

无线传感器网络中复合事件栅栏覆盖问题

庄曜铭^{1,2}, 吴成东^{1,2}, 张云洲^{1,2}, 闻时光^{1,2}

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 东北大学机器人科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 在无线传感器网络中, 越来越多的人利用栅栏覆盖去监控复合事件。复合事件栅栏覆盖(CEBC, compound event barrier coverage)的数据来源于多种类型的传感器, 在实际应用时会受到许多复杂条件的约束。针对复合事件置信度的合并问题, 提出基于联合概率密度的计算模型。针对存在多个复杂约束的复合事件栅栏覆盖优化问题, 提出了一种基于有效策略集的乘子法(ASMP, active set multiplier policy), 该算法可以有效计算覆盖率, 降低网络的计算负载, 提高网络的运行效率并在复合事件栅栏覆盖中合理分配传感器资源。仿真实验证明了ASMP算法在传感器资源分配和网络优化方面的高效性。

关键词: 复合事件栅栏覆盖; 多约束条件; 乘子法; 凝聚函数; 无线传感器网络

中图分类号: TP393; TP212

文献标识码: A

Compound event barrier coverage in wireless sensor network

ZHUANG Yao-ming^{1,2}, WU Cheng-dong^{1,2}, ZHANG Yun-zhou^{1,2}, WEN Shi-guang^{1,2}

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

2. Faculty of Robot Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: In wireless sensor networks (WSN), more and more people utilize barrier coverage to monitor compound events. The data of compound event barrier coverage (CEBC) comes from different types of sensors. It will be subject to multi-constraints under complex conditions in real-world application. Aiming at the merging problem of compound event confidence, a computational model based on joint probability density was proposed. In order to solve the optimization problem of compound event barrier coverage under multiple complex constraints, an active set multiplier policy (ASMP) was proposed. The algorithm can calculate the coverage ratio efficiently and allocate the sensor resources reasonably in compound event barrier coverage. The algorithm can simplify complex problems to reduce the computational load of the network and improve the efficiency of the network. The simulation results demonstrate that the ASMP algorithm is more efficient in the allocation of sensor resources and network optimization.

Key words: compound event barrier coverage, multi-constraints, multiplier method, aggregate function, wireless sensor network

1 引言

栅栏覆盖在无线传感器网络中得到了广泛应用^[1]。随着栅栏覆盖应用场景的增加, 不同类型传感器的使用和不同精度的监控需求对网络的构建提出了严峻的挑战^[2,3]。该问题也是目前研究的热点

之一。在实际的生活中, 栅栏覆盖有着非常广泛的应用。例如, 在边境巡逻中, 栅栏覆盖可以探测穿越边境线的非法入境者; 在小区的安防监控中, 栅栏覆盖可以监控进入小区的人员和车辆; 在战场监测中, 栅栏覆盖可以发现入侵的敌人^[4]。与其他覆盖问题不同的是, 栅栏覆盖更加适合探测穿越栅栏

收稿日期: 2017-01-06; 修回日期: 2017-04-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61471110); 中国博士后科学特别基金资助项目(No.2014T70263); 中央高校基本科研业务费基金资助项目(No.N130404023, No.N140404014, No.N140403005, No.N162610004, No.N160404003)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 61471110), China Postdoctoral Science Special Foundation (No.2014T70263), Chinese Universities Scientific Foundation (No.N130404023, No.N140404014, No.N140403005, No.N162610004, No.N160404003)

区域的目标^[5]。

在复杂的监控环境下,不能仅依靠单一类型的传感数据来判断是否有目标入侵栅栏区域。例如,在战场监控中,红外线、声音、震动和视频传感器都是很重要的监控设备,通过以上设备可以判断是否有敌人入侵^[6]。当震动传感器的感知数据超过阈值后,并不能单纯地判断敌人入侵了,因为可能是风的干扰或大型野生动物经过触动了震动传感器。因此,为了确定入侵的发生,还需要结合红外线和视频传感器的数据来综合分析。因此,在栅栏覆盖中使用多种类型的传感器至关重要。

但是,目前,针对栅栏覆盖的研究,通常认为传感器是同构的。在实际的应用中,为了节约成本和能量,在栅栏覆盖中往往使用很多不同类型的传感器,如使用大量的声音、红外线和震动传感器来辅助视频传感器的工作。因为相比于视频传感器,声音、红外线和震动传感器成本较低,能耗也很小,适合长时间工作^[7,8]。

同时,由于栅栏覆盖应用在极端的环境下,会受到诸多方面的约束,如时间约束、距离约束、成本约束和最低置信度约束等。时间约束指的是栅栏覆盖在战场应用中,需要在预定的时间内完成对战场区域的覆盖。距离约束指的是在战场或森林火灾检测中,需要对特定长度的区域完成监测,使强栅栏覆盖区域的长度不小于目标区域的长度。成本约束指的是在战场监测中,在有限的物资和金钱条件下,达到最好的覆盖效果。最低置信度约束指的是在战场监测中需要对敌军入侵有准确的判断,在森林火灾监测中需要对火灾的发生有准确的监测,如判断的准确度不低于 90%,即最低置信度约束为 0.9。因此,迫切需要提出一系列的评价体系来研究无线传感器网络中复合事件栅栏覆盖问题。在网络满足上述约束的情况下,栅栏覆盖的监测性能达到最佳。

一个复合事件是由多种满足时间和空间约束的子事件组成,一个复合事件的发生预示着所有相关子事件的发生;但是,相关子事件的发生并不能保证一个复合事件的发生。随着每一个子事件发生概率的增加,可以视为一个复合事件在栅栏区域发生的信号,这是首次对复合事件栅栏覆盖问题开展研究。

目前,针对事件覆盖已经有一系列的研究工作。Gao^[9]首次提出了异构传感器网络中的事件侦

测问题。在事件侦测的基础上,Gao^[10]考虑了在单一成本约束条件下的复合事件覆盖问题。以上的研究仅考虑了理想的应用场景。但是,在实际应用中,人们往往更加关注覆盖后的监控性能,而不仅是覆盖情况的好坏。

随着科技的发展,传感器变得越来越便宜,但在实际应用中,如战场监控中,在漫长的边境线上部署大量同种类型的传感器也是不可能的。例如,对 10 000 km 的边境线进行监控,视频传感器的感知范围为 100 m,每个视频传感器节点的成本为 50 元,花费是非常巨大的。但是,如果使用精度较低的震动或声音传感器等,则监控性能无法满足需要。由于栅栏覆盖多用于监控狭长的带状区域,因此,研究利用多种类型的传感器相互配合来满足监控需求是非常有研究价值的。

传统的组合优化方法,如遗传算法、模拟退火算法和粒子群算法等^[11~15],并不能应用于复合事件栅栏覆盖中。首先,不同的子事件之间并不是相互独立的。例如,在河流监测中,如果河水受到了污染,则河水中的毒素和 PH 值会发生变化,同时由于水中微生物的死亡,河水的温度也会升高,升高的水温会使河水中的毒素和 PH 值进一步发生变化,不同的子事件的累加会促成目标事件的发生。同时,在栅栏覆盖的构建中,一些传感器很便宜,却很重要,而一些传感器很昂贵,却不重要,并不符合平常的认知。其次,根据不同的监控要求,要求在不降低其他性能的前提下,使某一项性能达到最优,而非全局最优值,如部署时间最短、总成本最低或覆盖率最大等。最后,由于多重约束的限制,传统的组合优化方法会产生很大的计算量,并不能满足系统实时性的要求。

基于以上分析,复合事件栅栏覆盖可以有效解决栅栏覆盖中多种传感器联合应用的问题。本文的贡献主要有以下几点。

1) 首次提出基于联合概率模型的复合事件栅栏覆盖问题。利用联合概率模型有效地解决了栅栏覆盖中子事件置信度的合并问题。

2) 分别提出了有时间约束、距离约束、成本约束和最低置信度约束条件下的复合事件栅栏覆盖问题。在战场应用中,为了不贻误战机,需要在规定的时间内完成栅栏覆盖,因此,栅栏覆盖问题是有时间约束的;同时,由于战场中的复杂地形,如河流、雷区的存在,栅栏覆盖路径也会受到限制;

在战场和危险环境下, 后勤补给也会受到限制, 因此, 栅栏覆盖也会受到成本的约束。本文提出了一种基于有效策略集的乘子法, 有效解决了在时间紧迫、路径受限和成本有限等多重约束情况下的复合事件栅栏覆盖问题。这是首次研究在多种约束条件下的复合事件栅栏覆盖优化问题。

3) 通过大量仿真实验证明了所提出的复合事件栅栏覆盖算法明显优于传统方法。从实验结果可以看出, 本文方法具有更高的计算效率, 特别是在网络拓扑相对复杂的情况下。

2 研究现状

为了对目标区域实施有效监控, 需要根据网络的监测任务完成覆盖部署^[16]。覆盖问题一般分为3类: 点覆盖、区域覆盖和栅栏覆盖^[17]。栅栏覆盖主要对穿越网络中的目标实行监控^[18]。栅栏覆盖还可以分为强栅栏覆盖、弱栅栏覆盖和 K 栅栏覆盖等。而复合事件栅栏覆盖是一个全新的研究领域, 其研究内容主要集中于对栅栏覆盖中的传感器资源进行合理调配, 以达到覆盖率的最优化^[10]。文献[19]通过建立一个有向的栅栏图对目标栅栏区域提供强栅栏覆盖。文献[20]认为有时对于入侵者的监控是不充分的, 因此, 提出了一种强栅栏 K 覆盖算法监测入侵者并判断入侵者的合法性。

随着栅栏覆盖的研究逐渐深入, 人们对于监控的要求也不断提高, 因此, 需要多种功能的传感器来完成栅栏覆盖^[21]。由于每种传感器之间不同的属性和覆盖性能, 文献[22]提出了一种集中连接目标 K 覆盖算法来解决异构传感器之间的协调关系。通过使用异构传感器, 一种新颖的贪婪栅栏构建算法被提出, 来解决单个栅栏不稳定的问题, 特别是在下雨天^[23]。但是, 以上文献在讨论时, 都是简单地利用异构传感器各自的特性, 并没有考虑各传感器之间置信度的合并和基于监测事件的传感器资源分配问题。面对日趋复杂的监控要求, 迫切需要对基于事件的栅栏覆盖开展研究。

文献[9]首次提出了异构传感器网络中的事件侦测问题并提出了最优的传输机制来整合不同类型传感器产生的多模数据。在事件侦测的基础上, 文献[10]考虑了在单一成本约束条件下的复合事件覆盖问题, 一个复合事件的发生, 是多种子事件复合叠加的结果。在确保覆盖和连接的条件下, 一个传感器网络被设计来监测单一或复合事件^[24]。以上

工作均假设传感器网络工作于理想的环境中, 然而在实际应用中, 栅栏覆盖多工作于复杂的环境, 复合事件栅栏覆盖会受到多方面的约束。至今还没有文献对存在多种约束的栅栏覆盖展开研究。

对于多约束条件下的优化问题, 通常有帕累托前沿优化方法和乘子法。文献[25]采用了基于帕累托优化的多目标粒子群优化方法来解决多目标的优化问题, 该方法很好地平衡了时间延迟和能量消耗的关系。文献[26]利用帕累托优化理论来选取传感器网络中最优的簇头。网络中大量部署的传感器节点会产生巨大的计算量, 考虑到帕累托前沿算法的复杂性, 乘子法会更加符合传感器网络应用的需要。因此, 文献[27]提出了基于可调方向乘子法的共识优化算法, 该算法相比于传统的优化方法可以快速收敛。

以上分别对栅栏覆盖、异构传感器网络、事件覆盖和多约束条件优化的研究工作进行了阐述。可以看出, 在多约束条件下的复合事件栅栏覆盖问题还存在着研究空白。因此, 本文提出了一种多约束条件下的复合事件栅栏覆盖模型, 可以有效完成栅栏覆盖。

3 事件模型

现有的事件覆盖模型是由 Gao^[9]所提出的复合事件模型。在栅栏覆盖中, 一个事件被定义为在一个时间段内穿越栅栏区域的入侵事件。事件被分为子事件和主事件。

子事件定义为入侵栅栏区域的目标触发单一传感器的事件。例如, 入侵栅栏区域的目标使环境温度升高, 触发红外传感器的阈值。子事件被定义为 $s(t, c, E)$, t 为子事件发生的时间, 可以为一个时间段或一个时间点; c 为事件发生的坐标, 可以是一个点或一条轨迹; E 为事件发生的阈值, 可以为一个数值或一个逻辑表达式。例如, 子事件 $e(t, c, E) = (15/8/2016, (x, y), \text{Vibration} > 5 \text{ mm/s})$ 代表震动的频率在时间15/8/2016, 在位置 (x, y) 震动大于5 mm/s。

与传统的区域覆盖相比, 栅栏覆盖不用覆盖区域中的所有点, 只需要保证对移动目标进行有效的监控。栅栏覆盖更加关注感兴趣区域(ROI, region of interest)。例如, 在森林火灾监控中, 栅栏覆盖重点关注起火的区域的覆盖情况, 以判断火势及蔓延情况; 在战场监控中, 栅栏覆盖更加关注战场前沿区域的覆盖情况, 来判断是否有敌军入侵; 在环保

应用中，栅栏覆盖更加关注特定水域的覆盖质量，以判断是否有污染情况的发生。

因此，在事件栅栏覆盖中，根据不同场景的监测需求，会重点关注特定区域的特定传感器的监测数值，即特定子事件发生的概率。例如，在森林火灾监控中，事件栅栏覆盖会重点关注对起火区域内温度传感器的监控，即温度大于阈值的子事件发生的概率；在战场监控中，事件栅栏覆盖更加关注对光栅传感器和红外线传感器的监测，即是否有目标穿越光栅栏和敌军的体温是否触发了红外线传感器等情况的发生；在环境保护应用中，事件栅栏覆盖重点关注对特定水域内 PH 传感器和毒素传感器的监控，以判断是否有污染发生。

对以上子事件发生的置信度进行分析，可以得出主事件发生的置信度，因此，如何合理科学地计算主事件的置信度就成为了一个非常重要的问题。

在栅栏覆盖中，一个复合事件的置信度是由许多子事件的置信度合并产生的。当复合事件的置信度达到所在设定的阈值，则认为该复合事件发生。传统的方法只是定义了结合子 Θ ，并没有提出精确的计算方法^[10]。本文利用联合概率可以有效地计算复合事件的置信度。

覆盖机制 $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_3\}$ 代表 1、3 类节点所产生子事件的置信度，即 $f(\alpha) = f(\alpha_1 \Theta \alpha_3) = g(\alpha_1, \alpha_3)$ 。同样，覆盖机制 $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4\}$ 可以表示为 $f(\alpha) = f(\alpha_1 \Theta \alpha_2 \Theta \alpha_3 \Theta \alpha_4) = g(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$ 。其中， α 为不同类型的子事件，即不同传感器的置信度； $f(\alpha)$ 为主事件；事件 α 被定义为 $\alpha_1 \Theta \alpha_2 \Theta \alpha_3 \Theta \alpha_4$ 。

定义 1 p_i 为子事件 α_i 的置信度， P 为融合后主事件的置信度，结合子 Θ ，定义为计算联合概率。

因此，可以得出置信度为

$$P = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_i) \quad (1)$$

由联合概率的算法的性质可知

$$P \geq \min(p_i) \quad (2)$$

例如， $e_1(t, c, E) = (t_1, s_1, \text{毒素含量} > 5 \text{ g/mL})$ 代表事件 e_1 的毒素含量在 t_1 时刻，在 s_1 位置，大于 5 g/mL。 $e_2(t, c, E) = (t_2, s_2, PH > 7.0)$ 代表事件 e_2 的 PH 值在 t_2 时刻，在 s_2 位置，大于 7.0。可以由子事件 e_1 和 e_2 推测污染的复合事件发生，如 $E((e_1, 0.3), (e_2, 0.6), t_1, s_1) = (\text{毒素含量} > 5 \text{ g/mL} \wedge PH > 7.0 \wedge t_1 = t_2 \wedge s_1 = s_2) = 0.72$ 。其中， E 代表一个复合事件， e_1 和 e_2

代表 2 个子事件。结果表明如果 2 个子事件在同一时间同一地点发生，则污染复合事件发生的概率为 0.72。这是首次定量地计算复合事件发生的概率。以往的方法都是基于历史数据和专业经验来判断。为方便阐述，在接下来的内容中定义“*”为计算联合概率的符号。

4 复合事件栅栏覆盖优化问题

4.1 多约束条件

复合事件栅栏覆盖优化问题研究的目的在于在满足各项约束的前提下，合理应用每种类型传感器的数量来优化栅栏覆盖，更好地监测性能。

在一个栅栏覆盖区域内，一个复合事件是由 n 类不同的传感器来监控的，这 n 类的传感器构成了每一个子事件，一个复合事件 E 的发生是由若干子事件 e 累加的结果。如果在没有时间、距离和成本约束的情况下，可以通过增加传感器的数量来获得更优的栅栏监测性能。但是，与传统的覆盖情况不同，栅栏覆盖由于其应用于危险复杂的环境，会受到诸多方面的限制，如时间约束、距离约束和成本约束等。例如，在战场监控中，需要在规定时间内完成栅栏覆盖，这是时间约束；同时，由于战场中存在雷区和保证监控的隐蔽性，需要在规定的距离内完成栅栏覆盖；最后，由于后勤补给的限制，在战场监控中，传感器的也会受到总成本的约束。

4.2 问题描述

建立如下具有多种约束条件的最优化问题

$$\begin{aligned} \max f(\alpha) &= f(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n), \\ \text{s.t. } f^i(\alpha) &= g_i(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) \leq 0 (i=1, 2, \dots, m) \end{aligned} \quad (3)$$

即使变量向量 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T, x \in R^n$ ，在满足 m 个约束条件下，使目标函数 $f(\alpha)$ 最大，即覆盖率最大。

其中， $f^i(\alpha)$ 为约束函数， $f^i(\alpha) (i=0, 1, \dots, m)$ 均为 $R^n \rightarrow R$ 的光滑函数， m 是一个大的正整数，可行域记为 Ω 。 α 为不同的传感器， $f^i(\alpha)$ 约束条件， $g_i(\alpha)$ 为约束函数。

对式(3)引入松弛因子 y_i ，转化为等式约束优化问题

$$\begin{aligned} \max f^0(\alpha), \\ \text{s.t. } f^i(\alpha) + y_i &= 0 (i=1, 2, \dots, m) \end{aligned} \quad (4)$$

构造增广目标函数

$$\tilde{\psi}(\boldsymbol{\alpha}, y, \lambda, \sigma) = f^0(\boldsymbol{\alpha}) - \sum_{i=1}^m \lambda_i [f^i(\boldsymbol{\alpha}) + y_i^2] + \frac{\sigma}{2} \sum_{i=1}^m [f^i(\boldsymbol{\alpha}) + y_i^2]^2 \quad (5)$$

为了优化模型，降低模型的计算量，将问题进行转化，可行域为 Ω 。

$$\begin{aligned} & \max f^0(\boldsymbol{\alpha}), \\ & \text{s.t. } f_{\max}(\boldsymbol{\alpha}) = \max\{f^i(\boldsymbol{\alpha})\} \leq 0 \end{aligned} \quad (6)$$

因此，在构造增广 Lagrange 函数时，只需引入一个乘子 $\lambda \in R$ 和一个辅助变量 $y \in R$ 。虽然当前的极大值函数不能遗传原来函数的光滑性，但是利用凝聚函数能够逼近极大值函数。凝聚函数又称为指数罚函数^[28]。可由极大熵原理得出，凝聚函数可表示为

$$f_p(\boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{p} \ln \left(\sum_{i=1}^m e^{pf^i(\boldsymbol{\alpha})} \right) \quad (7)$$

其中， p 为光滑参数， $p > 0$ 。

定理 1 $f_p(\boldsymbol{\alpha})$ 随 p 的增加而单调减少，存在

$$f_{\max}(\boldsymbol{\alpha}) \leq f_p(\boldsymbol{\alpha}) \leq f_{\max}(\boldsymbol{\alpha}) + \frac{1}{p} \ln m \quad (8)$$

其中， m 是一个大的正整数。

计算 $f_p(\boldsymbol{\alpha})$ 的梯度和 Hesse 阵，可得

$$\begin{aligned} \nabla f_p(\boldsymbol{\alpha}) &= \sum_{i=1}^m \mu_i(\boldsymbol{\alpha}, p) \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f^i(\boldsymbol{\alpha}) \quad (9) \\ \nabla_{\boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{\alpha}} f_p(\boldsymbol{\alpha}) &= \sum_{i=1}^m \mu_i(\boldsymbol{\alpha}, p) \nabla_{\boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{\alpha}} f^i(\boldsymbol{\alpha}) + \\ & p \sum_{i=1}^m \mu_i(\boldsymbol{\alpha}, p) \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f^i(\boldsymbol{\alpha}) \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f^i(\boldsymbol{\alpha})^T - \\ & p \sum_{i=1}^m \mu_i(\boldsymbol{\alpha}, p) \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f^i(\boldsymbol{\alpha}) \sum_{i=1}^m \mu_i(\boldsymbol{\alpha}, p) \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f^i(\boldsymbol{\alpha})^T \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)中，

$$\mu_i(\boldsymbol{\alpha}, p) = \frac{e^{pf^i(\boldsymbol{\alpha})}}{\sum_{i=1}^m e^{pf^i(\boldsymbol{\alpha})}} \in (0, 1] \quad (11)$$

式(11)中， $\mu_i(\boldsymbol{\alpha}, p)$ 为 Hesse 阵中对凝聚函数 $f_p(\boldsymbol{\alpha})$ 求偏导后的系数。

$$\sum_{i=1}^m \mu_i(\boldsymbol{\alpha}, p) = 1 \quad (12)$$

为了降低凝聚函数的计算成本，使用有效策略

集^[29]，对凝聚函数 $f_p(\boldsymbol{\alpha})$ 考虑子集 $\Omega \subset M$ ，定义函数 $f^\Omega : R^n \rightarrow R$ 为

$$f^\Omega(\boldsymbol{\alpha}) = \max_{i \in \Omega} \{f^i(\boldsymbol{\alpha})\} \quad (13)$$

光滑近似函数为

$$\begin{aligned} f_p^\Omega(\boldsymbol{\alpha}) &= \frac{1}{p} \ln \left(\sum_{i \in \Omega} e^{pf^i(\boldsymbol{\alpha})} \right) \\ &= f^\Omega(\boldsymbol{\alpha}) + \frac{1}{p} \ln \left(\sum_{i \in \Omega} e^{p(f^i(\boldsymbol{\alpha}) - f^\Omega(\boldsymbol{\alpha}))} \right) \end{aligned} \quad (14)$$

可得

$$\nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f_p^\Omega(\boldsymbol{\alpha}) = \sum_{i \in \Omega} \mu_i^\Omega(\boldsymbol{\alpha}, p) \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f^i(\boldsymbol{\alpha}) \quad (15)$$

式(15)中，

$$\mu_i^\Omega(\boldsymbol{\alpha}, p) = \frac{e^{pf^i(\boldsymbol{\alpha})}}{\sum_{k \in \Omega} e^{pf^k(\boldsymbol{\alpha})}} \in (0, 1] \quad (16)$$

式(16)中， $\mu_i^\Omega(\boldsymbol{\alpha}, p)$ 为 Hesse 阵中对光滑近似函数 $f_p^\Omega(\boldsymbol{\alpha})$ 求偏导后的系数。

定理 2 对任意 $\boldsymbol{\alpha} \in R^n$ 及 $i \in \Omega$ ，满足

$$\lim_{p \rightarrow \infty} \mu_i(\boldsymbol{\alpha}, p) = \begin{cases} \frac{1}{|\Omega(\boldsymbol{\alpha})|}, & i \in \hat{\Omega}(\boldsymbol{\alpha}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

$$\lim_{p \rightarrow \infty} p \mu_i(\boldsymbol{\alpha}, p) = 0, i \notin \hat{\Omega}(\boldsymbol{\alpha}) \quad (18)$$

$$\lim_{p \rightarrow \infty} \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f_p^\Omega(\boldsymbol{\alpha}) = \sum_{i \in \Omega(\boldsymbol{\alpha})} \frac{1}{|\Omega(\boldsymbol{\alpha})|} \nabla_{\boldsymbol{\alpha}} f^i(\boldsymbol{\alpha}) \quad (19)$$

其中，

$$\Omega(\boldsymbol{\alpha}) = \{i \in M \mid f(\boldsymbol{\alpha}) = f^i(\boldsymbol{\alpha})\} \quad (20)$$

文献[29]的研究表明，有效集策略可以使梯度计算量降低 75%。

对于式(6)进行简化，得

$$\begin{aligned} & \max f^0(\boldsymbol{\alpha}), \\ & \text{s.t. } f_p(\boldsymbol{\alpha}) \leq 0 \end{aligned} \quad (21)$$

引入松弛因子 $y \in R$ 进行转化，得

$$\begin{aligned} & \max f^0(\boldsymbol{\alpha}), \\ & \text{s.t. } f_p(\boldsymbol{\alpha}) + y^2 \leq 0 \end{aligned} \quad (22)$$

则增广 Lagrange 函数为

$$\begin{aligned} \psi_p(\boldsymbol{\alpha}, y, \lambda, \sigma) &= f^0(\boldsymbol{\alpha}) - \\ & \lambda [f_p(\boldsymbol{\alpha}) + y^2] + \frac{\sigma}{2} [f_p(\boldsymbol{\alpha}) + y^2]^2 \end{aligned} \quad (23)$$

目的是消去 y , 将 $\tilde{\psi}_p(\boldsymbol{\alpha}, y, \lambda, \sigma)$ 关于变量 y 进行极小化, 令 $\tilde{\psi}_p(\boldsymbol{\alpha}, y, \lambda, \sigma) = 0$, 可得

$$y[\sigma y^2 - (\lambda - \sigma f_p(\boldsymbol{\alpha}))] = 0 \quad (24)$$

则

$$y^2 = \begin{cases} \frac{1}{\sigma}[\lambda - \sigma f_p(\boldsymbol{\alpha})], \lambda - \sigma f_p(\boldsymbol{\alpha}) > 0 \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

因此,

$$\begin{aligned} & -\lambda[f_p(\boldsymbol{\alpha}) + y^2] + \frac{\sigma}{2}[f_p(\boldsymbol{\alpha}) + y^2]^2 \\ & = \frac{1}{2\sigma}[(\min\{0, \lambda - \sigma f_p(\boldsymbol{\alpha})\})^2 - \lambda^2] \end{aligned} \quad (26)$$

将式(26)代入 $\tilde{\psi}_p(\boldsymbol{\alpha}, y, \lambda, \sigma)$ 中, 消去 y , 可得

$$\begin{aligned} \tilde{\psi}_p(\boldsymbol{\alpha}, \lambda, \sigma) & = \min_y \tilde{\Psi}_p(\boldsymbol{\alpha}, y, \lambda, \sigma) \\ & = f^0(\boldsymbol{\alpha}) + \frac{1}{2\sigma}[(\min\{0, \lambda - \sigma f_p(\boldsymbol{\alpha})\})^2 - \lambda^2] \end{aligned} \quad (27)$$

将式(25)代入乘子迭代式 $\lambda_{k+1} = \lambda_k - \sigma(f_p(\boldsymbol{\alpha}^k) + y^2)$, 可得

$$\lambda_{k+1} = \begin{cases} 0, & \lambda_k - \sigma f_p(\boldsymbol{\alpha}^k) > 0 \\ \lambda_k - \sigma f_p(\boldsymbol{\alpha}^k), & \text{其他} \end{cases} \quad (28)$$

即

$$\lambda_{k+1} = \min\{0, \lambda_k - \sigma f_p(\boldsymbol{\alpha}^k)\} \quad (29)$$

同理, 在 $|f_p(\boldsymbol{\alpha}^k) + y_k^2| \leq \varepsilon$ 中代入式 (25), 可得终止判断条件为

$$\min\{|f_p(\boldsymbol{\alpha}^k)|, |\frac{\lambda_k}{\sigma}|\} \geq \varepsilon \quad (30)$$

4.3 基于有效集策略的乘子法

通过对模型的分析, 转换为对式(31)的求解。

$$\begin{aligned} & \min_y \tilde{\Psi}_p(\boldsymbol{\alpha}, \lambda, \sigma) \\ & = f^0(\boldsymbol{\alpha}) + \frac{1}{2\sigma}[(\min\{0, \lambda - \sigma f_p(\boldsymbol{\alpha})\})^2 - \lambda^2] \end{aligned} \quad (31)$$

由于本文算法是针对固定参数 p_i, λ_i, σ_i 而设计, 为研究方便, 记 $\tilde{\psi}(\boldsymbol{\alpha}) = \tilde{\psi}_{p_i}(\boldsymbol{\alpha}, \lambda_i, \sigma_i)$, $\tilde{\psi}^\Omega(\boldsymbol{\alpha}) = \tilde{\psi}^\Omega(\boldsymbol{\alpha}, \lambda_i, \sigma_i)$ 。同时, 对 $\forall \varepsilon \geq 0$, 定义极值映射

$$\begin{aligned} Q_\varepsilon: R^n & \rightarrow 2^M, Q_\varepsilon(x) \\ & = \{j \in M \mid f_{\max}(\boldsymbol{\alpha}) - f^j(\boldsymbol{\alpha}) \leq \varepsilon\} \end{aligned} \quad (32)$$

算法 1 子问题算法

1) 初始化

$$t = 0, \alpha^{i0} = \alpha^{i-1}, \boldsymbol{\alpha} \in (0, \frac{1}{2}), \beta \in (0, 1),$$

$$\bar{\varepsilon} > 0, \Omega_0 = \Omega_i(\alpha^{i0}), B_0 = E(\text{Unit Array})$$

2) 解关于 d 的方程组 $B_t d = -\nabla_x \tilde{\psi}^{\Omega_t}(\alpha^{it})$ 确定搜索方向 d^t 。

3) 确定满足约束的最小非负整数 m_t , 满足以下约束

$$\tilde{\psi}^{\Omega_t}(\alpha^{it} + \beta^{m_t} d^t) - \tilde{\psi}^{\Omega_t}(\alpha^{it}) \leq \alpha \beta^{m_t} \nabla_x \tilde{\psi}^{\Omega_t}(\alpha^{it}) d^t \quad (33)$$

4) 令 $\tau_t = \sigma^{m_t}, \alpha^{i,t+1} = \alpha^{it} + \tau_t d^t, \Omega_{t+1} = \Omega_t \cup Q_\varepsilon(\alpha^{i,t+1})$ 。

5) 判断, 如果 $\|\nabla_x \tilde{\psi}^{\Omega_{t+1}}(\alpha^{i,t+1})\| \leq \bar{\varepsilon} d^t$, 令 $\alpha^i = \alpha^{i,t+1}$, 退出; 否则, 置 $t = t + 1$, 返回步骤 1)。

考虑每一个子事件的性质, 结合子事件算法, 提出了基于有效策略集的乘子法。

算法 2 基于有效集策略的乘子法 (ASMP, active set multiplier policy)

1) 初始化

$$\begin{aligned} & \alpha^0 \in R^n, p_1 > 0, \hat{p} > 0, \lambda_i \in R, \sigma_i > 0, \\ & \mu > 1, \varepsilon(p) > 0, i = 1 \end{aligned}$$

2) 求解子问题: 以 α^{i-1} 为初始点, 利用算法 1 求解无约束问题 $\max \tilde{\Psi}_{p_i}(\boldsymbol{\alpha}, \lambda_i, \sigma_i)$ 得到极大值点 α^i 。

3) 检验终止条件: 若 $\|\nabla_x \tilde{\psi}_{p_i}(\alpha^i, \lambda_i, \sigma_i)\| \leq \varepsilon(p_i)$ 不满足, 转步骤 4); 若 $p_i > \hat{p}$, 则停止; 否则令 $p_{i+1} = \mu p_i, \alpha^{i+1} = \alpha^i, i = i + 1$, 继续执行步骤 3)。

4) 更新罚参数: 若 $\|\nabla_x \tilde{\psi}_{p_i}(\alpha^i, \lambda_i, \sigma_i)\| \geq \nabla_x \tilde{\psi}_{p_i}(\alpha^{i-1}, \lambda_i, \sigma_i)$, $\sigma_{i+1} = \mu \sigma_i$; 否则, 令 $\sigma_{i+1} = \sigma_i$ 。

5) 更新乘子: $\lambda_{i+1} = \min\{0, \lambda_i - \sigma_i f_{p_i}(\alpha^i)\}$ 。

6) 令 $p_{i+1} = p_i, i = i + 1$, 返回步骤 2)。

对于标准的 BFGS 校正, 由于采用 Armijo 搜索一般不能保证迭代矩阵的正定性, 故在算法 1 的步骤 2)中, 对 B_t 采用修正的 BFGS 校正式如下

$$B_t = B_{t-1} - \frac{B_{t-1} s_{t-1} s_{t-1}^T B_{t-1}}{s_{t-1}^T B_{t-1} s_{t-1}} + \frac{z_{t-1} z_{t-1}^T}{s_{t-1}^T z_{t-1}} \quad (34)$$

其中, $s_{t-1} = \alpha^{i,t} - \alpha^{i,t-1}, z_{t-1} = \theta_{t-1} \bar{y}_{t-1} + (1 - \theta_{t-1}) B_{t-1} s_{t-1}$,

$$\bar{y}_{t-1} = \nabla_{\alpha} \bar{\psi}^{\Omega_t}(\alpha^{i,t}) - \nabla_{\alpha} \bar{\psi}^{\Omega_{t-1}}(\alpha^{i,t-1}), \text{ 参数}$$

$$\theta_{t-1} = \begin{cases} 1, s_{t-1}^T \bar{y}_{t-1} \geq 0.2 s_{t-1}^T B_{t-1} s_{t-1} \\ \frac{0.8 s_{t-1}^T B_{t-1} s_{t-1}}{s_{t-1}^T B_{t-1} s_{t-1} - s_{t-1}^T \bar{y}_{t-1}}, \text{ 其他} \end{cases} \quad (35)$$

算法流程如图 1 所示。

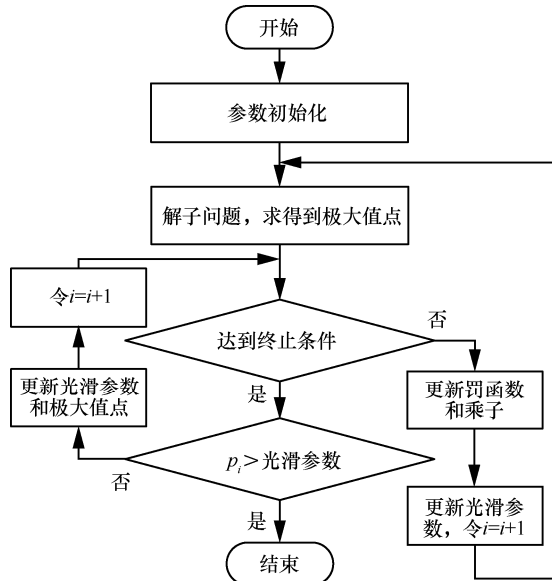


图 1 ASMP 算法流程

4.4 算法复杂度分析

本文算法迭代过程中包括计算梯度向量和矩阵向量相乘运算。经过分析，可以得出 ASMP 算法的时间复杂度为 $O(n^2)$ 。

利用基于有效集策略的乘子法，可以有效求解多约束条件下的事件覆盖问题，接下来，利用仿真实验加以证明。

5 实验与结果分析

5.1 实验环境设置

实验分别使用 5 种类型的传感器。5 种不同类别传感器的置信度分别为 0.05、0.10、0.45、0.15 和 0.25。每种类型的传感器根据其自身性质的不同，有着不同的部署时间、感知半径和部署成本。这 5 种传感器的部署时间、感知半径、部署成本和置信度如表 1 所示。监视区域设定在 600 m×100 m 的带状区域。实验平台采用 Intel(R) Core(TM) i5-4590 CPU@3.30 GHz 主频，4 GB 内存和 64 bit Windows7 系统。

5.2 实验结果分析

接下来，通过实验来衡量在多种约束条件下的

复合事件栅栏覆盖优化算法。4 种情况下的时间约束、距离约束、成本约束和最低置信度约束如表 2 所示。

表 1 系统模型参数

符号	参数	部署时间/s	感知半径/m	成本/s	置信度 S
α_1	光密度传感器	1	30	25	0.10
α_2	温度传感器	2	15	10	0.05
α_3	视频传感器	5	10	35	0.45
α_4	烟密度传感器	1	25	20	0.15
α_5	红外线传感器	3	20	15	0.25

表 2 系统模型参数

情况	时间约束/s	距离约束/m	成本约束/s	最低置信度	最终覆盖率	运行时间/s
1	47	555	495	0.80	59.7%	<1
2	101	1 320	1 215	0.82	73.6%	<1
3	165	1 430	1 140	0.90	83.5%	<1
4	336	1 850	2 285	0.99	92.5%	<1

情况 1 具有苛刻的时间约束，因此，部署时间较少的光密度传感器得到了较多的应用。

情况 2 具有严格的距离约束，相比于情况 1，在最低置信度增加的情况下，情况 2 的距离约束增大近 2 倍，即需要覆盖的距离增大近 2 倍，对距离的覆盖提出了更高的要求。因此，覆盖范围较大的光密度传感器和烟密度传感器得到了大量的使用。

情况 3 具有有限的成本约束，相比于情况 2，在最低置信度大幅增加的同时，其成本约束不升反降，对事件覆盖的成本提出了更苛刻的要求。因此，成本较低的温度传感器的数量较多，为 35 个，同时考虑到需要满足较高的置信度要求，红外传感器的数量也很多，为 24 个。

情况 4 具有严格的最低置信度要求。因此，置信度较高的视频传感器得到了大量应用相比于前 3 种情况，但是受到成本和部署时间的限制，视频传感器的数量被限定在 34 个，温度传感器的应用数量是最多的，为 49 个。

图 2 呈现了 4 种情况下的传感器资源分配状况和每种情况下的网络覆盖率。这 4 种情况中，每种情况都受到时间约束、距离约束、成本约束和置信度约束的共同限制。但这 4 种情况有着不同的特点，情况 1 需要在满足苛刻时间约束的前提下，还要满足其他 3 种约束的限制；情况 2 需要在满足严格距离约束的前提下，还要满足其他 3 种约束的限制；

情况 3 需要在满足有限成本约束的前提下, 还要满足其他 3 种约束的限制; 情况 4 需要在满足严格最低置信度要求的前提下, 还要满足其他 3 种约束的限制。因此, ASMP 算法可以在有多种约束条件的情况下, 有效地分配各种传感器资源, 使网络达到栅栏覆盖的应用要求。

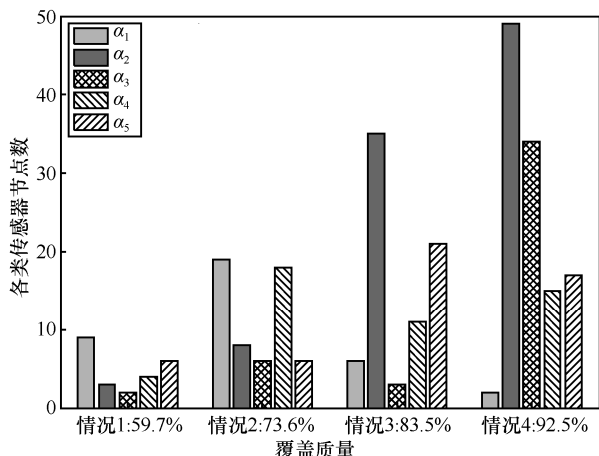


图 2 4 种情况下的传感器资源分配及覆盖率

5.3 与 OCQ-Max-Fit、OCQ-Greedy 和 OCQ-Naive 算法性能对比实验

仿真实验的目的在于验证所提算法能否满足在多种复杂的约束条件下, 合理分配传感器资源, 使网络覆盖效果最佳。为了验证算法性能, 本文与最新的复合事件算法进行了对比实验。由于在栅栏覆盖中, 多约束条件下的事件覆盖从来没有被研究过, 因此, 本文与最新的只有单一成本约束条件下的 OCQ-Max-Fit、OCQ-Greedy 和 OCQ-Naive 算法进行了对比^[10]。实验结果表明, 本文算法在成本节约, 大面积的栅栏覆盖和运行效率方面都优于最新的算法。

图 3 展示了在不同预算下, ASMP 算法和 OCQ-Greedy、OCQ-Max-Fit 算法的覆盖质量。随着预算的增加, 覆盖质量不断提高。可以看出, 在预算成本有限的约束下, 采用 ASMP 算法的覆盖质量要明显好于 OCQ-Greedy 和 OCQ-Max-Fit 算法。这是由于在总的预算成本增加后, 传感器节点数量也会相应增加, 伴随着网络的计算复杂度也会相应增加。OCQ-Greedy 基于贪心算法只是选择当前最优解, 很有可能是局部最优解。OCQ-Max-Fit 通过列举部署机制的天际线点来计算覆盖质量。列举法只适用于网络规模较小的情况。而 ASMP 利用凝聚函数近似其中的极大值函数, 在每步迭代中仅有一小部分函数参与计算, 因此, 梯度计算量显

著减少, 进而减少了计算成本, 更加适用于大规模的网络情况。

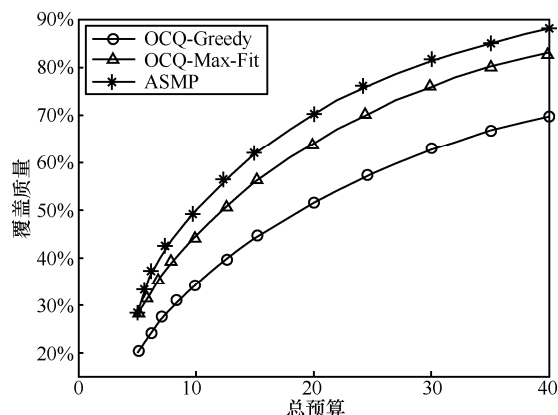


图 3 在不同预算下, ASMP 算法和 OCQ-Greedy、OCQ-Max-Fit 算法覆盖质量对比

图 4 展示了 3 种算法随着部署区域增加, 覆盖质量变化的关系。随着栅栏覆盖区域的增加, 在有限的传感器成本的情况下, 覆盖质量不断下降。由于 ASMP 算法可以快速地对网络进行优化, 因此在目标区域大幅增加后, 仍然可以对网络进行有效地覆盖。其覆盖质量要明显好于 OCQ-Greedy 和 OCQ-Max-Fit 算法, 特别是在网络部署区域较大时。

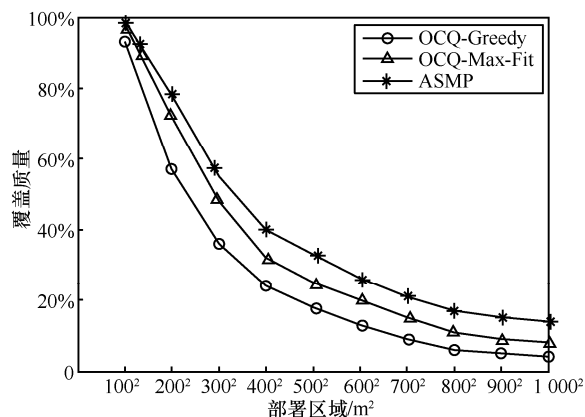


图 4 在不同部署区域面积下, ASMP 算法和 OCQ-Greedy、OCQ-Max-Fit 算法覆盖质量对比

图 5 展示了覆盖质量和节点类型数目之间的关系。由于一个复合事件的置信度是由多个子事件所组成, 因此当总成本固定的情况下, 随着节点类型的增加, 每一类传感器节点的数目会减少, 导致每一类子事件的置信度下降, 最终导致网络的覆盖质量下降。由于 ASMP 更加适合于大规模复杂的场景, 当传感器种类增加后, 其性能要优于 OCQ-Greedy 算法。

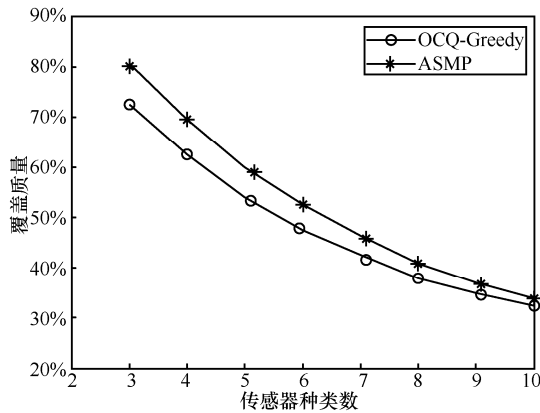


图 5 在不同传感器种类下, ASMP 算法和 OCQ-Greedy 算法覆盖质量对比

图 6 展示了 ASMP 算法、OCQ-Naïve 和 OCQ-Max-Fit 算法所派生出的部署方案。部署方案指的是在固定的预算条件下, 在使用传感器的种类和数量上会有多种方式, 每种方式记为一种部署方案。随着总预算的增加, 使用每种类型传感器的方式也会增加, 即部署方案也会随之增加; 部署方案的增加会导致网络计算量和计算负载的增加, 进而会增加网络的能耗。因此, 在总预算相同的情况下, 算法产生的部署方案越少, 网络的计算量越低, 进而网络的能耗越低, 算法的性能越优。如图 6 所示, ASMP 算法部署方案的增加率要明显慢于其他 2 种算法, 可以有效降低网络的负载和能耗。这是因为 ASMP 算法中的凝聚函数可以有效降低计算成本, 使算法更加高效。

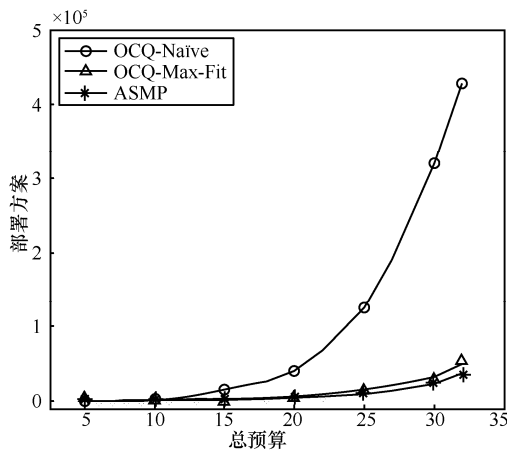


图 6 在不同预算情况下, ASMP 算法和 OCQ-Naïve、OCQ-Max-Fit 算法部署方案对比

图 7 展示了 3 种算法在不同预算条件下, 运行时间之间的关系。可以看出, 随着预算的增加, OCQ-Naïve 算法的运行时间快速增加。而 OCQ-Max-Fit 和 ASMP 算法的运行时间都非常短。

从图 6 可以看出, OCQ-Max-Fit 和 ASMP 算法都可以有效控制部署方案的快速增加, 因此 2 种算法都可以有效降低运行时间。结合图 6 也可以看出, ASMP 算法在控制部署方案快速增加方面略优于 OCQ-Max-Fit 算法。这是因为 ASMP 算法在每步迭代中仅有一小部分函数参与计算, 有效降低梯度计算量, 进而减少计算成本。因此, 更加适用于大规模的网络情况。

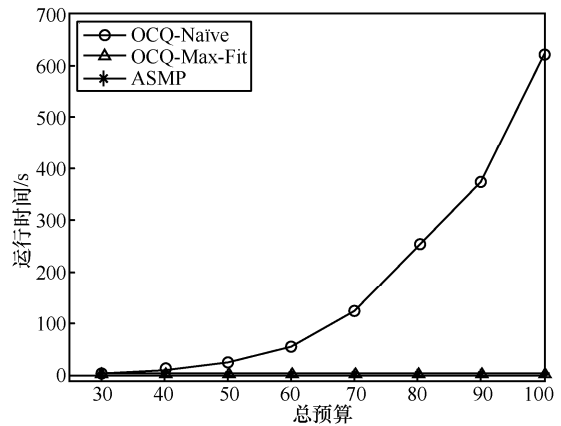


图 7 在不同预算下, ASMP 算法和 OCQ-Naïve、OCQ-Max-Fit 算法运行时间对比

6 结束语

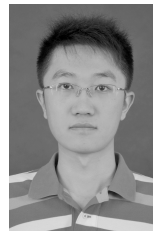
本文研究了栅栏覆盖中多约束条件下的事件覆盖问题。事件模型由子事件和主事件组成, 并利用联合概率密度的方法有效解决了置信度的合并问题。针对栅栏覆盖应用中, 存在多个复杂约束的问题, 提出了一种基于有效策略集的乘法子。实验结果表明, 该方法可以根据网络的实际情况, 合理分配网络资源, 有效提高网络的覆盖质量, 并且降低网络的计算成本。多约束条件下的事件覆盖问题具有很大的应用价值和潜力。在未来的工作中, 本文会研究事件栅栏覆盖在水下传感器网络中的应用。

参考文献:

- [1] TAO D, WU T Y. A survey on barrier coverage problem in directional sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(2):876-885.
- [2] CHEN A, KUMAR S, LAI T H. Local barrier coverage in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2009, 9(4):491-504.
- [3] TAO D, TANG S J, ZHANG H, et al. Strong barrier coverage in directional sensor networks[J]. Computer Communications, 2012, 35(8): 895-905.
- [4] HE S B, GONG X W, ZHANG J, et al. Curve-based deployment for barrier coverage in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(2):724-735.

- [5] MA H, YANG M, LI D, et al. Minimum camera barrier coverage in wireless camera sensor networks[C]//IEEE INFOCOM. Orlando, Florida, USA, 2012:217-225.
- [6] ABHILASH C N, MANJULA S H, VENUGOPAL K R, et al. Efficient network lifetime for barrier coverage in heterogeneous sensor network.[C]// Proceedings of the IEEE INDICON. Bombay, Mumbai, India, 2013:1-4.
- [7] 樊富有, 杨国武, 乐千杞, 等. 基于量子遗传算法的无线视频传感网络优化覆盖算法[J]. 通信学报, 2015, 36(6):94-104.
FAN F Y, YANG G W, LE Q K, et al. Optimized coverage algorithm of wireless video sensor network based on quantum genetic algorithm[J]. Journal on Communications, 2015, 36(6):94-104.
- [8] DEWITT J, PATT S, SHI H. Maximizing continuous barrier coverage in energy harvesting sensor networks[C]//IEEE International Conference on Communications. Sydney, Australia, 2014: 300-304.
- [9] GAO J, LI J. Model-based approximate event detection in heterogeneous wireless sensor networks[M]. Switzerland: Springer International Publishing, 2014: 225-235.
- [10] GAO J, LI J, CAI Z, et al. Composite event coverage in wireless sensor networks with heterogeneous sensors[C]//IEEE INFOCOM. Hong Kong, China, 2015:217-225.
- [11] ARIVUDAINAMBI D, BALAJI S, DEEPIKA S, et al. Connected coverage in wireless sensor networks using genetic algorithm[C]//The IEEE Workshop on Computational Intelligence: Theories, Applications and Future Directions. Kanpur, India, 2015: 1-6.
- [12] ROMOOZI M, VAHIDIPOUR M, ROMOOZI M, et al. Genetic algorithm for energy efficient and coverage-preserved positioning in wireless sensor networks[C]//International Conference on Intelligent Computing and Cognitive Informatics. Kuala Lumpur, Malaysia, 2010: 1-5.
- [13] ZHANG K, ZHANG W, JIA H, et al. Genetic simulated annealing based coverage-enhancing algorithm for deployment of directional Doppler sensors system[C]//International Workshop on Microwave and Millimeter Wave Circuits and System Technology. Chengdu, China, 2012:1 - 4.
- [14] CHEN C. A coverage algorithm for WSN based on the improved PSO[C]//International Conference on Intelligent Transportation. Ha-long Bay, Vietnam, 2015:12-15.
- [15] 丁旭, 吴晓蓓, 黄成. 基于改进粒子群算法和特征点集的无线传感器网络覆盖问题研究[J]. 电子学报, 2016, 44(4):967-973.
DING X, WU X B, HUANG C. Area coverage problem based on improved PSO algorithm and feature point set in wireless sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(4):967-973.
- [16] ZHU C, ZHENG C, SHU L, et al. A survey on coverage and connectivity issues in wireless sensor networks[J]. Journal of Network & Computer Applications, 2012, 35(2):619-632.
- [17] KUMAR S, LAI T H, ARORA A. Barrier coverage with wireless sensors[J]. Wireless Networks, 2007, 13(6):817-834.
- [18] CHEN A, LI Z, LAI T H, et al. One-way barrier coverage with wireless sensors[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM. Shanghai, China, 2011:626-630.
- [19] TAO D, TANG S, ZHANG H, et al. Strong barrier coverage detection and mending algorithm for directional sensor networks[J]. Ad Hoc & Sensor Wireless Networks, 2013, 18(1):17-33.
- [20] LUO J, ZOU S. Strong k -barrier coverage for one-way intruders detection in wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2016(1):1-16.
- [21] LAZOS L, POOVENDRAN R. Coverage in heterogeneous sensor networks[C]//International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc and Wireless Networks. Boston, Massachusetts, 2006:1-10.
- [22] YU J, CHEN Y, HUANG B. On connected target k -coverage in heterogeneous wireless sensor networks[J]. Sensors, 2016, 16(1): 262-265.
- [23] TIAN J, LIANG X, WANG G. Deployment and reallocation in mobile survivability-heterogeneous wireless sensor networks for barrier coverage[J]. Ad Hoc Networks, 2015, 36(P1):321-331.
- [24] YANG Y, AMBROSE A, CARDEI M. Coverage for composite event detection in wireless sensor networks[J]. Wireless Communications & Mobile Computing, 2011, 11(8):1168-1181.
- [25] CHENG C T, LEUNG H. Performance evaluation of transmission power optimization formulations in wireless sensor networks using pareto optimality[C]//IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Seoul, South Korea, 2012: 1257-1261.
- [26] AZAD P, SHARMA V. Pareto-optimal clustering scheme using data aggregation for wireless sensor networks[J]. International Journal of Electronics, 2014, 102(7):1165-1176.
- [27] LEINONEN M, CODREANU M, JUNTTI M. Distributed joint resource and routing optimization in wireless sensor networks via alternating direction method of multipliers[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(11):5454-5467.
- [28] LI X S. An Aggregate function method for nonlinear programming[J]. Science in China Ser A, 1991, 34(12):1467-1473.
- [29] POLAK E, WOMERSLEY R S, YIN H X. An algorithm based on active sets and smoothing for discretized semi-infinite minimax problems[J]. Journal of Optimization Theory & Applications, 2008, 138(2): 311-328.

作者简介:



庄曜铭 (1990-), 男, 辽宁沈阳人, 东北大学博士生, 主要研究方向为无线多媒体传感器网络覆盖。



吴成东 (1960-), 男, 辽宁大连人, 博士, 东北大学教授、博士生导师, 主要研究方向为图像智能处理、无线传感器网络、建筑智能化技术、机器人控制、多源信息融合。



张云洲 (1974-), 男, 河南浞池人, 博士, 东北大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线传感器网络、智能机器人。

闻时光 (1981-), 男, 辽宁沈阳人, 博士, 东北大学讲师, 主要研究方向为智能控制、模式识别。