视觉传感器网络边界部署 k-覆盖数量估计

刘志敏[1)] 贾维嘉[2)] 王国军[3)]

[1)](湖南第一师范学院数学与计算科学学院 长沙 410002)

[2)](上海交通大学电子信息与电气工程学院 上海 200240)

[3)](广州大学计算机科学与教育软件学院 广州 510006)

摘 要 覆盖是评价视觉传感器网络对感兴趣区域(Field of Interest,FoI)监测质量的重要指标.与传统的全向传感器节点不同,视觉传感器节点的感知区域为扇形区域,其覆盖估计问题也更加复杂.目前,大量视觉传感器网络的研究工作主要假设同构节点随机部署在感兴趣区域内以对其实现覆盖.该文假设所有节点随机部署在感兴趣区域的外部边界以对 FoI 实现覆盖监测,同时研究异构部署的 k-覆盖率估计问题.针对此应用场景,该文首次提出 k-覆盖率估计模型,通过仿真对场景 k-覆盖率,仿真值及模型理论值进行比较分析,结果表明模型理论值与场景仿真值的平均绝对覆盖误差基本保持在 6%以内.该文的研究对边界部署的视觉传感器网络具有重要的指导意义.

关键词 视觉传感器网络;边界部署;k 覆盖估计;节点预测;异构视觉传感器网络

中图法分类号 TP393 **DOI 号** 10.11897/SP.J.1016.2019.00309

k-Coverage Estimation in Visual Sensor Networks Based on Boundary Deployment

LIU Zhi-Min[1)] JIA Wei-Jia[2)] WANG Guo-Jun[3)]

[1)](*School of Mathematics and Computational Science, Hunan First Normal University, Changsha* 410002)

[2)](*School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai* 200240)

[3)](*School of Computer Science and Educational Software, Guangzhou University, Guangzhou* 510006)

Abstract Recently, Visual Sensor Networks (VSNs) consist of a great number of visual sensors have attracted a lot of attention due to its wide range of applications in different fields of environment monitoring, traffic surveillance, country security etc. Coverage problem is an important metric for evaluating the monitoring quality of field of view (FoI) in visual sensor networks. Besides, coverage estimation is one of the fundamental issues in the fields of coverage problem of visual sensor networks. Different from traditional omnidirectional sensors networks, coverage estimation problem in visual sensor networks is more complicated and challenging due to the sensing region of visual sensor is a sector region and the sensing direction is adjustable. At present, the majority of existing literatures mainly assume that a large number of homogeneous visual sensors are directly deployed in the FoI. However, in some actual application scenarios, such as channel water monitoring, country security etc, consider that the FoI is inaccessible or difficult to deploy sensors directly, visual sensors cannot be directly scattered in the FoI, and only be deployed outside of the FoI. In this paper, we assume that all visual sensors are randomly scattered in the boundary area of the FoI, and study the k-coverage estimation problem of homogeneous or heterogeneous deployment of visual sensor networks, simultaneously. To address the k-coverage estimation in such application scenario, firstly, we propose the concepts of effective possible

收稿日期:2017-06-29;在线出版日期:2018-03-28.本课题得到国家"九七三"重点基础研究发展规划项目(2015CB352401)、国家自然科学基金(61632009,61472451)资助.**刘志敏**,男,1983 年生,博士,讲师,主要研究方向为无线视频传感器网络、深度学习. E-mail: zhiminl@qq.com. **贾维嘉**,男,1957 年生,博士,教授,千人计划入选者,主要研究领域为无线通信、组播通信、容错计算. **王国军**(通信作者),男,1970 年生,博士,教授,主要研究领域为人工智能、移动计算、可信计算、云计算. E-mail: csgjwang@163.com.

sensing region and its mathematical expectation which represents the average sensing contribution of visual sensors located in the boundary area to the FoI, and then we make analysis of the mathematical expectation of effective possible sensing region from two actual situations. Secondly, based on the related definitions and concepts of k-coverage estimation problem in visual sensor networks, when a large number of visual sensors are randomly scattered in a region R with density λ, we prove that the probability of a subregion in which containing k visual sensors is satisfied with Poisson distribution from two aspects of probability theory and simulation analysis. By using of the Poisson distribution, we propose a k-coverage model of homogeneous or heterogeneous visual sensor networks, which reflects the mathematical relationship between node density, sensing radius, field of view, width of boundary area, width of FoI and k-coverage ratio, to estimate the minimum number of visual sensors needed to achieve a certain level of coverage. Finally, in order to evaluate the performance of the proposed model, a series of simulation experiments are carried out to verify the theoretical results. We mainly analyze the simulation experiments from two aspects: the influence of parameters of the FoI and the influence of parameters of the visual sensor. The results show that the Mean Absolute Coverage Difference (MACD) between the theoretical values and the experimental values is basically controlled less than 6%. The proposed model has a good performance of guiding actual deployment of visual sensor networks in such application scenario we studied. At the same time, the research of this paper has important guiding significance for the visual sensor networks based on boundary deployment.

Keywords visual sensor network; boundary deployment; k-coverage estimation; node prediction; heterogeneous visual sensor network

1 引 言

传感器网络在农业监测、交通监控、河流监测等方面的广泛应用，吸引了大量学者从事相关研究[1]. 与全向传感器网络不同，典型的视觉传感器网络由大量方向可调的视觉传感器节点(本文简称为视觉节点)组成，节点随机部署在感兴趣区域内部进而对区域实现覆盖监测. 但是，在某些特定的应用场景中，视觉传感器节点无法部署在感兴趣区域(Field of Interest，FoI)内部，只能部署在其外部边界，比如渠道水监测应用①，铁路监控②及安全防御等③. 如图 1 所示，由于铁路及河流不可达或不易直接部署节点，为了对它们进行可视监控，只能在其外部边界部署视觉节点. 在此类应用场景中，由于视觉节点随机部署在 FoI 的外部，当前的 k-覆盖率估计模型无法直接应用于此场景.

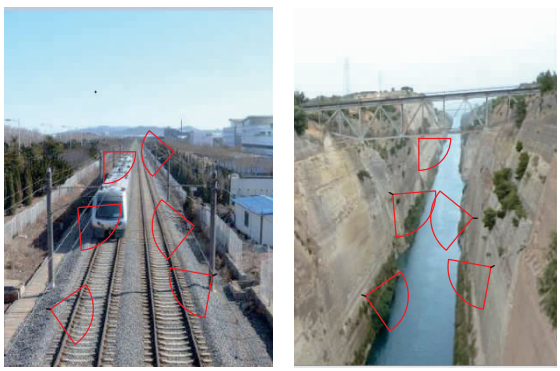


图 1 现实应用场景实例

在传统的全向传感器网络中，k-覆盖率估计问题目前已有一些研究成果，成果主要集中在节点随机部署在有界感兴趣区域内部的应用场景. Brass 等人研究了全向移动或固定节点的覆盖率估计问题，提出了一种基于布尔感知模型的估计模型[2]. Yen 等人[3]研究了有界感兴趣区域 k-覆盖率估计问题，提出了一种与节点半径、节点数量等参数相关的估计模型. Li 等人[4]针对全向传感器网络覆盖估计问题，提出了一种基于 voronoi 图的 k-覆盖估计模型. Xing 等人[5]研究了全向无线传感器网络的覆盖及连通问题，提出了一种基于矩形区域部署的覆盖及连通概率估计模型，并考虑了全向传感器

① Surface water. http://www.ysi.com/
② Railway track. http://metrom-rail.com/
③ Country border. http://www.ultra-ccs.com/details/4

节点的边界效应. Ling 等人[6]研究了节点随机部署在有界不规则感兴趣区域的 k-覆盖率模型，并研究了 k-连通估计问题. 针对节点随机部署在感兴趣区域外部的全向传感器网络应用场景，Gupta 等人[7]分析了边界部署 k-覆盖及连通估计问题，并提出一种全新的 k-覆盖率及 k-连通率模型.

由于视觉传感器网络的感知区域为扇形区域，与全向传感器网络相比，其 k-覆盖问题更加复杂. 当前的主要成果主要集中在视觉节点随机部署在感兴趣区域内部的应用场景. Zhao 等人[8]研究了视觉传感器网络在多种感知模型下的覆盖估计问题，针对视觉节点随机部署在矩形目标区域的应用场景，作者建立了目标区域中任意点被至少 1 个视觉节点所覆盖的概率模型，但未考虑 k-覆盖估计模型及边界效应. 为解决矩形目标区域的边界效应及其 k-覆盖估计模型等问题，Liu 等人[9]研究了随机部署的视觉传感器网络覆盖问题，提出一种基于概率的覆盖估计模型. 文献[10]研究了基于矩形区域部署的异构视觉传感器网络的覆盖问题，并提出一种基于泊松分布的覆盖估计模型. Zhao 等人[11]研究了异构视觉传感器网络的 k-覆盖率估计问题. 为获取更丰富的覆盖监测信息，Wang 等人[12]首次提出全视域覆盖问题，提出了全视域覆盖估计及数量估计模型，此模型能有效地指导全视域视觉传感器网络的应用部署. 以上模型均只适用于视觉节点部署在矩形目标区域内部的应用场景. 视觉传感器网络覆盖增强问题也取得了不错的研究成果，He 等人[13]研究了最少节点全视域覆盖问题，首次将区域全视域问题转化为目标全视域覆盖问题，并利用贪心算法选择尽可能少的视觉节点实现目标全视域覆盖. 针对全视域问题在栅栏覆盖问题的应用，Yu 等人[14]提出了面视域栅栏覆盖问题，并研究了确定部署情况下的面视域栅栏覆盖估计模型，但未研究随机部署的网络场景下面视域栅栏覆盖模型. 针对异构视觉传感器网络的覆盖增强问题，Lin 等人[15]提出两种增强算法以获取更好的覆盖性能. 针对移动异构视觉传感器网络的全视域问题，Hu 等人[16]推导出了实现全视域覆盖的临界条件.

本文首次研究边界部署的同构/异构视频传感器网络的 k-覆盖估计及数量预测问题，主要贡献如下：

(1) 提出了同构/异构视觉传感器网络边界部署 k 覆盖率估计问题.

(2) 提出了视觉传感器节点的有效可能感知区域及其数学期望的概念.

(3) 详细分析了同构/异构视觉传感器网络边界部署 k 覆盖率估计模型的准确性.

本文第 2 节描述应用场景模型及相关定义；第 3 节从数学理论上对节点的有效可能感知区域及其数学期望进行分析；第 4 节详细介绍同构/异构视觉传感器网络边界部署 k 覆盖率估计模型；第 5 节通过实验对理论模型及场景仿真值进行比较分析；第 6 节总结本文工作及展望下一步工作.

2　场景模型与相关定义

2.1　覆盖感知模型

用四元组 $\langle s,r,\alpha,f\rangle$ 表示视觉节点的感知模型. 如图 2 所示，其中 $s(x,y)$ 表示视觉节点位置坐标，r 表示视觉节点感知半径，α 表示视觉节点感知视角，f 表示视觉节点感知方向. 如果点 p 满足 $|sp|<r$ 及 $\partial(\overrightarrow{sp},\overrightarrow{sf})<\alpha$，则称 p 被视觉节点 s 覆盖.

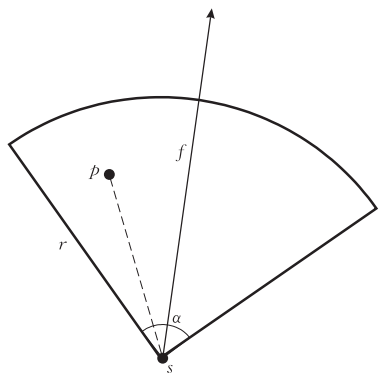


图 2　视觉传感器节点覆盖感知模型

2.2　应用场景模型

如图 3 所示，视觉节点随机独立地部署在 FoI 的外部区域对 FoI 实现覆盖监测，阴影长方形区域即为 FoI，用 ψ 表示，其长度为 L，宽度为 w. 用 Ω 表示 FoI 的外部区域，本文称之为边界区域，其长度和宽度分别表示为 L,b.

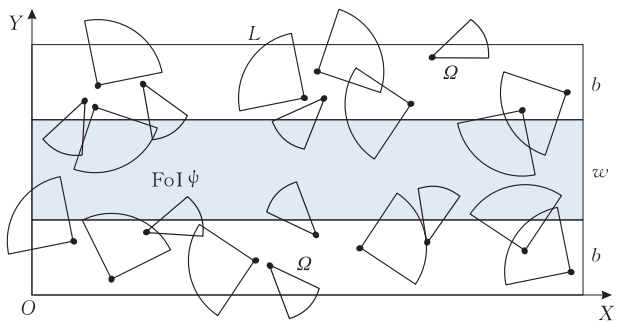


图 3　应用场景模型

2.3 FoI 网格模型

本文采用网格化模型估算 FoI 的覆盖情况，将 FoI 划分为 $I\times J$ 个相同网格，如图 4 所示. 用 $G=\{p_{ij}\mid 1\leq i\leq I, 1\leq j\leq J\}$ 表示所有网格的中心点集合，当相邻网格中心点距离远小于视觉节点半径时，若中心点被视觉节点覆盖，则说明相应的网格被覆盖，本文中无特别说明，网格均由其中心点表示.

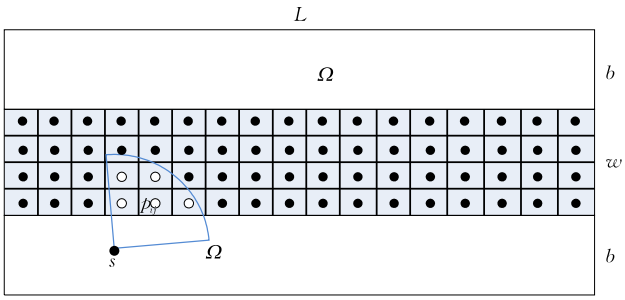


图 4 FoI 网格模型

2.4 相关定义

定义 1. 感知区域和可能感知区域.

如图 5 所示，视觉节点在某一时刻所监测到的扇形区域即为感知区域，用 $\|s\|$ 表示节点 s 的感知区域. 通过调整节点感知方向所能监测到的整个圆即为可能感知区域，用 $\phi(s)$ 表示视觉节点 s 的可能感知区域.

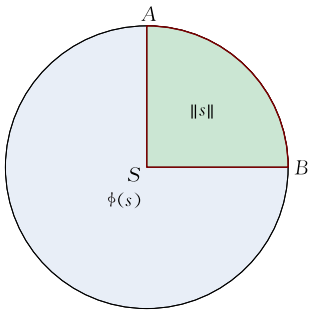


图 5 感知区域和可能感知区域

定义 2. 有效可能感知区域.

视觉节点的可能感知区域 $\phi(s)$ 与 FoI 的交集即为有效可能感知区域，表示为 $\Phi(s)=\phi(s)\cap\psi$，如图 6 所示.

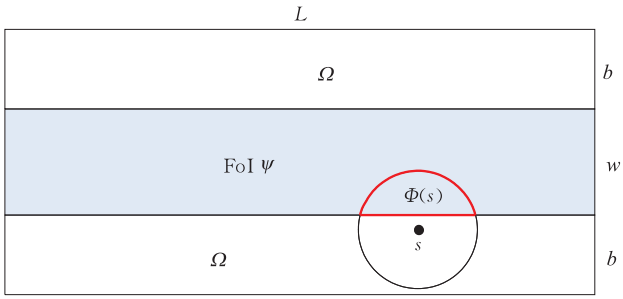


图 6 有效可能感知区域

定义 3. k-覆盖及覆盖度.

根据 FoI 网格模型，如图 4 所示，对于网格 $\forall p\in G$，如果 p 至少被 k 个视觉节点所覆盖，则称该点被 k-覆盖，k 为网络覆盖度.

定义 4. k-覆盖率.

FoI 区域中被 k-覆盖的网格数目与总网格数目的比值为该区域的 k-覆盖率，也称之为网络 k-覆盖率，表示为 $P=G_c/(I\times J)$，G_c 为被 k-覆盖的网格数目.

定义 5. 完全 k-覆盖和近似完全 k-覆盖.

如果 FoI 中所有网格均被 k-覆盖，即 $P=G_c/(I\times J)=1$，称该区域被完全 k-覆盖. 如果 $P=G_c/(I\times J)\approx 1$，称该区域被近似完全 k-覆盖.

2.5 主要变量

为更好地描述问题，以下为本文所用的主要符号说明，见表 1.

表 1 符号说明

符号	符号说明
ψ	感兴趣区域 FoI
L	FoI 的边长
w	FoI 的宽度
Ω	边界区域
b	边界区域宽度
s	视觉传感器节点
n	节点规模
r	感知半径
α	感知视角
$\phi(s)$	可能感知区域
$\Phi(s)$	有效可能感知区域
$E(\Phi)$	有效可能感知区域的数学期望
$P_t(\psi=k)$	同构网络 k-覆盖率
$P_y(\psi=k)$	异构网络 k-覆盖率

3 有效可能感知区域数学期望分析

文献[7]研究了全向传感器节点随机部署在 FoI 的边界区域的应用场景，提出了有效感知区域的概念，该文献对有效感知区域的数学期望进行了分析，但其分析过程并不准确. 同时，由于视觉节点的感知区域为扇形区域且其感知方向具有可调性，文献[7]的分析过程不能直接用于视觉传感器网络. 根据定义 2，本小节将对有效可能感知区域及其数学期望进行详细分析.

由于视觉节点不是部署在 FoI 内部，任意节点的有效可能感知区域将会小于其可能感知区域，且节点的有效可能感知区域 $\Phi(s)$ 是节点位置 $s(x,y)$ 的函数. 为更准确地体现视觉节点对 FoI 的覆盖贡献，有效可能感知区域数学期望 $E(\Phi)$ 表示位于边界区域的节点对 FoI 的平均感知贡献. 同时，为了确

保整个 FoI 可被部署在边界区域的视觉节点完全覆盖，本文假设 $w<2r$. 现从以下两种场景情况对有效可能感知区域及其数学期望进行分析.

3.1　第一种场景情况：$w\geq r$

在此种场景情况下，FoI 宽度 w 不小于视觉节点的感知半径 r. 如图 7 所示，根据节点在边界区域中的位置，将边界区域 Ω 划分为 A_c，A_s 及 A_n，其中，$h=\begin{cases}b-r, & b\geq r\\ 0, & b<r\end{cases}$. 当视觉节点位于 A_n 区域时，其有效可能感知区域为 0. 现只需分别对 A_c 及 A_s 中的视觉节点进行分析，求出对应的有效可能感知区域及其数学期望.

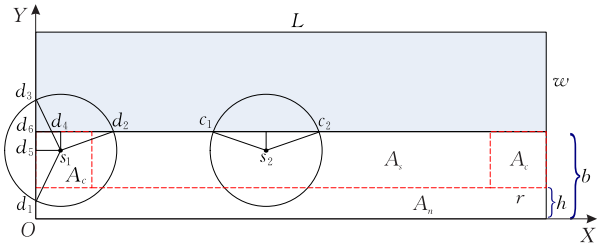


图 7　当 $w\geq r$ 时，节点的有效可能感知区域

3.1.1　视觉节点位于 A_c

如图 7 中的节点 s_1，根据数学几何知识可知，视觉节点的有效可能感知区域可表示为

$$\Phi_c(x,y)=\pi r^2-(S_{\square s_1d_4d_6d_5}+S_{\Delta s_1d_1d_5}+S_{\Delta s_1d_2d_4}+S_{\overset{\frown}{s_1d_1d_2}})-(S_{\overset{\frown}{s_1d_1d_3}}-S_{\Delta s_1d_1d_3}) \quad (1)$$

其中，

$$S_{\square s_1d_4d_6d_5}=x(b-y),$$

$$S_{\Delta s_1d_1d_5}=\frac{1}{2}x\sqrt{r^2-x^2},$$

$$S_{\Delta s_1d_2d_4}=\frac{1}{2}(b-y)\sqrt{r^2-(b-y)^2},$$

$$S_{\overset{\frown}{s_1d_1d_2}}=\frac{\pi/2+\arcsin\dfrac{b-y}{r}+\arcsin\dfrac{x}{r}}{2\pi}\times\pi r^2,$$

$$S_{\overset{\frown}{s_1d_1d_3}}=\frac{2\arccos\dfrac{x}{r}}{2\pi}\times\pi r^2,$$

$$S_{\Delta s_1d_1d_3}=x\sqrt{r^2-x^2}.$$

3.1.2　视觉节点位于 A_s

如图 7 中的视觉节点 s_2，根据几何学知识可知位于子区域 A_s 中的视觉节点的有效可能感知区域的数学表达式为

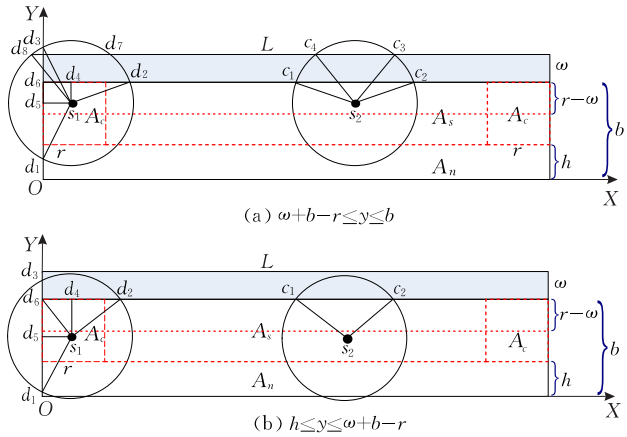
$$\Phi_s(x,y)=S_{\overset{\frown}{s_2c_1c_2}}-S_{\Delta s_2c_1c_2}=\frac{2\arccos\dfrac{b-y}{r}}{2\pi}\times\pi r^2-(b-y)\sqrt{r^2-(b-y)^2} \quad (2)$$

式(1)和(2)给出了位于边界区域 Ω 内的任意视觉节点 $s(x,y)$ 的有效可能感知区域的数学表达式. 为获取任意节点对 FoI 的平均感知贡献，通过对式(1)、(2)在边界区域 Ω 内进行定积分，可得到任意视觉节点的有效可能感知区域的数学期望 $E(\Phi)$. 因此，$E(\Phi)$ 可表示为

$$E(\Phi)=\frac{2\left[2\iint\limits_{(x,y)\in A_c}\Phi_c(x,y)\mathrm{d}A_c+\iint\limits_{(x,y)\in A_s}\Phi_s(x,y)\mathrm{d}A_s\right]}{\Omega}=\frac{2\int_0^r\mathrm{d}x\int_h^b\Phi_c(x,y)\mathrm{d}y+\int_r^{L-r}\mathrm{d}x\int_h^b\Phi_s(x,y)\mathrm{d}y}{Lb} \quad (3)$$

3.2　第二种场景情况：$w<r$

在此种场景情况下，FoI 的宽度 w 小于视觉节点感知半径 r. 如图 8 所示，边界区域 Ω 可划分为 A_c，A_s 及 A_n，其中，$h=\begin{cases}b-r, & b\geq r\\ 0, & b<r\end{cases}$. 由于视觉节点落在 A_n 时，其有效可能感知区域为 0. 现只需分别对位于 A_c 及 A_s 中的视觉节点进行分析，求出节点的有效可能感知区域及其数学期望.



(a) $\omega+b-r\leq y\leq b$

(b) $h\leq y\leq\omega+b-r$

图 8　当 $w<r$ 时，节点的有效可能感知区域

3.2.1　视觉节点位于 A_c

如图 8 中节点 $s_1(x,y)$，根据数学几何知识可知，此种情况的视觉节点的有效可能感知区域可近似表达式为

$$\Phi_c(x,y)=\begin{cases}\Phi_c^1(x,y), & \omega+b-r\leq y\leq b\\ \Phi_c^2(x,y), & h\leq y\leq\omega+b-r\end{cases} \quad (4)$$

$$\Phi_c^1(x,y)\approx\pi r^2-(S_{\square s_1d_4d_6d_5}+S_{\Delta s_1d_1d_5}+S_{\Delta s_1d_2d_4}+S_{\overset{\frown}{s_1d_1d_2}})-(S_{\overset{\frown}{s_1d_1d_3}}-S_{\Delta s_1d_1d_3})-(S_{\overset{\frown}{s_1d_7d_8}}-S_{\Delta s_1d_7d_8}),$$

$$\Phi_c^2(x,y)\approx\pi r^2-(S_{\square s_1d_4d_6d_5}+S_{\Delta s_1d_1d_5}+S_{\Delta s_1d_2d_4}+S_{\overset{\frown}{s_1d_1d_2}})-(S_{\overset{\frown}{s_1d_1d_3}}-S_{\Delta s_1d_1d_3}),$$

其中，

$$S_{\square s_1 d_4 d_6 d_5}=x(b-y),$$

$$S_{\Delta s_1 d_1 d_5}=\frac{1}{2}x\sqrt{r^2-x^2},$$

$$S_{\Delta s_1 d_2 d_4}=\frac{1}{2}(b-y)\sqrt{r^2-(b-y)^2},$$

$$S_{\overset{\frown}{s_1 d_1 d_2}}=\frac{\pi/2+\sin^{-1}\frac{b-y}{r}+\sin^{-1}\frac{x}{r}}{2\pi}\times\pi r^2,$$

$$S_{\overset{\frown}{s_1 d_1 d_3}}=\frac{2\cos^{-1}\frac{x}{r}}{2\pi}\times\pi r^2,$$

$$S_{\Delta s_1 d_1 d_3}=x\sqrt{r^2-x^2},$$

$$S_{\overset{\frown}{s_1 d_7 d_8}}=\frac{2\cos^{-1}\frac{w+b-y}{r}}{2\pi}\times\pi r^2,$$

$$S_{\Delta s_1 d_7 d_8}=(w+b-y)\sqrt{r^2-(w+b-y)^2}.$$

3.2.2 视觉节点位于 A_s

根据图 8 可知，位于 A_s 内的视觉节点 s_2 的有效可能感知区域可近似表示为

$$\Phi_s(x,y)=\begin{cases}\Phi_s^1(x,y), & \omega+b-r\le y\le b\\ \Phi_s^2(x,y), & h\le y\le\omega+b-r\end{cases}\tag{5}$$

$$\Phi_s^1(x,y)=S_{\overset{\frown}{s_2 c_1 c_2}}-S_{\Delta s_2 c_1 c_2}-(S_{\overset{\frown}{s_2 c_3 c_4}}-S_{\Delta s_2 c_3 c_4}),$$

$$\Phi_s^2(x,y)=S_{\overset{\frown}{s_2 c_1 c_2}}-S_{\Delta s_2 c_1 c_2},$$

其中.

$$S_{\overset{\frown}{s_2 c_1 c_2}}=\frac{2\cos^{-1}\frac{b-y}{r}}{2\pi}\times\pi r^2,$$

$$S_{\Delta s_2 c_1 c_2}=(b-y)\sqrt{r^2-(b-y)^2},$$

$$S_{\overset{\frown}{s_2 c_3 c_4}}=\frac{2\cos^{-1}\frac{w+b-y}{r}}{2\pi}\times\pi r^2,$$

$$S_{\Delta s_2 c_3 c_4}=(w+b-y)\sqrt{r^2-(w+b-y)^2}.$$

在此种场景下($w<r$)，通过对式(4)、(5)在边界区域 Ω 进行定积分可求出视觉节点对 FoI 的平均感知贡献，即节点的有效可能感知区域数学期望 $E(\Phi)$. 因此，$E(\Phi)$ 可表示为

$$\begin{aligned}\mathrm{E}(\Phi)&=\frac{2\left[2\iint\limits_{(x,y)\in A_c}\Phi_c(x,y)\mathrm{d}A_c+\iint\limits_{(x,y)\in A_s}\Phi_s(x,y)\mathrm{d}A_s\right]}{\Omega}\\&=\frac{2\left[\int_0^r\mathrm{d}x\int_\mu^b\Phi_c^1\mathrm{d}y+\int_0^r\mathrm{d}x\int_h^\mu\Phi_c^2\mathrm{d}y\right]}{Lb}+\\&\quad\frac{\int_r^\tau\mathrm{d}x\int_\mu^b\Phi_s^1\mathrm{d}y+\int_r^\tau\mathrm{d}x\int_h^\mu\Phi_s^2\mathrm{d}y}{Lb}\end{aligned}\tag{6}$$

其中，$\mu=w+b-r$，$\tau=L-r$.

4 k-覆盖率估计模型

本小节将对边界部署的同构/异构视觉传感器网络的 k-覆盖估计模型分别进行分析研究.

4.1 同构视觉传感器网络 k-覆盖率估计模型

引理 1. 大量同构视觉节点以节点密度 λ 随机独立地分布在区域 R 中，对于子区域 $R_s\in R$，E_{R_s} 表示视觉节点落在区域 R_s 中的事件. 可知此类事件发生的次数 j 服从强度为 $\lambda|R_s|$ 的泊松分布，即 $p(j;\lambda|R_s|)=\mathrm{e}^{-\lambda|R_s|}\frac{(\lambda|R_s|)^j}{j!}$，其中，$|R_s|$ 表示区域 R_s 的面积期望.

证明. 见附录 A 及附录 B.

根据引理 1 及概率知识，对区域 R 中的网格 p，为确保其正好被 k 个视觉节点所覆盖，必须满足以下两个条件：以网格 p 为中心且 r 为半径的子区域 D 至少包含 k 个视觉节点；同时，正好有 k 个视觉节点的感知区域朝向网格 p. 用 TE_p 表示网格 p 正好被 k 个视觉节点所覆盖的事件，可知此类事件的概率为

$$P(TE_p=k)=\sum_{j=k}^{\infty}p(j;\lambda|D|)C_j^k q^k(1-q)^{(j-k)}\tag{7}$$

其中，$|D|$ 表示网格 p 为中心、r 为半径的区域 D 的面积期望，亦表示视觉节点对网格的覆盖贡献；$p(j;\lambda|D|)$ 表示区域 D 中包含 j 个视觉节点的概率；q 为视觉节点的感知区域朝向点 p 的概率，即 $q=\frac{\alpha}{2\pi}$；C_j^k 表示从 j 个视觉节点中选出 k 个节点的组合数. 将式(7)进一步化简：

$$\begin{aligned}P(TE_p=k)&=\sum_{j=k}^{\infty}p(j;\lambda|D|)C_j^k q^k(1-q)^{(j-k)}\\&=\sum_{j=k}^{\infty}\mathrm{e}^{-\lambda|D|}\frac{(\lambda|D|)^j}{j!}\frac{j!}{k!(j-k)!}q^k(1-q)^{(j-k)}\\&=\mathrm{e}^{-\lambda|D|}\frac{(\lambda|D|q)^k}{k!}\sum_{j=k}^{\infty}\frac{(\lambda|D|(1-q))^{j-k}}{(j-k)!}\\&=\mathrm{e}^{-\lambda|D|}\frac{(\lambda|D|q)^k}{k!}\mathrm{e}^{\lambda|D|(1-q)}\\&=\mathrm{e}^{-\lambda|D|q}\frac{(\lambda|D|q)^k}{k!}\\&=p(k;\lambda|D|q)\end{aligned}\tag{8}$$

针对本文所研究的应用场景，根据 FoI 网格模型，对于 FoI 中的网格 $p\in G$，由于同构视觉节点以

节点密度 λ 随机独立地分布在边界区域 Ω 中以对 FoI 实现覆盖，可知 $|D|$ 小于可能感知区域，此时，$|D|$ 为节点对 FoI 中网格的平均覆盖贡献，并且此时 $|D|$ 为节点的有效可能感知区域数学期望，即 $|D|=E(\Phi)$. 根据式(3)、(6)可以求出有效可能感知区域数学期望 $E(\Phi)$，将 $E(\Phi)$ 代入式(8)即可得事件 TE_p 的概率为

$$P(TE_p=k)=p(k;\lambda E(\Phi)q) \tag{9}$$

用 T_p 表示任意网格 $p\in G$ 被 k-覆盖的事件，根据定义 3 及式(9)，可知此类事件的概率为

$$\begin{aligned}P(T_p=k)&=P(TE_p\geq k)\\&=1-\sum_{i=0}^{k-1}P(TE_p=i)\\&=1-\sum_{i=0}^{k-1}\mathrm{e}^{-\lambda E(\Phi)q}\frac{(\lambda E(\Phi)q)^i}{i!}\end{aligned} \tag{10}$$

结论 1.　边界部署的同构视觉传感器网络的感兴趣区域 FoI 中的任意点被 k-覆盖的概率(即网络 k-覆盖率模型)为

$$\begin{aligned}P(T_p=k)&=1-\sum_{i=0}^{k-1}\mathrm{e}^{-\lambda E(\Phi)q}\frac{(\lambda E(\Phi)q)^i}{i!}\\&=P_t(\psi=k)\end{aligned} \tag{11}$$

利用结论 1 可求出 FoI 的 k-覆盖率至少为 $P_t^{\min}$ 时，视觉节点的最小密度 $\hat{\lambda}$，则可知至少需要部署的视觉节点数目为 $N_{\min}=|\Omega|\hat{\lambda}$.

例 1.　场景参数分别为 $L=100$ m，$w=60$ m，$b=60$ m. 视觉节点的相关参数分别为 $r=60$ m，$\alpha=\pi/2$. 初始部署时，为确保 FoI 被近似完全 2-覆盖($P_t(\psi=2)=0.95$)，根据结论 1 可计算得出至少需要在边界区域中部署 65 个视觉节点.

4.2　异构视觉传感器网络 k-覆盖率估计模型

为简化问题，假设两类异构视觉节点分别以节点密度 λ_1 和 λ_2 随机独立地分布在边界区域 Ω 中，用 $Type1(n_1,r_1,\alpha_1)$ 和 $Type2(n_2,r_2,\alpha_2)$ 分别表示这两类视觉节点，其中，n_1、n_2 分别表示两类视觉节点的数量；r_1、r_2 分别表示视觉节点的感知半径；α_1、α_2 分别表示视觉节点的感知视角.

用 YE_p 表示 FoI 中的网格 $\forall p\in G$ 正好被 k 个 $Type1$ 和 $Type2$ 视觉节点共同覆盖的事件，根据文献[10]的理论推导过程可知此类事件的概率为

$$\begin{aligned}P(YE_p=k)=&\sum_{j=k}^{\infty}\sum_{i=0}^{j}\sum_{h=0}^{k}p(i;\lambda_1|D_1|)C_i^h q_1^h(1-q_1)^{i-h}\times\\&p(j-i;\lambda_2|D_2|)C_{j-i}^{k-h}q_2^{k-h}(1-q_2)^{(j-i-k+h)}\\=&\frac{1}{k!}\mathrm{e}^{-(\lambda_1|D_1|q_1+\lambda_2|D_2|q_2)}(\lambda_1|D_1|q_1+\lambda_2|D_2|q_2)^k\\=&p(k;\lambda_1|D_1|q_1+\lambda_2|D_2|q_2)\end{aligned} \tag{12}$$

其中，$|D_1|$ 和 $|D_2|$ 为节点分别对 FoI 中网格 p 的平均覆盖贡献，分别为其有效可能感知区域数学期望，即 $|D_1|=E(\Phi)_1$、$|D_2|=E(\Phi)_2$；$q_1=\alpha_1/2\pi$ 和 $q_2=\alpha_2/2\pi$ 分别为 $Type1$ 和 $Type2$ 视觉节点的感知区域朝向网格 p 的概率.

用 Y_p 表示任意网格 $\forall p\in G$ 被 k-覆盖的事件，根据定义 3 及式(12)，可知此类事件的概率为

$$\begin{aligned}P(Y_p=k)&=P(YE_p\geq k)\\&=1-\sum_{i=0}^{k-1}P(YE_p=i)\\&=1-\sum_{i=0}^{k-1}p(i;\lambda_1E(\Phi)_1q_1+\lambda_2E(\Phi)_2q_2)\end{aligned} \tag{13}$$

结论 2.　边界部署的异构视觉传感器网络的感兴趣区域 FoI 中任意点被 k-覆盖的概率(即网络 k-覆盖率估计模型)为

$$\begin{aligned}P(Y_p=k)&=1-\sum_{i=0}^{k-1}p(i;\lambda_1E(\Phi)_1q_1+\lambda_2E(\Phi)_2q_2)\\&=P_y(\psi=k)\end{aligned} \tag{14}$$

例 2.　假设 $L=100$ m，$w=60$ m，$b=60$ m. $Type1$ 和 $Type2$ 节点的相关参数分别为 $r_1=40$ m，$\alpha_1=\pi/3$，$r_2=60$ m，$\alpha_2=\pi/2$. 为保证初始部署时，为确保 FoI 被近似完全 2-覆盖($P_y(\psi=2)=0.95$). 为简化计算，本文假设在边界区域 Ω 中部署相同数量的 $Type1$ 和 $Type2$ 节点，根据结论 2 计算得出至少需要在边界区域中部署 56 个 $Type1$ 视觉节点及 56 个 $Type2$ 视觉节点.

5　模型评价

本文运用 Matlab7.0 对实际场景进行仿真，利用定义 4 及网格模型计算场景 k-覆盖率. 通过一系列的仿真实验验证结论 1 或结论 2 的模型理论值与场景仿真值(场景值)的拟合情况. 由于场景部署具有随机性，为了获取更加准确的实际场景仿真值，每组场景分别反复运行 150 次实验，并取其均值为最终的场景仿真结果 $SSRM$(Scenario Simulation Result Mean)，即

$$SSRM=\frac{\mathbb{C}_1+\mathbb{C}_2+\cdots+\mathbb{C}_m}{m} \tag{15}$$

其中，$\mathbb{C}_i$，$1\leq i\leq m$，$m=150$ 为每组场景第 i 次实验的场景仿真值.

由于场景的每次实验值与模型理论值的误差可能是正数，也可能是负数. 为避免误差出现正负相抵消的情况及更好地反映模型理论值与场景仿真值

的偏离情况，我们定义了平均绝对覆盖误差 $MACD$ (Mean Absolute Coverage Difference)，即

$$MACD=\frac{|\Delta_1|+|\Delta_2|+\cdots+|\Delta_m|}{m} \tag{16}$$

其中，$|\Delta_i|=|\mathbb{C}_i-P|$，$1\leq i\leq m$，$m=150$ 为每组场景中第 i 次实验的场景仿真值与模型理论值的绝对覆盖误差，m 为每组场景的重复次数.

5.1 同构视觉传感器网络 k-覆盖估计模型评价

本系列实验中，分析节点数目、感知半径、感知视角、感兴趣区域宽度等因素对场景仿真值与结论 1 的模型理论值的影响，并详细分析它们的拟合情况.

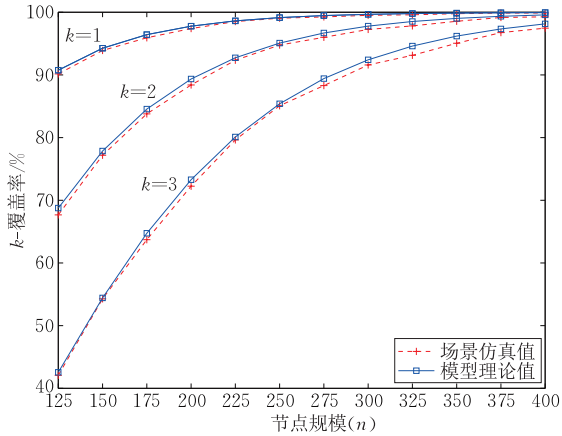
5.1.1 节点数目的影响

仿真场景的相关参数分别设置为 $L=500$ m，$w=60$ m，$b=60$ m. 视觉节点的其它相关参数设置为 $r=60$ m，$\alpha=\pi/2$. 从图 9(a)变化曲线可知，FoI 的 k-覆盖率随视觉节点规模的不断增大而增大，且增速较快. 当节点规模较小时，FoI 的 k-覆盖率较小，这是由于节点越少，FoI 中被 k-覆盖的网格则越少. 当节点规模较大时，FoI 中网格几乎全被 k-覆盖，可知 FoI 被近似完全 k-覆盖.

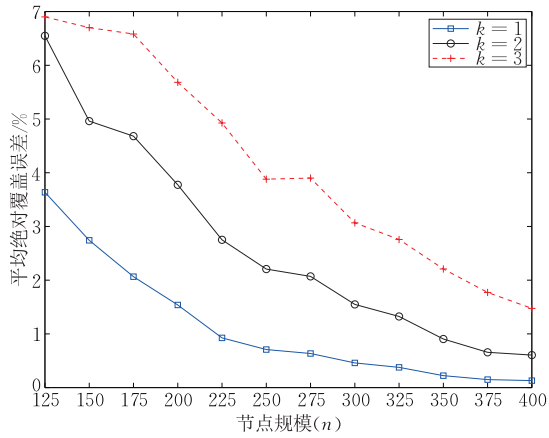
图 9(b)表示节点规模对平均绝对覆盖误差的影响，从图中曲线可知，平均绝对覆盖误差基本保持在 6%以内. 随着节点数目的增加，平均绝对覆盖误差呈现递减的趋势，说明节点数目越多，结论 1 的模型理论值与场景仿真值的拟合度越好，当节点数目大于 300 时，平均绝对覆盖误差均小于 3.2%. 这是因为在节点规模较大时，FoI 被近似完全 k-覆盖，可知模型理论值也将近似为 1. 在相同的节点规模下，覆盖度 k 越大，平均绝对覆盖误差越大，但均保持在 7%之内.

5.1.2 节点半径的影响

感知半径对模型理论值与场景仿真值的影响也类似. 仿真场景的相关参数分别设置为 $L=500$ m，$w=60$ m，$b=60$ m. 视觉节点的其它参数设置为 $n=200$，$\alpha=\pi/2$. 图 10(a)表明，当其它参数一定时，感知半径越大，说明视觉节点感知面积越大，则可知节点的有效可能感知区域数学期望越大，从而 FoI 中被 k-覆盖的网格越多，则 k-覆盖率越大.

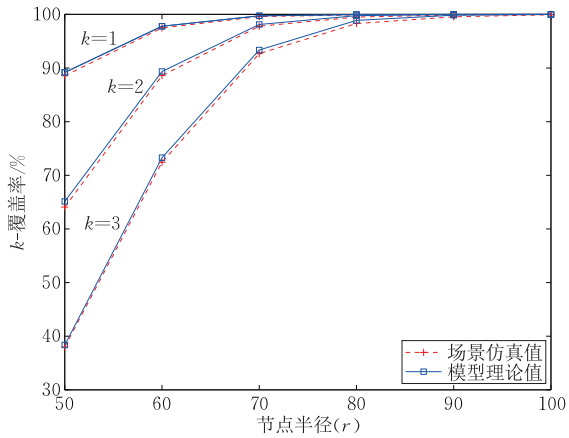


(a) k-覆盖率

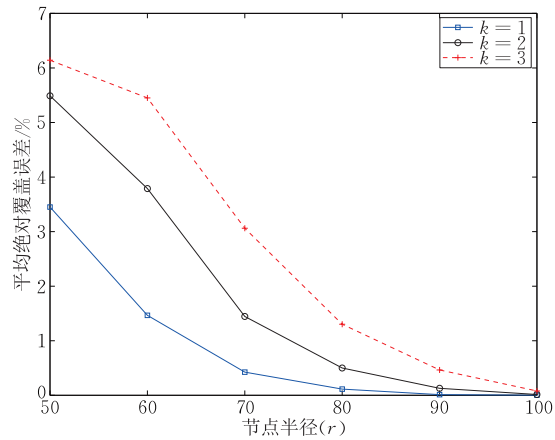


(b) 平均绝对覆盖误差

图 9 同构视觉节点规模对模型及场景值的影响



(a) k-覆盖率



(b) 平均绝对覆盖误差

图 10 同构视觉节点感知半径对模型及场景值的影响

由图 10(b)可知，随着节点感知半径的变大，平均绝对覆盖误差逐渐变小，基本保持在 5%之内，表明节点半径越大，结论 1 的模型理论值与场景仿真值的拟合度越好，当节点半径大于 80 时，平均绝对覆盖误差均小于 1.6%. 在相同的节点半径下，覆盖度 k 越大，平均绝对覆盖误差越大，但均保持在 6.2%之内.

5.1.3　感知视角的影响

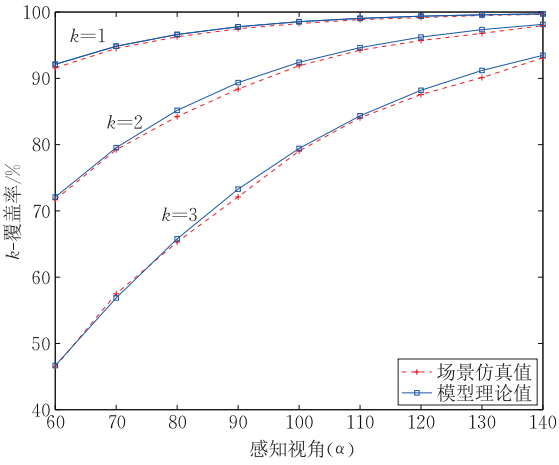
仿真场景的相关参数分别设置为 $L=500$ m，$w=60$ m，$b=60$ m. 视觉节点的其它参数设置为 $n=200$，$r=60$ m. 从图 11(a)的变化曲线可知，当其它参数保持不变时，感知视角越大，表明节点的有效可能感知区域的数学期望越大，从而 FoI 的 k-覆盖率越大. 当感知视角很小或很大时，FoI 的 k-覆盖率近似为 0 或被近似完全 k-覆盖，这与场景仿真值的变化曲线是一致的.

由图 11(b)可知，随着感知视角的变大，平均绝对覆盖误差逐渐变小，基本保持在 6%之内，表明结论 1 的模型理论值与场景仿真值的拟合度越好，当感知视角大于 120 时，平均绝对覆盖误差均小于 4.5%. 在相同的节点半径下，覆盖度 k 越大，平均绝对覆盖误差越大，但均保持在 6.3%之内.

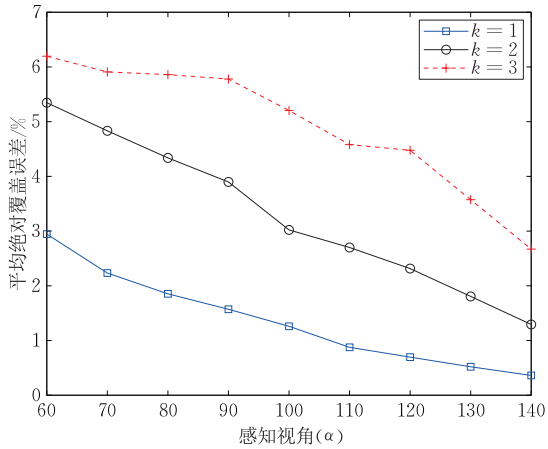
5.1.4　边界区域宽度的影响

参数设置为 $L=500$ m，$w=60$ m，$n=200$，$r=60$ m，$\alpha=\pi/2$. 从图 12(a)可知，节点参数及场景其它参数保持不变，边界区域宽度越小，表明节点的有效可能感知区域的数学期望越大，从而 FoI 的 k-覆盖率越大. 当边界区域宽度较大时，节点的有效可能感知区域较小，使得 FoI 的 k-覆盖率小.

由图 12(b)可知，平均绝对覆盖误差随着边界区域宽度的增加而增加，在相同的边界区域宽度下，覆盖度 k 越大，平均绝对覆盖误差越大，均不大于 8%. 这是因为边界区域宽度较大时，节点密度将会变得较稀疏，边界区域中的节点对于 FoI 的感知贡献将越小，FoI 水平中间位置的网络被 k-覆盖的可能会小于其靠近边界区域的网格，而模型中 FoI 的

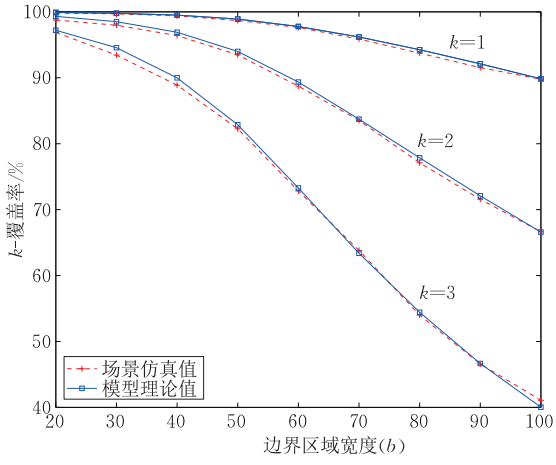


(a) k-覆盖率

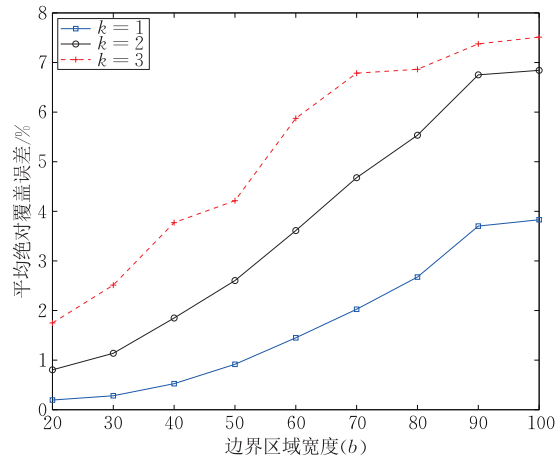


(b) 平均绝对覆盖误差

图 11　同构视觉节点感知视角对模型及场景值的影响



(a) k-覆盖率



(b) 平均绝对覆盖误差

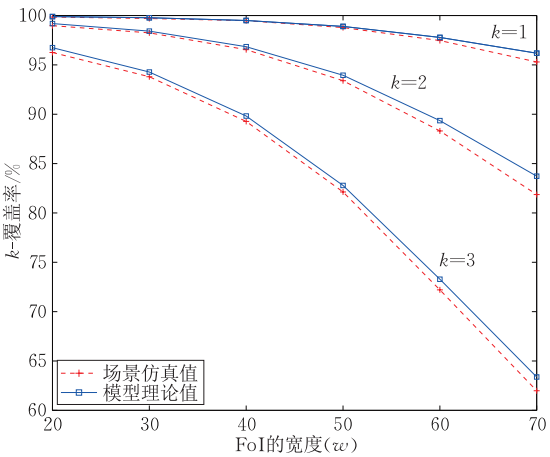
图 12　边界区域宽度对模型及场景值的影响

所有网格被 k-覆盖的可能性是相等的，从而导致平均绝对覆盖误差越大. 当边界区域小于 30 时，模型理论值与场景仿真的平均绝对覆盖误差均小于 2.7%.

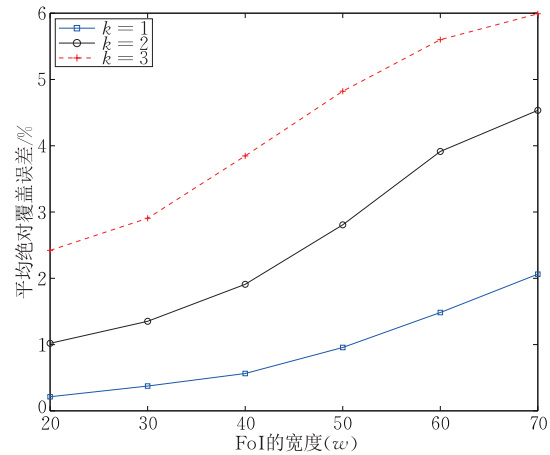
5.1.5 FoI 宽度的影响

同样的，FoI 宽度对结论 1 模型理论值与场景实验真实值的影响也类似. 本组实验的参数设置为 $L=500$ m，$b=60$ m，$n=200$，$r=60$ m，$\alpha=\pi/2$. 如图 13(a)所示，当节点参数及场景其它参数一定时，FoI 的 k-覆盖率随着 FoI 宽度的增大而变小. 当 FoI 区域宽度越大时，节点的有效可能感知区域越小，从而 FoI 的 k-覆盖率越小.

由图 13(b)可知，FoI 宽度越大，平均绝对覆盖误差越大，在相同的 FoI 宽度下，覆盖度 k 越大，平均绝对覆盖误差越大，从而使得 FoI 的 k-覆盖率越小. 均不大于 7%. 这是因为 FoI 宽度越大，其水平中间位置的网格被 k-覆盖的可能性较小，而模型中 FoI 的所有网格被 k-覆盖的可能性是相等的，因此平均绝对覆盖误差会逐渐变大. 使 FoI 宽度小于 30 时，平均绝对覆盖误差均小于 3%.



(a) k-覆盖率



(b) 平均绝对覆盖误差

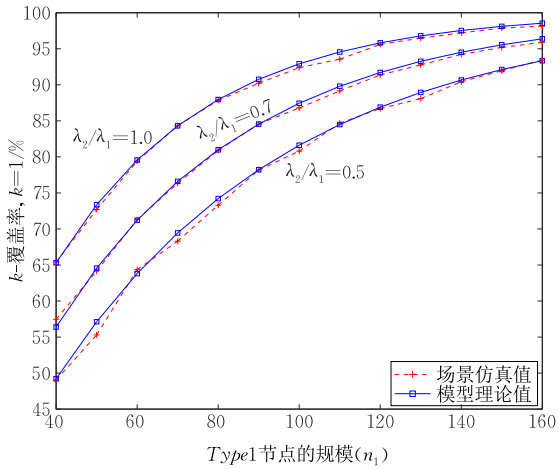
图 13 FoI 宽度对理论及场景值的影响

5.2 异构视觉传感器网络 k-覆盖估计模型评价

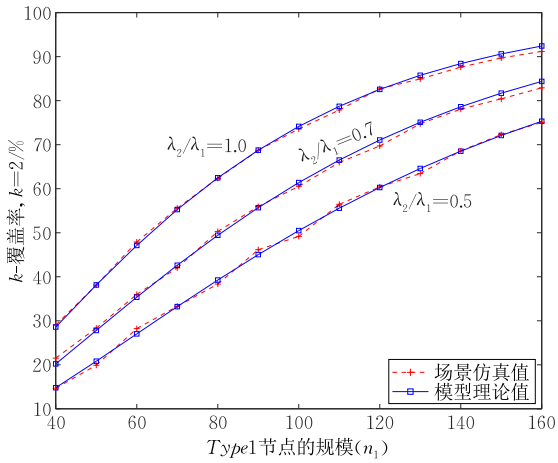
大量异构视觉传感器节点($Type1$ 和 $Type2$)随机部署在 FoI 的边界区域中. 通过仿真求出场景的实际 k-覆盖率，再与结论 2 的 k-覆盖率模型理论值进行比较分析.

5.2.1 异构节点数目的影响

场景参数设置为 $L=500$ m，$w=60$ m，$b=60$ m. 相关参数分别为 $r_1=50$ m，$\alpha_1=\pi/3$ 和 $r_2=60$ m，$\alpha_2=\pi/2$. 图 14 表示 FoI 的 k-覆盖率随着 $Type1$ 视觉节点规模的变化规律. 当其它参数不变时，FoI 的 k-覆盖率随着 $Type1$ 和 $Type2$ 节点规模的不断增加而增大. 当节点规模较小时，FoI 中被 k-覆盖的网格较少，可知此时 k-覆盖率较小. 当节点密度比值 λ_2/λ_1 增大时，$Type2$ 节点规模会增加，整个 FoI 的 k-覆盖率将会增大. 当 $Type1$ 节点趋于很大时，FoI 将被近似完全 k-覆盖. 从图中曲线可知模型理论值与场景仿真值拟合度更好.



(a) 1-覆盖率

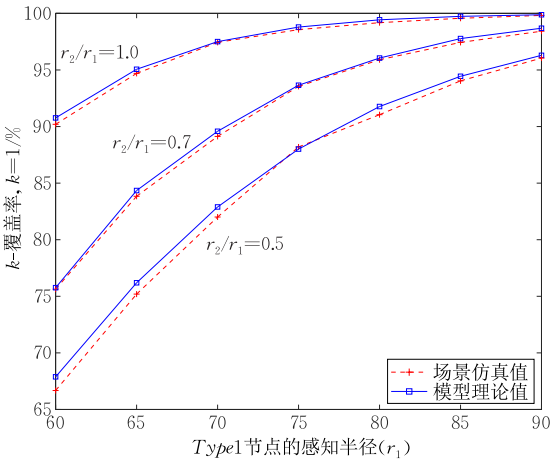


(b) 2-覆盖率

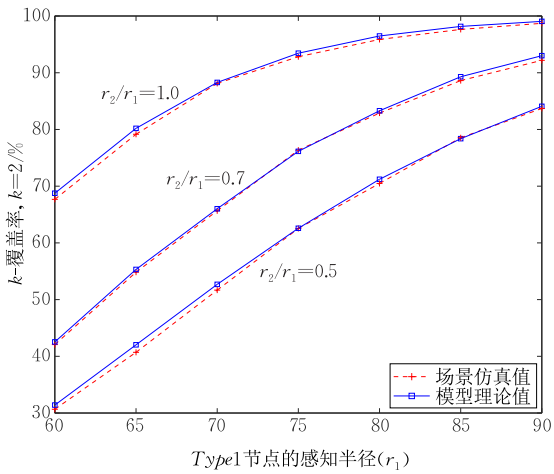
图 14 异构节点规模对模型及场景值的影响

5.2.2　异构感知半径的影响

场景参数设置为 $L=500\,\mathrm{m}$，$w=60\,\mathrm{m}$，$b=60\,\mathrm{m}$. $Type1$ 和 $Type2$ 节点的其它相关参数分别设置为 $n_1=75$，$\alpha_1=\pi/3$ 和 $n_2=75$，$\alpha_2=\pi/2$. 从图 15 可知，模型理论值及场景仿真随着异构视觉节点感知半径的增大而增大. 因为感知半径越大，$Type1$ 和 $Type2$ 节点的有效可能感知区域的数学期望也会越大，从而 k-覆盖率会随之不断增大. 此外，当节点感知半径比值 r_2/r_1 增大时，整个 FoI 的 k-覆盖率将会增大.



(a) 1-覆盖率

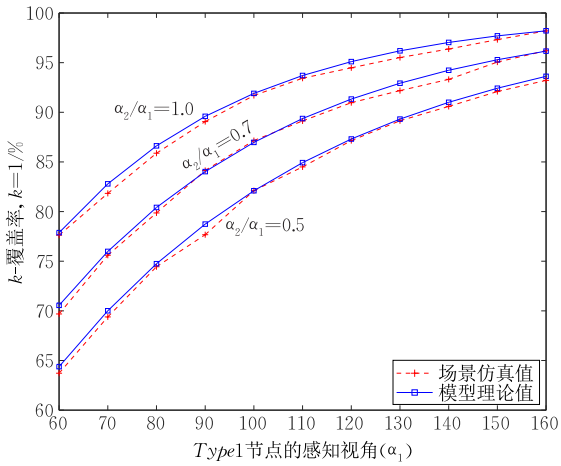


(b) 2-覆盖率

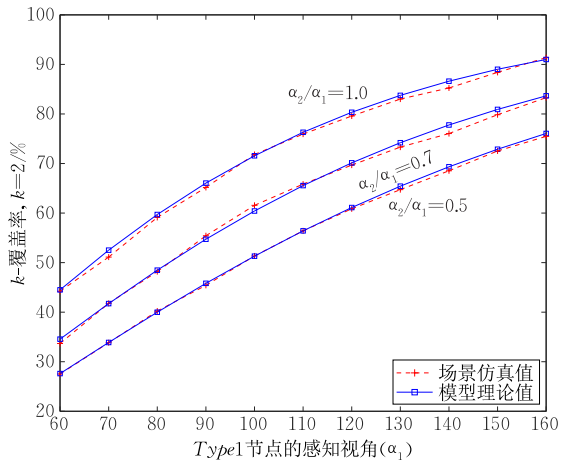
图 15　异构节点感知半径对模型及场景值的影响

5.2.3　异构感知视角的影响

同样的，异构视觉节点感知视角及感知视角比值对模型理论值及场景真实覆盖率的影响也类似. 场景参数设置为 $L=500\,\mathrm{m}$，$w=60\,\mathrm{m}$，$b=60\,\mathrm{m}$，异构节点的其它相关参数分别设置为 $n_1=75$，$r_1=50\,\mathrm{m}$ 和 $n_2=75$，$r_2=60\,\mathrm{m}$. 图 16 表明异构视觉节点的感知视角越大，覆盖率越大. 因为感知视角越大，异构视觉节点的有效可能感知区域的数学期望越大，则可知其对 FoI 的平均感知贡献越大. 当感知视角比值 α_2/α_1 增大时，类型 II 节点感知视角随之增大，整个 FoI 被 k-覆盖的概率将会增大.



(a) 1-覆盖率

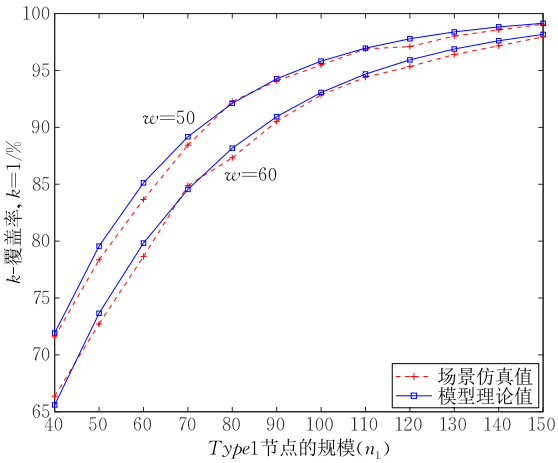


(b) 2-覆盖率

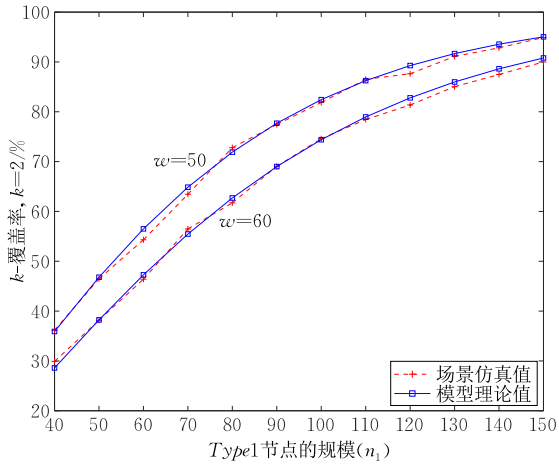
图 16　异构节点感知视角对模型及场景值的影响

5.2.4　FoI 宽度的影响

本实验研究 FoI 宽度对模型理论值及场景实验真实覆盖率的影响. 节点相关参数分别为 $r_1=50\,\mathrm{m}$，$\alpha_1=\pi/3$ 和 $r_2=60\,\mathrm{m}$，$\alpha_2=\pi/2$. 设 $Type1$ 和 $Type2$ 节点密度比值 $\lambda_2/\lambda_1=1$，即 $n_1=n_2$. 场景参数设置为 $L=500\,\mathrm{m}$，$b=60\,\mathrm{m}$. 图 17 表示模型理论值与场景仿真值在不同节点规模及 FoI 宽度下的变化曲线. 随着异构节点规模的增加，FoI 的 k-覆盖率也会快速增加. 同时，随着 FoI 宽度的不断增加，相同数量的异构节点所覆盖的面积将会变小，于是造成模型理论值及场景仿真值的下降.



(a) 1-覆盖率



(b) 2-覆盖率

图 17 异构节点规模条件下,FoI 宽度 w 对模型及场景值的影响

6 结束语

针对同构/异构视觉传感器节点随机部署在 FoI 的边界区域的应用场景,本文研究了 FoI 的 k-覆盖估计问题,并首次提出一种 k-覆盖率估计模型,该模型反映了节点密度、感知半径、感知视角、边界区域宽度、FoI 宽度与 k-覆盖率之间的数学关系.最后通过一系列的仿真实验说明本文所提出的 k-覆盖率估计模型与场景仿真值拟合较好,可以有效地指导此类场景的初始部署及估计节点数量.

本文只研究了 FoI 中无障碍物的 k-覆盖率估计模型,在有障碍物的情况下研究全视域 k-覆盖问题是我们下一步要进行的工作.

参 考 文 献

[1] Ma Hua-Dong, Tao Dan. Multimedia sensor network and its research progresses. Journal of Software, 2006, 17(9): 2013-2028(in Chinese)
(马华东,陶丹. 多媒体传感器网络及其研究进展. 软件学报, 2006, 17(9): 2013-2028)

[2] Brass P. Bounds on coverage and target detection capabilities for models of networks of mobile sensors. ACM Transactions on Sensor Networks, 2007, 3(2): 9

[3] Yen L-H, Yu C-W, Cheng Y-M. Expected k-coverage in wireless sensor networks. Ad Hoc Networks, 2006, 4(5): 636-650

[4] Li J-S, Kao H-C. Distributed k-coverage self-location estimation scheme based on voronoi diagram. IET Communications, 2010, 4(2): 167-177

[5] Xing Xiao-Fei, Wang Guo-Jun, Li Jie. A square-based coverage and connectivity probability model for WSNs. International Journal of Sensor Networks, 2015, 19(3/4): 161-170

[6] Ling Q, Tian Z. Minimum node degree and k-connectivity of wireless multihop network in bounded area//Proceedings of the IEEE Global Telecommunications Conference. Washington, USA, 2007: 1296-1301

[7] Gupta H-P, Rao S-V, Tamarapalli V. Analysis of stochastic k-coverage and connectivity in sensor networks with boundary deployment. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(4): 1861-1871

[8] Zhao Jing, Zeng Jian-Chao. Sense model and number estimation of wireless multimedia sensor networks. Journal of Software, 2012, 23(8): 2104-2114(in Chinese)
(赵静,曾建潮. 无线多媒体传感器网络感知模型与数量估计. 软件学报, 2012, 23(8): 2104-2114)

[9] Liu Zhi-Min, Jia Wei-Jia, Wang Guo-Jun. Coverage prediction model and number estimation for directional sensor networks. Journal of Software, 2016, 27(12): 3120-3130(in Chinese)
(刘志敏,贾维嘉,王国军. 有向传感器网络覆盖预测与数量估计. 软件学报, 2016, 27(12): 3120-3130)

[10] Karakaya M, Qi H. Coverage estimation in heterogeneous visual sensor networks//Proceedings of the IEEE International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems, Hangzhou, China, 2012: 41-49

[11] Zhao D, Ma H-D, Liu L. Analysis for heterogeneous coverage problem in multimedia sensor networks//Proceedings of the IEEE International Conference on Communications. Kyoto, Japan, 2011: 1-5

[12] Wang Yi, Gao Guo-Hong. Achieving full-view coverage in camera sensor networks. ACM Transactions on Sensor Networks, 2013, 10(1): 1-31

[13] He Shi-Bo, Shin D-H, Zhang Jun-Shan, et al. Full-view area coverage in camera sensor networks: Dimension reduction and near-optimal solutions. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(9): 1-14

[14] Yu Zuo-Ming, Yang Fan, Teng Jin, et al. Local face-view barrier coverage in camera sensor networks. Computer Communications, 2015: 684-692

[15] Lin Ting-Yu, Santoso H, Wu Kun-Ru, et al. Enhanced deployment algorithms for heterogeneous directional mobile sensors in a bounded monitoring area. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(3): 744-758

[16] Hu Y, Wang X, Gan X. Critical sensing range for mobile heterogeneous camera sensor networks//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications. Toronto, Canada, 2014: 970-978

附录 A.

证明. 假设 n 个视觉节点随机独立部署在区域 R 中，E_{R_s} 表示视觉节点落在子区域 $R_s \in R$ 中的事件，可知此事件的概率为：$p(E_{R_s})=\frac{|R_s|}{|R|}$. 此类事件发生的次数 j 服务二项分布 $j \sim B(n, p(E_{R_s}))$，因此，

$$P(E_{R_s}=j)=\binom{n}{j}(p(E_{R_s}))^j(1-p(E_{R_s}))^{n-j}.$$

设 $\lambda=\frac{n}{|R|}$，即为节点密度，对 $P(E_{R_s}=j)$ 求极限可得：

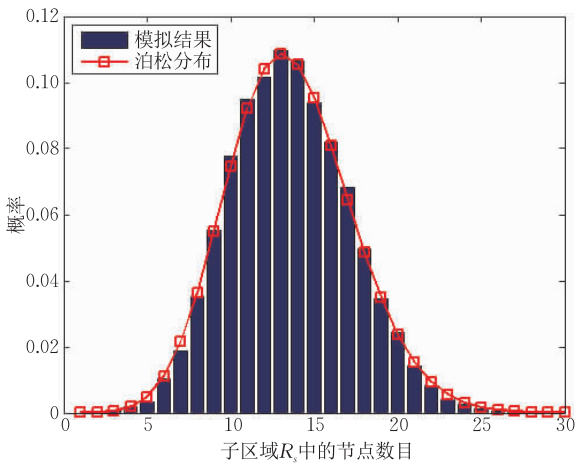
$$\begin{aligned}\lim_{n\to\infty}P(E_{R_s}=j)&=\lim_{n\to\infty}\binom{n}{j}(p(E_{R_s}))^j(1-p(E_{R_s}))^{n-j}\\&=\lim_{n\to\infty}\frac{n!}{(n-j)!j!}\left(\frac{|R_s|}{|R|}\right)^j\left(1-\frac{|R_s|}{|R|}\right)^{n-j}\\&=\lim_{n\to\infty}\frac{n!}{(n-j)!j!}\left(\frac{\lambda|R_s|}{n}\right)^j\left(1-\frac{\lambda|R_s|}{n}\right)^{n-j}\\&=\lim_{n\to\infty}\left[\frac{n!}{(n-j)!n^j}\right]\left(\frac{(\lambda|R_s|)^j}{j!}\right)\cdot\\&\quad\left(1-\frac{\lambda|R_s|}{n}\right)^n\left(1-\frac{\lambda|R_s|}{n}\right)^{-j}\\&=e^{-\lambda|R_s|}\frac{(\lambda|R_s|)^j}{j!}\\&=p(j;\lambda|R_s|).\end{aligned}$$

即证明了落在子区域 $R_s \in R$ 中的视觉节点规模服从强度为 $\lambda|R_s|$ 的泊松分布.

附录 B.

模拟：利用 Matlab7.0 进行模拟，在直角坐系中构建矩形区域 $R=500\times500$，随机独立地在区域 R 中部署 $n=300$ 个视觉节点，其密度 $\lambda=\frac{300}{500^2}$，并取区域 R 中的点 p 构造子区域 $|R_s|=\pi r^2$，$r=60$. 利用欧拉距离判断视觉节点是否落在子区域 R_s 中，计算出落在子区域 R_s 中的视觉节点数目. 对以上实验重复进行 10000 次模拟取均值，最后计算出其对应的概率.

如附图 1 所示，经过 10000 次模拟，最后的统计结果与强度为 $\lambda|R_s|$ 的泊松分布拟合.



附图 1　模拟结果与强度为 $\lambda|R_s|$ 的泊松分布

LIU Zhi-Min, born in 1983, Ph. D., lecturer. His current research interests include wireless multimedia sensor networks, deep learning.

JIA Wei-Jia, born in 1957, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His main research interests include wireless communications, multicast communication, fault-tolerant computing etc.

WANG Guo-Jun, born in 1970, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His main research interests include artificial intelligence, cloud computing, trusted computing and mobile computing etc.

Background

Coverage estimation is one of the fundamental issues of visual sensor networks, and is also an important metric to evaluate the monitoring performance. Unlike the traditional omnidirectional sensor networks, a typical visual sensor networks is composed of a large number of visual sensors that each sensor's sensing direction is adjustable and sensing

region is a sector-disk. It can gather more detailed environmental information by performing monitor tasks on the FoI in the uniform and dense deployment VSNs. However, in some actual application scenarios, consider that the FoI is difficult to deploy sensors directly or inaccessible, visual sensors cannot be directly scattered within the FoI, and only be deployed outside of the FoI.

Due to the random deployment of a large number of visual sensors in the boundary regions of the FoI, the existing research on k-coverage estimation issue cannot be directly applied to such scenario. Currently, the majority of existing literatures mainly focus on take analysis of the k-coverage estimation in omnidirectional sensor networks or visual sensor networks deployed within the FoI. Meanwhile, the k-coverage estimation in heterogeneous visual sensor networks has not received enough attention.

In this paper, A deployment scenario where homogeneous or heterogeneous visual sensors are randomly deployed outside of the FoI is considered. The main contributions of this paper are summarized as follows.

(1) The k-coverage estimation problem in homogeneous and heterogeneous visual sensor networks based on boundary deployment is presented.

(2) The concepts of effective possible sensing region and its mathematical expectation are defined.

(3) We make analysis of the accuracy of the proposed k-coverage estimation model in homogeneous or heterogeneous visual networks.