

# 无线传感器网络中移动节点定位算法研究

侯守峰, 周小佳, 闫斌

(电子科技大学 自动化工程学院, 成都 611731)

E-mail: itsloop@gmail.com

**摘要:** 提出一种利用临时锚节点的蒙特卡罗箱定位算法. 该算法是基于蒙特卡罗定位方法之上, 通过引入节点平均速率来获取临时锚节点, 并利用一跳范围内的临时锚节点构建最小锚盒, 增强样本过滤条件, 从而加速了采样和样本过滤. 此外, 在样本的获取上采用了非随机采样的均衡采样方法, 有效地降低了采样次数. 仿真结果表明: 该算法同蒙特卡罗定位算法等相比, 提高了节点的定位精度, 降低了节点的能耗.

**关键词:** 无线传感器网络; 定位; 移动节点; 蒙特卡罗定位; 锚节点

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-4220(2011)06-1081-04

## Mobile Node Localization for Wireless Sensor Networks

HOU Shou-feng, ZHOU Xiao-jia, YAN Bin

(College of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

**Abstract:** A location algorithm called MBTA (Monte Carlo localization boxed using temporary anchor) which is based on the Monte Carlo localization method is proposed in this paper. In this algorithm, it obtains temporary anchor nodes through the average rate of nodes, meanwhile it constructs the smallest anchor box and enhances the filter using the temporary anchor nodes within one hop in the network, thus accelerating the sample and filter. Besides, it adopts the uniformly sampling method instead of randomly sampling method in the aspect of getting samples, thereby effectively reducing the number of required samples. Simulation results show that MBTA has better performance than MCL and MCB in aspects of the localization accuracy of nodes and energy consumption.

**Key words:** wireless sensor networks; localization; mobile node; Monte Carlo localization; anchor node

## 1 引言

网络中节点定位是无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)应用的基础, 如森林火灾监测、水源监测、网络的负载均衡以及网络拓扑的自配置<sup>[1]</sup>等都需要网络节点知道自身的位置信息. 人工部署或为所有网络节点安装GPS接收器会受到成本、功耗和扩展性等因素的限制, 甚至在某些场合因非视距等问题很难实现GPS定位. 因此必须采用一定的机制, 使得无线传感器网络在小部分节点位置已知或者所有节点位置未知的情况下, 实现未知节点的自身定位.

目前已有许多无线传感器网络节点自身定位的算法<sup>[2-5]</sup>, 但大部分在设计时没有充分考虑节点的移动性, 使算法性能在节点移动时表现很不理想. 2004年, Hu等人首次将蒙特卡罗定位方法应用于无线传感器网络中移动节点的定位, 提出了MCL算法<sup>[6]</sup>, 其利用节点的移动性来提高定位精度. 实验证明动态节点较静态节点在运动中能获取更多信息, 定位精度更高. 但该方法为获取有效样本采样次数过多且容易出现粒子退化现象. 文献[7]提出了一种MCL改进算法MMCL, 该算法靠锚节点不断泛洪信息来提高定位精度, 但由于MMCL中节点可以接收来自两跳以外锚节点的信息, 额外的通信开销也是相当大的. Baggio等人提出的MCB<sup>[8]</sup>算法, 通过定义锚箱和采样箱提高了采样的成功率. 但是当锚节点的比重很小时, 采样的成功率仍然很低. Wang和Zhu提出了一种改进的MCB算法SAMCL<sup>[9]</sup>, 该算法可根据观测情况改变产生的样本数量, 从而提高定位精度. 但它导致了样本数量的减少, 当锚节点密度较低时, 定位精度很低甚至可能无法正常定位. 文献[10]提出的算法利用非锚邻居节点的估计位置和最大位置误差来限制锚箱并在下一时隙精确地过滤样本点, 从而提高了定位精度. 但该算法是通过全部的非锚节点进行计算和广播来辅助定位, 极大地消耗了网络能量. 本文提出的MBTA定位算法借鉴了文献[10]中利用非锚节点来提高定位精度的思想, 引入了临时锚节点和可信任权值等概念. 该算法与以往算法相比, 具有明显优势:

1) 临时锚节点能降低定位过程中的样本采样次数, 并增强了滤波过程, 有效降低了节点能耗;

2) 在锚节点密度较小时, 临时锚节点可用来协助定位, 有效地提高了节点定位精度.

此外, 在临时锚节点的选取上, 引入了节点平均速率和最大估计位置误差, 使其选取更为合理和高效.

## 2 MBTA 算法描述

本文提出的MBTA算法的定位过程分为预测、过滤、重采样和输出四个阶段. 在预测阶段, 待定位节点利用两跳范围内被感知的锚节点集合S构建锚盒, 接着利用该节点上一时刻的位置判断所求锚盒的有效性, 同时通过临时锚节点对有

收稿日期: 2010-03-22 收修改稿日期: 2010-05-10 基金项目: 四川省科技攻关计划项目(05G007-011-02) 资助. 作者简介: 侯守峰, 男, 1984年生, 硕士研究生, 研究方向为无线传感器网络; 周小佳, 男, 1969年生, 博士, 副教授, 主要研究方向为无线传感器网络、电力系统自动化; 闫斌, 男, 1974年生, 博士, 讲师, 研究方向为无线传感器网络路由、数据融合.

效的锚盒采用 min-max 方法进一步缩小锚盒,最后在该锚盒中选取样本.在过滤阶段,充分利用该节点上一时刻的位置和临时锚节点的信息加强对预测样本的过滤,从而提高节点定位精度.过滤完成后,剩余的样本有可能很少,需要重采样来补充样本,最后用样本的加权平均值作为待定位节点的位置估计.初始时刻将所有待定位节点的可信任权值设为  $value = 0$ ,定位过程中,节点可信任权值越小表示节点定位精度越高.

### 2.1 采样区域的确定

用  $(x, y)$  表示锚节点的坐标  $(x_{\min}, y_{\min}, x_{\max}, y_{\max})$  表示锚盒位置,节点的通信半径为  $r$ ,  $t$  时刻待定位节点所感知到的两跳范围内的锚节点集合为  $S$ ,则根据集合  $S$  的情形可分为三种情况.

1)  $S$  为空集,即  $t$  时刻待定位节点没收到锚节点的信息,则将该节点的可信任权值  $value$  增加一个单位,采样区域选取为以该节点上一时刻  $t-1$  所在位置为圆心,最大移动速度  $V_{\max}$  为半径的圆.

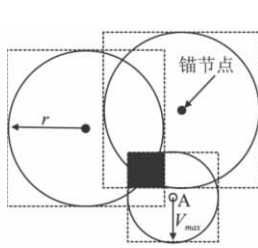


图1 有效采样区域

Fig.1 Effective sampling area

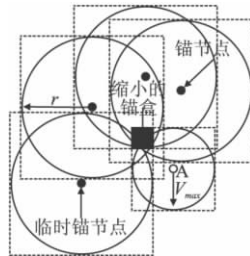


图2 利用临时锚节点缩小锚盒

Fig.2 Shrink anchor box using temporary anchor node

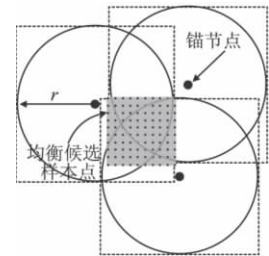


图3 均衡候选样本

Fig.3 Uniform candidate samples

节点上一时刻的坐标为圆心,最大移动速度  $V_{\max}$  为半径画圆,如果两者的交集不为空,则选取该待定位节点一跳范围内的临时锚节点集合以及两跳范围内的锚节点集合采用 min-max 方法构建锚盒,采样区域为该锚盒所覆盖范围.同时将该节点的可信任权值减小一个单位,如果  $value = 0$ ,则不改变  $value$  的值.图2为该过程的示意图.

### 2.2 样本的选取

本文提出的 MBTA 算法在锚盒中均匀部署满候选样本,从而代替 MCB 等类似算法在锚盒中随机采样的方式.这样可以保证锚盒所有区域都被所产生的样本覆盖.图3解释了均衡候选样本的选取方式.

均衡样本之间的水平和垂直距离可以由公式(2)获得:

$$d_H = \frac{W_{cb}}{\sqrt{N_s} \times R}, d_V = \frac{L_{cb}}{\sqrt{N_s} \times R} \quad (2)$$

其中  $R = W_{cb}/L_{cb}$ ,  $d_H$  和  $d_V$  为相邻样本之间的水平和垂直距离,  $W_{cb}$  和  $L_{cb}$  为锚盒的宽度和长度,  $N_s$  表示所需要的候选样本数量.本文采用经验公式(3),并设置初始值:  $\lambda = 220$ ,  $\mu = 0.007$ .

$$N_s = \lambda e^{\mu V_{\max}} \quad (3)$$

### 2.3 临时锚节点的选定

临时锚节点是指:在任意一离散时刻  $t-1$ ,某非锚节点的平均移动速率  $V_{no-anchor}$  小于某一阈值  $\xi$  时,如式(4)所示,即认

2)  $S$  不为空,以锚节点集合  $S$  构建锚盒,同时以待定位节点上一时刻的位置为圆心,最大移动速度  $V_{\max}$  为半径画圆,如果两者的交集为空,则将该节点的可信任权值增加一个单位,采样区域的选取同上.图1为采用 min-max 方法计算由锚节点集合  $S$  构建锚盒的过程,式(1)为 min-max 方法的数学表达式,其中  $(x_i, y_i)$  表示待定位节点所感应到的锚节点集合中一跳锚节点的坐标  $(x_{\min}, y_{\min})$  和  $(x_{\max}, y_{\max})$  表示构建的锚盒的最小坐标和最大坐标.

$$\begin{cases} x_{\min} = \max_{i=1}^n (x_i - r) & x_{\max} = \max_{i=1}^n (x_i + r) \\ y_{\min} = \max_{i=1}^n (y_i - r) & y_{\max} = \max_{i=1}^n (y_i + r) \end{cases} \quad (1)$$

图1中以  $A$  为圆心、 $V_{\max}$  为半径的圆是待定位节点  $A$  的可能位置区域,与锚盒相交产生的阴影区即为有效采样区域.利用两跳锚节点集合,采用 min-max 方法构建两跳锚盒时,将式(1)中的  $r$  替换成  $2r$  即可.

3)  $S$  不为空,以锚节点集合  $S$  构建锚盒,同时以待定位

为该节点为“相对静止”节点.当该节点坐标位置确定且可信任权值等于0时,我们选取该节点为临时锚节点,从而在下一离散时刻  $t$  用来辅助两跳范围内的锚节点进行锚盒的构建和样本的过滤,从而提高定位精度.

$$V_{no-anchor} = \frac{\sum_{i=1}^{t-1} \omega_i |d_{t-2-i, t-1-i}|}{t-1} < \xi \quad (4)$$

其中  $d_{t-2-i, t-1-i}$  为相邻两时刻内的位移,  $\omega_i = 1/2^i$  称为位移权重,这里借鉴了拥塞控制中的二进制指数退避算法思想,即离时刻  $t-1$  越近的位移影响越大.

当节点定位误差越大,那么需要用来辅助定位的临时锚节点个数也就越多,从而要求  $\xi$  就越大,由此可知  $\xi$  与节点定位误差成正比.由文献[10]可知,节点的定位误差分别与锚节点密度( $S_d$ )、锚节点密度( $N_d$ )成反比,与节点最大移动速度( $V_{\max}$ )、无线传播不规则度( $DOI$ )成正比.因此可定性计算  $\xi$  的大小,如式(5)所示,其中  $\alpha$  为非负比例系数.

$$\xi = \alpha \frac{V_{\max} DOI}{S_d N_d} \quad (5)$$

临时锚节点向它一跳内所有邻居节点广播其位置信息和最大估计位置误差信息.我们用估计位置相对准确的临时锚节点(本文称其为有效临时锚节点)来过滤候选样本,即待定位节点利用拥有较小最大估计位置误差的临时锚节点来过滤候选样本.

用  $N_t^k$  表示在  $t$  时刻待定位节点  $k$  有效的临时锚节点集合, 其计算如式 (6) 所示.

$$N_t^k = \{h_i \in H_t \mid err_i^k \leq err_t^k\} \quad (6)$$

其中  $H_t^k$  表示在  $t$  时刻待定位节点  $k$  所有的临时锚节点集合,  $err_t^k$  表示在  $t$  时刻节点  $k$  的估计最大位置误差, 其求解方法如下:

设  $C_t^k$  为节点  $k$  在  $t$  时刻已接受样本边界的样本集合, 由于采用的是均衡采样, 所以  $C_t^k$  中的成员可以在过滤阶段被很容易地找出, 因此最大可能位置误差可以用公式 (7) 进行计算, 其中  $e_t^k$  表示为在时刻  $t$  节点  $k$  的临时估计位置.

$$err_t^k = \max_{i_t \in C_t^k} \{d(e_t^k, l_i^t)\} \quad (7)$$

注: 临时锚节点有效期为一个离散时刻, 即只在  $t$  时刻充当锚节点,  $t+1$  时刻又变为普通节点需重新计算平均移动速率, 进而判断其是否可被选定为临时锚节点.

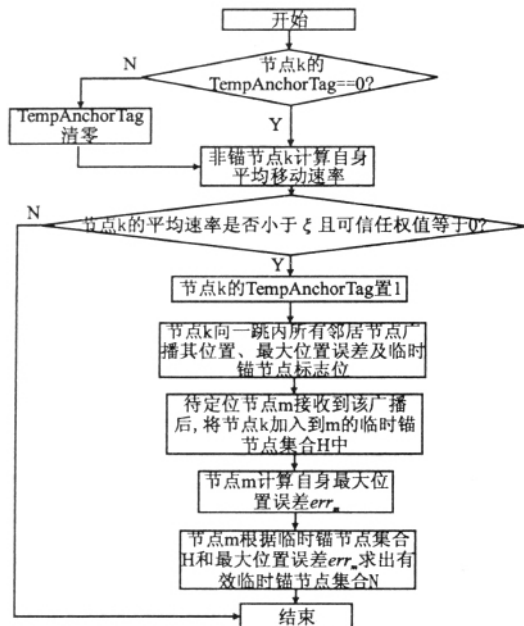


图4 有效临时锚节点集合求解流程图

Fig.4 The flow chart of solving effective temporary anchor set

图4为有效临时锚节点集合的求解流程图. 其中 TempAnchorTag 代表临时锚节点标志位, 当其为 1 时表示该节点为临时锚节点; 为其为 0 时表示该节点为普通节点.

#### 2.4 样本的过滤和节点的定位

$t$  时刻通过两跳以内的锚节点和一跳临时锚节点, 对采样区域内的候选样本进行过滤. 设最大有效样本数为  $N$ ,  $S1$  是一跳锚节点集合,  $S2$  是两跳锚节点集合,  $d(m, n)$  表示  $m$  和  $n$  之间的距离,  $r$  是通信半径,  $Q(l_i^t)$  定义为与属于  $L_{t-1}$  的样本距离小于  $V_{max}$  的样本集合如式 (8).

$$Q(l_i^t) = \{l_j^t \mid \forall l_{t-1}^j \in L_{t-1}, d(l_i^t, l_{t-1}^j) \leq V_{max}\} \quad (8)$$

其中  $L_{t-1}$  表示该节点上一时刻  $t-1$  的样本集合, 则分别对

2.1 节中 3 种情况采用不同的样本过滤条件:

1) 对于第一种情况, 由于节点在时刻  $t$  没有收到锚节点

的信息, 可采用所有一跳临时锚节点对候选样本进行过滤, 过滤条件为:

$$filter(l_i^t) = \forall h_i \in H_t, d(l_i^t, h_i) \leq r \wedge Q(l_i^t) \quad (9)$$

如果该待定位节点不存在与其相关的临时锚节点信息, 则不对该节点进行样本采样操作, 并将该待定位节点坐标设定为上一时刻的坐标.

2) 对于第二种情况, 由于采样区域与第一种情况一致, 故样本过滤条件也一样.

3) 对于第三种情况, 锚盒的构建综合考虑了锚节点和有效临时锚节点信息, 最终确定的采样区域是该锚盒与以待定位节点上一时刻的坐标为圆心, 以最大移动速度  $V_{max}$  为半径的圆的交集, 对于这种情况样本的过滤条件为:

$$filter(l_i^t) = \forall s1 \in S1, d(l_i^t, s1) \leq r \wedge \forall s2 \in S2, r < d(l_i^t, s2) \leq 2r \wedge \forall n \in N_t, d(l_i^t, n) \leq r + err_t^n \wedge Q(l_i^t) \quad (10)$$

对上述三种情形, 过滤之后, 如果有效样本小于最大有效样本数  $N$ , 算法将重复预测和过滤, 直到采集到足够的样本, 最后把所有样本的加权平均值作为对节点本次定位的位置估计. 其中, 为每个样本分配的权重为:

$$w_t^i = \frac{\sum w_{t-1}^k, \forall l_{t-1}^k \in Q(l_i^t)}{\sum w_{t-1}^j, \forall l_{t-1}^j \in L_{t-1}} \quad (11)$$

### 3 仿真实验分析

本小节我们将通过仿真来评测所提出的 MBTA 定位算法的性能, 首先将介绍仿真工具和仿真条件, 然后把 MBTA 算法与 MCL、MCB 及文献 [10] 提出的算法 (为方便本文称为 LMAF 算法) 作对比仿真分析.

#### 3.1 仿真工具

2004 年, Hu 等人在将蒙特卡罗方法应用在传感器定位领域时, 为了分析和比较移动节点定位算法的性能, 开发了一个移动节点定位的仿真工具, 即 mcl-simulator, 它完全符合定位仿真工具的要求. 2006 年, Baggio 等人提出了 MCB 算法, 其仿真时也使用了 mcl-simulator. 为了便于分析和比较, 本文使用相同的仿真器.

#### 3.2 仿真条件

实验分别从以下几个方面配置仿真环境:

- 1) 仿真区域大小设定为  $500\text{m} \times 500\text{m}$ , 所有节点的初始位置在仿真区域内是随机选择的;
- 2) 假设待定位节点和锚节点有相同的通信半径, 节点通信半径  $r$  设定为  $50\text{m}$ ;
- 3) 无线传播不规则度  $DOI = 0$ ;
- 4) 节点最大移动速度  $V_{max} = 0.2r$ ;
- 5) 节点的运动模型采用 Random Waypoint 移动模型, 且暂停时间取 0;
- 6) 非锚节点 100 个, 初始锚节点 10 个.

#### 3.3 仿真结果分析

##### 3.3.1 定位精度分析

图 5 (见下页) 描述了节点最大移动速度的改变对节点平均定位误差 (即定位精度) 的影响. 如图 5 所示, 当速度从 0.

1r 增加到 0.4r 的过程中,节点的平均定位误差不断减小,但随着最大速度的增加,粒子退化严重,致使平均定位误差增

大.其中,MCL 算法由于其样本采样区域最大,故采样效率不高,导致节点定位精度最低.MCB 算法则利用锚盒缩小了采

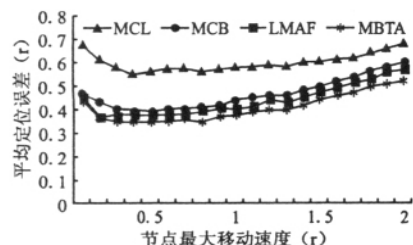


图5 定位误差随节点最大移动速度变化

Fig. 5 Localization error with the max moving speed

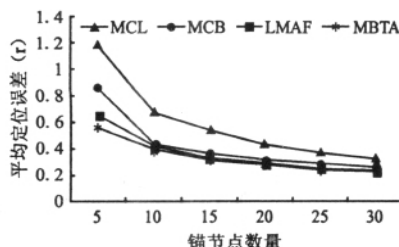


图6 定位误差随锚节点数量变化

Fig. 6 Localization error with the number of anchor nodes

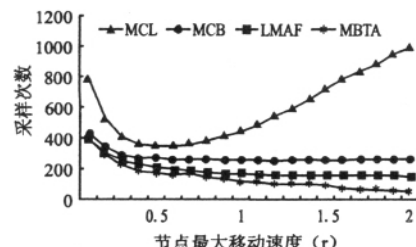


图7 采样次数随节点最大移动速度变化

Fig. 7 Number of sampling attempts with the max moving speed

样区域,单位时间内可以获取更多有效样本,因此其定位精度得到提高.LMAF 算法在 MCB 算法的基础上,通过非锚节点来缩小锚盒,从而进一步缩小了采样区域,提高了定位精度.MBTA 算法利用优化过的非锚节点即临时锚节点来缩小锚盒,并且利用节点上一时刻所处的位置和临时锚节点来增强样本过滤条件,较 LMAF 算法采样区域的确定更为有效,因而定位精度也是四种算法中最高的.

图6 描述了网络中锚节点数量的改变对节点平均定位误差的影响.如图6所示,随着锚节点数量的增加,待定位节点获得的有效信息也就随之增多,从而使节点的定位精度增加.从图6可以看出,在锚节点密度较低时,MBTA 算法同 MCL、MCB 算法相比拥有更优的定位精度,这是因为其采用了临时锚节点来弥补锚节点的稀缺,对锚节点的依赖性不是很大.同 LMAF 算法相比,MBTA 算法有着更优的采样方式和临时锚节点,在采样和滤波方面都优于 LMAF 算法,所以其定位精度要高于 LMAF 算法.

### 3.3.2 定位能耗分析

图7 描述了实验过程中四种定位算法总的采样次数对比.MCB、LMAF 和 MBTA 算法较 MCL 算法缩小了采样区域,采样次数显著减少.MBTA 算法较 MCB 算法具有更小的采样区域,因此获得更少的采样次数,此外,较 LMAF 算法,只是让部分非锚节点参与采样和滤波,并且对临时锚节点的选取做了优化处理,使得在采样次数上要小于 LMAF 算法.在算法的实现过程中,节点能量主要消耗在有效样本的预测与过滤阶段,采样次数直接反映了节点能量消耗过程,因此四种定位算法中,MBTA 算法具有最低的能耗.

## 4 结束语

本文针对无线传感器网络中移动节点的定位,提出了基于蒙特卡罗方法的 MBTA 定位算法,详细阐述了定位过程,并将其与 MCL、MCB 和 LMAF 算法作了对比仿真分析.算法在样本的选取上采取了不同于以往算法的均衡选取方法,并且优化了临时锚节点的选取,既而利用高效的临时锚节点和待定位节点上一时刻所处的位置信息缩小了采样区域,增强了样本过滤条件,最终使节点的定位精度得到提高,同时最大限度地降低了节点能耗,延长了网络的生存周期.

## References:

- [1] Wang Fu-bao, Shi Long, Ren Feng-yuan. Self-localization systems and algorithms for wireless sensor networks [J]. Journal of Software, 2005, 16(5): 857-868.
- [2] Munir Saad Ahmed, Yu Wen Bin, Ma Jian. Efficient minimum cost area localization for wireless sensor network with a mobile sink [C]. International Conference on Advanced Information Networking and Applications, 2007, 533-538.
- [3] Ganesh S. Efficient localization scheme for wireless sensor networks [C]. Proceedings of the 4th International Conference on Wireless Communication and Sensor Networks, 2008, 73-76.
- [4] Zhang Qing-guo, Huang Jing-wei, et al. A two-phase localization algorithm for wireless sensor network [C]. Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Information and Automation, 2008, 59-64.
- [5] He Y, Li H. A distributed node localization algorithm based on believable factor for wireless sensor network [C]. Proceedings of the 5th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2009.
- [6] Hu Ling-xuan, David Evans. Localization for mobile sensor networks [C]. In Proceedings of the 10th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (Mobicom'04), Philadelphia, Pennsylvania, USA, 2004, 45-57.
- [7] Yi J, Yang S, Cha H. Multi-hop-based Monte Carlo localization for mobile sensor networks [C]. Proceedings of the 4th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad-Hoc Communications and Networks, 2007, 162-171.
- [8] Aline Baggio, Koen Langendoen. Monte-Carlo localization for mobile wireless sensor networks [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006, 4325(11): 317-328.
- [9] Wang W, Zhu Q. Varying the sample number for Monte Carlo localization in mobile sensor networks [C]. Second International Multi-Symposium on Computer and Computational Sciences, 2007, 490-495.
- [10] Zhang S, Cao J, Chen L, et al. Locating nodes in mobile sensor networks more accurately and faster [C]. Proceedings of the 5th Annual IEEE Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks, 2008, 37-45.