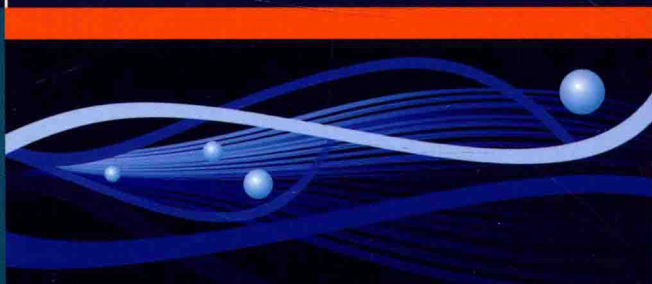


传感器网络的 计算几何方法

COMPUTATIONAL GEOMETRIC
METHOD IN SENSOR NETWORKS



刘文平 著



科学出版社

传感器网络的计算几何方法

刘文平 著

科学出版社

北 京

版权所有,侵权必究

举报电话:010-64030229;010-64034315;13501151303

内 容 简 介

无线传感器网络是具有高度学科交叉性的国内外研究热点之一,已成功应用于军事国防、工农业控制、环境检测和抢险救灾等领域。网络拓扑特征对许多算法性能具有重大影响,进而影响着网络生命周期。因此,网络拓扑特征提取是传感器网络研究中的重要内容。

本书收集了作者多年来在传感器网络拓扑特征提取方面的研究成果,既包含关于拓扑特征提取的有关算法,又包括这些拓扑特征在网络路由、定位等方面的应用,特别适合高等院校计算机专业高年级本科生、研究生、教师和相关科研人员使用。

图书在版编目(CIP)数据

传感器网络的拓扑特征提取/刘永清,王晶,王晶. —北京:科学出版社,2015.9

ISBN 978-7-03-042653-3

I. ①传… II. ①刘… III. ①无线电通信—传感器—计算几何—研究 IV. ①TP212

中国版本图书馆CIP数据核字(2015)第216270号

责任编辑:吉正霞 王迎春/责任校对:董艳辉 王 晶

责任印制:高 嵘/封面设计:苏 波

科学出版社 出版

北京东黄城根北街16号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

武汉市首壹印务有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

开本:787×1000 1/16

2015年9月第 一 版 印张:11 3/4

2015年9月第一次印刷 字数:254 000

定价:45.00元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

前言

随着微传感器、微处理器等硬件的小型化,以及现代网络和无线通信等技术的进步,无线传感器网络成为当今世界备受关注的研究热点,它具有明显的跨学科和知识集成等特性,分别被美国《商业周刊》和《MIT 技术评论》评价为 21 世纪最有影响力的 21 项技术和改变世界的十大技术之一。

与一般 Ad hoc 相比,无线传感器网络具有数量巨大、分布密集、能量有限、计算能力与存储能力有限、易出故障以及网络拓扑经常变化等特点,但它不需要固定设备支撑,便于部署,易于组网,常被用于人类无法监管的环境监测、战场监视、灾难营救等领域。在不同的应用场景中,传感器网络具有不同的维度特性。例如,当传感器网络应用于环境监测时,传感器节点往往部署在陆地表面,这些节点通过自组织形成了具有二维特征的网络,即二维传感器网络;而在海底油田地震影像、海流监测、海洋污染监测、河流水质监测及渔业等应用领域中,传感器节点形成了具有三维特征的三维传感器网络。然而,无线传感器网络中的许多算法,其性能都受到网络拓扑特征的限制。对于在形状简单的网络中性能较高的网络协议,由于网络的不规则性可能导致其性能显著降低,甚至无法使用。

本书主要研究在大规模静态传感器网络中,当节点位置信息未知时,基于节点间的连接信息,研究传感器网络的拓扑特征提取(包括骨架提取和网络凸分解)及其应用,它是作者经过多年潜心研究形成的工作结晶。在计算机视觉、计算机图形学等领域,骨架提取与形状分解技术一直备受学者关注,并产生了大量研究成果,但计算机视觉等领域中的已有算法都是基于坐标信息的集中式算法,导致这些成果无法直接应用于传感器网络,这是因为:在传感器网络中,每个节点的坐标信息通常是未知的,由于仅知道节点间的连接信息,节点间的距离通常用取值为整数的跳数来度量;同时,由于传感器节点在能量和计算能力等方面严重受限,这就要求传感器网络中的算法应考虑节点的通信成本,以延长网络生命周期。基于上述原因,在传感器网络中进行骨架提取与网络分解,依然面临很多挑战。本书结合传感器网络的特点,将计算机视觉的理论和方法引入大规模、静态无线传感器网络的拓扑分析中,并针对不同网络条件提出了一系列分布式、低复杂度的骨架提取和凸分解算法,这些研究成果为传感器网络的广泛应用提供了重要的理论支撑。

在骨架提取方面,传统算法容易受到边界噪声影响,且需要边界信息已知。本书首先研究在边界信息已知时,设计出提取骨架的稳健方法,弥补了传统骨架算法易受边界噪声影响的缺陷;然后,分别研究在部分边界信息已知和边界信息完全未知时的骨架提取,解决传统骨架算法对边界的依赖性问题;针对三维传感器网络的

自身特点,提出相应的骨架定义,并设计分布式算法,实现三维传感器网络的骨架提取。在网络凸分解方面,提出一种网络近似凸分解的 ACDL 算法,并将凸分解结果应用于网络定位方面,建立网络凹度与网络定位之间的联系。

具体来说,全书的主要内容及组织结构可概括如下。

第 1 章主要介绍传感器网络、常用的计算几何方法,以及几何方法在传感器网络的定位、路由、网络导航、分割以及数据存储与检索等方面的应用。

第 2 章介绍一种基于完全边界信息的骨架提取算法 CASE (connectivity-based skeleton extraction algorithm)。

在离散的传感器网络中,节点间的距离通常用取值为整数的跳数(hop count)来度量。因此,利用节点到边界的距离大小来识别骨架节点,存在绷带现象。传统算法通过消除距离较近的两个最近边界节点来控制边界噪声,在一定程度上避免了绷带骨架,但它仍然无法从根本上解决边界噪声问题,这是由于其消除边界噪声时,并没用充分考虑到网络的整体拓扑特征。此外,在一些特殊场景(如狭长的传感器网络)中,这种消除边界噪声的方法可能会将真实的骨架节点当作噪声而消除。

基于计算机视觉中离散曲线演化(discrete curve evolution, DCE)的思想,结合计算机视觉理论,给出了传感器网络中边界节点曲率的一种新定义,根据节点曲率大小识别边界上的角点,以此来将网络边界划分成边界分支;提出利用边界划分结果来识别骨架节点,用新的方法来连接这些骨架节点以构成骨架弦,进而形成一条有意义的骨架。通过设置不同的角点阈值,可以控制不同规模的边界噪声,提取多尺度网络骨架。由于利用计算机视觉中的曲率和角点等全局信息,该算法复杂度低,且不易受到网络拓扑和边界噪声的影响,提取的骨架准确度优于目前已有的方法。

第 3 章介绍一种不完全边界信息条件下基于距离变换的骨架提取算法 DIST (distance transform-based skeleton extraction algorithm)。

完全边界信息并非在任意网络中都容易获得,这是因为现有的边界识别方法往往需要一定的假定条件,违背这些条件可能无法或者错误识别出网络边界,而利用这些错误边界信息所提取的骨架,显然无法准确反映原始网络的几何和拓扑特征。

注意到在任意网络中,部分边界节点是可以被识别的。例如,即便是在稀疏网络中,基于节点邻居数大小也能正确识别出一部分边界节点。如何利用这一部分边界节点来提取骨架?基于完全边界信息的骨架提取算法不适用这种情况,会导致许多节点被错误地识别为骨架节点。距离变换可以很好地解决边界信息不完整时的骨架提取问题。本章研究利用部分边界节点建立距离变换,提出了骨架的另一种描述,设计了一个低复杂度的分布式算法来识别骨架节点、连接与优化骨架。

实验结果表明,在边界存在一定噪声或边界不完全已知的情况下,所提取的骨架具有较强的稳健性。该方法的主要特点在于,其对网络边界条件的限制相对宽松,因此适用的范围比基于完全边界信息的骨架提取算法更广。最后,将骨架信息应用于传感器网络的形状分割、路由以及边界识别等方面。

第4章主要介绍两种完全不依赖于边界信息的骨架提取算法 Boundary-free and Connectivity-based Skeleton Extraction Algorithm。

基于节点到边界的距离(即距离变换)的骨架提取方法,需要利用完全或部分网络边界信息。不完全边界信息下基于距离变换的骨架提取虽然能提取出网络骨架,但当网络存在凹点时,由于凹点很难被基于邻居数的边界识别方法所识别,导致提取的骨架会偏向凹点所在的网络边界。一种极具普适性的骨架提取方法,应该是对网络的限制条件越少越好。例如,能否在边界信息完全未知的情况下提取骨架?由于没有边界信息可用,无法计算节点到边界的距离,传统的骨架节点识别方法在这种条件下无法应用,因而,此时的骨架节点识别是需要首先解决的难点问题。

在连续域中,骨架是最大圆圆心的集合,从几何角度来讲,以骨架为圆心的最大圆的面积应该是局部极大的,而圆的面积可以看作传感器网络中节点邻居数的对应(counterpart),这就从理论上说明可以利用节点邻居数来识别骨架节点。本章研究骨架节点与节点邻居数分布的关系,并提出了基于节点邻居数的骨架节点识别方法。在提取骨架的同时得到了两个副产品,即网络边界和网络分割。实验结果表明,该算法在边界信息未知的条件下,能够准确提取各种复杂网络的骨架,同时,对网络密度、网络通信模型以及网络节点分布等具有很强的稳健性,是一种具备普适性的骨架提取算法。该方法不依赖于任何边界信息,适用范围更广。

第5章介绍一种二维/三维传感器网络线骨架提取的通用算法 UALLSE (unified algorithm for line-like skeleton extraction)。

第2~4章介绍的三个算法主要是针对二维传感器网络而设计,随着三维传感器网络的广泛应用,对三维传感器网络的几何和拓扑特征提取展开研究显得较为迫切需要。在计算机图形学等领域,对于三维物体,存在两种不同形式的骨架形式:由一系列二维曲面组成的面骨架(surface skeleton)和由一系列线段组成的线骨架(curve skeleton 或 line-like skeleton),本章仅考虑三维网络的线骨架提取问题。由于二维网络的骨架也由一系列线段组成,且两种维度的网络中,线骨架点具有类似性质,所以本章首次给出了二维/三维传感器网络线骨架的统一定义,进而通过判断内部节点的特征点间的测地最短路径(geodesic shortest paths)是否形成特征环形,识别出二维/三维传感器网络的线骨架节点。然后,为每个骨架节点分配一个指标-重要度(importance measure),用于度量其在反映网络拓扑细节方面的贡献,并证明了重要度是一个单调函数,因而这些已识别的骨架节点可以自连

接形成一条粗糙骨架。最后提出分支相似度(branch similarity)这一指标,来优化粗糙骨架。作为三维传感器网络线骨架的应用,本章介绍了一种基于线骨架的路由协议,该协议不但可以保证网络路由成功率,还可以维持节点负载均衡和低路径伸展因子。

第6章介绍一种三维传感器网络面骨架的提取算法(surface skeleton extraction in 3D sensor networks)。

尽管线骨架在网络路由协议设计中具有重要作用,但它在计算不规则网络的边界框(bounding box)方面存在缺陷,而利用面骨架信息可以计算出简单而紧凑的网络边界框。本章给出一种三维传感器网络的面骨架提取算法,该方法提取的面骨架,对于网络拓扑、边界噪声、网络密度和动态拓扑等具有稳健性,基于面骨架计算出的边界框被用于均衡负载的网络存储与检索协议。

第7章介绍一种二维传感器网络的凸分解算法及其在网络定位中的应用 AC-DL(approximate convex decomposition based localization algorithm)。

当前的大多数算法都明确说明或隐含着这样一个假设:网络播撒在规则区域。不符合此假设则会导致算法性能降低。网络分解是解决该问题行之有效的一个方法。由于离散传感器网络的严格凸分解是一个 NP-难问题,且许多算法在一定凹度的传感器网络中性能表现依然良好。因此,本章主要解决网络的近似凸分解问题。首先,提出节点曲率的另一种定义,利用节点凹度的大小,根据给定的系统参数来识别出边界上的凹点和凸点;然后,利用这些凹点构建网络分割线来降低凹点曲率,使每个凹点曲率低于给定阈值,从而将整个网络分解为近似凸的部分。随后,介绍近似凸分解在网络定位中的应用,提出一种改进的 MDS-MAP 网络定位算法,以低复杂度来实现每个子网络中高精度的网络定位,最后将这些子网络拼接起来,形成一个完整的网络。通过调整曲率参数,可以得到不同的分解结果和网络定位误差,从而建立起网络定位误差与网络凹度的关系。本章给出的凸分解算法还可以为其他应用,如分布式索引、随机抽样等提供支撑。

本书在国家自然科学基金青年基金项目“二维/三维无线传感器网络的骨架提取与应用研究”(编号:61202460)和中国博士后科学基金面上项目“三维传感器网络的 Reeb 图构建及其应用”(编号:2014M552044)的资助下得以出版。

因图片采样彩色转黑白后,无法以最佳效果表达文意,敬请读者参阅相关论文。由于作者水平有限,本书内容难免有不足之处,欢迎各位同行和读者朋友批评指正。

刘文平

2015年6月

目 录

第1章 绪论	1
1.1 传感器网络	1
1.2 传感器网络的计算几何方法	2
1.2.1 边界识别	4
1.2.2 骨架提取	5
1.2.3 网络分解	7
1.3 传感器网络计算几何方法的应用	9
1.3.1 网络定位	9
1.3.2 网络路由	11
1.3.3 网络导航	13
1.3.4 信息存储与检索	14
参考文献	16

第一篇 二维传感器网络的骨架提取

第2章 基于完全边界信息的骨架提取	27
2.1 骨架与角点	28
2.1.1 骨架	28
2.1.2 角点	28
2.2 基于边界划分的骨架提取算法	30
2.2.1 角点识别与边界划分	31
2.2.2 骨架节点识别	33
2.2.3 骨架弦与粗糙骨架	34
2.2.4 优化骨架	35
2.3 算法分析	36
2.3.1 算法复杂度	36
2.3.2 多尺度骨架	37
2.3.3 无角点的骨架提取	37
2.3.4 基于骨架的网络分割	38
2.3.5 基于骨架的路由协议	38
2.4 仿真实验	41
参考文献	45

第 3 章 基于距离变换的骨架提取	52
3.1 距离变换	54
3.2 基于距离变换的骨架定义	55
3.3 DIST 算法	56
3.3.1 距离变换的建立	56
3.3.2 关键骨架节点识别	57
3.3.3 粗糙骨架	59
3.3.4 优化骨架	62
3.4 骨架在边界识别和网络分解中的应用	62
3.4.1 基于骨架的边界识别	62
3.4.2 基于骨架的网络分解	64
3.5 算法评价	66
3.5.1 实验配置	66
3.5.2 基于骨架的路由协议性能评价	67
3.5.3 仿真实验结果	68
3.6 算法分析与讨论	74
3.6.1 复杂度分析	74
3.6.2 边界不完全程度对 DIST 算法的影响及参数选择	74
3.6.3 算法正确性的有关证明	75
参考文献	76
第 4 章 无边界信息的骨架提取	78
4.1 基于中心度的骨架识别	78
4.1.1 连续情形下的骨架性质	79
4.1.2 传感器网络的骨架节点识别	81
4.1.3 算法实现	83
4.1.4 仿真实验	87
4.1.5 讨论	90
4.2 基于网络 Reeb 图的骨架提取	91
4.2.1 连续域中的骨架性质	91
4.2.2 无线传感器网络的骨架识别	92
4.2.3 算法实现	93
4.2.4 仿真实验	95
参考文献	96

第二篇 三维传感器网络的线骨架与面骨架

第 5 章 三维传感器网络的线骨架提取	101
5.1 理论基础	102
5.1.1 二维/ 三维物体的线骨架性质	103
5.1.2 二维/ 三维物体线骨架识别	105
5.1.3 线骨架点的重要度	106
5.2 传感器网络的线骨架提取通用算法	108
5.2.1 骨架点识别	109
5.2.2 重要度计算与骨架树构建	110
5.2.3 骨架优化	111
5.2.4 复杂网络的骨架提取	113
5.2.5 复杂度分析	113
5.3 三维传感器网络中基于线骨架的路由协议	114
5.4 仿真实验	115
5.4.1 实验配置	116
5.4.2 实验结果分析	116
参考文献	121
第 6 章 三维传感器网络的面骨架提取及其在数据存储中的应用	126
6.1 分布式存储算法	126
6.2 面骨架	129
6.2.1 连续域中的面骨架	129
6.2.2 传感器网络的面骨架	130
6.3 算法描述	132
6.3.1 面骨架节点识别	133
6.3.2 面骨架的建立	134
6.3.3 复杂度分析	135
6.3.4 网络动态对算法的影响	135
6.4 面骨架的应用	137
6.4.1 基于面骨架的数据存储与检索协议	137
6.4.2 基于面骨架的线骨架提取	138
6.5 仿真实验	139
6.5.1 对网络形状的鲁棒性	140
6.5.2 对网络密度的稳健性	140
6.5.3 算法在非均匀分布网络中的性能	140

6.5.4 算法在 QUDG 模型下的性能	141
6.5.5 算法在动态网络中的性能	142
6.5.6 面骨架在数据存储中的应用	142
参考文献	144

第三篇 二维传感器网络的凸分解

第 7 章 基于凸分解的定位算法	151
7.1 网络近似凸分解与定位	152
7.1.1 近似凸分解	152
7.1.2 网络凹度与定位的关系	154
7.1.3 传感器网络的凹度	155
7.2 ACDL: 基于网络近似凸分解的定位算法	156
7.2.1 凹/凸点识别与边界划分	156
7.2.2 网络近似凸分解	159
7.2.3 局部坐标图	161
7.2.4 全局坐标图	164
7.3 实验分析	165
7.3.1 不同网络场景下的算法性能	166
7.3.2 通信模型对 ACDL 算法的影响	170
7.3.3 网络节点分布对 ACDL 算法的影响	170
7.3.4 ACDL 算法对参数的敏感性分析	171
7.3.5 ACDL 算法对网络密度的敏感性分析	172
7.3.6 低密度网络下的算法性能比较	172
参考文献	174

第1章 绪 论

1.1 传感器网络

2012年,国家工业和信息化部发布了《物联网“十二五”发展规划》(以下简称《规划》)^[1]。《规划》指出:“十二五”时期是我国物联网由起步发展进入规模发展的阶段,机遇与挑战并存。美国已将物联网上升为国家创新战略的重点之一;欧盟制定了促进物联网发展的14点行动计划;日本的U-Japan计划将物联网作为四项重点战略领域之一。《规划》明确提出:物联网已成为当前世界新一轮经济和科技发展的战略制高点之一,发展物联网对于促进经济发展和社会进步具有重要的现实意义。

无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)是物联网的重要组成部分,是物联网功能得以实现的重要保证。随着低功耗无线通信的发展,微传感器、微处理器等硬件的小型化,分布式信息处理技术的进步,以及普适计算和Ad hoc网络的大量研究,无线传感器网络已经成为21世纪最为重要的一种新兴技术,并以其低功耗、低成本、分布式和自组织的特点带来了信息感知的一场变革,引起了人们的广泛关注。美国《商业周刊》^[2]和《MIT技术评论》^[3]在预测未来技术发展的报告中,分别将无线传感器网络列为21世纪最有影响力的21项技术和改变世界的十大技术之一。

传感器网络由大量价格低廉,同时具有一定感知、计算与存储功能的传感器组成,这些传感器节点协作感知、相互通信。传感器网络的基本功能是收集传感器节点所在监测区域的信息,并将数据以多跳方式传回至汇聚(SINK)节点,在SINK节点进行分析与处理,并传递给最终用户,以实现更为复杂的计算与分析,如图1.1所示。在监测区域中,传感器节点A将采集信息传递给节点B,在节点B处进行简单信息融合后再传输给节点C、D和E,在节点E处进行信息融合后传输给SINK节点,并由SINK节点经过较为复杂的计算和信息融合后,通过卫星和互联网传递给用户。这样,无线传感器网络就建立起了从信息世界到物理世界的连接桥梁,实现了二者的完美融合^[4-8]。

由于无线传感器网络不需要固定设备支撑,可以快速部署,同时具有易于组

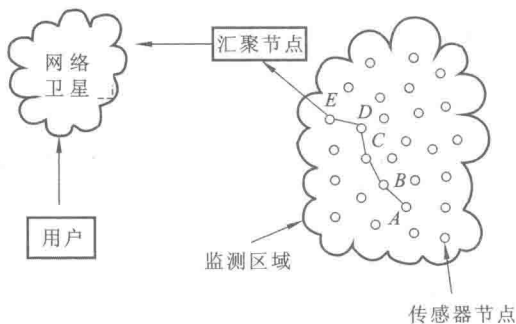


图 1.1 无线传感器网络结构体系

网、不受有线网络约束等优点,被广泛应用于环境监测^[9]、战场监视^[10]及灾难营救^[11]等方面。与一般网络相比,传感器网络具有如下特点^[12]:数量巨大、分布密集、能量有限、计算能力与存储能力有限、易出故障以及网络拓扑经常变化等。因此,如何高效地使用节点能量、提高节点使用寿命,进而延长传感器网络生命周期,便成为传感器网络研究的首要目标。

1.2 传感器网络的计算几何方法

传感器节点部署在二维平面、陆地或是三维空间中,或者节点是可移动的,节点间的通信模式是单位圆模型(unit disk graph,UDG)、准单位圆模型(quasi-unit disk graph,QUDG)或对数正态模型,节点感知模型是各向同性(isotropic)还是各向异性(non-isotropic),都会导致不同的网络几何和拓扑特征,从而对整个网络的各方面设计都有很大影响。在低层次的网络与组织方面,节点部署的地理位置特征直接决定了网络的连通性与覆盖性,从而影响到基本的网络组织,如聚类、定位、节点命名与网络路由等问题;而在高层次的信息处理与应用方面,传感器节点的监测数据呈现出较强的空间相关性,利用这种相关性可以设计出高效的数据压缩、近似与验证等方面的协议。

以传统的贪婪路由算法 GGF(geedy geographic forwarding)^[13]为例。GGF 算法是基于节点位置信息和邻居信息的路由算法,在假定节点位置信息已知的前提下,为实现从源节点到目标节点的数据传输,总是将当前节点的距离目标节点最近的邻居节点作为下一跳节点,直至数据传输到目标节点。GGF 算法要求每个节点必须事先知道其位置信息,这可以通过在每个节点上安装 GPS 来实现,但这种方法成本过于昂贵。实际上 GGF 算法对于网络定位误差比较稳健,因此,给定近似的位置信息就足够提供高精度的路由结果^[14,15]。虽然这种贪婪方法简单有效,

具有可扩展性,在形状规则(如凸型)的网络中能以最优路径(即路由路径伸展因子近似为1)实现点对点的数据传输,但在复杂网络中(例如,当网络稀疏或因障碍物的存在而有空洞时),GGF 极易受到局部极小值(local minimum)问题,或所谓的死胡同(dead end)现象;与当前节点到目标节点的距离相比,其所有邻居节点都更加遥远。因此,GGF 无法保证路由的100%成功率。后来的学者提出了许多改进算法^[16,17],较为著名的是 Karp 等提出的改进算法 GPSR (greedy perimeter stateless routing),它可以在贪婪方法遇到局部极小点时,通过局部搜索方法使路由成功逃离。但由于逃离机制通常在网络内边界上进行,往往导致这些边界点负载过重而极易失效,进而可能产生更大的空洞,甚至整个网络变得不连通,最终影响到传感器网络的功能实现。但是,GPSR 方法产生的边界节点过载现象,并不是因为网络流量本身巨大,而实际上是没有考虑到传感器网络的具体几何特征,使得路由协议 GPSR 与实际的网络拓扑之间不匹配,即在连通图中相距较远的两个节点,其实际的欧氏距离可能较小^[18,19]。解决此类不匹配现象的途径,一是利用网络的骨架信息来建立虚拟坐标,实现连通图与路由路径之间的匹配;另一种方法是对网络进行分解,然后基于分解结果设计路由协议。因此,通过计算传感器网络的几何特征来设计高性能的网络算法,是十分必要而且可行的。

关于传感器网络的计算几何方法,可以根据研究对象分为边界识别、骨架提取与网络分解三种方法。已有研究表明,几何特征提取是无线传感器网络中十分重要的研究内容。充分利用这些特征有助于设计高性能的网络协议,提高网络服务质量,延长网络生命周期。

需要注意的是,尽管在计算机视觉与计算机图形学等领域,针对物体或图形的计算几何方法比比皆是,但是这些方法无法直接应用于传感器网络中。这是因为,在传感器网络中,为每个传感器节点安装 GPS 设备成本太高,且 GPS 带来的能耗过大,无法适用于大规模传感器网络中。同时,由于 GPS 要求在卫星与节点不能有障碍物,因此,在室内、地下以及水下等环境中无法有效使用。因此,现有传感器网络的计算方法研究往往仅依赖于节点间的连通性信息(connectivity information),即谁是谁的邻居,而节点位置信息则是未知的。另一方面,绝大多数情况下,传感器网络并没有专门节点或设备来进行集中式信息处理,同时每个节点的能量、计算和存储等能力十分有限,因而,传感器网络中的几何方法应该具有分布式和可扩展性等特点。而计算机视觉中的算法是在每个点的位置信息已知的前提下,采用集中式的算法来提取几何和拓扑特征,不需要考虑传感器网络所面对的种种限制。因此,无线传感器网络的几何和拓扑特征提取,不能直接照搬计算机视觉等领域的已有方法,需要专门针对无线传感器网络自身的特点来设计。

1.2.1 边界识别

1. 边界定义

很多文献给出了关于传感器网络边界的不同定义,其中基于多边形环境的边界定义为学者所普遍接受^[20]。假定传感器网络节点部署在一个多边形区域中,多边形将整个平面分成几个表面(face),其中一个为无限表面,而其余皆为有限表面,如图 1.2(a)所示。有限表面处于多边形区域内部(因而被称为洞,hole),如图 1.2(a)中的三个矩形小洞所示;而无限表面处于区域的外部。因此,把多边形区域与无限表面相交的曲线称为外边界,而把多边形区域 A_{net} 与有限表面(图 1.2(a)中的三个矩形小洞)相交的曲线称为内边界(图 1.2(a)中三个矩形小洞的黑色边界线),外边界与内边界统称边界,如图 1.2(a)中的黑色线所示。同样,由所有传感器节点组成的连通图也可被看作一个多边形区域,连通图中的两点之间存在连接,当且仅当它们在节点的通信半径范围内,如图 1.2(b)所示,其中黑色粗线为传感器网络的边界线,节点间的连线表明两个节点处于通信半径范围内;边界线上的节点称为边界节点,简称边界点。在现有文献中,通常假定传感器网络的边界是简单(即内外边界不会相互交叉)而且紧的(即任一边界节点有且仅有两个邻居边界节点)。

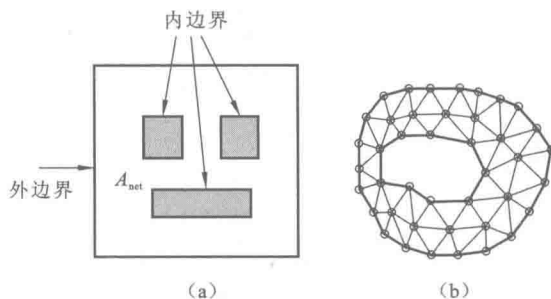


图 1.2 边界定义

(a) 多边形区域边界;(b) 传感器网络边界

传感器网络的边界(尤其是网络内边界)信息具有重要的实际价值,可用于目标跟踪,或监测网络中是否有异常事件(如火灾等)发生、是否有节点失效等。边界识别就是要利用节点间的连接信息,识别出网络边界上的节点,并将这些边界节点正确连接起来,形成有意义的曲线,即边界(外边界和内边界)。

2. 边界识别方法

一般地,位于边界上的节点,其邻居节点数(或称节点度)要比内部节点的节点

度要小。因此, Fekete等^[20]提出了均匀分布网络下基于邻居节点数的边界识别算法, 但该算法要求网络平均度在100以上; 文献[21]提出了基于“限制应力中心度”(restricted stress centrality)的边界识别方法。节点 v 的限制应力中心度可以度量在有限长度范围内经过节点 v 的最短路径的数目, 在足够密集的网络中, 内部节点与边界节点的中心度展现出一种双模式(bimodel), 因而能够被用于边界识别。该算法的缺点在于其只适用于高密度网络(网络平均度不小于100), 无法识别稀疏网络的边界节点; 假定节点位置信息已知, 且网络通信模型为单位圆模型(unit disk graph, UDG), 即如果两个节点间的欧氏距离小于等于通信半径, 则这两个节点互为邻居, Fang等^[22]利用类似于GGF方法在边界上遇到死胡同现象的思想, 提出一种简单算法让数据包沿着网络内边界“爬行”, 最终发现内边界循环(cycle); Ghrist等^[23]在节点位置未知时, 利用同源性(homology)来识别边界, 但该算法是集中式而非分布式, 不适合大规模传感器网络; Kroller等^[24]首先通过搜索“花纹模式”(Flower Pattern)来识别内部节点, 在此基础上, 通过扩张内部节点周围的循环节点识别出边界节点。该方法的缺点是: 对于稀疏网络, 可能找不到“花纹模式”(Flower Pattern); Saukh等^[25]修正了模式的定义, 使之适合于稀疏网络的边界识别; Wang等^[26]利用拓扑方法, 首先识别出满足给定两个参数的洞及内边界, 然后利用内边界信息来找出外边界上的节点, 但该算法的主要缺陷在于其不能识别小尺寸的空洞; Dong等^[27]提出了一种细粒度(fine-grained)边界识别算法, 它能识别出任意形状和大小的洞, 但其时间和通信复杂度都很高, 很难适用于大规模传感器网络。关于传感器网络边界识别的文献还有很多, 如文献[28]~文献[31], 在此不再一一赘述。

需要指出的是, 现有的边界识别算法大多只能在高密度网络中表现出优异性能, 而在稀疏网络中无法识别出准确边界, 虽然有文献提出了适合于稀疏网络的边界识别方法, 但这种方法具有复杂度高、扩展性差等特点。因此, 如何以较低复杂度来识别各种网络(尤其是稀疏网络)边界仍然是一个挑战。

1.2.2 骨架提取

1. 骨架定义

骨架(skeleton), 也称为中轴线(medial axis), 是物体最大内切圆(即包含在物体内部却不被其他内切圆完全包含的圆)圆心的轨迹^[32], 如图1.3所示; 或者是距离变换场(即每个内部点到物体边界的距离形成的场)的脊(ridge), 如图1.4所示。而另一种骨架定义则是基于烧草模型^[33], 即假设在物体边缘同时点火, 火源以相同速度向物体内部燃烧直至最终熄灭, 这些熄灭点(即两个火源“相遇”的位置)的集合就是物体的骨架。

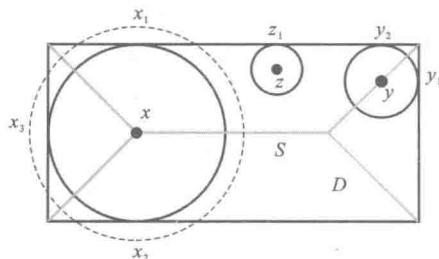


图 1.3 一个二维物体的骨架示意图

加粗曲线 S 表示骨架，骨架点 x 和 y 均是最大内切圆（黑色）圆心，而点 z 为非骨架点。以骨架点为圆心的最大内切圆与物体边界至少有两个相交点，称这一交点为该骨架点的特征点（feature point）或生成点（generating point）

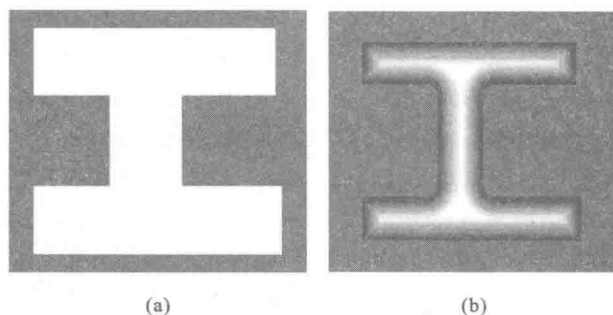


图 1.4 二值图的骨架

(a) 原始二值图；(b) 二值图的距离变换场，其中每个点到二值图边界的距离用不同灰度表示，可以看出，距离变换场中最亮的点，即所谓的脊，构成该二值图的骨架

作为物体的重要描述子，骨架不但能够反映物体的几何特性，还可以充分反映其拓扑特征，包括同伦性(homotopy)、居中性(centeredness)、可靠性(reliability)、光滑性(smoothness)等^[34]方面，因而骨架在计算机视觉和计算机图形学等领域都得到了广泛的研究，这些领域的研究者提出了许多关于骨架提取的算法^[35-43]，并将骨架成功应用于物体识别、几何建模、路径规划、机器人导航等领域^[44-46]，以及利用骨架信息进行形状识别等^[47-52]。

2. 骨架提取方法

Bruck 等^[18,19]首次提出了二维无线传感器网络中基于中轴线的路由算法(medial-axis based routing protocol, MAP)算法。假定边界信息(包括网络外边界和网络内边界)已知，且每个边界节点处于具有唯一标识符的边界上，MAP 算法首先利用边界节点在网络内部进行洪泛，来计算内部节点与边界的距离，进而识别出骨架节点，即如果节点 q 到两个及两个以上边界节点的距离相等(为叙述方