

视觉传感器网络中基于 RANSAC 的顽健定位算法

张波^{1,2,3}, 罗海勇^{1,4}, 刘冀伟³, 赵方⁵

(1. 中国科学院 计算技术研究所普适计算中心, 北京 100190; 2. 中国电力科学研究院, 北京 100192; 3. 北京科技大学 自动化学院, 北京 100083; 4. 中国科学院 计算技术研究所移动计算与新型终端北京市重点实验室, 北京 100190; 5. 北京邮电大学 软件学院, 北京 100876)

摘要: 视觉传感器网络由于节点故障或环境变化将导致节点对目标的观测数据出现错误, 而基于最小二乘的多视觉信息融合定位方法将因此造成较大的定位误差。针对此问题提出一种基于集中式 RANSAC 的顽健定位算法, 将错误数据进行筛选剔除, 从而提高定位精度, 进一步针对集中式 RANSAC 将会导致单个节点的计算复杂度过高而导致网络节点能耗不平衡问题, 提出基于分布式 RANSAC 的顽健定位算法, 从而将大量的迭代计算平均分布在各个节点中并行处理, 在保证定位过程顽健性的同时保证了网络的计算能耗平衡性。最后通过实验对 no-RANSAC、cen-RANSAC 和 dis-RANSAC 算法的定位性能进行了比较, 验证了该算法能够依照预定的概率获得良好的定位结果, 并对算法的时间复杂度进行了分析。

关键词: 视觉传感器网络; 目标定位; 顽健定位; RANSAC

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2013)08-0062-08

RANSAC based robust localization algorithm for visual sensor network

ZHANG Bo^{1,2,3}, LUO Hai-yong^{1,4}, LIU Ji-wei³, ZHAO Fang⁵

(1. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Pervasive Computing Research Center, Beijing 100190;

2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192;

3. School of Automation & Electrical, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083;

4. Beijing Key Laboratory of Mobile Computing and Pervasive Device, Institute of Computing Technology Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 5. School of Software Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

Abstract: Due to node failures or environmental changes, observed data on the target will be error in visual sensor network, so the least squares based multi-vision localization algorithm won't be accurate. A centralized RANSAC based robust localization method was proposed, which can remove the error data and improve the positioning accuracy. Furthermore, to address this issue, energy imbalance of network nodes in centralized RANSAC where all computing load is executed in one single node, a robust localization algorithm based on distributed RANSAC was also proposed, which can distribute a large number of iterative calculations into each node averagely to ensure the network balance on calculation and energy without affecting the robustness. Finally, through comparing experiments on no-RANSAC, cen-RANSAC and dis-RANSAC, it's verified that this algorithm can obtain robust and good positioning results in a predetermined probability, and the time complexity was analyzed via experiment.

Key words: visual sensor network; target localization; robust localization; RANSAC

收稿日期: 2012-07-16; 修回日期: 2013-01-30

基金项目: 国家高技术研究发展计划(“863”计划)基金资助项目(2013AA12A201); “新一代宽带无线移动通信网”国家科技重大专项基金资助项目(2011ZX03005-005); 电子信息产业发展基金资助项目(2012-380); 天津市滨海新区科技小巨人成长计划基金资助项目(2011-XJR12009)

Foundation Items: The National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2013AA12A201); The Major Projects of Ministry of Industry and Information Technology (2011ZX03005-005); The Electronic Information Industry Development Fund Project of Information Industry Department (2012-380); Tianjin Binhai New Area Science Little Giant Enterprises Growth Plan (2011-XJR12009)

1 引言

随着对视觉传感器网络^[1,2]深入的研究和广泛的应用,定位技术在诸如机器人导航、安全监控、人体运动分析等实际应用方面有着十分重要的作用,受到了国内外很多学者的重视。

Lee 等^[3]提出基于多节点相互协作的算法,利用多视觉信息融合在实现了节点自定位的同时实现了该未知目标的定位。Iwaki 等^[4]利用多摄像机的相互协作,提出一种证据累计的定位框架。王雪等^[5,6]提出了分布式无线传感网络测量环境下的多视角协作融合跟踪方法,并引入渐进分布式数据融合策略,实现对目标的精确定位与跟踪。Liu 等^[7]基于机器视觉的定位模型,采用高斯误差模型的多节点协同对目标进行定位,并运用信息熵互信息作为度量标准完成对目标的精确定位。张波等^[8]基于计算机视觉原理对目标进行建模,并通过多节点协作实现对目标的定位。上述定位方法均基于多节点的协同融合实现定位算法,然而并没有考虑由于传感器网络节点资源有限,或由于故障或环境变化而导致的采集信息错误时引起的定位结果错误,因此需要在融合过程中引入顽健性算法,将错误信息进行筛选剔除从而提高定位精度。

在传统无线传感器网络定位技术研究中针对错误数据剔除的顽健定位算法已有很多研究成果,罗海勇等^[9]提出一种基于时空滤波(STF)的抗差性加权最小二乘定位算法,能有效剔除错误离群数据点从而提高定位精度。Lazos 等^[10]提出一种分布式的顽健位置估计算法 ROPE,通过在数据融合之前引入一种位置校验机制实现节点的顽健性定位估计。Wu 等^[11]基于网络的几何限制提出一种顽健定位机制,可以有效保障定位过程中不受恶意攻击所造成的错误数据影响。Srinivasan 等^[12]和 Ammar 等^[13]对传感器网络中的安全定位问题进行了全面的总结与比较。然而这些传统传感器网络中的抗差顽健定位算法或者针对节点自定位,或者基于待定位目标与信标节点的相互通信,即目标主动定位;而没有解决被动目标的定位问题,即无需目标同意与否,节点自动对其进行观测后通过相互间的协作,实现对目标的定位,故而对于故障节点的错误信息要由节点进行在网处理。

本文将在文献[8]所提出的多视觉信息协作融合定位算法基础上,由信标传感节点采用随机采样

一致性 RANSAC (RANdom SAmple consensus)算法^[14]对故障节点的错误信息进行筛选剔除,从而实现顽健的定位算法。由于 RANSAC 算法需要重复迭代计算,对于单个节点有限的处理能力而言运算时间可能无法达到实时性要求;对于节点的能力供应而言,将周围节点信息都交由单个节点进行运算处理会导致该节点能耗过大从而过早失效,从而导致无法定位甚至整个网络的崩溃。针对此问题本文还提出了基于分布式 RANSAC 的顽健定位算法,将 RANSAC 的重复迭代工作分散在各个参与协作的节点中去同步进行,从而在均衡节点间的能量消耗的同时减少计算时间。

2 定位问题描述

如图 1 所示,文献[8]中提出各个视频节点 C_1, C_2, \dots, C_n 分别将目标 P 投影建模成为 L_1, L_2, \dots, L_n (图 1 中 $n=4$) 共面直线,并进一步通过霍夫变换将其映射到霍夫参数空间,直线 L_i 则与霍夫空间中的一点 (θ_i, ρ_i) 形成对偶关系,直线的交点 P 则对应于霍夫空间中的一条正弦曲线 $f(P)$ 。对于所要解决的目标定位问题,即为在 $\theta - \rho$ 霍夫空间中寻求一条正弦曲线方程 $f(P)$ 通过 n 个对偶点 $(\theta_1, \rho_1), (\theta_2, \rho_2), \dots, (\theta_n, \rho_n) (n > 1)$ 。

由于噪声影响故采用最小二乘方法进行最优估计,即寻找一条正弦曲线 $\rho = X \cos \theta + Y \sin \theta$ 使得

$$J = \sum_{i=1}^n (\rho_i - \cos \theta_i X - \sin \theta_i Y)^2 \quad (1)$$

达到最小时的参数 (X, Y) 即为目标 P 在 $X - Y$ 坐标系下目标的位置。

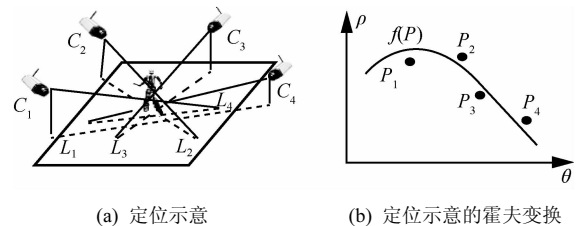


图 1 多节点协同定位

当各个节点对目标的观测信息没有错误以及通信传输过程中没有严重的数据干扰时,该算法定位精度很高;然而一旦某个或某些摄像机节点由于设备本身故障或网络传输过程中出现严重干扰时,其传递到簇头节点的目标数据便可能出现大幅度的测量错误,这里称之为粗差,而最小二乘拟合算

法对于粗差数据并没有抗差顽健性，而这些粗差数据也将对最终的定位精度造成很大的影响。因此提出利用 RANSAC 算法将错误数据 (θ_i, ρ_i) 从式(1)中进行剔除。

3 基于 RANSAC 的顽健定位算法

3.1 基于集中式 RANSAC 的顽健定位算法

RANSAC 算法是根据多个数据点对数学模型进行参数估计的一种顽健算法，对处理粗差数据有着广泛的应用。它通过对数据进行多次随机取样，每次随机取出尽可能少但充分多个数据来确定模型参数，再根据已确定的模型对所有数据与事先确定好的阈值进行判断划分，在此模型的误差阈值范围内，称为内数据(inliers)，在误差范围外，称为离群值(outliers)。由于内数据点所确定的模型逼近真实的模型，大多数数据会落在误差阈值内；而离群点是杂乱无章的异常数据，由其所确定的模型，只有少数数据落在误差阈值内，大部分数据都落在误差范围外。RANSAC 不是一种确定型算法，只能按照一个确定的概率产生一个可信的估计结果。

经过多次随机采样与迭代处理后，RANSAC 算法依照确定的概率将落在误差阈值内最多的点集来最终估计出模型的参数。给定观测数据集 D ，记 m 为若干数据点拟合出的一个模型（确切地说为该模型的参数）， M 为所有模型（参数不同）的集合， $b < |D|$ 为拟合模型最少所需的数据点数量，其中 $|\bullet|$ 表示 \bullet 的数量，给定误差方程 $e: D \times M \rightarrow R > 0$ ，若 $e(d, m) \leq t$ 则定义 d 为 m 的内点，反之为离群点，这里 $t > 0$ 为误差判断阈值。根据以上描述，RANSAC 的实现过程描述如下。

1) 随机选择 b 个数据构成子集 $S \in D$ 。

2) 由 $d \in S$ 利用最小二乘法（或其他方法）对数学模型进行参数估计，记为 m

$$m = \arg \min_{m \in M} \sum_{d \in S} \|d, m\| \tag{2}$$

3) 对每个数据点 $d \in D$ ，利用 $e(d, m) \leq t$ 进行判断：如果 $e(d, m) \leq t$ ，将 d 保留，反之则剔除；将所有满足条件的数据点 d 形成新的集合 S' ，将其保存为 S'_{last} 。

4) 重复过程 1) ~3)，判断 $|S'_{new}| \geq |S'_{last}|$ ，若成立，则令 $S'_{last} = S'_{new}$ ；若不成立，则将新数据子集剔除；此过程重复 K 次。

5) 给定数据点子集 S'_{last} ，重新进行模型拟合，

$$\text{得到新的 } m' = \arg \min_{m \in M} \sum_{d \in S'_{last}} \|d, m\|。$$

从上述算法中可以获知，算法需要预先设定几个参数，误差阈值 t 、拟合点数量 b 、算法循环次数 K 。其中 t 和 b 需要由具体的应用问题以及数据集情况而定，下面将主要讨论如何确定循环次数 K 值。这里要指出的是，在某次循环过程中获得了足够好的模型参数，即足够小的误差值，可以在不达到预定的 K 次循环即结束算法，这样可以减少运算次数与运算时间。

RANSAC 算法每次迭代估计模型参数至少需要从数据集中选出的 b 个点作为采样点，而此计算过程中采样点均为内数据点所产生的模型结果是有用的，将这个事件发生的概率记为 p ，即依概率 p 算法产生可接受的有用结果。记每次从数据集中采样出一个内数据点的概率为 $w = |D_{inliers}|/|D|$ 。通常情况下 w 的值是未知的，但可以对其赋予一个大致粗略的值。

对模型参数估计需要至少 b 个数据点，故 b 个点均为内点的概率为 w^b ，而至少有一个点为离群点的概率即为 $1 - w^b$ ，即依照概率 $1 - w^b$ 估计出不好的模型参数，进一步， $(1 - w^b)^K$ 即为 K 次循环中没有一次由 b 个内点估计出模型参数的概率，这个概率应该等同于 $1 - p$ ，即

$$1 - p = (1 - w^b)^K \tag{3}$$

对其两边分别取对数

$$K = \frac{\log(1 - p)}{\log(1 - w^b)} \tag{4}$$

上式是在这 b 个点均为独立选择假设基础上得出的，即一个点可以在同一次迭代过程中被重复选择，但是很明显这个假设并不是很合理，因此由式(3)推导出的 K 值被看作是选取不重复点的迭代次数上限。

目标顽健定位问题即为簇头节点从数据点集合 $(\theta_1, \rho_1), (\theta_2, \rho_2), \dots, (\theta_n, \rho_n)$ ($n > 1$) 中随机采样 2 个点进行正弦曲线 $\rho = X \cos \theta + Y \sin \theta$ 拟合，然后利用 RANSAC 算法对模型参数进行投票评估，重复迭代 K 次直到获得满意的模型参数估计，实现目标对 P 的最优位置估计。

3.2 基于分布式 RANSAC 的顽健定位算法

3.1 节中提出了基于 RANSAC 算法的目标位置顽健估计算法，然而重复迭代运算要在单个簇头节

点上进行，运算处理过程较长，同时由于过分使用该节点的资源，与其他相对计算量很小的簇内节点相比，容易能源过分消耗而消亡退出网络，有可能导致定位过程失效甚至整个网络崩溃。过去的几年中已经有学者^[15-18]对于 RANSAC 计算有效性方面进行了研究。本节将对 RANSAC 进行分布式处理，将其迭代过程分散在网内各个节点上同时进行，在保证节点资源利用均衡的情况下还减少了算法执行的时间。

将共同参与目标观测定位的摄像机节点集合记为 N ，每个节点为 $C_i \subset N = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ ，其中 $n = |N| > b \geq 2$ ，各个节点观测目标所得的数据样本为 $d_i = (\theta_i, \rho_i)$ 。这里将节点之间的通信联系关系定义为一个无向连通图 $G = \{N, E\}$ ， $E \subset N \times N$ 为节点间一跳连接的边，当且仅当 $(C_i, C_j) \in E$ 时 C_i 与 C_j 为一跳连接。

定义 1 节点 C_i 的一跳邻居集合为

$$N_i = \{C_j \in N \mid (C_i, C_j) \in E\} \cup C_i$$

故图 G 的最大边数 $|E_{\max}| = n(n-1)/2$ ，图密度则为 $\varepsilon = |E|/|E_{\max}| \leq 1$ 。若图 G 是连通的则 $|E| > n-1$ ， $\varepsilon \geq 2/n$ 。同时将节点 C_i 的一跳邻居集合分为 N_i^{out} 与 N_i^{in} ，显然 $N_i = N_i^{\text{out}} \cup N_i^{\text{in}}$ 。

分布式 RANSAC 算法分为 2 部分，首先分布式产生随机模型假设，然后将 D 对各个模型进行投票评估，从而选出最优模型参数估计。

3.2.1 分布式模型估计

按照式(4)，依照概率 p 产生一个完全由内点拟合出的可接受模型至少需要 K 次循环，也就是至少需要产生 K 个模型假设，然而每个节点 C_i 只能获取 N_i 中各个节点的观测数据 D_i ，故它们只能由这些数据子集产生一定量的模型假设。

由于节点邻居数目的限制，网络的拓扑结构将会对分布式 RANSAC 算法起很重要的作用。如在一些特殊拓扑结构下，当某一个特殊节点产生了伪数据后，可能所有的模型假设又不得不需要这个节点的伪数据进行模型拟合，从而导致无法获得满意的参数估计结果；又如当存在某个节点 C_i 满足 $|N_i^{\text{out}}| = 0$ 且 $|N_i^{\text{in}}| \geq b$ 时，则无需考虑剩余节点的情况而一定会产生满意的拟合模型参数。故为了算法能够有效进行，下面将对网络的拓扑结构进行一定的限制。

对于一个拓扑网络 G ，若 $\forall C_i \in N$ ，其 $|N_i^{\text{in}}| < b$ ，

则对于 M_i （节点 C_i 利用 N_i 所拟合出的所有模型）中的任意一个 m ，其构成的原数据中一定存在某个 $d \in N_i$ 满足 $d \in N_i^{\text{in}}$ ，因此，由节点 C_i 所产生的所有假设均不是完全由内点所拟合而成的，因此算法也将不会拟合出一个满意的模型假设。这里要说明的一点是，若有至少一个节点可以拟合出满意的模型，整个网络一定可以产生满意的参数估计，然而由于 RANSAC 算法的随机性却并不能保证这个满意的模型一定会出现。为保证算法有意义，在本文中假设对于一个拓扑网络 G ， $\exists C_i \in N$ 满足 $|N_i^{\text{in}}| \geq b$ 。该假设可以通过多跳传递采样数据的方式而放宽，其极限状态也便成为集中式处理方式，在此不作赘述。

每个节点 C_i 利用数据集 D_i 进行局部随机采样从而假设模型拟合，每次拟合产生一个拟合模型 m ，并最终产生一个局部模型集合 M_i ，且 $|M_i| = k_i$ ，而所有节点所产生的最大模型数之和应该满足 $\sum_{C_i} k_i \geq K$ 。根据排列组合原理， C_i 根据 D_i 局部产生的模型数量最大为 $C_{|N_i|}^b$ ，因此当某个节点的一跳邻居集合数 $|N_i| < b$ 时将无法产生假设模型，故要求网络中所有节点所拟合生成的假设模型最大数量必须大于等于 K ，即 $\sum_{C_i} C_{|N_i|}^b \geq K$ ，该式通常意义下是可以满足的，且不等式左边部分通常更是远远大于 K ，因此会产生很多不必要的计算，这里将讨论如何将 K 进行更合理的分配。

一种极端的网络拓扑结构情形为各个节点的一跳邻居节点数均相等（如全连通图），那么需要每个节点产生的模型合理估计数则均为 $k_i = K/n$ ，然而这种特殊情形很难在实际中成立。这里针对一般情况提出一种更合理 k_i 的分配方式，既保证其和大于等于 K ，又比 $C_{|N_i|}^b$ 要小，从而避免冗余的计算过程。

由于网络的密度为 $1 \geq \hat{\varepsilon} \geq 2/n$ ，那么单个节点的平均一跳邻居数则为

$$|\bar{N}| = \frac{2}{n} \hat{\varepsilon} |E_{\max}| + 1 = (n-1) \hat{\varepsilon} + 1 \quad (5)$$

式(5)中的“1”表示节点 C_i 本身，基于式(5)提出节点 C_i 所需产生的假设模型数量为

$$k_i = \begin{cases} \left\lceil \frac{K|N_i|}{b|\bar{N}|} \right\rceil, & \left\lceil \frac{K|N_i|}{b|\bar{N}|} \right\rceil \leq C_{|N_i|}^b \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\lceil \bullet \rceil$ 为对 \bullet 进行向上取整。

整个网络中的节点所拟合出的模型数量共计有

$$\hat{K} = \sum_{C_i \in N} k_i = \sum_{C_i \in N_{\text{eff}}} \left\lceil \frac{K|N_i|}{b|\bar{N}|} \right\rceil \geq \frac{K}{b|\bar{N}|} \sum_{C_i \in N_{\text{eff}}} |N_i| \quad (7)$$

而 $\forall C_i \in N_{\text{eff}}, N_{\text{eff}} = \{C_i | k_i > 0\}$, 至少有 b 个邻居节点, 因此

$$\hat{K} \geq |N_{\text{eff}}| \left\lceil \frac{K}{|\bar{N}|} \right\rceil \quad (8)$$

为保证 $\hat{K} \geq K$, 则需 $|N_{\text{eff}}| \geq |\bar{N}|$ 。

$\because |N_i| \geq b$

$$\therefore \left\lceil \frac{K|N_i|}{b|\bar{N}|} \right\rceil \leq \frac{K|N_i|}{b|\bar{N}|} + 1 \leq \frac{K|N_i|}{b|\bar{N}|} + \frac{|N_i|}{b}$$

$$\therefore C_{|N_i|}^b = \frac{|N_i|}{b} \prod_{x=1}^{b-1} \frac{|N_i| - x}{b - x} \geq \left(\frac{|N_i|}{b} \right)^b \quad (9)$$

故需要满足以下条件

$$\frac{K|N_i|}{b|\bar{N}|} + \frac{|N_i|}{b} \leq \left(\frac{|N_i|}{b} \right)^b \quad (10)$$

即当 $|N_i| \geq b^{b-1} \sqrt{K/|\bar{N}|+1}$ 时, 则可以保证

$\left\lceil \frac{K|N_i|}{b|\bar{N}|} \right\rceil \leq C_{|N_i|}^b$, 因此为了保证最终能够产生不小于 K 个假设模型, 至少需要有 $\lceil |\bar{N}| \rceil$ 个节点, 其邻居数为 $|N_i| = \lceil \min(N, b^{b-1} \sqrt{K/|\bar{N}|+1}) \rceil$ 。

各个节点在本地拟合了各自的 k_i 个假设模型, 但是由于分布式处理, 节点 C_i 并不知道其所拟合某个 m_i 与 $C_j \in N_i$ 所拟合出的模型 m_j 是否相同, 为规避由于这种重复而无法保证依概率 p 达到 K , 最简单的方式便是适当地拟合出一些模型。

假设图 G 中的各个边等概率存在, 即每种组合均可能由任意节点实现。网络中所有可能出现的模型总数为 $C_{|N_i|}^b$, 而节点 C_i 所拟合出的必是其中的 k_i 个, 在此基础上再出现一个与其他节点所拟合出的模型相同的概率为

$$p_r = \frac{K - k_i}{C_{|N_i|}^b} \quad (11)$$

拟合出一个与其他 $K - k_i$ 个都不同的新的拟合模型的概率则为 $1 - p_r$, 由此可知若要保证某个节点 C_i 拟合出不与其他节点重复的至少 k_i 个新模型, 其需要拟合 $K_i \geq k_i$ 个, 且其概率为

$$p_i = \sum_{q=0}^{K_i - k_i} C_{K_i}^q p_r^q (1 - p_r)^{K_i - q} \quad (12)$$

这里将某个节点 C_i 以预定概率 p_{pre} 来保证获得 k_i 个与其他节点所拟合出的模型不同, 则对 K_i 有下列约束

$$p_{\text{pre}} \leq p_i = \sum_{q=0}^{K_i - k_i} C_{K_i}^q p_r^q (1 - p_r)^{K_i - q} \quad (13)$$

由于式(13)无法获得解析解, 故这里仅能给出一个近似上限值。给定 p_r , 节点 C_i 依照 p_{pre} 保证拟合出 k_i 个与其他节点所产生模型不同的充分条件为 C_i 至少需要拟合出的模型数量 K_i 为

$$K_i \geq \exp\left(-\left(\frac{k_i}{\log p_r} + 1\right) + \sqrt{\left(\frac{k_i}{\log p_r} + 1\right)^2 + 2\left(\frac{\log(1 - p_{\text{pre}})}{\log p_r} + k_i - 2\right)}\right) \quad (14)$$

3.2.2 最优模型选择

3.2.1 节中由各个节点分布式地拟合出了所有的 \bar{K} 个假设模型, 接下来便需要对这些模型进行评估, 从而选择出一个最优的模型参数作为最终定位结果, 而这个判断过程需要所有数据 $d \in D$ 对 \bar{K} 个假设模型通过投票方式进行。

各个节点 $C_i \in N_{\text{eff}}$ 产生了 K_i 个不同的假设模型, 在 C_i 本地存储有这些模型 (参数) $M_i = \{m_{i1}, \dots, m_{i1}, \dots, m_{iK_i}\}$ 以及其一跳邻居的观测数据 $D_i(0) = D_i = \{d_j \leftarrow C_j | C_j \in N_i\}$, 通过将各个节点所存有的观测数据以及随着时间进行多跳传递而新获得的观测数据, 最多需要 $\text{Diam}(G)$ 跳后各个节点便可将所有观测数据 D 对其本地的 M_i 进行投票, 具体过程如下。

1) 节点 C_i 将其一跳邻居数据 D_i 分别对 M_i 中的各个元素进行判断

$$v_{j,il} = \begin{cases} 1, e(d_j, m_{il}) \leq t & d_j \in D_i(0) \\ 0, e(d_j, m_{il}) > t, l = 1, \dots, K_i \end{cases} \quad (15)$$

2) 对 m_{il} 的得票数 V_{il} 进行累计

$$V_{il}(\tau = 0) = \sum_{j \in D_i} v_{j,il} \quad (16)$$

3) 随着时间 $\tau = 1, 2, \dots, \text{Diam}(G)$ 推移, 节点逐步将其接收到其 1 跳外节点的更多数据 $d_j \in D_i(\tau)$ 利用式(21)对 $m_{il} \in M_i$ 进行投票并累积到 V_{il}

$$V_{il}(\tau + 1) = V_{il}(\tau) + \sum_{j \in D_i(\tau)} v_{j,il} \quad (17)$$

4) 最优模型则为

$$m_{best} = \{m_{il} | \max_{C_i \in N} (\max_{l=1, \dots, K_i} (V_{il}))\} \quad (18)$$

此外，还可以进一步基于数据集 $\{d_j | v_{j,best} = 1\}$ 对式(1)重新进行拟合，而其模型参数则为目标的最优位置估计。

4 实验结果与分析

基于 MATLAB 2009 平台对上述算法进行仿真测试，对该算法进行了仿真，对原始算法与基于集中式、分布式 RANSAC 的顽健定位算法进行了精度比较。

在一个 $14\text{ m} \times 7\text{ m}$ 的区域部署 $|N|=10$ 个摄像机节点，摄像机节点焦距为 5.8 mm ，CCD 为 $6\text{ mm} \times 4\text{ mm}$ ， $b=2$ ， $w=0.75$ ， $p=99\%$ ，目标位置 $P=(4.7,8)$ ，阈值设置为 $t=0.1$ ，为节点数据加入标准差为 $\delta=0.05$ 的高斯白噪声影响，随机选择 C4 与 C6 节点为故障节点。

4.1 全连通图定位结果

将 10 个节点的网络拓扑图构建为全连通图，误差结果如图 2 所示，“* ”表示未采用 RANSAC 算法的误差结果，约为 1.426 m ，“⊖”表示人为剔除离群点后仅利用 2 个内点进行定位的误差结果约为 0.725 m ，“⊕”表示采用集中式 RANSAC 算法的定位误差，“⊕”表示采用分布式 RANSAC 算法的定位误差结果。可见利用 RANSAC 顽健定位算法可以很好地将离群点的影响剔除，并且概率为 $p=99.4\%$ ，可以收敛到预设值 $p=99\%$ ，同时可以发现分布式要比集中式的顽健性更优。

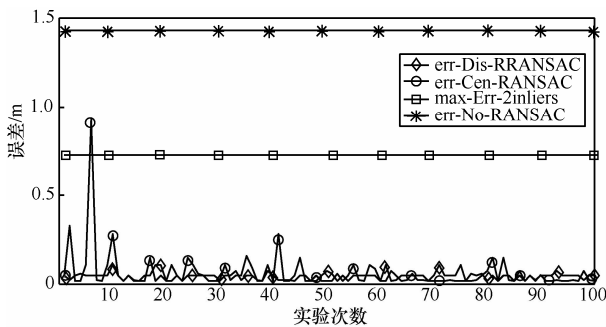


图 2 RANSAC 定位误差 (全连通图 F)

4.2 随机图定位结果

将 10 个节点的网络拓扑图构建为一个任意连通图 (非全连通)，即各个节点只能与其直接连接的邻居节点进行通信，如图 3 所示。其定位

误差结果如图 4 所示，其中 “* ” 为目标真实位置；最外围的点虚线圆为未采用任何顽健算法的原始定位算法所产生的定位误差范围；内部虚线圆圈为未采用 RANSAC 算法，但通过随机选择两个数据点对错误数据进行随机排除所产生的最大定位误差范围；“○” 为采用集中式 RANSAC 算法后的多次定位结果，可见定位结果接近于真实位置，但由于 RANSAC 算法的概率性特点，可以依照预先设定值实现收敛，但也有偶然出现定位误差大于随机选取数据点的定位误差的可能 (位于左上角 2 个大圆之间的 “○”)；“Δ” 表示采用分布式 RANSAC 算法后的定位结果，有效地剔除了错误数据的影响，定位误差很小。

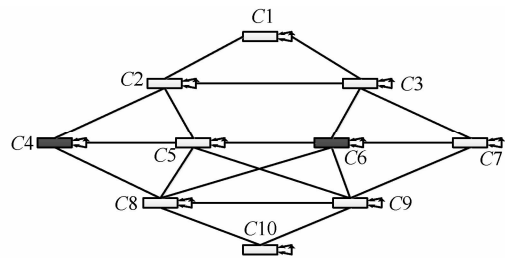


图 3 网络拓扑图 (非全连通)

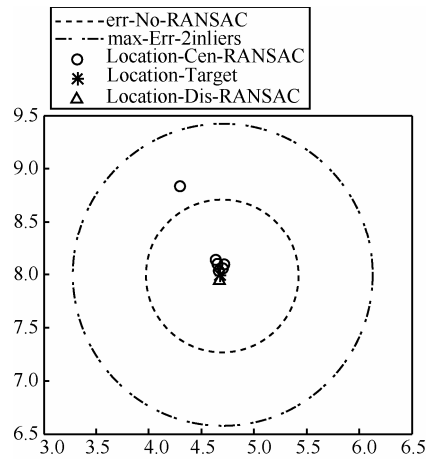


图 4 RANSAC 定位结果 (非全连通图 G)

4.3 计算复杂性验证

由于算法的计算复杂度主要依存于拟合迭代次数 K ，故这里主要通过讨论算法迭代次数来表示算法的计算代价。将任意 2 个一组进行曲线拟合而遍历 N 个节点的方法记为 Tra；集中式与分布式 RANSAC 所需迭代总次数 K ；单个节点迭代计算次数的最大值记为 k_i^{\max} ；单个节点依照概率 p_{pre} 拟合出不重复的模型最大上限迭代次数值记为 K_i^{\max} 。3 种方法的实验数据如表 1 所示，遍历所有可能需

要 45 次计算, 采用 RANSAC 算法则只需 6 次即可依照设定概率获得满意结果; 而对于单个节点而言, 集中式算法则需要某个节点计算 6 次, 分布式算法则计算量最大的节点也只需要 2 次计算即可获得满意结果。

迭代次数	Tra	Cen-RANSAC	Dis-RANSAC
K	45	6	6
k_i^{\max}	NaN	6	1
K_i^{\max}	NaN	6	2

图 5 和图 6 分别表示计算迭代次数与 w 与 p 的不同取值的关系。随着概率 p 的增加, 所需要的拟合次数 K 也相应增加, 分布式算法中单个节点的最大迭代次数 k_i^{\max} 几乎不增加, 而集中式增加频繁且远远大于分布式的 K_i^{\max} , 故分布式算法更容易将定位任务平均到网络中的各个节点, 避免了单个簇头节点集中处理而过早的资源耗尽; 随着内点概率 w 的增加, 所需要的拟合次数 K 也相应减少, 同样集中式算法要大于分布式算法。

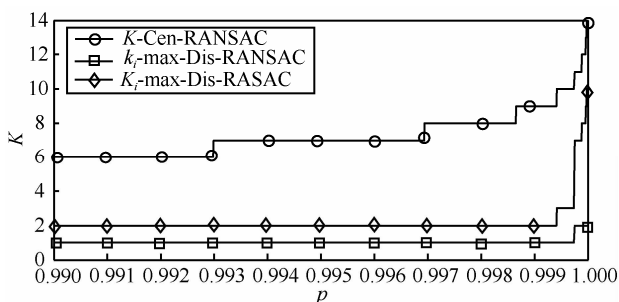


图 5 次数 K 与概率 p 的关系

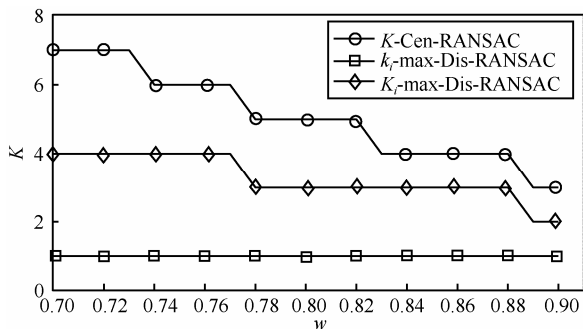


图 6 次数 K 与内点概率 w 的关系

5 结束语

面对视频传感器节点故障或环境变化而导致

的错误观测数据, 基于最小二乘的多视觉信息融合定位方法无法实现抗差, 从而严重影响定位效果, 本文针对此问题提出了基于 RANSAC 的顽健定位算法, 将错误数据进行筛选剔除, 从而提高定位精度, 并进一步针对集中式 RANSAC 将会导致单个节点的计算复杂度过高而导致网络节点能耗不平衡问题, 提出基于分布式 RANSAC 的顽健定位算法, 从而将大量的迭代计算分布在各个节点中并行处理, 在保证定位过程顽健性的同时保证了网络的计算能耗平衡性, 最后通过仿真实验验证了该算法能够按照预定的概率实现顽健的高精度被动目标定位, 并对算法的时间复杂度进行了分析。

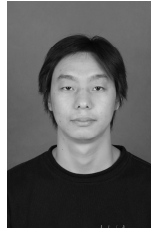
参考文献:

- [1] AKYILDIZ I F, SU W, SANKARASUBRAMANIAM Y, *et al.* Sensor networks:a survey[J]. Computer Networks, 2002, 38(4): 393-422.
- [2] 马华东,陶丹.多媒体传感器网络及其进展[J].软件学报.2006, 17(9):2013-2028.
MA H D, TAO D. Multimedia sensor network and its research progresses[J]. Journal of Software, 2006, 17(9):2013-2028.
- [3] LEE H, AGHAJAN H. Collaborative self-localization techniques for wireless image sensor networks[A]. Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers[C]. Asilomar, CA, 2005. 1566-1570.
- [4] IWAKI H, SRIVASTAVA G, KOSAKA A, *et al.* A novel evidence accumulation framework for robust multi-camera person detection[A]. Second ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras[C]. 2008. 1-10.
- [5] WANG X, WANG S, BI D W, *et al.* Distributed peer-to-peer target tracking in wireless sensor networks[J]. Sensors, 2007, 7(6): 1001-1027.
- [6] 王雪,王晟,马俊杰.分布式无线传感器网络的协作目标跟踪策略[J].电子学报, 2007,35(5):942-946.
WANG X, WANG S, MA J J.Collaborative target tracking strategy in distributed wireless sensor networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(5):942-946.
- [7] LIU L, MA H D, ZHANG X. Collaborative target localization in camera sensor networks[A]. IEEE International Conference on Wireless Communications and Networking[C]. 2008. 2403-2407.
- [8] 张波, 罗海勇, 胡广大等. 多媒体传感器网络中被动目标定位算法[J]. 东南大学学报(自然科学版),2011, 41(2):1-5.
ZHANG B, LUO H Y, HU G D, *et al.* Passive target localization algorithm for multimedia sensor networks[J]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition), 2011, 41(2):1-5.
- [9] 罗海勇, 李锦涛, 赵方等. 基于时空滤波的无线传感器网络抗差点定位算法[J].高技术通讯, 2008,18(12): 1244-1252.
LUO H Y, LI J T, ZHAO F, *et al.* A robust spatio-temporal filter based

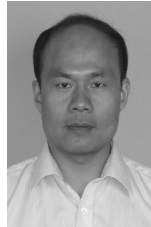
node localization algorithm for wireless sensor networks[J]. Chinese High Technology Letters, 2008, 18(12):1244-1252.

- [10] LAZOS L, POOVENDRAN R, CAPKUN S. ROPE: robust position estimation in wireless sensor networks[A]. Proceedings of the 4th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks(IPSN)[C]. 2005. 324-331.
- [11] WU K, LIU C, PAN J P, *et al.* Robust range-free localization in wireless sensor networks[J]. Mobile Networks and Applications, 2007, 12(7):392-405.
- [12] SRINIVASAN A, WU J. A survey on secure localization in wireless sensor networks[A]. Encyclopedia of Wireless and Mobile Communications[C]. CRC Press, 2008.
- [13] AMMAR W, ELDAWY A, YOUSSEF M. Secure localization in wireless sensor networks: a survey[EB/OL]. <http://arxiv.org/abs/1004.3164>, 2010.
- [14] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated catography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [15] CHUM O, MATAS J. Optimal randomized RANSAC[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(8): 1472-1482.
- [16] NISTER D. Preemptive ransac for live structure and motion estimation[J]. Machine Vision and Application, 2005, 16(5):321-329.
- [17] RAGURAM R, FRAHM J M, POLLEFEYS M. A comparative analysis of RANSAC techniques leading to adaptive real-time random sample consensus[A]. The 10th European Conference on Computer Vision(ECCV)[C]. 2008. 500.
- [18] MONTIJANO E, MARTÍNEZ S, SAGUÉS C. De-RANSAC: robust consensus for robot formations[A]. IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. 2010. 1-4.

作者简介:



张波 (1984-), 男, 山西阳泉人, 中国电力科学研究院工程师, 主要研究方向为无线传感器网络、物联网、智能配用电。



罗海勇 (1967-), 男, 湖北麻城人, 博士, 中国科学院高级工程师, 主要研究方向为嵌入式系统、智能定位与跟踪、视频处理。



刘冀伟 (1962-), 男, 河北景县人, 北京科技大学自动化学院副教授、副主任, 主要研究方向为图像处理、自动控制等。



赵方 (1968-), 女, 河南开封人, 博士, 北京邮电大学岗位教授, 主要研究方向为物联网关键技术、智能感知技术、无线传感器网络、RFID 中间件、通信软件理论等。