

基于粒子群优化的视频传感器网络覆盖增强算法

蒋鹏 金炜东 秦娜 唐鹏 周艳
(西南交通大学电气工程学院 成都 610031)

摘要 以提高视频传感器网络的覆盖率为目标,针对摄像机的有向感知特性,提出了一种基于改进粒子群优化的视频传感器网络监控区域增强算法。通过分析监控区域中摄像机部署位置关系及有向感知性,构建了反映摄像机相互作用的虚拟力,并引入了基于虚拟力的粒子群导向因子。基于该导向因子,粒子群算法能够有导向地逐步快速地接近优化目标,避免了反复调整过程,提高了优化速度。一系列仿真结果验证了该算法能够在复杂的监控区域场景下大幅提高覆盖率,其性能优于传统方法。

关键词 摄像头网络,粒子群优化,覆盖增强,虚拟力

中图分类号 TP393 **文献标识码** A

PSO-based Video Sensor Networks Coverage Optimization Algorithm

JIANG Peng JIN Wei-dong QIN Na TANG Peng ZHOU Yan

(College of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract To improve the video sensor network coverage, a novel particle swarm optimization (PSO) based camera network planning algorithm was proposed according to the directional features of Pan-Tilt-Zoom camera. The virtual forces are used to simulate the planning location correlation among cameras. Then the virtual force factor is added as a speed-up parameter to guide PSO to maximize coverage. This virtual force factor based PSO can reduce the PSO optimization time and improve the coverage without back and forth adjustment. A serial of simulated experimental results show our method is able to achieve higher coverage rate than conventional methods in complex scene.

Keywords Camera network, PSO, Coverage enhancement, Virtual force

1 引言

近年来,由多台摄像机构成的视频传感器网络因成本低廉、覆盖范围广、监控效果良好等而大量应用于安防、军事等领域。其中多摄像头合作的目标追踪、目标识别等新型应用大量出现,也引入了很多有待解决的问题^[1,2]。视频传感器网络的覆盖问题作为该新兴领域中一个重要的研究内容,受到了国内外许多研究者的关注^[3-5]。

视频传感器网络是通过多个摄像机分布式地采集监控区域的视频来获得监控区域的视觉信息。如何利用较少的摄像机获得较大的覆盖范围是视频传感器网络部署的一个重要问题,具有实际意义和经济价值。覆盖增强问题是无线传感器网络中的一个经典问题,众多的研究者在该领域提出了各种方法来试图提高传感器网络的覆盖率,但通用的传感器部署方法一般适用于无方向的传感器^[6]。摄像头网络作为一种新的多媒体传感器网络,具有一定的特殊性。首先, Pan-Tilt-Zoom 摄像机的本质是一种有向的传感器,其能够转向的范围是有限的。其次,待监控区域可能存在着不确定的障碍物,例如车辆或者墙壁等。如何避开障碍物是摄像头网络中一个

重要的待解决问题。

目前,有大量的研究者提出了提高摄像头网络的覆盖率的优化算法^[7-14]。覆盖的问题的本质是著名的 art gallery 问题,其解决方法是 NP-hard,要对所有的传感器进行逐个调整获得全局最优解,其计算量非常大,而且往往是不现实的^[15]。为了简化计算,一般都采用较优解以解决 NP-hard 问题。其中利用虚拟力来分析不同摄像头的相互关系是一种较为常见的方法^[7-10]。该类方法虚拟一种反映传感器距离的虚拟力来作为增强覆盖的依据,在两个距离较近的传感器间虚拟出一个相互排斥的力,使得两个传感器相互排斥,从而扩大了传感器的覆盖范围。其中文献[8]将摄像头的视野范围(field of view, FOV)表示成一个扇形结构,并利用该扇形结构的质心点间的距离来表示虚拟力。继而利用扇形结构的质心点构造了 Voronoi 图,并采用最大突破路径方法来获得增强的覆盖率。文献[9]设计了一种改进的虚拟力函数,将相邻传感器节点对区域的共同覆盖率引入到斥力计算中,能提高虚拟力作用的效果。文献[10]提出了一种与文献[8]类似的基于虚拟力的覆盖优化算法,该算法考虑了障碍物的存在,障碍物对摄像机的视野的遮挡也参与虚拟力的计算。但基于虚拟力的方

到稿日期:2013-04-26 返修日期:2013-07-22 本文受中央高校基本科研业务费专项资金项目(SWJTU12CX027),国家自然科学基金(60971103,61134002)资助。

蒋鹏 男,博士,讲师,主要研究方向为计算机视觉、多媒体传感器网络, E-mail: jpswjtu@126.com; 金炜东 男,教授,主要研究方向为智能系统; 秦娜 女,讲师,主要研究方向为智能系统; 唐鹏 男,讲师,主要研究方向为计算机视觉。

法仅考虑到摄像机与相邻摄像机的关系,并未考虑到全局覆盖率,因此容易使得目标传感器受到虚拟力的限制而无法在更大的范围内进行调整,导致陷入次优解。为了获得较优解,势必必要对传感器的移动范围进行更大幅度的尝试。其中粒子群(PSO)算法是一种解决该问题的有效算法。粒子群算法是受到鸟类觅食的启发,当一个粒子找到目标时,其他的粒子能够利用群智能快速向目标靠近。文献[11-14]将标准粒子群算法应用到摄像头网络的覆盖优化中,并获得了较为满意的优化结果。其中文献[13]将粒子群算法与其他进化算法进行了比较,验证了粒子群算法在解决摄像头网络覆盖问题上比其他的进化算法性能更好。但是该类算法直接利用标准粒子群算法,并未考虑摄像头与相邻摄像头的关系,导致了节点的每次调整都是随机的,并未有效利用节点间的相互信息,从而造成迭代次数多、算法收敛时间长、算法计算量大等缺点。从文献[16,17]也可以看出,如果有效利用节点间的关联关系,可以大幅提高粒子群算法的优化效果和速度。

为此,本文提出了一种虚拟力导向的粒子群摄像头网络覆盖增强算法。该算法对粒子群算法进行改进,引入了体现摄像头位置关系的虚拟力因子,使得粒子群每次迭代都有针对性,克服了粒子群算法收敛速度慢的缺点。同时,虚拟力因子可以在整个迭代过程中通过权重的变化对摄像机位置进行调整。与标准粒子群算法相比,本文算法可以获得更高的覆盖率。

2 视频传感器网络覆盖网络模型与问题描述

2.1 网络模型

本文假设 N 个摄像头和 M 个障碍物随机部署在一个任意监控区域 ω 内。其中摄像头的方向角定义为 η ,最远可视距离为 R ,最大视野角度为 γ ,因此一个摄像头能够监控的最大区域为一个扇形区域,定义为 FOV。

摄像机的 FOV 可能会与其他摄像机 FOV 重叠,其重叠区域定义为 θ' 。摄像机的 FOV 也可能被障碍物所遮挡,其遮挡区域定义为 θ 。图 1 为一个由两台摄像机构成的简单监控场景,图中显示了文中用到的定义。

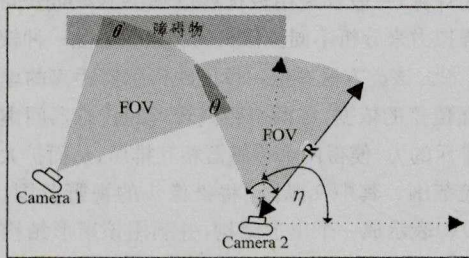


图 1 摄像头传感器模型

与传统的传感器网络相比,摄像头网络具有如下特性:

1) 有向感知性。即每个摄像机仅能拍摄到该扇形范围内的事件,但包括该 FOV 内的重叠与遮挡区域的大小与位置。每个摄像机有能力将覆盖区域内的事件包括重叠区域等信息广播给中心控制台。

2) 方向角可以调整。即第 i 个摄像机方向角 η_i 的初始值为 $[0-2\pi]$ 内的一个随机值,随机部署后摄像机位置是固定的,但摄像机可以独立调整方向角 η_i ,调整范围为 $[0-2\pi]$ 。

2.2 问题描述与分析

当待监控区域确定后,监控区域的覆盖率是由摄像机的

个数以及摄像机的 FOV 参数决定的。但是由于重叠区域 θ' 和 θ 的存在,覆盖面积无法达到所有摄像机 FOV 之和。当摄像机总数 N 确定后,在监控区域 ω 内覆盖总面积 ω' 可以由式(1)得出:

$$\omega' = \frac{N \cdot R^2 \cdot \gamma}{2} - \sum \theta' - \sum \theta + \cup \theta' \quad (1)$$

由于 N, R, γ 均为常量, ω' 主要由重叠区域 θ' 和 θ 共同决定,因此优化的目标就是使得重叠区域 θ' 和 θ 最小化以实现监控区域 ω' 的最大化。摄像头网络覆盖问题可以用式(2)来表示:

$$f(\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_N) = \text{Min}(\sum \theta' + \sum \theta - \cup \theta') \quad (2)$$

即优化目标是在 N 个摄像机的所有可能调节的方向角中找到一组角度 $[\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_N]$ 使得监控区域最大化。 $[\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_N]$ 不但决定了 $f(\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_N)$, 而且由于转动角度的不同, $[\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_N]$ 还是 θ 和 θ' 的决定变量。但可以将转动的角度简化成离散值。设共有 K 个可以转动的角度,则该问题可以简化成一个从 $N \times K$ 个方案中选择最优方案的优化问题。但由于摄像头数目庞大,在 $N \times K$ 个方案中选择最优方案需要计算所有方案的覆盖率,其计算量太大,因此迫切需要一种近似计算方法,以快速获得较优调整方案。为此,本文采用粒子群方法来获得一个近似优化结果。

在优化过程中,有很多方案。如图 2 所示,虽然摄像头的位置无法调整,但当调整了方向角度以后,图 2(b) 获得了比随机部署图 2(a) 更高的覆盖率。这就是一种优化方案。

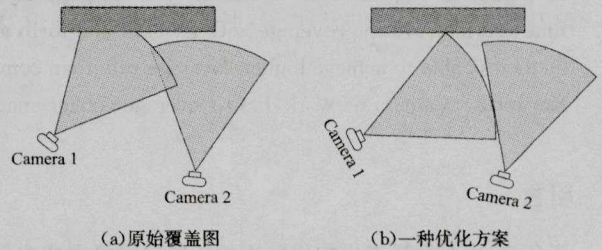


图 2 摄像头方向调整影响覆盖率示意图

3 粒子群算法及其在视频传感器网络中的应用

粒子群(PSO)是一种解决复杂问题近似解的优化算法,具有简单、高效和易于实现等特点。粒子群算法常常为 NP 难问题提供一种较优解方案。粒子群算法的计算特点是引入两个评判标准,即每个粒子的最佳位置和整个粒子群的最佳位置,并通过引入了两个随机量来随机调整位置。

设共有 N 个粒子,其当前位置为 $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$,运动速度为 $V(v_1, v_2, \dots, v_n)$ 。设第 i 个粒子的最佳位置为 P_i ,则最小化目标函数 $f(X)$ 定义为:

$$P_i = \begin{cases} P_i(t), & f(X(t+1)) > f(X(t)) \\ P_i(t+1), & f(X(t+1)) < f(X(t)) \end{cases} \quad (3)$$

粒子群所有群体经历的最好位置为:

$$P_g(t) = \text{Min}(f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_n)) \quad (4)$$

从 t 到 $t+1$ 时刻粒子更新位置与速度由式(5)决定:

$$V_i(t+1) = \delta(t) \cdot V_i(t) + C_1 \cdot r_1(t) \cdot (P_i(t) - X_i(t)) + C_2 \cdot r_2(t) \cdot (P_g(t) - X_i(t)) \quad (5)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1)$$

式中, $\delta(t)$ 为一个收敛因子,用于调整局部和整体的收敛性。当 $\delta(t)$ 较大时,局部收敛性较强;当 $\delta(t)$ 较小时,全局收敛性

较好。 C_1 和 C_2 分别为局部和全局的加速因子,分别用于调整局部最优和全局最优的权重,而 $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ 分别产生随机值在 $[0,1]$ 之间的随机函数,用于进化。从式(5)可以看出,一个粒子的运动速度是由该粒子的当前位置、自身的最好位置及全局的最好位置决定的。

如果用摄像机的转动角度 $[\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_N]$ 作为粒子群的更新位置,用覆盖率 ω' 作为粒子群的目标优化函数,粒子群算法可以用于覆盖的优化问题。文献[11,12]都基于标准粒子群算法对覆盖问题进行研究,并获得了较为理想的结果。但是粒子群优化算法是在一个粒子可移动范围内随机地进行移动,每个粒子需要反复尝试多次才能收敛到较优化的位置以获得全局优化部署方案,而摄像机网络尤其是无线摄像机网络往往是要考虑电池寿命的,一方面这种反复的尝试增加了部署的时间,另一方面摄像头的反复调整浪费了电力。为此,本文对标准粒子群算法进行改进,引入了虚拟力导向因子。

4 引入虚拟力导向因子的粒子群摄像头网络覆盖增强算法

4.1 摄像头之间的虚拟受力分析

首先,我们可以看出,每个摄像机不是完全独立的,它们可以在 FOV 内感知到其他相邻的摄像机。利用这种位置的相关关系,可以引入一种虚拟力机制使距离相近的摄像机相互排斥,以扩大覆盖范围。虽然传统的传感器网络大量地利用虚拟力来优化传感器网络的部署,但是传统的基于虚拟力的传感器覆盖优化算法只适用于无方向的传感器,而对于视频传感器这种有方向的传感器,传统方法无法有效工作。为此,必须针对视频传感器进行受力分析。

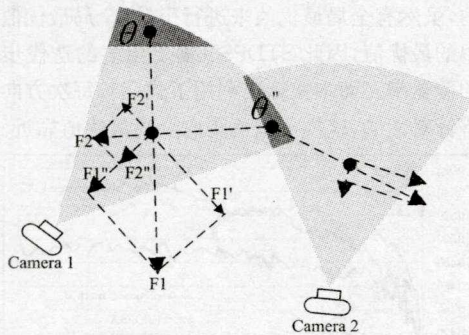


图3 受力分析图

本文以 Camera1 为例计算一台摄像机的虚拟受力情况。如图3所示, Camera1 的 θ' 区域被障碍物遮挡, θ'' 区域则与 Camera2 的 FOV 重叠。为了减少 θ' 和 θ'' 区域面积,可以虚拟出 θ' 和 θ'' 区域中心点到 Camera1 中心点的斥力,记为 F_1 和 F_2 。根据摄像机网络属性 1,即摄像机位置固定但方向角可以调整,首先将 F_1 和 F_2 分解成平行于和垂直于摄像机方向角 η 的两个分量,其中平行分量在该例子中为 F_1'' 和 F_2'' ,而垂直分量为 F_1' 和 F_2' 。由图3可见,垂直分量 F_1' 和 F_2' 是决定摄像机转动的主要分量,而平行分量 F_1'' 和 F_2'' 由于摄像机固定而不起作用。当中心质点受到多个垂直分量作用时,其合力决定转动方向,合力的大小决定了转动的角度。在图3例子中, $F_1' > F_2'$, 因此 Camera1 的转动方向为顺时针方向。同理, Camera2 的转动方向也为顺时针方向。不失一般性,设第 i 台摄像机 FOV 的中心点为 $[C_i^x, C_i^y]$, 第 j 重叠区域

的中心点为 $[\theta_j^x, \theta_j^y]$ 。则第 j 重叠区域对摄像机 i 的虚拟力的强度是由重叠面积大小决定的,而转动角度 F_i^{*ren} 定义为:

$$F_i^{*ren} = \lambda \cdot \gamma \cdot \frac{\sum \theta_{ij}' + \sum \theta_{ji}'}{R^2 \cdot \pi} \quad (6)$$

其中, λ 为调整系数,是根据 FOV 面积设定的正常数。覆盖面积越大,摄像机受到的斥力也就越大,便于摄像机快速转动以减少斥力。当没有重叠区域时,摄像机受到的斥力为零,即摄像机已经调整至自己的最佳位置。

摄像机 i 受到的合力为 $\vec{F}_i = \sum_{j=1}^{all} [C_j^x - \theta_j^x, C_j^y - \theta_j^y]$ 。 \vec{F}_i 的垂直分量 \vec{F}_i^{\perp} 决定了摄像机 i 的转动方向。

在获得了一个摄像机 FOV 的虚拟受力分析后,将虚拟力转动角度 F_i^{*ren} 代入式(5),即在转动角度中引入一个虚拟力导向因子 F_i^{*ren} 。当 F_i^{*ren} 较大时,表明当前摄像机受虚拟力较大,因此需要尽快转动角度,以快速地摆脱局部束缚。当 F_i^{*ren} 较小时,由粒子群的全局优化目标函数决定是否转动角度。

4.2 虚拟力导向因子

根据文献[19,20]可知,PSO 优化算法的收敛性是需要满足一定的要求的,因此在增加了新的导向因子后应该不影响 PSO 的收敛性。另外,文献[19]指出初始值对优化结果起到至关重要的作用。因此,我们设计了一个根据时间来动态调整虚拟力导向因子的动态权重策略,即虚拟力的权重为 $1 - \psi(t)$, $\psi(t)$ 定义为:

$$\psi(t) = \frac{t}{MAXSTEP} \quad (7)$$

其中, $MAXSTEP$ 为算法执行的最大步骤,为一个常数。在算法开始阶段,虚拟力因子权重较大,这时通过虚拟力能够使受虚拟力较大的摄像机快速地转动以逃脱局部受力束缚。这样相当于优化了粒子群的初始值,从而提高了粒子群算法的优化性能。同理,当 F_i^{*ren} 较小时,表示该摄像头接近局部最优解,因此这时的优化由全局最优解来决定,而且这样也不影响 PSO 算法的收敛性。在加入虚拟力导向因子后,式(5)更新为式(8):

$$V_i(t+1) = (1 - \psi(t)) \cdot F_i^{*ren} + \psi(t) (\delta(t) \cdot V_i(t) + C_1 \cdot r_1(t) \cdot (P_i(t) - X_i(t)) + C_2 \cdot r_2(t) \cdot (P_g(t) - X_i(t))) \quad (8)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1)$$

4.3 算法描述

综上所述,本文算法流程由以下步骤组成:

Input: N (摄像机数目), W (待监控区域), M (障碍物数目)

Step 1 在 W 内随机部署 M 个位置和形状随机的障碍物,并随机产生 N 台摄像机,其位置和初始角度均为随机值

Step 2 While(迭代次数小于最大迭代次数)

Step 3 For each camera $i=1$ to N

Step 3.1 获取 i 的参数 $[x_i, y_i, \eta_i]$, 并探测当前摄像机相邻摄像机以及障碍物集合 S_i

Step 3.2 For 每个属于 S_i 的区域

Step 3.2.1 计算重叠区域以及重叠区域的质心点 θ' 或 θ''

Step 3.2.2 当 θ' 或 θ'' 不为空

Step 3.2.3 计算当前受到的斥力 F_1 和 F_2 , 以及合力 F

Step 3.2.4 由 4.1 节方法确定转动方向

Step 3.3 通过式(6)确定转动角度 F_i^{*ren}

Step 3.4 通过式(8)调整当前方向角

Step 3.5 对每个摄像机记录下当前重叠面积 $\theta' + \theta''$, 并与所经历

的最小值进行比较,如果当前值小于最小值 p_{best} ,则更新最小值 p_{best} ,同时记录下当前摄像机的方向作为最小值方向

Step 3.6 将当前所有摄像头重叠面积 $\theta' + \theta''$ 之和与历史的 $\theta' + \theta''$ 进行比较,当当前 $\theta' + \theta''$ 小于历史最小 $\theta' + \theta''$ 时,将当前值更新到历史值 g_{best} ,并记录下这时所有摄像头方向角的集合 $[\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_N]$

Step 4 End for

Step 5 更新迭代次数

Step 6 End while

Step 7 用全局最优的方向角作为目标方向角输出

5 实验结果及分析

本节通过一系列仿真实验对本文算法进行了验证。利用 VC++ 实现了视频传感器网络仿真实验软件,并在一台 1.7GHz 的 PC 上进行了大量的仿真实验。

实验模拟了一个 800 米 \times 600 米的监控区域,在该区域随机署了 100 个同质的摄像机,其中每台摄像机的位置和方向角是随机的,其最大半径 R 为 80 米,角度 γ 设置为 $\pi/3$ 。PSO 的参数根据文献[11]进行设置,即 $c_1 = 0.729$, $c_2 = 1.49445$,迭代步骤均为 100 步。

针对上述参数设置,我们分别实现了基于虚拟力的部署算法——PFOFSA^[10]和标准粒子群的摄像机部署算法——STDPSO^[11],并进行对比实验。

图 4 给出了 3 种算法在无障碍物的条件下对待监控区域的覆盖优化情况。

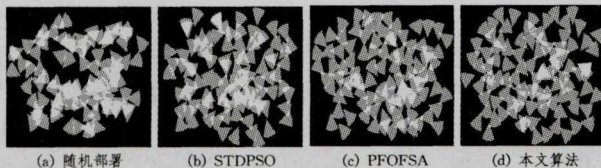


图 4 实验结果比较图(无障碍)

图 4(a)为初始的随机部署图,其中亮度较高的区域为重叠区域。从图中可以看出有很大一部分摄像机的 FOV 是重叠在一起的,这大大影响了整个区域的覆盖率。经测定,初始的视频网络覆盖面积为待监控面积的 39.1%。图 4(b)~(d)分别为 STDPSO、PFOFSA 以及本文算法经过 100 步调整后的结果。一台摄像头与其他摄像头 FOV 重叠区域越大,通过式(6)计算出来的调整角度也就越大,便于在重叠区域较大情况下快速调整方向角,以实现覆盖率扩大。从实验结果可以看出,3 种算法均能够有效提高部署区域的覆盖率,但由于本文算法在虚拟力优化的同时考虑了整个部署区域的全局部署情况,因此整个部署区域的摄像头分布比较均匀,大部分摄像机通过本文算法优化了方向角度,大大减少了重叠区域,其效果优于其他算法。

为了考察有障碍物的复杂场景中算法的性能,我们在场景中随机加入了 5 个形状和大小不同的障碍物,并对算法进行了验证。3 种不同算法的优化效果如图 5 所示。

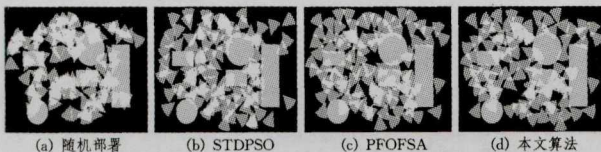


图 5 具有 5 个障碍物的实验比较图

从图 5 中可以看出,在加入了障碍物后,本文算法以及 PFOFSA 能够利用虚拟力来模拟障碍物对摄像机 FOV 的影响,因此这两种算法避开障碍物的性能较 STDPSO 好。但我们注意到,当一台摄像机相邻的摄像机较少时,PFOFSA 的优化效果比较理想。而当一台摄像机相邻摄像机较多时,PFOFSA 受力比较复杂,优化效果并不理想。与此相比,本文算法的虚拟力导向因子考虑了障碍物覆盖的因素,因此在障碍物覆盖条件下,通过式(6)可以计算出较大的调整角度,以便于摄像头摆脱障碍物的干扰。当摄像机与多个摄像机 FOV 或障碍物重叠时,本算法能够通过粒子群算法的随机因子快速地跳出局部次优解,以全局的优化作为目标,使得优化过程向提高全局覆盖率的目标逼近。

为了验证算法的稳定性和一致性,对随机部署的场景进行了 100 次测试。表 1 给出了在此设定下几种算法的平均优化性能。从表 1 可见,本文算法性能优于 STDPSO 和 PFOFSA,无障碍场景和具有 5 个障碍物场景的平均覆盖率较随机部署分别提升了 12.1% 和 11.1%,均高于 STDPSO 和 PFOFSA。

表 1 实验结果对比

	随机部署	STDPSO	PFOFSA	本文算法
无障碍场景	42.5%	49.4%	52.9%	54.6%
5 个障碍物场景	51.1%	60.2%	60.4%	62.2%

为了比较算法的收敛速度,我们记录了覆盖率随时间的变化规律。如图 6 所示,PFOFSA 算法收敛速度最快,在 20 步后算法基本收敛。但是由于该算法仅考虑到摄像头相邻关系而并未有效利用全局覆盖率信息,因此它收敛在一个局部的较优化值。本文算法在 100 步迭代后覆盖率高于 STDPSO。这是因为 STDPSO 算法对方向角度的调整是随机的和无规律的,虽然有全局最优值来进行引导,全局最优值也是屡次调整中的最优值,因此 STDPSO 需要更多的迭代步骤来实现相似的覆盖率。而本文算法利用了式(8),每次方向角的调整都是有针对性的,这样可以逐步向全局最优值靠近。

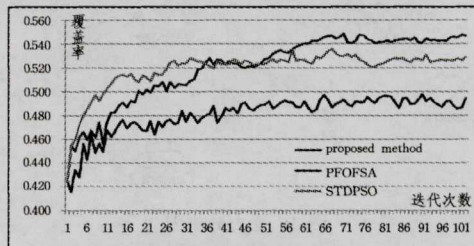


图 6 覆盖率随时间变化图

由此可见,本文提出的虚拟力导向的粒子群算法能够根据虚拟力对粒子群进行引导性优化,优化的结果可以适用于存在障碍物的复杂场景。另外,虽然本文算法加入了一个虚拟力导向因子,但从实验结果可以看出,粒子群算法的收敛特性并未受到影响,本文算法在 60 步以后收敛到一个稳定值,收敛后的覆盖率高于 PFOFSA,而收敛速度高于 STDPSO。

结束语 为了提高视频网络的覆盖率,本文提出了一种新的基于粒子群的视频网络覆盖优化算法。该算法利用虚拟力描述了摄像机的相互作用关系,并构建了一个粒子群的虚拟力导向因子。通过该因子,粒子群算法可以更快地有导向地接近优化目标。一系列比较实验验证了该算法的有效性和优越性。

参考文献

- [1] Akyildiz I F, Melodia T, et al. A survey on wireless multimedia sensor networks[J]. *Computer Networks*, 2007, 51:921-960
- [2] Bhanu B, Ravishankar C V. *Distributed Video Sensor Networks* [M]. Springer-Verlag, 2011
- [3] Murat U, Sclaroooff S. Event prediction in a hybrid camera network[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2012, 3(8): 1-16
- [4] Song Bi, Morye A. Collaborative Sensing in a Distributed PTZ Camera Network[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(7): 3282-3295
- [5] Lobaton E. A Distributed Topological Camera Network Representation for Tracking Applications[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(10): 2516-2529
- [6] 南国芳, 陈志楠. 基于进化优化的移动感知节点部署算法[J]. *电子学报*, 2012, 40(5): 1017-1022
- [7] 陶丹, 马华东. 有向传感器网络覆盖控制算法[J]. *软件学报*, 2011, 22(10): 2317-2334
- [8] 陶丹, 孙岩, 陈后金. 视频传感器网络中最坏情况覆盖检测与修补算法[J]. *电子学报*, 2009, 37(10): 2284-2290
- [9] 肖甫, 王汝传, 叶晓国, 等. 基于改进势场的有向传感器网络路径覆盖增强算法[J]. *计算机研究与发展*, 2009, 46(12): 2126-2133
- [10] 蒋一波, 王万良, 陈伟杰. 视频传感器网络中无盲区监视优化[J]. *软件学报*, 2012, 23(2): 310-322
- [11] Xu Yi-chun, Lei Bang-jun, Hendriks E A. Camera Network Coverage Improving by Particle Swarm Optimization[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2011, 1(1): 3
- [12] Conci N, Lizzi L. Camera Placement Using Particle Swarm Optimization in Visual Surveillance Applications[C] // 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Cairo, 2009: 3485-3488
- [13] Zhou Pu, Long Cheng-nian. Optimal Coverage of Camera Networks Using PSO Algorithm[C] // 4th International Congress on Image and Signal Processing. Shanghai, 2011: 2084-2088
- [14] Aouf N, Djouadi M S. Particle Swarm Optimization Inspired Probability Algorithm for Optimal Camera Network Placement[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2012, 12(5): 1402-1412
- [15] Lee D, Lin A. Computational complexity of art gallery problems[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1986, 32(2): 276-282
- [16] 刘志刚, 曾嘉俊, 韩志伟. 基于个体最优位置的自适应变异扰动粒子群算法[J]. *西南交通大学学报*, 2012, 47(5): 761-768
- [17] 林川, 冯全源. 粒子群优化算法的信息共享策略[J]. *西南交通大学学报*, 2009, 44(3): 437-441
- [18] Mouzon G, Yildirim M B. Genetic algorithm to solve a multi-objective scheduling problem[C] // Eichhorn DM, ed. Proc. of the 3rd Annual GRASP Symp. Wichita: Wichita State University, 2007: 45-46
- [19] van den Bergh F. A Cooperative approach to particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 225-239
- [20] Chen Chao-hong, Chen Ying-ping. Convergence time analysis of particle swarm optimization based on particle interaction[J]. *Advances in Artificial Intelligence*, 2011(1): 7
-
- (上接第 39 页)
- [5] The Internet Traffic Archive[OL]. <http://ita.ee.lbl.gov/html/traces.html>, 2011-08-23
- [6] Walsh W E, Tesauro G, Kephart J O, et al. Utility Functions in Autonomic Systems[C] // Proc. of the International Conference on Autonomic Computing. 2004: 70-77
- [7] Rajkumar R, Lee C, Lehoczky J, et al. A Resource Allocation Model for QoS Management[C] // Proc. of the 18th IEEE Real-Time Systems Symposium. 1997: 298-307
- [8] Ghosh S, Rajkumar R, Hansen J, et al. Scalable Resource Allocation for Multi-processor QoS Optimization[C] // Proc. of 23rd International Conference on Distributed Computing Systems. 2003: 174-183
- [9] Hansen J P, Ghosh S, Rajkumar R, et al. Resource Management of Highly Configurable Tasks[C] // Proc. 18th International Parallel and Distributed Processing Symposium. 2004: 116
- [10] Menascé D A, Barbará D, Dodge R. Preserving QoS of E-Commerce Sites Through Self-Tuning: A Performance Model Approach[C] // Proc. of 3rd ACM conference on Electronic Commerce. 2001: 224-234
- [11] Bannani M N, Menascé D. Resource Allocation for Autonomic Data Centers Using Analytic Performance Models[C] // Proc. of the Second International Conference on Autonomic Computing. 2005: 229-240
- [12] Chandra A, Gong Wei-bo, Shenoy P. Dynamic Resource Allocation for Shared Data Centers Using Online Measurements[C] // Proc. of the 11th IEEE/ACM International Workshop on Quality of Service. 2003: 381-400
- [13] Levy R, Nagarajarao J, Pacifici G, et al. Performance Management for Cluster Based Web Services[C] // Proc. of IEEE 8th International Symposium on Integrated Network Management. 2003: 247-261
- [14] Li Ying, Sun Ke-wei, Jie Qiu, et al. Self-reconfiguration of Service-based Systems; A Case Study for Service Level Agreements and Resource Optimization[C] // Proc. of IEEE International Conference on Web Services. 2005: 266-273
- [15] Zhang Li, Ardagna D. SLA Based Profit Optimization in Autonomic Computing Systems[C] // Proc. of the 2nd International Conference on Service Oriented Computing. 2004: 173-182
- [16] Liu Zhen, Squillante M S, Wolf J L. On Maximizing Service-Level-Agreement Profits[C] // Proc. of the 3rd ACM Conference on Electronic Commerce. 2001: 213-223
- [17] Tim Püschel, Nikolay Borissov, Dirk Neumann, et al. Extended Resource Management Using Client Classification and Economic Enhancements[C] // Proc. of eChallenges Conference. 2007: 65-72
- [18] Villela D, Pradhan P, Rubenstein D. Provisioning Servers in the Application Tier for E-Commerce Systems[J]. *ACM Transactions on Internet Technology*, 2007, 7(1): 57-66