

# 基于改进粒子群算法的 Ad Hoc 网络移动模型研究

李娟<sup>1</sup>, 饶妮妮<sup>1</sup>, 廖瑞华<sup>2</sup>, 王炜华<sup>2</sup>

(1. 电子科技大学大学生物医学工程系, 四川成都 610054; 2. 空军装备研究院通信所, 北京 100085)

**摘要:** 移动模型是研究 ad hoc 网络路由算法的基础. 为解决基本粒子群算法的速度突变问题, 使其适用于 ad hoc 网络移动模型, 本文首先在基本粒子群算法的速度和位移更新公式中引入加速度和环境因子的概念, 并提出用直角坐标系对其速度和位移进行分解. 接着, 我们建立了包含障碍物模型、速度初始化函数和无边界仿真区域的改进粒子群算法移动模型. 为证实新移动模型的可行性和有效性, 我们用 Matlab 和网络仿真软件 OPNET 进行仿真实验. 结果表明, 与传统的随机位点移动模型比较, 基于改进粒子群算法的移动模型更贴近实际情景, 并能够有效地应用在 ad hoc 网络中.

**关键词:** ad hoc 网络; 移动模型; 粒子群算法; 随机位点移动模型

**中图分类号:** TN92 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 01-0222-06

## Mobility Model Based on the Improved-PSO Algorithm for Ad Hoc Network

LI Juan<sup>1</sup>, RAO Ni-ni<sup>1</sup>, LIAO Rui-hua<sup>2</sup>, WANG Wei-hua<sup>2</sup>

(1. Department of Biomedical Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 610054, China;

2. Department of Communication, Air Force Institute of Equipment, Beijing 100085, China)

**Abstract:** The mobility model is the research basic of routing protocols for ad hoc network. In order to solve the abrupt change of speed in the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm and make it suitable to be used in mobility model of ad hoc network, this paper firstly introduced the conception of acceleration and the environmental variable into the updating formulas of the velocity and displacement of the PSO algorithm, and proposed to decompose its velocity and the displacement under the rectangular coordinate system. Then we established a new mobility model based on the improved PSO algorithm, which included the obstacle model, the velocity initialization function and the boundless area. For validating the feasibility and the effectiveness of the new mobility model, we made simulation experiments using Matlab and the network simulation software OPNET. The experimental results show the mobility model based on the improved PSO algorithm makes more realistic, compared with the random waypoint mobility model (RWM), and is applicable in ad hoc network.

**Key words:** ad hoc network; mobility models; particle swarm optimization; random waypoint mobility model (RWM)

## 1 引言

路由技术是 ad hoc 无线自组网的关键技术, 移动模型是研究路由算法的基础, 它的设计会直接影响路由协议的性能和稳定性.

为了有效的评估 ad hoc 网络新协议的性能, 学者们已经提出了多种移动模型. 现有移动模型可分成两类: 人工模型和踪迹模型<sup>[1]</sup>. 人工模型依据模型仿真的对象数目又可分为个体移动模型和群移动模型. 就个体移动模型而言, Johnson 在 1996 年提出随机位点移动模型, 模型在速度或方向改变时设有停留时间<sup>[2]</sup>. 随后, Alparslan 和 Sohrawy 对其一维和二维的空间分布进行了分析<sup>[3,4]</sup>. 由于随机位点模型节点密度分布不均匀, Royer 提出了

随机方位移动模型并对其空间节点分布进行了分析<sup>[5]</sup>. Tolety 和 Davies 提出了高斯马尔科夫移动模型和城市街道移动模型<sup>[6,7]</sup>. 以上个体移动模型只描述单个节点的运动规律, 在实际情况下, 物体的运动有时以一个团体为单位, 为此, Hong 和 Zhang 等提出参考点组移动模型和参考区域移动模型<sup>[8,9]</sup>. 踪迹模型是一种比人工模型更贴近实际场景的移动模型, 是经过长时间观察物体的运动规律而生成的. 文献[10]模拟商场中工人搬运货物的运动, 提出了基于蚁群算法的踪迹移动模型, 但在该模型中节点的运动是无阻碍的, 其速度大小和方向的改变存在突变.

本文结合牛顿第一定律和 ad hoc 网络的实际环境因素, 首先对基本粒子群算法的速度和位移更新公式进

行改进,再通过环境因子引进环境变化对节点移动的影响,建立基于改进粒子群算法的移动模型.在新模型中,我们设置了障碍物,使其速度的大小和方向通过加速度连续改变.新移动模型属于踪迹模型,它模拟鸟群的寻食过程,类似智能追踪运动,可应用于警察抓小偷、自然界中珍稀保护动物的跟踪和作战中对敌方的围追等场景.

## 2 改进的基本粒子群算法

### 2.1 速度和位置更新的改进

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 最早由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出<sup>[11]</sup>.该算法由于原理简单、参数少和效果好等优点而得到广泛研究和应用<sup>[12]</sup>.PSO 算法根据当前的位置和速度,依照公式(1)和(2)更新每个粒子的速度和位置.

$$v_{k+1} = c_0 v_k + c_1(pbest_k - x_k) + c_2(gbest_k - x_k) \quad (1)$$

$$x_{k+1} = x_k + v_{k+1} \quad (2)$$

其中,  $k$  代表迭代次数,  $v_k$  是粒子的速度向量,  $x_k$  是当前粒子的位置,  $pbest_k$  表示粒子本身所找到的最优解位置,  $gbest_k$  为整个群体目前找到的最优解位置.  $c_0$  是惯性权重,促进粒子向新空间搜索;  $c_1$  和  $c_2$  为加速因子,分别表示粒子向局部极值和全局极值的趋向程度.

如果按照基本粒子群算法的速度公式进行速度更新,会导致不现实的运动,例如,速度的突变( $\partial v / \partial t \rightarrow \infty$ )和急转弯( $\partial \theta / \partial t \rightarrow \infty$ ). Christian Bettstetter 建议利用极坐标对速度进行分解,把速度分解为大小和方向,且速度的大小由前一速度的大小和物体的加速度来决定,方向由前一角度和角加速度决定<sup>[13]</sup>.这种速度分解方式在计算节点的位移时存在一定困难.为此,我们提出利用直角坐标把速度、加速度和位移分别分解为  $x$  方向和  $y$  方向,并且,  $x$  方向或  $y$  方向位移均可通过  $x_{k+1} = x_k + 0.5 \times a \times t^2$  直接计算,这极大地简化了速度和位置的更新.在三维运动中,直角坐标的优势更加明显,因为  $z$  方向的速度和位移仍可通过上述公式计算,而极坐标系则需要增加一个角度分量,才能使其成为球坐标系,所以其速度和位移的计算更加复杂.改进后的基本粒子群算法速度和匀加速位移更新公式如式(3)和式(4)所示.

$$\begin{cases} v_{k+1} = c_0 v_k + c_1(pbest - x_k) + c_2(gbest - x_k) \\ \text{If } v_{k+1} \min(v_k + a \times \Delta t, v_{\max}) \\ v_{k+1} > \min(v_k + a \times \Delta t, -v_{\max}); \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} \text{If } v_{k+1} < \max(v_k - a \times \Delta t, -v_{\max}) \\ v_{k+1} = \max(v_k - a \times \Delta t, -v_{\max}). \\ x_{k+1} = x_k + 0.5 \times (v_{k+1} + v_k) \times \Delta t \end{cases} \quad (4)$$

其中  $a$  为最大加速度,  $v_{\max}$  为最大速度,  $\Delta t$  为运动时

间,  $v_k$  为当前的速度,  $v_{k+1}$  为下一刻时的目标速度,  $x_k$  为当前位置,  $x_{k+1}$  为下一刻时的位置.

由公式(3)可知,节点运动的当前速度  $v_{k+1}$  由前一速度  $v_k$ 、加速度  $a$  和物体的最大速度  $v_{\max}$  决定.节点速度不能超出其最大和最小速度  $[-v_{\max}, v_{\max}]$ ;并同时受加速度和前一时刻速度的限制,即在  $[v_k - a \times \Delta t, v_k + a \times \Delta t]$  内,因此,节点速度是  $[-v_{\max}, v_{\max}]$  和  $[v_k - a \times \Delta t, v_k + a \times \Delta t]$  的交集.前一运动时刻和当前运动时刻相差  $\Delta t$ ,每隔一个  $\Delta t$ ,速度和位移均进行一次更新.由于  $\Delta t$  通常比较短暂,因而在这个时段内的加速运动可视为匀加速运动,进一步,由匀加速位移公式(4)可知,当前位移是前一时刻位移  $x_k$  与  $0.5 \times (v_{k+1} + v_k) \times \Delta t$  之和.

由于新模型在直角坐标系中速度的大小和方向能够随着  $x$  分量和  $y$  分量的变化而变化,因此,它能反映物体的实时运动状况.进一步,由于运动的直角坐标系分解和合成均简单,所以新模型的计算也变得简单.

### 2.2 环境因子的设置

在实际环境中物体的移动会受到天气、地形等外界环境的影响,例如,在雪天或雨天移动的最大速度和加速度要比晴天低,在森林中的移动比在公路上的移动更慢.因此,我们引进一个环境变量  $\rho$ ,对最大速度、最大加速度进行约束,其取值范围设置在  $[0,1]$  之间.天气情况分为晴天、雨天、冰雪天和台风等极端恶劣天气,对应的环境变量因素  $\rho_1$  取值范围为  $[0.9,1]$ 、 $[0.8,0.9]$ 、 $[0.6,0.8]$  和  $[0,0.6]$ .地形分为平坦大道、河流湖泊和高山沙漠等恶劣地理环境,对应的环境变量因素  $\rho_2$  取值范围为  $[0.9,1]$ 、 $[0.8,0.9]$  和  $[0.5,0.8]$ ,环境变量  $\rho$  为  $\rho_1$  和  $\rho_2$  的乘积.引入环境因子后,最大速度和最大加速度更新为:

$$v_{\max} = \rho \times v_{\max} \quad (5)$$

$$a_{\max} = \rho \times a_{\max} \quad (6)$$

在基本 PSO 算法中,有 3 个权重因子:惯性权重  $c_0$ 、加速常量  $c_1$  和  $c_2$ .惯性权重  $c_0$  使粒子保持运动惯性,使其有扩展搜索空间的趋势,有能力探索新的区域.加速常数  $c_1$  和  $c_2$  代表将每个微粒推向  $pbest$  和  $gbest$  位置的统计加速项的权重.低的值允许粒子在被拉回之前可以在目标区域外徘徊,而高的值则导致粒子突然冲向或超过目标区域.

如果没有第一部分,即  $c_0 = 0$ ,则速度只取决于粒子当前位置和其历史最好位置  $pbest$  和  $gbest$ ,速度本身没有记忆性.如果没有第二部分,即  $c_1 = 0$ ,则粒子没有认知能力,也就是“只有社会”的模型.在粒子相互作用下,有能力到达新的搜索空间.如果没有第三部分,即  $c_2 = 0$ ,则粒子之间没有社会信息共享,也就是“只有认

知”的模型. 因为个体间没有交互, 一个规模为  $m$  的群体等价于运行了  $m$  个单个粒子的运行, 所以寻找到目标的几率非常小. 如果没有后两部分, 即  $c_1 = c_2 = 0$ , 粒子将一直以当前的速度飞行, 直到到达边界. 由于它只能搜索有限的区域, 所以很难找到好解. 其中  $c_2$  代表粒子之间社会信息的共享. 由于在不同自然环境下, 粒子的社会信息共享能力不同, 因此, 有必要使用环境变量  $\rho$  对其约束, 最终改进后的速度公式如式(7)所示.

$$\begin{aligned} v_{k+1} &= c_0 + c_1(pbest - x_k) + \rho c_2(gbest - x_k) \\ \text{If } v_{k+1} &> \min(v_k + a \times \Delta t, v_{\max}) \\ v_{k+1} &= \min(v_k + a \times \Delta t, v_{\max}) \\ \text{If } v_{k+1} &< \max(v_k - a \times \Delta t, -v_{\max}) \\ v_{k+1} &= \max(v_k - a \times \Delta t, -v_{\max}) \end{aligned} \quad (7)$$

### 3 基于改进粒子群算法的 Ad Hoc 网络移动模型设计

#### 3.1 障碍物模型

运动无阻碍将导致移动模型不真实, 影响网络仿真, 因此需在移动模型中添加障碍物模型<sup>[14]</sup>. 因为长方形可以组成很多其他形状的障碍物, 所以我们设计的障碍物是长方形. 当粒子遇到障碍物时, 它需要绕过障碍物继续搜索, 其速度变化情况如图 1 所示.

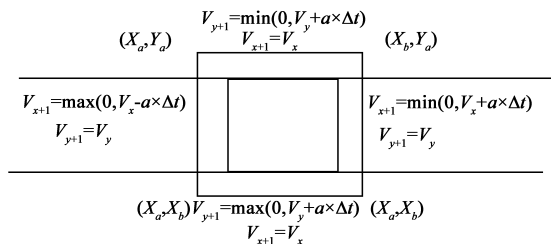


图1 障碍物模型

图 1 中, 里面的长方形代表障碍物, 外面的长方体代表缓冲区,  $(x_a, y_a)$ 、 $(x_b, y_a)$ 、 $(x_a, y_b)$  和  $(x_b, y_b)$  为缓冲区的坐标. 当物体的位置  $x_{k+1}$  处在缓冲区时, 表示物体已经能够看见障碍物, 如果按照当前的速度运行有可能要撞到障碍物上, 这时对速度的更新进行约束. 图 1 给出了物体当前所在位置时, 其速度的改变方法, 即物体在长方形的上方或下方的缓冲区中时, 在  $y$  方向进行减速, 直到  $y$  分量减为零; 在长方形两边的缓冲区时, 对  $x$  方向进行减速, 直到  $x$  分量减为零. 当物体离开缓冲区时, 则利用改进 PSO 速度公式对速度进行更新. 这种速度更新方式可以使物体顺利绕过障碍物继续前进, 对目标物体进行搜索.

#### 3.2 初始化速度分布

现有大部分移动模型的初始化速度是均匀分布的, 不符合实际情况. 在实际生活中, 交通工具的速度通常在几个常用速度中切换, 我们命名常用速度为偏好速度  $v_{\text{pref}}$ . 例如, 汽车在高速公路上以  $v_{\max}$  行驶, 在普

通公路上以  $3v_{\max}/5$  行驶, 在停车场则速度为 0, 则可设汽车有三个偏好速度  $v_{\max}$ 、 $3v_{\max}/5$  和 0. 我们采用初始化概率密度函数来初始化物体的速度, 初始化概率密度函数由仿真对象的偏好速度来确定.

速度初始化分布密度函数如公式(8).

$$p(v) = \begin{cases} p(v_{\text{pref1}})\delta(v - v_{\text{pref1}}) & v = v_{\text{pref1}} \\ p(v_{\text{pref2}})\delta(v - v_{\text{pref2}}) & v = v_{\text{pref2}} \\ \dots\dots\dots \\ p(v_{\text{prefn}})\delta(v - v_{\text{prefn}}) & v = v_{\text{prefn}} \\ 1 - p(v_{\text{pref}}) & 0 < v < v_{\max} \end{cases} \quad (8)$$

其中  $p(v_{\text{pref1}})$ 、 $p(v_{\text{pref2}})$ 、 $\dots\dots\dots p(v_{\text{prefn}})$  分别为  $n$  个偏好速度的概率,  $p(v_{\text{pref}})$  是所有偏好速度的概率总和.

#### 3.3 边界处理

在现有研究中, 当物体运动到边界时, 它便停止运动或反弹回设置的区域. 为了接近运动区域的无边界性, 我们采用无边界仿真区域来处理边界问题, 如图 2 所示. 首先把矩形区域映射成圆柱体, 再把圆柱体映射成为椭球型区域, 当物体运动到边界时, 按照映射规则将在对面边界出现并以相反方向运行. 例如, 当某物体运动到边界点  $(2, Y_{\max})$  时, 则它将在另一边界点  $(2, 0)$  出现, 并以先前的相反方向运动.

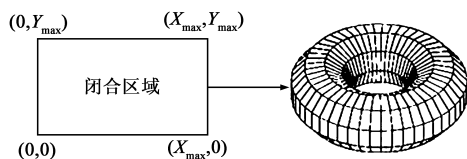


图2 矩形区域映射成椭球型

### 4 仿真实验与结果分析

#### 4.1 加速度和环境因子对算法迭代次数的影响

为了验证加速度和环境因子对改进 PSO 算法迭代次数的影响, 我们分 5 种情况在 Matlab 上进行了仿真实验. 第一种情况是直接应用粒子群算法进行迭代; 第二种情况是应用加速度改进后的公式(3)和(4)进行迭代; 第三、四和五种情况是应用加速度和环境变量改进的公式(7)进行迭代, 但环境变量取值不同.

为了提高算法的收敛速度, 本文采用 Clec 提出的收敛因子模型来初始化粒子群算法的参数<sup>[15]</sup>. 按照这一模型, 其参数设置如下:  $c_0 = 0.729$ ,  $c_1 = 1.49445$ ,  $c_2 = 1.49445$ . Clec 从数学上证明了选用该参数值比选其它值的迭代要快. 在每一种情况下, 我们对 50 个节点在  $10\text{km} \times 10\text{km}$  的区域中进行了 50 次仿真, 粒子的最大速度设为  $10\text{m/s}$ , 最大加速度设为  $5\text{m/s}$ . 结果如表 1 所示.

从表 1 的结果可以看出, 第二种情况的平均迭代次数比第一种情况大得多, 说明寻找到目标需要花更多

的时间,比第一种情况更加贴近现实.加入环境变量比不加入需要更多的时间才能找到目标,这是因为周围环境影响到粒子的寻找速度和信息共享.第三种情况的最大迭代次数比第二种情况小是因为粒子的随机分布引起的.由于离得近的粒子不需要绕过障碍物就可以寻找到目标,如果这类粒子数量较多,就会导致在此情况下的最小迭代次数可能更小,但平均迭代次数能够反映出环境变量对寻找目标的影响.

表 1 仿真结果

仿真实验	平均迭代次数	最小迭代次数	最大迭代次数
情况 1	14.3	6	18
情况 2	157.04	58	321
情况 3 $\rho = 0.9$	163.46	69	265
情况 4 $\rho = 0.5$	285.72	93	503
情况 5 $\rho = 0.2$	917.04	364	1528

在表 1 中的后三种情况中,  $\rho = 0.9$  代表天气明朗时粒子在平坦的道路上,  $\rho = 0.5$  代表天气恶劣或地形恶劣,  $\rho = 0.2$  代表天气和地形都恶劣.结果表明,环境越恶劣,粒子越难寻找到目标,在环境极端恶劣的情况下,迭代次数需 900 多次.

4.2 OPNET 仿真

我们通过大量数值仿真实验,用 Ad Hoc 网络路由协议 AODV(Ad-hoc On-demand Distance Vector)来证实新移动模型的可行性,并用包成功发送率、平均端到端时延、吞吐量和网络负载等网络性能参数来评估该移动模型的性能,分别在 10m/s 和 15m/s 两种不同的运动速度下,与 RWM 的对应性能进行了比较.

4.2.1 仿真条件

仿真工具选用 OPNET,在传输层使用 UDP (User Datagram Protocol,用户数据报协议)和 CBR (Constant Bit Rate,恒定比特率)数据源的方式产生数据.节点在仿真区域内运动至仿真时间结束.仿真场景分别为基于改进 PSO 移动模型和 RWM(Random Waypoint Model,随机位点模型).基于改进 PSO 移动模型的数据来源于上述 Matlab 实验产生的数据,其中  $\rho = 0.9$ ,仿真条件如表 2 所示.

表 2 仿真参数

参数名称	数值
节点数目	20
最大加速度	5m/s
最大速度	10m/s 15m/s
RWM 的停留时间	10s
仿真时间	1200s
数据包发送率	1packets/s
仿真区域	10km $\times$ 10km
路由协议	AODV 协议

4.2.2 仿真结果及分析

为了验证模型的可行性,我们用包成功发送率、平均端到端时延、吞吐量和网络负载网络性能参数来评估该移动模型的性能.

包成功发送率是从源节点发送到目的节点的数据包的成功率,是网络中总的成功发送数据包数和总发送数据包数的比值.因此,该参数可以评估整个网络的数据成功传递的概率和传递过程中由于链路故障丢失的数据包率.仿真结果如图 3 所示.

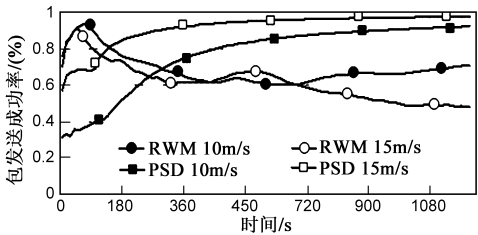


图3 包成功发送率

从图 3 中可以看出,在仿真开始时,由于网络中节点的初始化位置不同,因此,基于改进 PSO 移动模型和 RWM 两种移动模型的包发送成功率存在很大差异.当网络趋于稳定时,可以发现基于两种不同运动模型的网络性能.当速度为 10m/s 时,在 300s 之后,基于改进 PSO 运动模型优于随机位点模型;当速度为 15m/s 时,在 100s 之后,基于改进 PSO 运动模型优于 RWM.仿真时间越长,基于改进 PSO 移动模型的包成功发送率越来越稳定,最终趋于 100%,而随机位点模型的包成功率则趋于 60%.从图 3 还可以发现,速度不同时,基于改进 PSO 移动模型的网络包发送成功率的变化趋势相同,而基于 RWM 的包成功率在 700s 左右的变化趋势开始出现较大差别,速度为 15m/s 的包成功率开始下降,因此,基于改进 PSO 移动模型比 RWM 更适合动态变化大的网络.基于改进 PSO 移动模型的包成功发送率高于 RWM,其主要原因是当节点朝目标方向移动时,节点将越来越集中,节点的密度就越来越大,根据文献[5]可知我们模型的包成功发送率就更高.

包的平均端到端时延包括 MAC 层的路由发现、队列时延和重传、传送时延和处理等时间,是一个数据包从源节点路由层成功到达目的节点路由层经过的平均时间.该参数能反映网络是否通畅,时延越小说明网络

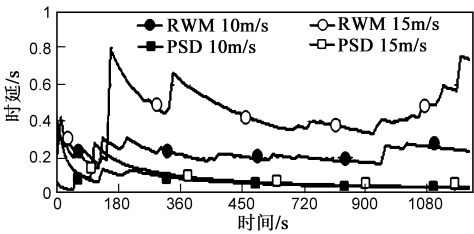


图4 平均端到端时延

越通畅. 仿真结果如图 4 所示.

从图 4 中可知, 在速度分别为 10m/s 和 15m/s 的情况下, 基于改进 PSO 移动模型的网络端到端时延明显地低于 RWM, 且前者的网络端到端时延随着仿真进行趋近于 0.01 s. 当速度为 10m/s 时, RWM 的网络端到端时延在 0.2s 附近变化; 当速度为 15m/s 时, 在 180s 以后, RWM 的端到端时延动态变化非常大, 平均在 0.3s 与 0.9s 之间就又一次变化. 由于 RWM 中节点运动的改变是随机的, 会出现急转弯和速度突变的情况, 使网络的动态拓扑变化率变大, 从而导致当最大速度变大时端到端时延的不稳定.

网络吞吐量是网络收到的总数据比特数与总仿真时间之比. 吞吐量是所有移动节点每秒平均收到的数据比特数. 仿真结果如图 5 所示.

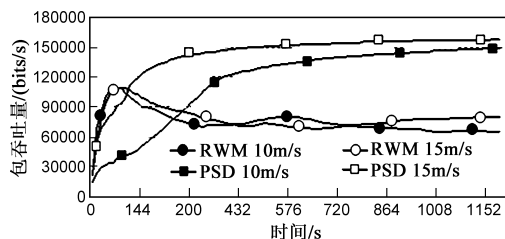


图5 网络吞吐量

从图 5 可知, 当速度为 15m/s 时, 在 100s 之后, 基于改进 PSO 移动模型的网络吞吐量远远优于 RWM; 当速度为 10m/s 时, 在 230s 之后, 前者的网络吞吐量也远远优于 RWM. 随着仿真的进行, 基于改进 PSO 移动模型在两种不同速度的情况下吞吐量趋于相同, 稳定于 150000bits/s, 而 RWM 在两种不同速度情况下没有趋于一致, 在 6000bits/s 和 9000bits/s 之间振荡.

网络负载是网络发送有效数据外的开销, 如路由消息的传递. 网络承载能力一定的情况下, 网络负载越小, 该网络所能传送的有效数据就越多, 带宽的利用率就越高. 仿真结果如图 6 所示.

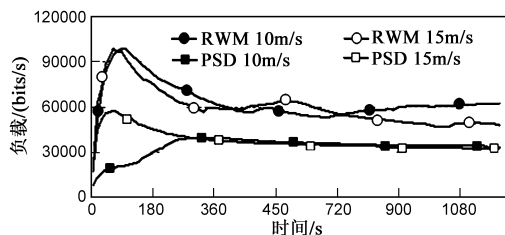


图6 网络负载

由图 6 可知, 在两种速度情况下, 基于改进 PSO 模型的负载都明显低于基于 RWM 的负载, 当网络仿真趋于平稳时, 基于改进 PSO 移动模型的负载在两种速度情况下基本一致, 稳定于 30000bits/s, 基于 RWM 的负载在两种速度情况下在 58000bits/s 附近细微振荡.

综上所述, 无线自组网络路由协议的性能与网络

仿真时采用的运动模型有很大关系. 从图 3 到图 6 中可以看到, 速度分别为 10m/s 和 15m/s 时, 基于改进 PSO 移动模型与 RWM 的 AODV 协议性能大不相同, 因此切合实际的场景是非常必要的, 本文的踪迹模型能够有效地模拟智能追踪的场景.

## 5 结论

我们引入粒子群算法, 用加速度和环境因子改进基本粒子群算法速度和位移的更新公式, 并建立了基于改进 PSO 算法的移动模型. 本文首先用加速度解决速度突变和急转弯问题, 在直角坐标系中对速度和位移进行分解, 改进基本 PSO 的速度和位移更新公式, 再引入环境变量模拟大自然的环境变化, 对公式进一步改进. 在 OPNET 中对基于改进 PSO 移动模型进行网络仿真, 与常用移动模型 RWM 进行比较. 仿真结果表明, 在两种移动模型下 AODV 协议性能大不相同, 因此切合实际的场景是非常必要的.

Ad hoc 网络中路由协议的仿真研究在接近真实环境的移动模型下才能准确反应其性能, 而不同的移动模型使 Ad hoc 网络有不同的表现. 一个贴近真实的移动模型可以辅助我们优化路由协议, 从而达到真正优化网络性能的目的. 基于改进 PSO 移动模型是一种智能追踪模型, 能够模拟森林中野生动物的寻找、飞机作战时目标物体的寻找和警察抓小偷等实际场景, 比现有随机位点等人工移动模型更加接近真实场景.

基于改进 PSO 模型属于踪迹模型, 因而只能对智能追踪运动这种特定场景进行模拟, 应用范围相对较窄. 在仿真多场景时, 这类模型应该与蚁群模型等其他踪迹模型结合使用. 在后续工作中, 我们将通过观察实际环境, 建立更多其它的踪迹模型, 并综合运用它们来丰富仿真场景, 为更好地评估路由协议性能奠定必要的基础.

## 参考文献:

- [1] T Camp, J Boleng, V Davies. A survey of mobility models for ad hoc network research [J]. Wireless Communications and Mobile Computing: Special Issue on Mobile Ad Hoc Networking: Research, Trends and Applications, 2002, 2(5): 483–502.
- [2] D Johnson, D Maltz. Dynamic Source Routing in Ad Hoc Wireless Networks [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1996. 153–181.
- [3] Alparslan D N, Sohraby K. A generalized random mobility model for wireless ad hoc networks and its analysis: one-dimensional case [J]. IEEE Transaction on Networking, 2007, 15 (3): 602–615.
- [4] Alparslan D N, Sohraby K. Two-Dimensional modeling and

- analysis of generalized random mobility models for wireless ad hoc networks[J]. IEEE Transaction on Networking, 2007, 15(3):616 – 629.
- [5] E M Royer, P M M Smith, L E Moser. An analysis of the optimum node density for ad hoc mobile networks[A]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Communications [C]. Helsinki: IEEE Press, 2001. 857 – 861.
- [6] V Tolety. Load reduction in ad hoc networks using mobile servers[D]. Colorado: Colorado School of Mines, 1999.
- [7] V Davies. Evaluating mobility models within an ad hoc network [D]. Colorado: Colorado School of Mines, 2000.
- [8] X Hong, M Gerla, G Pei, C Chiang. A group mobility model for ad hoc wireless networks[A]. In Proceedings of the ACM International Workshop in Modeling and Simulation of Wireless and Mobile Systems[C]. Seattle: ACM Press, 1999. 53 – 60.
- [9] J M Ng, Y Zhang. A mobility model with group partitioning for wireless ad hoc networks[A]. The International Conference on Information Technology and Applications [C]. Sydney: IEEE Press, 2005. 289 – 294.
- [10] C L Hsien, W T Yi, H Shih, ect. Ant mobility model platform for network simulator [A]. Proceedings of the International Conference on Information Technology: Coding and Computing (ITCC'04)[C]. Las Vegas: IEEE Press, 2004. 380 – 384.
- [11] J Kennedy, R Eberhart. Particle swarm optimization[A]. IEEE International Conference on Neural Networks[C]. Perth: IEEE Press, 1995. 1942 – 1948.
- [12] 高芳, 崔刚, 等. 一种新型多步式位置可选择更新粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2009, 37(3):529 – 534.  
Gao Fang, Cui Gang, et al. A novel multi – step position – selectable updating particle swarm optimization alorgrithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3):529 – 534. (in Chinese)
- [13] C Bettstetter. Smooth is better than sharp: a random mobility model for simulation of wireless networks [A]. Proceedings of the 4th ACM International Workshop on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems[C]. Rome: ACM Press, 2001. 19 – 27.
- [14] A Jardosh, P B Royer, etc. Towards realistic mobility models for mobile ad hoc networks [A]. Proceedings of the 9th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking [C]. San Diego: ACM Press, 2003. 217 – 229.
- [15] 付国江, 王少梅, 等. 改进的速度变异粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 13:48 – 51.  
Fu Guojang, Wang Shaomei, et al. An improved velocity mutation particle swarm optimizer[J]. Computer Engineering And Applications, 2006, 13:48 – 51. (in Chinese)

#### 作者简介:



**李 娟** 女, 1984 年 4 月生于江西新余. 2006 年毕业于电子科技大学, 获学士学位, 现就读于电子科技大学硕士研究生. 研究方向为无线自组网移动模型.

E-mail: lijuan1984@uestc.edu.cn



**饶妮妮(通信作者)** 女, 1963 年 5 月生. 电子科技大学教授, 博士生导师. 研究方向包括: 信号与信息处理及应用、生物信息学、医学信息学.

E-mial: raonn@uestc.edu.cn

**廖瑞华** 男, 1960 年 2 月生, 空军装备研究院通信所研究员. 研究方向是移动通信.

**王炜华** 女, 1977 年生, 空军装备研究院通信所工作. 研究方向是无线移动通信.