

移动感知的NB-IoT无线电资源配置方法

黄霁崑, 黄方琦, 王皓天, 郭珈赫

(中国石油大学(北京)石油数据挖掘北京市重点实验室, 北京 102249)

摘要: 窄带物联网(NarrowBand Internet of Things, NB-IoT)是实现万物互联重要的通信技术,其为了扩大通信覆盖范围和提高可靠性而牺牲了时延等性能指标,且难以动态适应移动物联网设备. 对此,本文提出了一种适用于移动设备的NB-IoT无线电资源配置方案. 该方案通过卡尔曼滤波对物联网设备的移动位置进行预测,建立数学模型对通信可靠性进行估计,开展了块误码率、时延、能耗等性能指标的量化分析,并提出了无线电资源配置的优化模型和方法. 本文基于真实数据集开展了仿真实验,对该方案的有效性进行了验证,实验结果显示该方案能保证移动物联网设备与基站连接的同时降低时延.

关键词: 窄带物联网;卡尔曼滤波;通信可靠性估计;无线电资源配置

基金项目: 国家自然科学基金(No.61972414);北京市科技新星(No.Z201100006820082);北京市自然科学基金(No.4202066)

中图分类号: TN929.5;TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2023)04-0801-09

电子学报 URL:http://www.ejournal.org.cn **DOI:**10.12263/DZXB.20211283

Mobility-Aware Radio Resource Configuration for NB-IoT

HUANG Ji-wei, HUANG Fang-qi, WANG Hao-tian, GUO Jia-he

(Beijing Key Laboratory of Petroleum Data Mining, China University of Petroleum, Beijing 102249, China)

Abstract: Narrowband internet of things (NB-IoT) is a crucial communication technology for connecting everything. In order to expand the communication coverage and improve the reliability, NB-IoT sacrifices its performance metrics such as the latency and is difficult to adapt to mobile IoT devices. To meet this challenge, this paper proposes an NB-IoT radio resource configuration scheme for mobile devices. The scheme uses Kalman filtering to predict the mobile location of IoT devices, establishes a mathematical model to estimate the communication reliability, carries out quantitative analysis of performance metrics such as block error rate, delay and energy consumption, and proposes optimization models and methods of radio resource configuration. Simulation experiments based on real data sets are carried out to validate the effectiveness of the scheme. The experimental results show that the scheme can ensure the connectivity between IoT devices and the base stations while reducing the delay.

Key words: narrowband internet of things; Kalman filter; communication reliability estimation; radio resource configuration

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.61972414); Beijing Nova Program (No. Z201100006820082); Beijing Natural Science Foundation (No.4202066)

1 引言

窄带物联网(NarrowBand Internet of Things, NB-IoT)是第三代伙伴计划(3rd Generation Partnership Project, 3GPP)于2016年在第13版中提出的,它是一种专门为物联网设计的蜂窝技术^[1]. NB-IoT解决了关键的物联网需求,包括功耗低、支持大量设备、部署灵活、覆盖面广等. 这些优势使得NB-IoT适用于智能停车、智

能抄表、智能监控、物流跟踪等物联网应用^[2]. NB-IoT被广泛认为是下一代无线通信的主要技术,爱立信、华为等企业对于NB-IoT都表现出了极大的兴趣,并在其标准化方面投入了大量的精力. 根据Machina的研究估计,到2024年,NB-IoT和其他的低功耗广域网系统将占据14%的无线连接市场^[3].

NB-IoT复用长期演进(Long Term Evolution, LTE)

设计,上行链路使用单载波频分多址(Single-Carrier Frequency-Division Multiple Access, SC-FDMA),下行链路为正交频分多址(Orthogonal Frequency Division Multiple Access, OFDMA)、使用turbo码进行信道编码等^[4]。但NB-IoT相较LTE,做了如下改进:(1)NB-IoT的带宽限定在180 kHz;(2)NB-IoT利用重复传输数据和调制编码策略(Modulation and Coding Scheme, MCS)等无线电资源配置实现其覆盖增强。重复传输数据是NB-IoT实现增强覆盖的低复杂度的办法。然而,重复传输数据次数越高,可靠性越高,则传输效率越低,时延越高^[3]。高时延对于移动设备和延迟敏感的任务是致命的问题。能耗对于物联网设备来说也是个至关重要的问题^[5]。NB-IoT标准中,电池容量为5 Wh的情况下,需能运行10年以上^[6]。在无线场景下,用户的移动性会导致用户与服务器连接中断,产生资源与时间的浪费,解决用户与基站的连接性问题以及实时性问题亦是NB-IoT应用于移动IoT设备的难题。与此同时,重复传输次数,传输块大小(Transmission Block Size, TBS)与MCS等相互影响,并直接关系到可靠性、时延和能耗。因此,如何合理的配置无线电资源,在保证可靠性和覆盖范围等的优势下,提高连接性,降低时延和能耗是个复杂的过程,这对于NB-IoT应用于更广泛的领域来说至关重要。此外,无线电资源配置需要在用户端完成,低复杂度的算法可以节约资源。

基于以上问题,本文开展了移动感知的NB-IoT无线电资源配置方法研究。使用卡尔曼滤波预测用户位置,提高用户与基站之间的连接性。对通信可靠性和系统指标进行建模,进行时延、能耗、可靠性之间的关系研究,通过对其性质的分析,最优化无线电资源配置,达到保证可靠性的条件下,最小化时延和能耗的目的。NB-IoT典型应用场景为:周期自动报告、异常自动报告和软件升级^[7]。本文通过合理化的方法设计以及相关性质分析,让NB-IoT适用于延迟敏感任务以及移动设备上成为可能,如可应用于可穿戴设备用于监测用户健康状况、老年人护理及追踪慢性疾病等建立健康记录工作;物流跟踪中提供货物信息的位置和状况等^[8]。基于真实数据集的仿真实验验证了该方法的有效性和稳定性。

2 相关工作

终端设备接入及其资源配置是实现人-机-物泛在物联通信的核心技术,近年国内外学者已取得了一些研究成果^[9]。Ratasuk等人^[4]提出NB-IoT的数据信道设计和性能评估,评估了不同MCS级别、单音多音传输下的块误码率(Block Error Ratio, BLER),但未提出准确的

函数关系,分析较为复杂。Borja等人^[10]探索了NB-IoT的性能边界,通过实验分析了NB-IoT的安全性、覆盖扩展性以及时延界限,并提出高时延是NB-IoT适应性受限的主要因素之一。Li等人^[11]探索了NB-IoT在智能电网中的应用,提出其具有可靠性、安全性、可扩展性等性能,但延迟不敏感的特性使其只适用于延迟容忍应用。Neto等人^[12]分析了资源单元(Resource Unit, RU)的性能,提出信道质量越差,RU数量需要配置的越多,而使用12个15 kHz的子载波配置时传输率最高。Andres-Maldonado等人^[13]推导出了所需信噪比、带宽利用率和每传输比特能量的解析表达式,分析得到对于覆盖良好的终端设备,修改RU的数量或者减少带宽可以保持带宽利用率,RU数量越多,每传输比特能量越少。文献^[14]中对海上NB-IoT覆盖进行研究,通过分析得到NB-IoT上行最大允许路径损耗为133.1 dB,最大覆盖半径为26.8 km。

Jiang等人^[15]使用基于深度神经网络的Q学习进行上行链路资源配置,实现了对多用户的资源配置,提高了吞吐量,但牺牲了资源配置的准确性,复杂度较高,并且未能考虑到时延和能耗等性能。Ravi等人^[16]对NB-IoT的覆盖面进行评估和优化,给出了NB-IoT上行链路传输时延的计算公式,根据信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)对其进行优化。但是其使用的SNR是通过查表法得到,文中给定了MCS和BLER的阈值设定的表格,无法对性能指标进行分析。Yu等人^[3]结合内环自适应和外环自适应,配置合适的MCS和重复数,并提到对BLER的确定需要花费300 ms的时间。Wang等人^[17]以最小化资源消耗为目的,进行无线电资源配置,并得到资源单元自适应是NB-IoT上行链路无线电资源利用中重要的一环,但文中只考虑了重复数和RU数量,并未对无线电资源分配的全部因素进行研究和数学分析。Elgarhy等人^[18]发现NB-IoT中资源分配问题是NP(Non-deterministic Polynomial)难的,提出次优算法,并对等待时间、速率和功率性能进行优化。

从已提出的无线电资源配置方法来看,用户需要与基站进行多次通信,通过反馈的确认字符(Acknowledgement character, ACK)与否定应答(Negative Acknowledgement, NACK)调整MCS级别与重复数,最终达到满足BLER条件。这种方法增加了信息处理传输以外的时延,浪费信道资源,并且只适用于静态或者移动缓慢的设备。或者固定某些参数使用查表法获得信噪比,降低了研究的复杂度,但无法对NB-IoT的性质做全面的研究。此外,这些研究将无线电资源配置中的功率控制,RU选择、链路自适应分开考虑,无法全面提升性能。

3 系统模型

本文将NB-IoT无线电资源配置的设计优化问题转化为三个子问题:保证移动用户与基站的连接性、保证通信的可靠性、降低时延和能耗. 通过对用户的位置进行预测,保证用户与基站的连接性. 并根据预测位置对可靠性进行估计,在满足可靠性的条件下,综合考虑无线电资源配置,最小化时延和能耗.

本文面向移动物联网设备,研究 N 个基站的基站选择和无线电资源配置问题. 基站与移动设备之间通过NB-IoT通信. 基站的覆盖范围可能会有重叠,当移动设备处于重叠部分则需要选择保证连接性的基站. 为了判断用户处于哪些基站的覆盖范围中,需通过移动性预测获得移动用户位置. 移动设备上的任务到达可服从任意分布. 本文考虑上行链路的无线电资源配置,包括调度,链路自适应以及功率控制^[19]. 配置过程中通过模型对通信可靠性进行估计,根据BLER进行决策. 综合考虑各个因素,最小化时延和能耗.

3.1 通信模型

一个NB-IoT的载波带宽为180 kHz. 其上行链路使用SC-FDMA,支持单音和多音传输. NB-IoT子载波间隔可为15 kHz或者3.75 kHz. 15 kHz支持单音和多音传输,3.75 kHz仅支持单音传输. 传输数据的最小时间频率单元为RU,参照文献[20]中表1. NB-IoT中无线电资源配置包括三个方面:功率控制、调度及链路自适应.

3.1.1 功率控制

NB-IoT使用开环功率控制方法,其中物联网设备使用自己的算法决定传输功率^[19]. 服务基站 c 中的物联网设备在时隙 i 的传输功率如下^[21]:

$$P_c(i) = \begin{cases} P_{\text{CMAX},c}(i), & r \geq 2 \\ \min(P_{\text{CMAX},c}(i), 10 \log_{10}(M_c(i) + P_{\text{O},c}(j) + \alpha(j) \times \text{PL}_c)), & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $P_{\text{CMAX},c}(i)$ 是服务基站 c 内的用户设备在时隙 i 的最大传输功率配置. $M_c(i)$ 表示子载波间隔参数,当取3.75 kHz时,为 $\{1/4\}$,当取15 kHz时,为 $\{1, 3, 6, 12\}$,由选择的RU决定. $P_{\text{O},c}(j)$ 是由上层配置的值. 对于窄带物理上行共享信道(Narrowband Physical Uplink Shared Channel, NPUSCH)格式1,由上层提供 $\alpha(j)$,当 $j=2$ 时, $\alpha(j)=1$. PL_c 是传播路径损耗,计数单位为dBm. r 为重复传输次数.

3.1.2 调度

对于NB-IoT上行链路来说,调度需要配置包括时间域和频率域资源,同时还需要决定物联网设备调度的RU配置^[19]. 不同于其他文章,将子载波的配置设置固定,本文将考虑子载波的五种配置. RU的配置与 I_{TBS} 有关,二者共同决定TBS,如3GPP协议^[21]中16.5.1.2-2

所示,进而影响到BLER和时延. 信道质量越差,意味着需要的RU数越多,TBS越大^[12]. 当子载波数量为1时,MCS与 I_{TBS} 的对应关系如3GPP协议^[21]中表16.5.1.2-1所示. 其他情况下可视为一致.

3.1.3 链路自适应

链路自适应是将无线通信参数与无线链路条件相匹配的过程. 在NB-IoT中,链路自适应要求联合决定MCS层级和重复传输次数以保证BLER^[19],即通信系统的传输可靠性. 重复次数扩展了覆盖范围,提高了可靠性,但同时也增加了传输时间,降低了频谱效率^[3]. 根据子载波数量的不同,调制策略也不同,如表1所示^[22]. NPUSCH格式1用于数据传输^[20].

表1 NPUSCH的调制方案

NPUSCH格式	子载波数量	调制策略
1	1	BPSK(MCS=0或者1), QPSK
	>1	QPSK
2	1	BPSK

3.2 位置预测模型

位置预测根据是否依据对象长期历史运动数据分为基于运动函数的位置预测方法和基于运动模型的位置预测方法. 卡尔曼滤波是基于运动模型的位置预测方法. 卡尔曼滤波经过半个世纪的发展,演变出扩展卡尔曼滤波、U-卡尔曼滤波、粒子滤波等^[23-25],这些方法在性能上有一定的提升,但是复杂度较高,使用在本文场景中的性价比很低. 卡尔曼滤波不需要大量的历史数据进行分析与训练,复杂度低 ($O(k^3)$, k 为状态参数个数^[26],为常数),且精度较高,误差不会累积,能更好的适应于实时的位置预测.

假设移动设备在 m 时刻的状态是 $\mathbf{X}_m = [x_m \ y_m \ v_{xm} \ v_{ym} \ a_{xm} \ a_{ym}]^T$,其中 x_m, y_m 分别为移动设备 m 时刻横纵坐标, v_{xm}, v_{ym} 分别为 m 时刻 x 方向与 y 方向的速度,横纵坐标及速度由移动设备上的定位系统获得; a_{xm}, a_{ym} 为 x 方向和 y 方向上的加速度^[23],从移动设备上加速度传感器获得. 则下一时刻,移动设备的状态如下式:

$$\mathbf{X}_{m+1} = \mathbf{A}_{m+1} \mathbf{X}_m + \mathbf{u}_m \quad (2)$$

$$\mathbf{z}_m = \mathbf{H}_m \mathbf{X}_m + \mathbf{v}_m \quad (3)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{m+1} = \mathbf{X}_{m+1} + \mathbf{K}_{m+1} (\mathbf{z}_m - \mathbf{H}_m \mathbf{X}_m) \quad (4)$$

其中,使用 m 时刻的测量值来矫正位置预测,测量值的预测表示为式(3). \mathbf{u}_m 为系统误差向量; \mathbf{v}_m 为测量误差向量; \mathbf{A}_{m+1} 为状态转移矩阵; \mathbf{H}_m 为测量矩阵. 使用公式 $\mathbf{P}_{m+1}^- = \mathbf{A}_{m+1} \mathbf{P}_m \mathbf{A}_{m+1}^T + \mathbf{Q}_{m+1}$ 推导出误差. 为了最小化误差协方差提出了卡尔曼增益,如公式 $\mathbf{K}_{m+1} = \mathbf{P}_{m+1}^- \mathbf{H}_{m+1}^T (\mathbf{H}_{m+1} \mathbf{P}_{m+1}^- \mathbf{H}_{m+1}^T + \mathbf{R}_{m+1})^{-1}$ 所示. 基于卡尔曼

增益和前一时刻的测量值,通过式(4)矫正预测位置,即我们所需的用户位置.后验误差协方差由公式 $P_{m+1}=(I-K_{m+1}H_{m+1})P_{m+1}^-$ 得到.

预测得到用户下一时刻的位置 (x_{m+1}, y_{m+1}) 后,计算其与基站 c 的欧式距离 d_c . 接下来计算用户接收到任务反馈的信息时与基站的距离,即 $D_c=d_c+|v_{m+1}|\Delta t_1$. 其中 Δt_1 为用户从发送任务到接收到信息反馈的时延. 当基站 c 的覆盖范围大于 D_c 时,将该基站设为备选基站,得到关于备选基站的集合. 在 4.2 节中,我们分析了该如何从备选基站中挑选出最合适的基站.

3.3 通信可靠性估计模型

3.3.1 路径损耗模型

使用位置预测模型后可预测得到移动用户的实时位置. 确定移动用户位置后,便可计算其与基站 c 的距离. 根据距离和基站天线高度,移动设备天线高度,载波频率等信息,则可求得基站 c 中信道的路径损耗(即 PL_c)^[27], 基站相关信息可从运营商处获取. NB-IoT 的覆盖面积在 10 km 以上,中国对其上行链路划分频段在 700 MHz 至 1 900 MHz 之间. 当移动设备与基站的距离小于 1 km 时,可使用自由空间损耗计算路径损耗. 载波频率为 150~1 500 MHz 时,距离为 1~20 km 时,使用 Okumura-Hata 模型. 频率范围在 1 500~2 000 MHz 内,距离为 1~20 km,使用 COST-231Hata 模型^[28].

3.3.2 信噪比-块长-速率模型

该模型通过 SNR、TBS 块长 L 、传输速率 R , 求得 BLER. 通过公式化四者之间的关系,达到对可靠性评估的目的,从而降低通过通信获得信道状况的时延. 首先,SNR 的计算方法如下^[29]:

$$\gamma = 10 \log \left(\frac{P_{TX}}{180 \text{ kHz} \times N_0} \times f \times r \right) - PL_c \quad (5)$$

其中, P_{TX} 是移动设备的发射功率, N_0 是信道噪声功率, 可视为高斯白噪声, r 是重复数, 取值范围为 $\{1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128\}$, f 是子载波的函数, $f = (1, 2, 4, 12, 48)$ 当子载波为 $((12, 6, 3, 1)_{15 \text{ kHz}}, 1_{3.75 \text{ kHz}})$.

使用模型求得 BLER^[27] 如下:

$$P_e(\gamma, L_0, R) = 1 - \frac{1}{1 + e^{F_1(\gamma, L_0, R)} + e^{F_2(\gamma, L_0, R)}} \quad (6)$$

其中, $L_0 = \frac{L}{1000}$; $R = \frac{2n}{L}$ (调制策略为 QPSK), $R = \frac{n}{L}$ (调制策略为 BPSK); n 为信息位; L 即为 TBS, 由 I_{TBS} (与 MCS 对应) 和 RU 数量共同决定. 这里, $F_1(\gamma, L_0, R)$ 和 $F_2(\gamma, L_0, R)$ 的计算方法为

$$F_1(\gamma, L_0, R) = k_1 + k_2\gamma + k_3R + k_4L_0 + k_5\gamma L_0 + k_6L_0R + k_7L_0^k R^k \quad (7)$$

$$F_2(\gamma, L_0, R) = k_{10} + k_{11}\gamma + k_{12}R \quad (8)$$

其中 k_i 的取值参照文献[27]中表 B.1 中的 10 项.

4 性能分析与优化

4.1 性能分析

本次研究在保证可靠性的同时优化时延和能耗, 需要综合考虑传输重复数、TBS、MCS、子载波间隔与数量、RU 数量等.

4.1.1 时延

时延包括发送时延、传播时延、处理时延、排队时延 4 个部分. 虽然 NB-IoT 的覆盖面较广, 但以最远距离 20 km 计算其传播时延小于 0.07 ms, 与发送时延相差两个数量级, 因此可以忽略. NB-IoT 主要针对小任务, 移动边缘计算的计算能力较强, 因此处理时延可以忽略. 排队时延本文不作考虑.

NB-IoT 的上行链路的发送时延包括数据传输时间、控制信号传输时间、上下行开关切换时间, 本文研究重点在于 NPUSCH 传输的相关设置, 因此其他的时延可看作为常数 t_{cons} . 综上, 上行链路的发送时延计算公式如下^[29]:

$$T = N_{RU}rt + t_{\text{cons}} \quad (9)$$

其中, N_{RU} 为 RU 的数量, $N_{RU} = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 10$; $t = 1, 2, 4, 8, 32$, 当子载波分别为 $((12, 6, 3, 1)_{15 \text{ kHz}}, 1_{3.75 \text{ kHz}})$.

4.1.2 能耗

本文根据式(1)可以计算得到能耗, 如式(10)所示:

$$W = \frac{N_{RU}rs}{0.5} \times 10^{\frac{P_{NPUSCH_c(i)}}{10} - 3} \quad (10)$$

其中, s 的取值与子载波有关, $s = \{1, 2, 4, 8, 8\}$, 当子载波为 $((12, 6, 3, 1)_{15 \text{ kHz}}, 1_{3.75 \text{ kHz}})$ 时; 时隙 i 的功率 $P_{NPUSCH_c(i)}$ 的计算方法见式(1).

4.2 优化目标和方法

将式(10)与式(9)比较可以看出, 能耗与时延成正比, 因此时延为最小值时能耗亦为最小值. 对重复数、MCS、RU 数量等决策变量的选择, 均需满足 BLER 小于等于 10% 的条件. 对于 BLER 函数 P_e , L_0 与 R 均可表示为 L 的函数, n 可视为常数. 因此优化问题可写为如下公式:

$$\begin{aligned} \min \quad & T(N_{RU}, r, t) \\ \text{s.t.} \quad & P_e(\gamma, L) \leq 0.1 \end{aligned} \quad (11)$$

在上述优化模型中, 其影响因素包含 RU 数量、重复数 r 、 t (由子载波间隔及子载波个数决定)、 γ 、 L . TBS 即 L 由 I_{TBS} (与 MCS 对应) 和 RU 数量共同决定; γ 由 f (子载波间隔及子载波个数决定) 和 r 决定, 其中发送功率、路径损耗可视为常数. 因此优化方程决策变量包括子载波间隔及其个数、重复数、MCS 以及 RU 数量, 总共的

状态空间大小为 $M=4480$. 对于 N 个可备选基站其状态空间则有 MN . 对公式的分析, 掌握其性质, 可以更加高效科学地进行无线电资源配置.

根据式(9), T 是 N_{RU} 、 r 、 t 的单增函数. 根据式(6), P_e 是 F_1 和 F_2 的单增函数. 将 F_1 与 F_2 分别对 L 求偏导, 得式(12)~(15). 分析可得 P_e 是 L 与 γ 的单减函数. 由式(5)可得, γ 随 r 和 f 的增加而增大, L 由 N_{RU} 和 I_{TBS} 决定, 随二者的增大而增大. 则 P_e 是 N_{RU} 、 I_{TBS} (对应 MCS)、 r 和 f (由子载波间隔和数量决定) 的单调递减函数. 分析式(6)和式(9)可得, 4 个变量中, 除了 I_{TBS} 以外, 增大任何一个均会增大时延.

$$\frac{\partial F_1}{\partial \gamma} = k_2 + 1000k_3 L < 0 \quad (12)$$

$$\frac{\partial F_2}{\partial L} = -2nk_{12} L^{-2} < 0 \quad (13)$$

$$\frac{\partial F_1}{\partial L} = -2nk_3 L^{-2} + 1000k_4 + 1000k_5 \gamma + kk_7 (k_8 - k_9) L^{k_8 - k_9 - 1} < 0 \quad (14)$$

$$\frac{\partial F_2}{\partial \gamma} = k_{11} < 0 \quad (15)$$

从式(5)可以看出, 信噪比 γ 是路径损耗的单调递减函数, 则 P_e 是路径损耗的单调递增函数. 根据该性质, 本文选定备选基站中路径损耗最小的基站, 与该基站连接可得到最小时延, 该步骤将算法复杂度从 $O(MN)$ 降为 $O(M)$, 其中 $M=4480$, 为常数. 依据式(6)和式(9)单调的性质, 可不对整个状态空间进行搜索. 本文优化方法步骤如下.

步骤1: 初始化可行配置和最优配置, 将4个决策变量 I_{TBS} 、 r 、子载波配置、 N_{RU} 逐层循环递增.

步骤2: 代入式(6)计算, 直到满足 BLER 限制条件, 根据式(9)计算对应时延.

步骤3: 将4个决策变量配置和对应时延存为最优配置.

步骤4: 跳到最外层 I_{TBS} , 继续递增决策变量, 重复步骤2, 将4个决策变量配置和对应时延存为可行配置, 与最优配置比较, 更新最优配置为更小的时延和对应的配置.

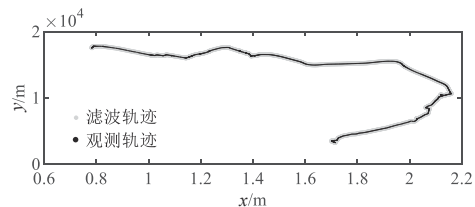
步骤5: 重复步骤4, 直至最外层循环结束. 得到保证可靠性的前提下, 时延最小的预测点的无线电资源配置.

由于任务到达和位置预测的时刻不一定重合, 因此当任务到达时需进行匹配. 将任务到达点最近的预测点进行匹配, 使用该预测点的无线电资源配置和基站选择. 为了弥补误差, 对配置进行改进, 由于 I_{TBS} 只影响了 BLER, 而不影响时延, 因此, 将 I_{TBS} 提高. 至此完成了任务点的无线电资源配置和基站选择.

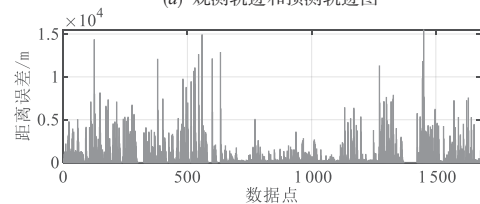
5 实验与分析

本文使用 MATLAB 软件进行 NB-IoT 的仿真实验. 实验使用德国科隆数据集, 其中包含移动用户的移动轨迹和基站的位置^[30]. 数据集中基站共有 246 个, 监测了 24 小时内科隆道路交通情况, 记录包括移动设备标识符, 移动设备每秒二维平面位置, 速度等信息. 基站覆盖半径随机, 设为 R_c , 与用户的通信使用 NB-IoT. 移动用户的任务到达可服从任意分布, 假设两个任务到达的间隔时间随机, 其范围为 2~10 s.

本文使用卡尔曼滤波对移动用户进行位置预测, 其预测轨迹与 GPS 测量位置基本重合, 如图 1 所示. 本文将预测间隔设为 Δt , 预测平均误差 0.120 0 m, 预测平均时延约为 0.027 1 ms. 参数设置如表 2. 其中噪声功率影响路径损耗, 该值应在真实情况下进行调整. 根据式(5), 噪声功率的增大会提高信噪比, 影响 BLER, 进而增大时延. 而本文提出的方案能最大限度降低时延, 其他参数不变的情况下, 噪声功率越大, 在比较实验中的优越性越大. 因此在本次实验中, 为了突出本文的方法相较于其他方法的优越性, 适当对噪声功率^[31]进行了调整. 为了更好地展现 BLER 与参数的关系, 噪声功率



(a) 观测轨迹和预测轨迹图



(b) 观测轨迹和预测轨迹的距离误差

图1 观测轨迹和预测轨迹

表2 仿真参数

参数	值
R_c	(0.3, 20) km
n	12 bit
P_0	对角元素为 1 000 的对角阵
Q_{m+1}	对角元素为 0.01 的对角阵
R_{m+1}	对角元素为 1 的对角阵
Δt	1 s
Δt_1	2 s
$P_{NUSCH}(i)$	27 dBm
N_0	$10^{-13} \sim 10^{-9}$

设置的尽量低, 设置为 10^{-13} ; 在无线电资源配置方法比较中, 设置为 10^{-9} . 在实际应用场景中, 发射功率由上层决策, 可以降低噪声功率对信噪比的影响.

经过实验验证, 本文得到 BLER 与 I_{TBS} 、重复数、RU

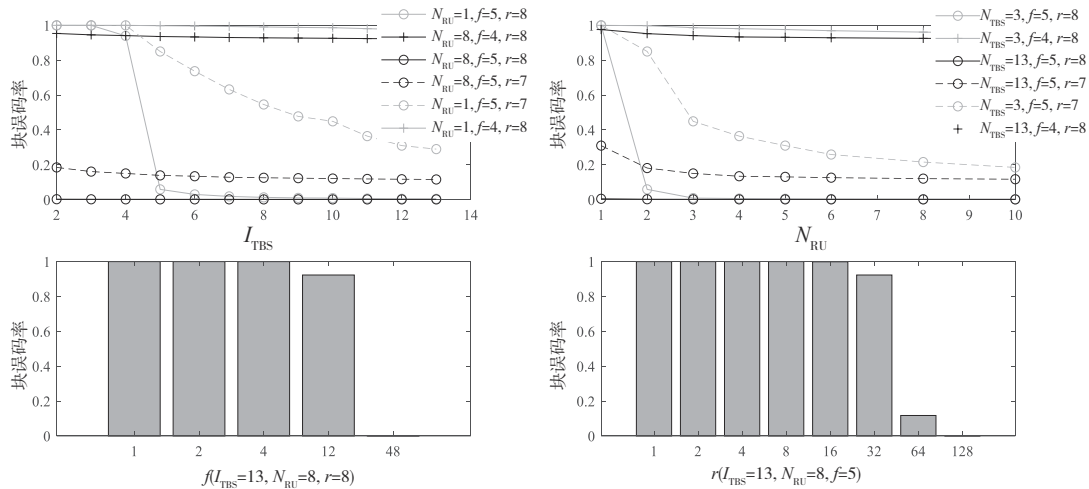


图2 块误码率与 I_{TBS} 、 N_{RU} 、 f 以及 r 的关系

在 4.2 节的分析中, 本文得到选择路径损耗最小的基站可以得到最优的性质的结论. 根据实验, 如图 3 所示, 相较于选择最近的基站, 选择路径损耗最小的基站所得时延更小. 并且, 信道状况越差, 两者的差距越大. 将本文提出的方法与 Yu 等人^[3]提出的内环和外环自适应相结合的方法以及 Kodheli 等人^[32]提出的查表法进行比较, 如图 4 所示. 本文提出的预测方法所得到的设备平均通信时延仅为内环和外环自适应法的 8.36%, 为查表法的 9.45%, 这是因为, Yu 等人^[3]提出的算法并未考虑子载波的配置和 RU 数量对 BLER 的影响, 而将其设为固定的配置, 导致无法找到最优解, 并且, 由于其广泛采用的内外环自适应方法未对设备移动性进行考虑, 在实际移动场景中将面临频繁更改配置的问题, 导致其稳定性较差; Kodheli 等人^[32]提出的方法根据 SNR 使用查表获取 MCS 和子载波配置, 并未考虑重复数的配置而是将其设为最大值 128, 导致时延比最优配置长. 实验中, 本文提出的优化方法所需运行时间包括两部分, 其一为位置预测所需时间, 均值为 0.027 1 ms; 其二为计算最优资源配置所需时间, 为 1.575 5 ms; 实验结果如图 5 所示, 算法整体运行时间平均值为 1.602 6 ms, 最大值为 2.771 8 ms, 远小于位置预测的间隔时延 Δt , 因此足以适应于实际场景. 总运行时长如图 5 所示. 本文从无线电资源配置以及基站选择两方面对系统性能进行了大幅度的提升并保证了一定的稳定性.

实验中将任务到达点与最近的预测点进行匹配, 使用该点的无线电资源配置和基站选择. 提高 I_{TBS} , 弥

数量、子载波配置的关系, 如图 2 所示. 图 2 中 BLER 与 4 个变量呈单调递减的关系, 这和本文分析的结果一致. 图中 I_{TBS} 与 MSC 相对应, f 与子载波间隔和数量相对应.

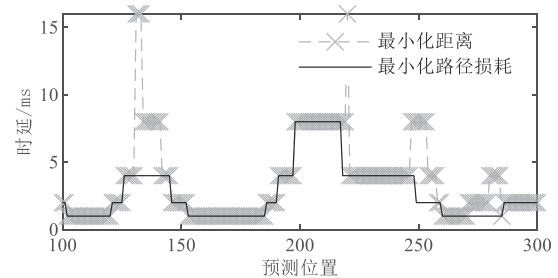


图3 不同基站选择方案性能对比分析

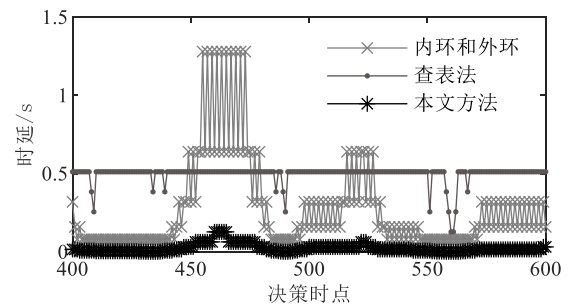


图4 无线电资源配置方法性能对比分析

补误差. 实验每隔 5 s 预测一次位置, 任务到达间隔时间设置为 2~10 s. 如图 6 所示, 根据预测点的配置计算了任务到达点的 BLER, 并与提高 I_{TBS} 级别进行比较. 在实验设置的条件下, 直接使用预测点的配置, BLER 大于阈值 0.1 的概率为 0.037 8. 提升 I_{TBS} 级别后, BLER 不满足阈值条件的概率降低为 0.003 3. 预测间隔时间的降低亦有利于匹配出错概率的降低. 在任务到达后,

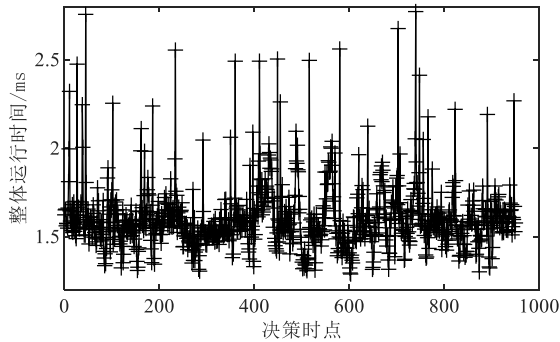


图5 算法运行时间

移动用户进行无线电资源配置和基站选择的时间为匹配时间,可以忽略不计.当预测间隔较大,信道状况较差时,在牺牲时延的前提下,可适当提高其他三个参数.

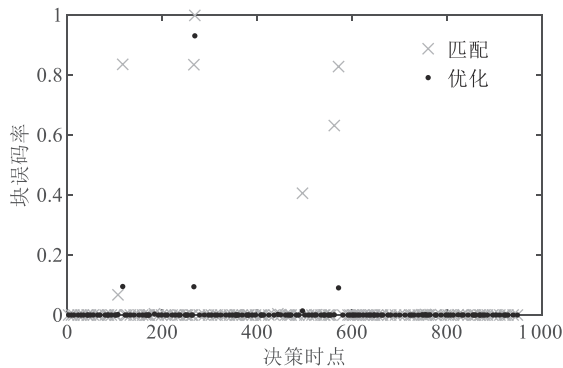


图6 根据预测位置匹配和矫正的任务到达点的块误码率

6 总结

本文提出了一种适用于移动设备的NB-IoT无线电资源配置方案,该方案能保证移动用户与基站的连接性和通信可靠性的同时降低时延和能耗.本文使用卡尔曼滤波对移动用户的位置进行预测,保证了用户与基站的连接性.利用模型对通信可靠性进行评估,节省了与基站进行通信获得信道信息的时延,同时减少了信道和无线电资源的浪费.本文分析了MCS、重复数、RU数量以及子载波的配置与BLER和时延的关系,科学高效地找到最优的配置.通过使用真实数据集进行的仿真实验,验证了在QoS改进方面所做的努力(即减少延迟、降低能耗和改善连接性).本文提出的方案有望带来多方面的性能改进,并扩大NB-IoT在移动设备中的适用性.

虽然本文所述方法将移动性考虑至NB-IoT无线电资源配置中,实现了服务质量的提升,但未来仍有广阔的研究扩展空间.一方面,我们将在真实场景中实施本文所述算法,展开验证性实验.用户信息、基站信息、通

信链路信息的获取、计算或估计方法的研究和实现将对本文所述算法的部署和实施具有重要意义.另一方面,本文所述方法虽然在一定程度上增加了移动用户和基站的连接性,但是不能避免服务中断的情况,因而在本文所述方法基础上考虑服务迁移将具有指导和启发意义.

参考文献

- [1] CHEN J M, HU K, WANG Q, et al. Narrowband internet of things: Implementations and applications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(6): 2309-2314.
- [2] SHI J, JIN L P, LI J, et al. A smart parking system based on NB-IoT and third-party payment platform[C]//2017 17th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT). Piscataway: IEEE, 2017: 1-5.
- [3] YU C S, YU L, WU Y, et al. Uplink scheduling and link adaptation for narrowband internet of things systems[J]. IEEE Access, 5: 1724-1734.
- [4] RATASUK R, MANGALVEDHE N, KAIKKONEN J, et al. Data channel design and performance for LTE narrowband IoT[C]//2016 IEEE 84th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE, 2016: 1-5.
- [5] HUANG J W, ZHANG C X, ZHANG J B. A multi-queue approach of energy efficient task scheduling for sensor hubs[J]. Chinese Journal of Electronics, 2020, 29(2): 242-247.
- [6] 裴二荣, 易鑫, 邓炳光, 等. D2D辅助的窄带物联网中能耗和传输成功率的最优折中[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(12): 2915-2922.
PEI E R, YI X, DENG B G, et al. The optimal tradeoff between energy consumption and transmission success probability in D2D assisted narrow band-Internet of Things[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(12): 2915-2922. (in Chinese)
- [7] 简鑫, 韦一笑, 刘钰芬, 等. 窄带物联网非连续接收机制功耗模型与优化[J]. 通信学报, 2019, 40(4): 107-116.
JIAN X, WEI Y X, LIU Y Q, et al. Power consumption modeling and optimization for NB-IoT eDRX[J]. Journal on Communications, 2019, 40(4): 107-116. (in Chinese)
- [8] AYOUB W, SAMHAT A E, NOUVEL F, et al. Internet of mobile things: Overview of LoRaWAN, DASH7, and NB-IoT in LPWANs standards and supported mobility[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(2): 1561-1581.
- [9] 钱志鸿, 肖琳, 王雪. 面向未来移动网络密集连接的关键

- 技术综述[J]. 通信学报, 2021, 42(4): 22-43.
- QIAN Z H, XIAO L, WANG X. Review on strategic technology of dense connection for the future mobile network [J]. Journal on Communications, 2021, 42(4): 22-43. (in Chinese)
- [10] MARTINEZ B, ADELANTADO F, BARTOLI A, et al. Exploring the performance boundaries of NB-IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 5702-5712.
- [11] LI Y K, CHENG X, CAO Y, et al. Smart choice for the smart grid: Narrowband Internet of Things (NB-IoT)[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(3): 1505-1515.
- [12] NETO R, RODRIGUES E, OLIVEIRA C. Performance analysis of resource unit configurations for M2M traffic in the narrowband-IoT system[EB/OL].[2021-09-21]. <https://biblioteca.sbrt.org.br/articles/459>.
- [13] ANDRES-MALDONADO P, AMEIGEIRAS P, PRA-DOS-GARZON J, et al. Analytic analysis of narrowband IoT coverage enhancement approaches[C]//2018 Global Internet of Things Summit (GIoTS). Piscataway: IEEE, 2018: 1-6.
- [14] 胡正, 陈褒丹, 任佳, 等. 基于改进 SPM 的海上 NB-IoT 覆盖研究[J]. 通信学报, 2019, 40(4): 21-32.
- HU Z, CHEN B D, REN J, et al. Research on sea surface NB-IoT coverage based on improved SPM[J]. Journal on Communications, 2019, 40(4): 21-32. (in Chinese)
- [15] JIANG N, DENG Y S, NALLANATHAN A, et al. Reinforcement learning for real-time optimization in NB-IoT networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(6): 1424-1440.
- [16] RAVI S, ZAND P, SOUSSI M EL, et al. Evaluation, modeling and optimization of coverage enhancement methods of NB-IoT[C]//2019 IEEE 30th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE, 2019: 1-7.
- [17] YU Y J, WANG J K. Uplink resource allocation for narrowband Internet of Things (NB-IoT) cellular networks [C]//2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC). Piscataway: IEEE, 2018: 466-471.
- [18] ELGARHY O, REGGIANI L, MALIK H, et al. Rate-latency optimization for NB-IoT with adaptive resource unit configuration in uplink transmission[J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15(1): 265-276.
- [19] LEI L, XU H J, XIONG X, et al. Joint computation offloading and multiuser scheduling using approximate dynamic programming in NB-IoT edge computing system [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 5345-5362.
- [20] WANG Y P E, LIN X Q, ADHIKARY A, et al. A primer on 3GPP narrowband Internet of Things[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(3): 117-123.
- [21] 3GPP. Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Physical Layer Procedures: TS 36.213: 2021[S/OL]. [2021-09-21]. <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=2427>.
- [22] 3GPP. Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Physical Channels and Modulation: TS 36.211: 2021[S/OL]. [2021-09-21]. <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=2425>.
- [23] ALJERI N, BOUKERCHE A. Performance evaluation of movement prediction techniques for vehicular networks [C]//2017 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE, 2017: 1-6.
- [24] YANG Y J, FAN X G, ZHUO Z F, et al. Amended Kalman filter for maneuvering target tracking[J]. Chinese Journal of Electronics, 2016, 25(6): 1166-1171.
- [25] 陈云翔, 王泽洲, 蔡忠义, 等. 基于 EM-EKF 与隐含比例退化模型的机载电子设备剩余寿命自适应预测[J]. 电子学报, 2021, 49(3): 500-509.
- CHEN Y X, WANG Z Z, CAI Z Y, et al. Adaptive prediction of remaining useful lifetime for the airborne electronic equipment based on the EM-EKF algorithm and hidden degradation model with the proportion relationship [J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(3): 500-509. (in Chinese)
- [26] FENG H F, LIU C F, SHU Y T, et al. Location prediction of vehicles in VANETs using a Kalman filter[J]. Wireless Personal Communications, 2015, 80(2): 543-559.
- [27] LEMBO S D. Modeling BLER Performance of Punctured Turbo Codes[D]. Helsinki: Aalto University, 2011.
- [28] 吴绍华, 张钦宇, 张乃通. 密集多径环境下 UWB 测距的 NLOS 误差减小方法[J]. 电子学报, 2008, 36(1): 39-45.
- WU S H, ZHANG Q Y, ZHANG N T. A NLOS error mitigation method for UWB ranging in dense multi-path environments[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(1): 39-45. (in Chinese)
- [29] SOUSSI M EL, ZAND P, PASVEER F, et al. Evaluating the performance of eMTC and NB-IoT for smart city applications[C]//2018 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE, 2018: 1-7.

- [30] UPPOOR S, TRULLOLS-CRUCES O, FIORE M, et al. Generation and analysis of a large-scale urban vehicular mobility dataset[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(5): 1061-1075.
- [31] HUANG J W, LI S Y, CHEN Y. Revenue-optimal task scheduling and resource management for IoT batch jobs in mobile edge computing[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2020, 13(5): 1776-1787.
- [32] KODHELI O, MATURO N, CHATZINOTAS S, et al. NB-IoT via LEO satellites: An efficient resource allocation strategy for uplink data transmission[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(7): 5094-5107.

作者简介



黄霁崑 男,1987年2月出生于北京,2014年毕业于清华大学计算机科学与技术系,现为中国石油大学(北京)教授、博士生导师、石油数据挖掘北京市重点实验室主任、计算机科学与技术系主任。研究方向为物联网、边缘计算、服务计算。入选了北京市科技新星、北京市优秀人才,现任《电子学报》和 *Chinese Journal of Electronics* 青年编委。

E-mail: huangjw@cup.edu.cn



黄方琦 女,1997年6月出生于新疆维吾尔自治区伊犁哈萨克自治州奎屯市,硕士研究生。主要研究方向为服务计算。

E-mail: 2019211242@student.cup.edu.cn



王皓天 男,1999年生于河北保定,主要研究方向为虚拟现实。

E-mail: 2018011122@student.cup.edu.cn



郭珈赫 男,1999年生于内蒙古乌海,主要研究方向为服务计算。

E-mail: 2018011110@student.cup.edu.cn