

基于移动障碍的 MWSN 节点协同转向避障方法

陈佐 涂员员 万新

(湖南大学信息科学与工程学院 长沙 410082)

摘要 针对传统蜂拥控制模型协同避障的研究,笔者曾对其做出了改进,并加入了 Steer to Avoid 避障法则,通过仿真表明,它能够有效提高避开静止障碍的效率。该模型用于具有移动障碍的环境时,若障碍的运动方向与节点的判断方向同向,可能会与障碍物保持相对静止,从而大幅度降低避障效率。对 Steer to Avoid 进一步改进,提出一个新的针对移动障碍物的避障模型。当障碍物的运动趋势和节点的 Steer to Avoid 转向判断相同而且两者的速度较为接近时,节点将向着障碍物运动的相反方向运动。提出了对障碍物的移动预判。仿真实验结果表明,与传统两个模型相比,该模型在平均速率和时间效率上有显著提高,并且适用于避开未知的移动凸形障碍。

关键词 移动无线传感器网络,避障,协同,蜂拥控制,移动障碍

中图分类号 TP309 **文献标识码** A

Cooperative Obstacle Avoidance Approach in Mobile Wireless Sensor Network: Mobile Obstacle

CHEN Zuo TU Yuan-yuan WAN Xin

(School of Information Science and Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract Aiming at the research of cooperative obstacle avoidance in tracing based on the traditional flocking model, it was improved by us and added the Steer to Avoid obstacle avoidance method. The improved model has a high efficiency in avoiding static obstacle. We applied this model to mobile obstacle environment. It turns out that the obstacle avoidance efficiency is very low, because it is possible that WSN nodes and obstacle stay relatively static in the process of avoiding obstacle. Aiming at this drawback, this article proposed a new cooperative obstacle avoidance approach by improving the Steer to Avoid method. When the velocity of the obstacle is close to nodes' velocity, WSN nodes will be moving in the reverse direction of the obstacle. And we introduced obstacle moving prediction. Simulation results show that the proposed model, compared with the traditional model, has a marked increase on average speed and time efficiency. Also, it can succeed in avoiding mobile convex obstacles in unknown environment.

Keywords Mobile wireless sensor network, Obstacle avoidance, Cooperative, Flocking control, Mobile obstacle

1 引言

近年来,无线传感器网络被广泛研究,但几乎都局限于一个传感器不移动的固定环境中。在此情况下,要想跟踪一个移动的目标节点,要么精确度不是很高,要么就得在整个环境中布置大量的传感器。移动无线传感器网络(MWSN, Mobile Wireless Sensor Network)是由一组带有无线收发装置的、可移动的传感器节点组成的多跳临时性无中心网络,可以在任何时刻、任何地点快速构建,并且不需要现有网络基础设施的支持。相对其他传感网络来说,移动传感网络具有更好的环境变化适应性以及可重构性,因此可应用于目标跟踪监测相关的领域中。目标跟踪技术的应用领域很广泛,在生态领域,主要包括水下潜艇跟踪探测、跟踪保护濒危物种等;在军事领域,主要应用于机载火力控制系统的防卫系统,包括各种飞行器的空中交通管制系统以及海岸监视系统和空间运动体的监

视,在恶劣的战场环境中,能很好地完成敌方信息的搜集和处理;在实际生活中可以广泛应用于地铁、地下车场、养老院人员跟踪系统、车辆路桥收费系统及车辆调度管理系统等领域中。移动节点的跟踪是未来移动无线传感器网络应用研究中的一个重点,所以如何提高目标跟踪性能成了目前的研究热点。

针对上述集群协同避障问题,笔者曾提出了一种面向未知静态障碍物的移动无线传感器网络节点集群协同避障方法^[1]。在此方法中,结合了蜂拥控制模型^[2],并加入了 Steer to Avoid 避障法则。由于转向时平行于障碍物的切线运动,使得它能够最高效率地避开障碍物,并在一些应用中可以更准确地跟踪目标,提高跟踪效率。

然而,在移动传感器节点跟踪的实际应用中,节点所处的工作环境有时是非常复杂甚至是杂乱无章的,不仅存在静止障碍物,而且经常充斥一些移动障碍物。这些障碍物的运动

到稿日期:2011-03-20 返修日期:2011-09-28 本文受湖南省科技计划重点项目(2010gk2002),湖南省自然科学基金(09JJ5045),高等学校博士学科点专项科研项目(新教师)(20100161120021)资助。

陈佐(1979-),男,博士,讲师,主要研究方向为计算机网络、数据挖掘、嵌入式系统、云计算;涂员员(1986-),女,硕士生,主要研究方向为无线传感网络;万新(1989-),男,硕士生,主要研究方向为无线传感网络, E-mail: sean.onex@gmail.com(通信作者)。

存在着很强的不确定性,比如移动障碍物的速度的大小和方向时刻发生变化,这势必会影响传感器节点的跟踪效率,甚至脱离跟踪目标,陷入死局。

针对上述集群协同避障问题,提出了一个关于避开移动障碍物的目标跟踪方法——面向未知动态环境移动无线传感器网络集群协同避障。此方法是在文献[1]采用蜂拥控制模型与 Steer to Avoid 避障法则相结合的基础上进行改进的,在转向时将移动障碍物的速度和方向作为模型的一个输入,从而做出更加优化的转向判断,使得能够最高效率地避开处于移动状态中的障碍物,这样在一些相关应用中可以更准确地跟踪目标,提高跟踪效率。比如,在航模比赛中遇到障碍物时,能准确无误地避开移动障碍物(如大鸟)并继续保持队形飞行;跟踪养老院人员时,这种精确跟踪可有效地避开移动障碍物(如车辆、人群)等。本模型可广泛应用于各种飞行器的空中交通管制系统与灾难救助等领域中。

2 相关研究

近年来,在移动传感器网络目标跟踪问题的研究中,蜂拥控制模型一直是研究的热点。该模型具有众多传感器在一起移动并相互通信时无冲突、速度匹配以及向中心汇聚的优点,即在跟踪过程中使节点间既不碰撞又不分离,且速度处于匹配状态,让群体达到协同。对于蜂拥控制模型和群体模型方法,不少相关学者进行了研究。

Reynolds 在 1987 年首先提出了一个经典的蜂拥控制模型^[2],该模型包含 3 个群体运动规则:a)碰撞避免。使一个智能体可以和它附近的智能体保持一定的分隔距离,避免发生碰撞;b)速度匹配。使各个智能体与其邻域内其他智能体的速度保持一致(方向与大小);c)聚合。使智能体间具有凝聚力,保持队列的紧凑。Reynolds 虽然没有提出具体的模型,但是这 3 条规则开创了蜂拥控制研究的新方向。Vicsek^[3]等人在 Reynolds 模型的基础上提出了改进的群体蜂拥模型;Olfati Saber^[4]使用了动态网络来对群体蜂拥行为进行建模;H. G. Tanner^[5-8]从 Reynolds 的模型中得到了灵感,他使用一组具有双积分特性的群体系统,实现了 Reynolds 模型中的 3 种行为规则;文献[9,10]提出了一个扩展了的蜂拥算法:在蜂拥群体中有一个速度不断变化的虚拟领导者,并且只有少数的蜂拥个体知道。Shi 和 Wang^[11]研究了在虚拟领导者的状态以及蜂拥个体和周围相邻个体之间拓扑关系不断变化时移动个体的动态属性。

虽然蜂拥控制模型能够从简单的局部规则涌现出协调的全局行为来完成群体的协同跟踪,但在跟踪过程中障碍物是不可避免的。那么在检测到障碍物时需要引入一个避障方法。在现在的众多避障方法中,虚拟力场方法(Virtual Force Field)是使用得比较多的一种。虚拟力场法是由密歇根大学的 Borenstein 和 Koren 于 20 世纪 80 年代提出的一种应用于未知环境中的移动机器人实时避障算法^[12-14]。但使用虚拟力场方法进行避障时,节点在检测到障碍物后只是会作简单的减速工作,随着速度的减小,跟踪效率也随之明显降低,且不能转向继续有效地跟踪目标。

Reynolds 提出了 Steer to Avoid 的避障方法^[15]。可以把这种避障的方法看成自然界鸟类常见的通过视觉来导航的方法。这个避障方法有 3 个特点:(1)个体只考虑在他前进方向上正对着的障碍物;(2)在个体自身的坐标系工作,检测出障

碍物离个体最近的边缘点;(3)把障碍物中心与该点连线的直角方向作为个体转向的依据。与虚拟力的避障方法相比,Steer to Avoid 避障方法让个体沿着障碍物的边缘运动,提高了物体避开障碍物的效率。

以上简单介绍了蜂拥控制模型和避障方法,那么针对在跟踪过程中避开移动障碍物的避障方法,相关学者也作了一些研究,目前主要方法有障碍物不确定路径规划法和人工势场法。

文献[16]提出了障碍物不确定路径规划法,其避障思想是针对障碍物的不确定性的最坏情况做出反应,以避免所有可能的碰撞。这里采用一种基于文献[17,18]的避障算法,建立一个相对坐标系,直接利用传感器节点与障碍物的相对速度信息进行避障。然而,解决动态环境下节点的跟踪规划问题是一个比较难处理的问题,因为它需要在状态空间进行规划,即需要连续不断地解决路径规划和速度规划问题。路径规划涉及从初始点到目标点的避障路径的计算,而速度规划本身就是一个动态问题,需要考虑动力学约束和执行器的约束。研究表明,移动节点在具有速度界限和任意多障碍物的平面上的动态运动规划是难以处理的问题。除计算之外,由于环境的不确定性使得运动规划问题不一定有解,因为在 t_0 时刻求出的解也许在 t_0 以后时刻并不适合。

人工势场法^[19]是 Khatib 于 1986 年提出的,其原理是:移动节点在一个虚拟的力场中运动,障碍物被斥力势场包围,其产生的排斥力随机器人与障碍物距离的减少而迅速增大,方向背离障碍物;目标点被引力势场包围,其产生的吸引力随节点与目标位置的接近而减小,方向指向目标点;然后按各个障碍物和目标位置产生的人工势能的总和,取势函数梯度下降的方向(即沿排斥力矢量和吸引力矢量和的方向)来实现无碰撞路径规划。迄今为止这仍是应用最广泛的无碰撞路径规划方法之一。传统的人工势场法只考虑了工作空间中障碍物的位置信息。当工作空间中具有动态障碍物时,通常的做法是在每一采样时间段开始记录下障碍物的位置,并且假定障碍物在这一采样时间段内保持位置不变,在这一前提下进行规划。但由于未考虑障碍物的运动在某些情况下还是会发生碰撞,或是进行不必要的避障运动,文献[20]中提出了将速度矢量和加速度矢量引入到人工势场中,应用基于矢量合成的方法来较好地解决上述缺陷。但是在实际应用中,速度特别是加速度不容易测量,在障碍物运动具有不确定因素的情况下会产生较大的误差。

文献[1]采用的方法是结合蜂拥控制模型,并在其中加入 Steer to Avoid 避障法则。该模型在静止障碍物的避障中有很高的效率,但在移动传感器节点跟踪的实际应用中,往往碰到的是移动障碍物。如果直接采用文献[1]的模型来避障,则会有很大的局限性。因为移动障碍物的下一刻位置是不确定的,如果没有对其进行预测,那么很有可能再次相碰,甚至节点群体将一直处于被动状态,跟踪速度也会受到限制,从而使跟踪效率降低。针对原模型在避开移动障碍物上的缺陷,需要对原模型进行改进,将障碍物的速度作为模型的一个输入,使传感器节点群可高效地避开移动的障碍物。

3 协同避障改进的模型

3.1 问题描述

在一个平面内有 N 个自治系统,每个自治系统没有大小

(看成点)且质量为1。每个自治系统装有传感器,所以可以把每个自治系统看成一个传感器节点。感应其他自治系统在平面中的位置、速度等信息,并假设感应角度为360度,感应范围为圆形。节点*i*的运动满足下面两个方程:

$$\begin{cases} \dot{r}_i = v_i \\ \dot{v}_i = u_i; i=1, \dots, N \end{cases} \quad (1)$$

式中, $r_i = (x_i, y_i)^T$ 是节点*i*的位置向量, $v_i = (\dot{x}_i, \dot{y}_i)^T$ 是节点*i*的速度向量,且节点*i*的速度与全局水平坐标轴的夹角定义为 $\tan\theta_i = \dot{x}_i / \dot{y}_i$, $u_i = (\ddot{x}_i, \ddot{y}_i)^T$ 是节点的控制输入(加速度)。 $R_{ij} = r_i - r_j$ 定义为节点*i*与节点*j*之间的距离。

可以把控制输入定义为:

$$u_i = \alpha_i + \beta_i + \gamma_i \quad (2)$$

该等式的第一部分 α_i 是速度匹配项,用来实现 Reynolds 模型中的第三个目标; β_i 是协同项,主要完成节点之间的碰撞避免和聚集,实现了 Reynolds 模型中的前两个目标; γ_i 是虚拟领导项,在运动的过程中能够产生一个远离障碍的斥力,同时使节点朝着预先给定的终点 $r_d = (x_d, y_d)^T$ 运动。

文献[1]中只研究了障碍物是静止正方形的情况,节点对于障碍物的斥力和节点的 Steer to Avoid 转向都是面向障碍物边缘的。本文将协同避障模型引入移动障碍的环境,并将现有模型做适当的改进,让群体能够避开空间环境中的移动障碍物,且能保证一个较高的避障效率。图1给出协同避障模型。

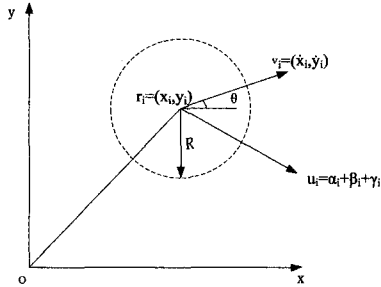


图1 协同避障模型图

可以定义移动障碍物的瞬时速率为 v_o 。如果在运动过程中 v_o 保持恒定,那么障碍物做匀速运动;如果 v_o 的大小和方向随时间变化,那么障碍物做变速运动。在运动过程中,障碍物上的每一个点 (O_x, O_y) 均可看作是以 v_o 的速度运动的。

3.2 模型的建立

邻域(感应范围):节点只能和自己邻近的节点通信,控制输入也主要通过这些信息获得。令 N_i 为节点*i*的邻域中的节点集(不包括*i*本身),有:

$$N_i \triangleq \{j \mid \|r_{ij}\| \leq R\} \subseteq \{1, \dots, N\} \quad (3)$$

式中, R 是节点的感应半径。节点是运动的,每个节点之间的距离是不断变化的,这导致了每个节点的邻域是不断变化的。

速度匹配项 α_i :该项由节点*i*和其邻域内所有速度向量相减,然后将这些差值叠加,得到一个综合的控制输入。该项可以使节点*i*与邻域内其他节点的速度不断接近,直到所有节点速度相等。

$$\alpha_i = - \sum_{j \in N_i} (v_i - v_j) \quad (4)$$

协同项 β_i :该控制输入的作用是使节点间距离太近时避免碰撞(斥力),节点间距离太远时又相互吸引(引力),超出感应半径 R 后不存在任何力。邻域内的所有节点对节点*i*造成的控制输入的总和构成了控制输入 β_i 。令节点*i*邻域内的节

点*j*对节点*i*造成的避障聚合控制输入为 V_{ij} 。可定义 V_{ij} 为:

$$V_{ij} = (r_{ij} - r)^n; n=1, 3, 5, \dots, 2k+1 \quad (5)$$

式中, r 是节点之间稳定后的距离; n 为一个正的奇数,可以根据实际情况来设置。则可以得到协同项 β_i 为:

$$\beta_i = - \sum_{j=1, j \neq i}^N V_{ij} \quad (6)$$

虚拟领导项 γ_i :该项保证节点在避开障碍的情况下同时朝着预先给定的目标点运动。对于节点的运动过程,分情况讨论。当在自己的感应范围内检测不到障碍物时,该项提供一个恒定的朝向目标的引力 $U_i = U_d$,使节点能够朝着目标运动;当节点离目标非常近以后, $r_{id} < r_{min}$,取消这个引力,让节点能在目标位置处停下来;当在感应范围内检测到障碍物时,先取消这个引力,取障碍物离节点最近的一点 r_o ,施加一个与节点连线方向上的斥力 U_i :

$$U_i = -U_o / (r_{io})^m \quad (7)$$

式中, U_o 为一个恒值; m 是一个正整数,按实际情况设置。当节点与障碍物离得非常近时,该项提供一个非常大的斥力。则节点的虚拟领导控制输入 $\gamma_i = U_i$ 。

综上所述,节点*i*总的控制输入 u_i 可以确定为:

$$u_i = \begin{cases} - \sum_{j \in N_i} (v_i - v_j) - \sum_{j \in N_i} V_{ij} - U_i - kv_i, & r_{id} < r_{min} \\ - \sum_{j \in N_i} (v_i - v_j) - \sum_{j \in N_i} V_{ij} - U_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中,当节点与目标点的距离小于一个定值以后,可以看作节点已经到达目标。这时节点的速度应该下降,最终能在目标旁停止下来。所以当 $r_{id} < r_{min}$ 时,为 u_i 添加阻尼项 $-kv_i$ 。

避障中的 Steer to Avoid:在传感器检测到障碍的同时,计算节点速度方向直线与障碍边缘的交点的切线。切线有两个方向,必须选择其中一个方向来转向。可以先任意选择一个方向,角度记为 σ_i (角度的大小都是相对于水平方向的)。将节点与目标点相连接,这条直线的角度记为 ξ_i ,这条直线势必与该切线相交。

$$\xi_i = \arctan((y_i - y_d) / (x_i - x_d)) \quad (9)$$

由于切线方向为转向后的速度方向,在选择节点的转向方向时,需要选择能尽快到达目标的方向。若当前选择的方向 σ_i 假定为转向后的速度方向,将该速度投影到节点*i*与目标的连线上,可以得到一个朝向目标的速度分量。将以上两条直线的角度相减,若得到的结果小于等于 $\pi/2$,则该投影的速度分量是指向目标的,也就是速度方向是趋向于接近目标的,所以取 σ_i 为转向方向。如果两个角度相减得到的结果为钝角,则将 σ_i 减去 π ,然后将其作为转向角度。最后得到的转向角记为 φ_i ,如图2所示。

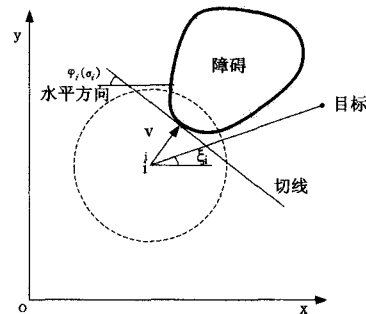


图2 Steer to Avoid 避障方向选择

φ_i 的选择可以描述为:

$$\varphi_i = \begin{cases} \alpha_i, & |\alpha_i - \xi_i| \leq \pi/2 \\ \alpha_i - \pi, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

在遇到障碍物的情况下,速度要能很快地改变为切线方向,否则可能会因为速度太快而撞上障碍。所以,在障碍物下的 Steer to Avoid 避障方法的速度改变应该是瞬时的。在这里,速度方向瞬间从 θ_i 改变为 φ_i 。

追踪节点中的 Steer to Avoid; 可以把 Steer to Avoid 引入到节点的跟踪过程中。在没有检测到障碍物的情况下,现在的模型只单独使用一个朝向目标的控制输入来吸引节点朝目标运动,这种方法在速度偏离目标很远时存在一定的缺陷。这里,将 Steer to Avoid 的避障方法同样引入节点的跟踪过程中,使得节点能够更快、更优化地到达目标点。当节点在感应范围内检测不到障碍时(障碍的最近点在感应范围之外),节点会以自身与目标点的连线方向作为转向的方向,记为 φ_i 。在跟踪目标的 Steer to Avoid 中,速度应该是平滑地改变。这里定义一个恒定的角速度 ω ,速度方向以角速度 ω 从 θ_i 平滑地转变为 φ_i 。这一个转向法则和虚拟领导控制项共同作用于节点,使得节点能更优化地朝着目标运动。

另外,可能某些节点自身没有检测到障碍物,此时该节点的转向角度为 null,但其邻域内已经有节点做出了转向的决定。那么该节点可以根据邻域内其他节点的转向角做出转向的决定。在没有遇到障碍物前就做出转向的决定,可以大大提高群体在转向的效率。图 3 示出 Steer to Avoid 在转向上的使用。

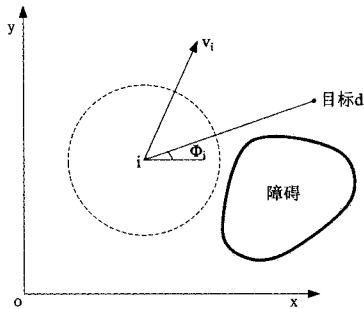


图 3 Steer to Avoid 在转向上的使用

节点在做出转向的决定前,首先要看自己是否能检测到障碍物。如果能检测到障碍物并能根据 Steer to Avoid 避障方法来计算出转向角,则忽略邻域内其他节点的转向。若节点不能检测到障碍物,则检查邻域内所有节点的转向角,并求出所有转向角的平均角度,将该角度作为节点的转向角。它可以描述为:

$$\varphi_i = \sum_{j \in N_i} \varphi_j / n; j \in N_i, \varphi_i = \text{null}, \varphi_j \neq \text{null} \quad (11)$$

式中,邻域内有 n 个节点的转向角度不为 null。

确定了节点的转向角度后,可以根据下式将速度向量改变为:

$$\begin{cases} v_x = \cos\varphi_i \sqrt{(v_x^2 + v_y^2)} \\ v_y = \sin\varphi_i \sqrt{(v_x^2 + v_y^2)} \end{cases} \quad (12)$$

协同避障模型在移动障碍环境的改进:如果障碍物从静止变为移动,现有的模型在避障时得到的转向方向可能会和障碍的移动方向相同,节点和障碍可能会保持相对静止,从而导致避障效率下降。以下两点模型的改进从移动障碍物的特

点出发,与 Steer to Avoid 共同作用到节点转向的过程之中。与避障中的 Steer to Avoid 相应,节点是必须检测到障碍物的情况下才会做出转向的判断。另外,障碍物必须是移动的,否则退化成了避障中的 Steer to Avoid 转向,以下的两项将不起任何作用。如果节点没有检测到障碍物,则仍然用追踪节点中的 Steer to Avoid 来导航节点。

(1)移动预判。节点是能够根据障碍物移动速度的方向和大小来估计出经过 Δt 时间后障碍物的位置的(假设 Δt 内都是按匀速运动)。节点则根据 Δt 时间后障碍物的位置来进行 Steer to Avoid 转向判断。这样,节点根据障碍物的移动趋势来决定自己的转向,提高了转向效率。移动预判是在 Steer to Avoid 之前作用在节点之上的。当障碍物进入节点的感应范围后,节点通过感应障碍物位移的微分来得到障碍物这个时刻的瞬时速度 v_o 。可以将障碍物的速度分解成水平和垂直两个方向的两个分速度 v_{ox} 和 v_{oy} 。

$$\begin{cases} v_{ox} = v_o \times \cos\theta_o \\ v_{oy} = v_o \times \sin\theta_o \end{cases} \quad (13)$$

式中, θ_o 是障碍物移动速度与水平方向的夹角。那么障碍物上一点 (O_x, O_y) 在 Δt 时间后的位置为:

$$\begin{cases} O_x' = O_x + v_{ox} \times \Delta t \\ O_y' = O_y + v_{oy} \times \Delta t \end{cases} \quad (14)$$

整个障碍物也可以用以上的公式来预判出 Δt 时间后的位置。如图 4 所示,节点对 Δt 时间后的障碍物进行 Steer to Avoid 转向判断。障碍物已经不在节点的速度方向上了,节点则不会改变自己的速度方向,明显提高了转向效率。在实际情况下, Δt 不能太大,否则会与障碍物发生碰撞。

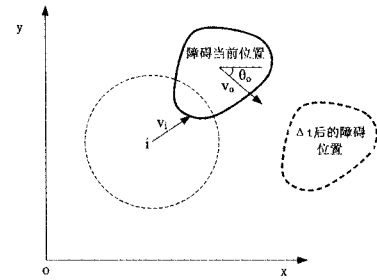


图 4 移动预判

(2)障碍速度对 Steer to Avoid 的影响。在移动预判过后,很可能在速度方向上检测到障碍物,这时要对移动中的障碍物进行 Steer to Avoid 转向判断。模型中前面几项的综合作用,也只会让节点沿着障碍物的切线方向运动。但如果障碍物有远离节点的趋势,按照切线方向转向的效率就明显变低了。如果障碍物是接近节点的,节点首先受到 Tanner 模型中的虚拟领导项的作用而减速,并没有能够很快地将节点的方向调整到一个合理的角度。所以,障碍的速度要加入到 Steer to Avoid 的转向判断中。

根据原来避障中的 Steer to Avoid 法则可以得到一个切线方向的转向角度,节点速度的大小不改变,只是方向改变为此切线方向。这里把这个改变后的速度定义为 v_{t1} 。这里将障碍物的速度进行分解,可以把障碍物的速度投影到节点的 Steer to Avoid 坐标系上(该坐标系以切线方向为横轴,以垂直切线的方向为纵轴)。可以得到两个速度的分量,记横轴速度为 v_{o1} ,纵轴速度为 v_{o2} ,如图 5 所示。

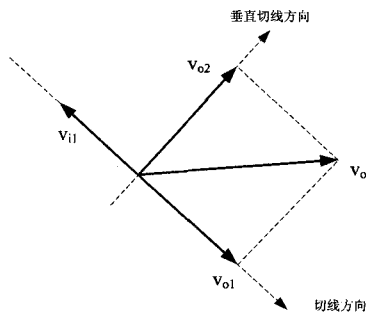


图5 障碍速度在 Steer to Avoid 的投影

根据式(15)可以将 v_o 投影到 Steer to Avoid 坐标系中:

$$\begin{cases} v_{o1x} + v_{o2x} = v_{ox} \\ v_{o1y} + v_{o2y} = v_{oy} \\ v_{o1x}^2 + v_{o1y}^2 + v_{o2x}^2 + v_{o2y}^2 = v_{ox}^2 + v_{oy}^2 \\ \tan\varphi_i = v_{o1y}/v_{o1x} \\ \tan(\varphi_i + \pi/2) = v_{o2y}/v_{o2x} \end{cases} \quad (15)$$

由式(15)可以解出两个速度分量。得到了 v_{o1} 和 v_{o2} 后,可以和原来的 v_{i1} 一起来决定出新的 Steer to Avoid 转向角。首先判断横轴速度,如果 v_{o1} 和 v_{i1} 是反向的,那么节点原 Steer to Avoid 判断出的转向方向和障碍物移动的方向相反,适合节点避开障碍,横轴方向速度选取当前的 v_{i1} 。如果 v_{o1} 和 v_{i1} 是同向的,那么节点运动的方向和障碍物移动的方向是相同的。这里存在两种情况:如果障碍物的速度不是很快,节点可以加速绕过障碍;如果障碍物的速度接近于节点,那么节点和障碍保持相对静止,这时需要将节点的速度反向。此时先比较 v_{o1} 和 v_{i1} 两个速度的大小。如果 v_{o1} 小于 v_{i1} 的一半,那么可以认为当前的节点是可以加速绕过这个障碍的,仍然取当前的 v_{i1} 作为横轴速度。如果 v_{o1} 大于 v_{i1} 的一半,那么节点可能追不上障碍物,将当前的 v_{i1} 反向,速度大小不变。这里可以确定 v_{i1} :

$$v_{i1} = \begin{cases} v_{i1}, & \text{如果 } v_{i1} \text{ 与 } v_{o1} \text{ 反向或者 } v_{o1} < \frac{1}{2} v_{i1} \\ -v_{i1}, & v_{i1} \text{ 与 } v_{o1} \text{ 同向且 } v_{o1} > \frac{1}{2} v_{i1} \end{cases} \quad (16)$$

将式(16)产生的 v_{i1} 和 v_{o2} 进行向量叠加,得到最后的转向速度 v_i' 。叠加后速度转向方向是根据障碍的运动趋势来确定的,从而可以得到更高的避障效率。相关公式描述如下:

$$\begin{cases} v_{ix}' = v_{o2x} + v_{i1x} \\ v_{iy}' = v_{o2y} + v_{i1y} \end{cases} \quad (17)$$

通过把障碍物速度分解,然后将其作为 Steer to Avoid 的一个参考,提高了节点的避障效率。可以看到,当障碍物速度方向远离节点时,节点并没有完全将速度方向转变为切线方向。当障碍物速度方向朝向节点时,节点的速度方向可以很快地改变为远离障碍的方向,并有一个切线的分速度使其仍然能以很高的效率避开障碍。

总结以上的模型,能够让群体协同地朝着目标前进,并能够在检测到障碍后做出转向的决定。如果面对的是静止的障碍物,则转向的方向是障碍方向的切线;如果是移动的障碍物,节点能预判出障碍的移动趋势,转向方向则是障碍切线方向和障碍速度分量的叠加。这使转向的效率得到了很大的提高。同时,单个节点的感应范围可能是有限的,但是当群体规

模较大时,能够组成一个很大的感应范围,这能使群体在转向时更快、更好地做出决定。

4 仿真实验与分析

仿真实验模拟了本文所提模型,验证了模型的有效性和稳定性。并对 Tanner 的蜂拥控制模型和笔者曾提出的协同避障模型进行了对比分析。

仿真的监测范围为 1200×1200 大小正方形区域。障碍物设定为边长为 200 的正方形,初始坐标位于横轴坐标 400 到 600、纵轴坐标 25 到 225 的范围内。障碍由下向上运动,障碍单位时间移动的横纵坐标为 10 和 0(速度向量)。目标的位置为(900,500)。在横纵坐标为 0 到 200 的区域内随机布置 10 个移动无线传感器节点并做以下初始化:节点速度的横纵分量为 -100 到 100 的随机值,感应半径 R 均为 150,控制输入初始为 0。这些传感器节点要协同地朝着目标位置前进,并能够避开图 6 中的方形障碍物。

如果使用 Tanner 的蜂拥模型来避开障碍物到达目标点,可以得到图 6 所示的仿真图像。

从图 6 可以看到,Tanner 模型的节点在遇到障碍物后只施加给节点一个斥力,并没有任何的转向判断。弹开后使节点速度方向再次朝向目标点运动是有一个过程的。这个过程中,障碍也在移动,节点可能又再次碰到障碍。所以 Tanner 的协同避障模型在移动障碍物环境中的避障效率较低。笔者曾经对 Tanner 的模型做了改进,并加入 Steer to Avoid 转向判断。经过证实,在避开静止障碍物时,它能够有效提高避障效率。现在将该模型应用到移动障碍的环境中,可以得到图 7 的图像。

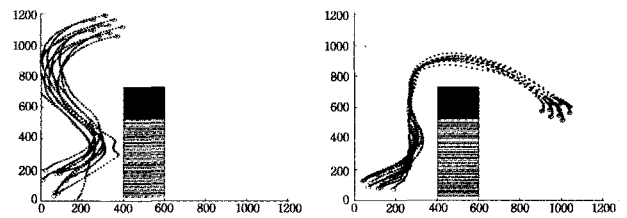


图6 Tanner 的协同避障模型 图7 加入 Steer to Avoid 的协同避障模型避开环境中移动障碍

由图 7 可知,协同避障模型有了 Steer to Avoid 的转向判断,使节点群的转向方向为障碍的切线方向,比 Tanner 模型的避障效率有了一定的提升。但在移动障碍物的环境下,Steer to Avoid 做出的判断可能并不是最优的,如果障碍的运动方向和节点的 Steer to Avoid 避障判断方向同向,它可能就会和障碍物保持相对静止,从而大幅度降低了避障效率。

改进后的模型在遇到障碍物的 Steer to Avoid 判断中加入了障碍物速度的因素,图 8 是改进后的模型在移动障碍物环境下的应用。

由图 8 可以得到,当障碍物的运动趋势和节点的 Steer to Avoid 转向判断相同而且两者的速度较为接近时,节点能将自身的速度反向,使之向着障碍物运动相反方向运动。同时,在 Steer to Avoid 转向判断之前,节点会对障碍物进行移动预判。通过仿真可以证明,改进后的协同避障模型明显提高了

避开移动障碍的效率。

图 9 给出了基于以上 3 种不同的协同避障模型的节点群在绕开障碍物时的速率变化情况。

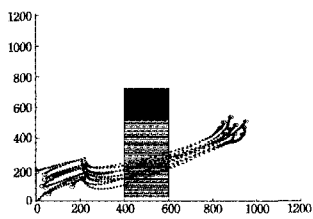


图 8 改进后的协同避障模型避开环境中移动障碍

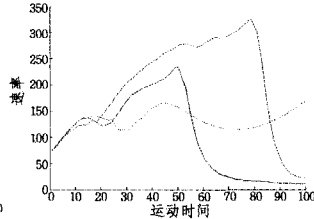


图 9 基于 3 种不同的协同避障模型的节点群速率变化曲线

图 9 横轴表示的是节点运动的时间,纵轴表示的是 10 个节点的平均速率。红色的线是 Tanner 的蜂拥控制模型的速率变化曲线;蓝色的线是加入了 Steer to Avoid 避障方法后模型的速率变化曲线;黑色的线是改进后模型的速率变化曲线。可以看到,Tanner 的蜂拥控制模型在遇到障碍后会有一很大的减速,再次接近障碍后又被弹开,其避障的效率非常低,在时间为 100 时,仍然没有接近目标点。加入了 Steer to Avoid 避障方法的模型虽然比 Tanner 的模型速率损失要小,能够沿着障碍的边缘运动,并且最终能够到达目标,但是避障过程中与障碍和节点群保持相对静止,避障的效率大幅降低,大约在时间为 90 时才能接近目标。改进后的模型在做 Steer to Avoid 判断时,将障碍的速度作为考虑的因素,从而选择了更优的路线,在时间为 60 时就已经接近终点。速率曲线反映出改进后的模型能够维持一个较快的速率且以较高的效率来避开移动障碍物,从而更快地到达目标点。同时,曲线和横轴包围的面积就是节点在 100 的时间内走过的平均距离。从图 9 可知,改进后的模型在到达目标的过程中走过的距离是较小的,是一条较优的路线。

模拟实验的结果虽然体现了改进模型在移动障碍物的环境下能有更好的避障效果,但也存在一定的局限性。如障碍物的移动方向与节点群的方向为锐角,没有在实验中验证两者方向为 0 度与 180 度且障碍物速度变化的更加复杂的情况。同时,本文研究的障碍物为凸型,没有提出在凹形障碍物下的避障算法。

结束语 本文阐述了传感器节点群体在碰到移动障碍物时如何以较高效率来绕开障碍物并继续朝着目标前进。本文将优化的 H. G. Tanner 的蜂拥控制模型与 Steer to Avoid 避障方法相结合,并进一步改进 Steer to Avoid 避障方法,提出一个新的针对移动障碍物的传感器节点集群协同转向避障模型。模型中,节点能预判出障碍的移动趋势,其转向方向则设置为障碍切线方向和障碍速度分量的叠加,从而做出更加优化的转向判断,使得模型在群体协同避开移动障碍物的过程中取得了更高的效率。理论上本模型能够避开各种凸形、简单凹形的移动障碍物。其相关模型的改进需要进一步研究。

参 考 文 献

[1] Chen Zuo, Wan Xin, Tu Yuan-yuan. A cooperative obstacle avoidance approach in mobile wireless sensor network[C]//Proc of the Second International Symposium on Intelligent Information Systems and Applications(IISA'10). 2010

[2] Reynolds C W. Flocks, Herds and Schools; A distributed behavioral model[J]. Computer Graphics, 1987, 21(4): 25-34

[3] Vicsek T, Czirok A, Ben J E, et al. Novel type of phase transition in a system of self-driven particles[J]. Physical Review Letters, 1995, 75(6): 1225-1229

[4] Olfati-Saber R. A unified analytical look at Reynolds flocking rules, Technical Report 2003-014[R]. California: California Institute of Technology, 2003

[5] Tanner H G, Jadbabair A, Pappas G J. Stable flocking of mobile agents, Part I, Fixed Topology[C]//Proc of the 42nd IEEE Conference on Decision and Control. IEEE Press, 2003: 2010-2015

[6] Tanner H G, Jadbabair A, Pappas G J. Stable flocking of mobile agents, Part II, Dynamic topology [C]//Proc of the 42nd IEEE Conference on Decision and Control. IEEE Press, 2003: 2016-2021

[7] Tanner H G. Flocking with obstacle avoidance in switching networks of interconnected vehicles [C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE Press, 2005: 3006-3011

[8] Tanner H G, Jadbabair A, Pappas G J. Flocking in fixed and switching networks [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2007, 52(5): 863-868

[9] Su H, Wang X, Lin Z. Flocking of multi-agents with a virtual leader, part i; with a minority of informed agents[C]//Proc 46th IEEE Conf. Decision and Control. 2007: 2937-2942

[10] Su H, Wang X, Lin Z. Flocking of multi-agents with a virtual leader, part ii; with a virtual leader of varying velocity [C]//Proc. 46th IEEE Conf. Decision and Control. 2007: 1429-1434

[11] Shi H, Wang I, Chu T, et al. Flocking of multi-agents with a virtual leader[C]//Proc of the 2007 IEEE Symposium on Artificial Life. 2007: 287-29

[12] 李春菊, 陈文瑛. 基于虚拟力场法的移动机器人避障研究[J]. 机电产品开发与创新, 2009, 22(3): 22-23

[13] 薛峰, 李迅, 马宏绪. 基于无线传感器网络的移动机器人智能导航算法[J]. 传感技术学报, 2008, 21(5)

[14] 张玉堂, 邓鲁华, 宗光华. VFF: 该井的虚拟力场移动机器人臂章算法[J]. 工业控制计算机, 2007, 20(5): 26-28

[15] RED3D. Obstacle Avoidance steering behavior [EB/OL]. <http://www.red3d.com/cwr/steer/Obstacle.html>

[16] 张成钢, 孙茂相. 移动机器人在障碍物具有不确定性时的运动规划[J]. 机器人, 2003, 25(3): 1002-0446

[17] Fiorini P, Shiller Z. Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles [J]. The International Journal of Robotics Research, 1998, 17(7): 760-772

[18] 赵忆文, 谈大龙. 基于速度势场的移动障碍物局部在线避碰[A]//Proceedings of the 3rd WCICA[C]. Hefei; P R China, June 28-June 2, 2000; 1271-1274

[19] Khatib. Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots[J]. The International Journal of Robotics Research, 1986

[20] Chanclou B, Luciani A. Global and local path planning in natural environment by physical modeling[C]//Proceedings of the 1996 IEEE/RJS International Conference on Intelligent Robotic and System'96(IROS 96). 1996