issn.1009-6868.2018.02.003
- [10] 张球, 盛敏, 李建东. 大数据驱动的“人工智能”无线网络 [J]. 中兴通讯技术, 2018, 24(2): 2–5. DOI: 10.3969/j.issn.1009-6868.2018.02.001

作者简介



赖昱辰, 华中科技大学在读硕士生; 主要研究方向为面向下一代无线通信技术与系统、人工智能技术等。



钟伟, 华中科技大学通信工程系讲师; 主要研究方向为异构蜂窝网、无线Ad-hoc网络、云无线接入网、CSMA及802.11 RTS/CTS机制、随机几何以及点过程理论等; 目前担任国际学术期刊《IEEE Wireless Communications Letters》《EURASIP Journal on Wireless Communication and Networking》《Physical Communication》编委。



王建峰, 微软公司研究员; 主要研究方向为机器学习、图像识别、物体检测、弱监督以及自监督特征学习等。