

协同机器人 与多传感器网络

Cooperative Robots
and Sensor Networks

[沙特阿拉伯] 安尼斯·库巴
[德] 阿卜杜勒·马吉德·哈利勒 ◎ 编
徐博 尹洪亮 白涛 ◎ 译



协同机器人与多传感器网络

[沙特阿拉伯]安尼斯·库巴

编

[德]阿卜杜勒·马吉德·哈利勒

徐博 尹洪亮 白涛 译



电子工业出版社

Publishing House of Electronics Industry

北京·BEIJING

内 容 简 介

本书重点针对在协同网络中的多智能体系统展开讨论。首先,本书总结归纳了相关领域的研究目的、意义及国内外研究现状。之后,针对多无人平台网络系统,不仅提出了多智能体系统的两种实用数学模型(双积分器动力学模型和线性动力学模型);而且设计了能够同时满足几个目标的控制方法,包括建立HJB方程、线性二次调节器LMI、协作博弈理论、半分散化最优策略等,推导控制方法利用相对较低的生产成本,得到最优控制技术,以满足严格的实际使用要求。

Translation from the English language edition:

Cooperative Robots and Sensor Networks

edited by Anis Koubaa and Abdelmajid Khelil

Copyright © Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2014

This Springer imprint is published by Springer Nature

The registered company is Springer-Verlag GmbH

All Rights Reserved

本书简体中文版专有翻译出版权由Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2014授予电子工业出版社。未经出版者预先书面许可,不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。

版权贸易合同登记号 图字:01-2018-7630

图书在版编目(CIP)数据

协同机器人与多传感器网络/(沙特阿拉伯)安尼斯·库巴(Anis Koubaa), (德)阿卜杜勒·马吉德·哈利勒(Abelmajid Khelil)编;徐博,尹洪亮,白涛译. —北京:电子工业出版社,2019.1

书名原文: Cooperative Robots and Sensor Networks

ISBN 978-7-121-35432-8

I. ①协… II. ①安… ②阿… ③徐… ④尹… ⑤白… III. ①机器人—传感器—研究
IV. ①TP242

中国版本图书馆CIP数据核字(2018)第249400号

策划编辑:刘小琳

责任编辑:刘小琳 特约编辑:许波建

印刷:天津嘉恒印务有限公司

装订:天津嘉恒印务有限公司

出版发行:电子工业出版社

北京市海淀区万寿路173信箱 邮编:100036

开本:710×1000 1/16 印张:7.25 字数:160千字

版次:2019年1月第1版

印次:2019年1月第1次印刷

定 价:49.00元

凡所购买电子工业出版社图书有缺损问题,请向购买书店调换。若书店售缺,请与本社发行部联系,联系及邮购电话:(010)88254888,88258888。

质量投诉请发邮件至 zltz@phei.com.cn, 盗版侵权举报请发邮件至 dbqq@phei.com.cn。

本书咨询联系方式:(010)88254538, liuxl@phei.com.cn。

译者序

原著于 2014 年发行,代表了当前多传感器无线通信网络控制与导航领域最新的研究成果。本书针对信道质量建立了马尔可夫模型,使其适合未知的使用环境和移动模式;还提出了一种基于综合分散控制的一致性轨迹跟踪方法,使用预测控制理论,通过小组之间的合作权衡成本函数的定义和响应要求;提出了以智能手机为基础的室内导航解决方案,将导航定位与优化后的路径规划算法有机地结合起来。本书还对基于 RSS 导航定位系统的精度影响因素进行了深入分析,利用 MATLAB 对 EasyLoc 性能布局及天线增益的影响,准确预测洋流是影响水下滑翔导航系统的关键。结合现有的海洋模式与即时测量数据,在传感网络的滑翔机系统中建立高分辨率实时电流模型,该模型的更新只需要即时测量,因此更加有效。综上所述,本书具有很高的学术水平。

本书针对多传感器无线通信网络控制与导航领域必须面对且急待解决的问题,提出了创造性的方法,并进行了仿真与试验验证。出于需要改进现有的解决方案,提出遗传机器学习链路质量预测方法,适用于对未知环境和流动性模式的信道预测。本书所提方法适用于其他预测控制问题,如地层控制,覆盖范围。具有很高的应用价值和广阔的应用前景。

基于多传感器无线通信网络的控制与导航是目前国内导航领域的热点研究方向,译者的初衷是通过翻译本书,引进国外先进的思想、理念和技术,对国内相关领域的发展起到一定的指导和借鉴作用。本书尽可能地保留了一些英文专有名词,以便读者能够对其意义有更直接的理解。

本书主要译者徐博,博士,副教授,博士生导师,经过多年沉淀,积累了大量理论算法、仿真与试验数据,为本书的翻译奠定了坚实基础。

最后,感谢近年来一起从事该领域研究的李盛新博士、王连钊博士、刘海明博士、刘杨硕士等人。此外,书中涉及的研究工作得到了国家自然科学基金(61633008, 61203225)、海洋工程国家重点实验室基金开放课题(1616)、黑龙

江省自然科学基金(F2018009)及2017年国防重点实验室基金(614221801050717)的资助,在此一并表示感谢。

由于译者水平所限,错误和不妥之处在所难免,衷心希望各位读者不吝批评指正。

2018年7月
译者

前 言

移动机器人和无线传感器网络在众多领域有着广阔的应用前景，并且具有巨大的潜能和发展空间。机器人研究和无线传感器网络研究通常被视为两个独立的研究领域，很少有将这两种技术密切结合到一起的研究。其实，这两种技术具有一些共同特征，可以使它们在相同的领域得到应用，并优势互补。本书的主要目的是为机器人和无线传感器网络的前沿研究，特别是两者交叉的学科前沿研究提供参考。

本书共 5 章。第 1 章提出了解决多个自主运载器汇合问题的合作策略；第 2 章是基于对现有信道质量预测方案的改进，提出了用遗传机器学习算法进行预测的方法；第 3 章提出了一种室内导航的架构，通过 Android 智能手机引导用户，使视觉正常或视觉障碍人士，都能到达预期目的地；第 4 章通过对水下洋流的准确建模与预测，对水下滑翔机进行导航；第 5 章讨论了传统 RSS 定位的挑战性和局限性，提出了一种自主、实用的 RSS 定位技术 (EasyLoc)，该技术具有易于开发和实现的优点。

作 者

目 录

第 1 章 移动无线传感器网络中基于链路质量预测的遗传机器学习方法	1
1.1 引言	2
1.2 连通性关系	3
1.3 相关工作	4
1.4 OBD 模型	5
1.5 GMLA 概述	7
1.5.1 分类系统	8
1.5.2 遗传机器学习方法	8
1.6 GMLA 评价	11
1.6.1 安装配置	12
1.6.2 仿真结果	13
1.7 结论	15
致谢	16
参考文献	16
第 2 章 基于预测控制传感和连通约束的轨迹生成	19
2.1 引言	19
2.2 相关工作	20
2.3 一致性算法	22
2.4 一致性跟踪协议	23
2.5 基于一致性轨迹优化的控制律综合	24
2.5.1 二次规划问题	26
2.5.2 一致性轨迹与运载体传感	27
2.5.3 连通性约束	28
2.6 一致性协议策略的实现	29
2.6.1 数值仿真及结果分析	31
2.6.2 计算时间	34
2.7 结论	37
参考文献	37
第 3 章 室内导航的定位、路径规划和智能手机界面设计	40
3.1 引言	41
3.2 室内导航解决方案	42
3.3 室内定位解决方案	43
3.3.1 航迹推算	44
3.3.2 信号强度指纹 (SSI)	46
3.3.3 粒子滤波	47
3.4 地图表示法和路径规划	48
3.4.1 地图自动识别	48
3.4.2 路径规划	49
3.5 用户界面	50
3.5.1 需求评估	50

3.5.2 多模式用户界面	51	第5章 EasyLoc: 基于即插即用 RSS 的无线传感网络定位	78
3.6 实验和结果	52	5.1 引言	79
3.6.1 室内定位测试	54	5.2 基于 RSS 的定位	80
3.6.2 地图表示法和路径规划测试	55	5.3 问题陈述	81
3.6.3 用户界面测试	57	5.4 EasyLoc	82
3.7 结论	59	5.4.1 在线校准阶段	82
致谢	60	5.4.2 定位阶段	85
参考文献	60	5.5 实验评价	85
第4章 水下滑翔机传感网络导航中的洋流实时建模	63	5.5.1 实验设计	85
4.1 引言	63	5.5.2 实验结果	87
4.2 洋流的描述	64	5.5.3 EasyLoc: 误差分析及改进	95
4.3 模型初始化	67	5.6 结论	103
4.4 洋流位置更新	68	致谢	104
4.5 仿真结果	71	参考文献	104
4.6 结论	75	评审人员	107
参考文献	75		

第1章 移动无线传感器网络中基于链路质量预测的遗传机器学习方法^①

Gustavo Medeiros de Araújo, A. R. Pinto, Jörg Kaiser and Leandro Buss Becker^①

摘要: 建立足够的射频 (RF) 连接是移动无线传感器网络正常运行的基本要求。在移动无线传感器网络中, 如何处理应用程序和协议中的连接问题是一个具有挑战性的难题, 因为链路可能会经常向上或向下。在这种情况下, 深入分析节点的剩余连接时间可以避免不必要的或无用的数据和控制信息的传输。本章提出的链路质量预测的遗传机器学习方法 (GMLA), 是在移动环境中预测剩余的射频连接时间的一种解决方法。不同于其他相关研究, GMLA 允许建立连接估计 RF 链路的持续时间, 且不需要预先运行, 这使 GMLA 可以运用在未知环境和移动模式中。其结构是一个结合了分级系统与 RF 链路质量的马尔可夫模型。由于马尔可

① G. Medeiros de Araújo (✉) · L. B. Becker

Department of Automation and Control Systems, Federal University of Santa Catarina,
Florianópolis, Brazil
e-mail: araujo@das.ufsc.br

L. B. Becker
e-mail: lbecker@das.ufsc.br

G. Medeiros de Araújo, L. B. Becker
UFSC/CTC/DAS/PPGEAS, Room 214, Trindade, PO 476, CEP 88040-900, Florianópolis, Brazil

A. R. Pinto
Department of Computer Science and Statistics, Paulista State University (UNESP), São
Paulo, Brazil
e-mail: arpinto@ibilce.unesp.br

A. R. Pinto
Rua Cristóvão Colombo, 2265 - Jardim Nazareth, CEP 15054-000, São José do Rio
Preto, SP, Brazil

Jörg Kaiser
Department of Distributed Systems, Otto-Von-Guericke-Universität Magdeburg,
Magdeburg, Germany
e-mail: kaiser@ivs.cs.uni-magdeburg.de

Jörg Kaiser
Universitätsplatz, 2 D-39106, Room 323, Magdeburg, Germany

夫模型的参数建立于传输过程中，因此不需要历史数据。仿真结果表明，使用 GMLA 优于使用 GPS，并且也优于如 BD 和 MTCP 等的预测链路质量。因此，GMLA 是一个非常有效的解决方案，适用于任何一层通信协议，尤其是链路层和网络层。

关键词：移动无线网络，射频连接预测，分级系统。

1.1 引言

目前，在处理移动场景中使用无线传感器网络（WSN）的需求愈加迫切。其中一个典型的场景是，移动的机器人穿行于工厂的同时，还与其他机器人和固定通信节点执行协作工作^[6]；另一个场景是 WSN 和无人驾驶飞行器（无人机）之间合作进行位置识别和目标跟踪^[10,13,27]。

然而，部署这样的无线传感器网络并不是一件容易的事^[11]。本章重点讨论的问题之一是射频（RF）连接，建立正确的射频连接对正确操作任何无线传感器网络都是一项基本要求。在移动应用程序中，处理射频连接问题是网络协议的一项巨大挑战，因为链路可能会经常向上或向下。在这种情况下，对节点的剩余连接时间进行深入分析可以避免不必要的或无用的数据和控制信息的传输，此属性对于网络 and 链路层协议是特别有用的。

对于移动环境中的连接变化，通常采用基于位置或数据的训练策略，基于位置的训练策略需要一种定位系统，基于数据的训练策略依赖于网卡收集的数据^[1,9]。这两种策略确保建立某种连接，在 1.2 节中将会详细讨论这些策略及相关理论模型。

本章提出的解决方案为：允许建立一个连接，以估计链路的持续时间，从而避免一个预运行（设计）阶段。它可以在该系统执行过程中进行连通性预测，此机制称为“动态”。这个解决方案称为基于链路质量预测的遗传机器学习方法（GMLA）。为了能够在传输过程中执行，GMLA 采用在算法执行的第一秒开始就学习移动模式的进化方法。GMLA 对任何层的通信协议都是通用的，尤其是链路层和网络层。

在本章中，1.2 节讨论了有关连接估计的基本知识；1.3 节描述了一些与连通性预测问题相关的工作；1.4 节详细描述了所提方案依据的 OBD（Oriented Birth-Death）模型；1.5 节介绍了 GMLA；1.6 节描述对 GMLA 的评价和分析结果；1.7 节中给出了最后结论并讨论了 GMLA 可能的应用领域。

1.2 连通性关系

本节讨论了关于处理连接预测方法的一些问题。这些问题可以从四个不同的方面来阐述，即所需的定位系统、所需的历史数据记录、链路质量估计与链路质量预测之间的差异及用于执行连接估计的模型类型。

1. 所需的定位系统

所需的定位系统包括全球定位系统或 GPS-free 全球定位系统等。全球定位系统有一定的缺点，如大规模使用会急剧增加实现成本并导致更高的能源消耗；此外，它只适用于室外环境。GPS-free 全球定位系统克服了全球定位系统中的部分限制，可用于室内环境；但它需要额外的天线，如到达时间差（TDOA）、板球罗盘^[22]或锚节点的设备。锚节点是已知自身位置的固定节点，它们通过将自身位置信息广播到整个网络，这样其他移动节点就可以使用三角量测来计算自己的位置。

2. 所需的历史数据记录

这样的数据记录可能包含很多不同的变量，如坐标位置或链路质量（如信号强度或信噪比）。在离线模式下，被处理和使用的历史数据记录通常也会被记录下来。这种需要用数据历史的方法，是用数据历史中的模式来填充模型。因此，在离线处理后，预计在收集时间中具有相同行为。这种涉及所有需要历史数据记录的方法主要缺点是可能会造成模式变化。如果发生这种情况，则需要新的历史数据。

3. 链路质量估计与链路质量预测之间的差异

链路质量估计与链路质量预测之间的差异也包括它们在移动无线传感器网络环境中的关系。链路质量估计（LQE）用于估计无线信道的可靠性，LQE 计算可以通过无线网卡来执行，传递如信号强度（RSSI）、信噪比（SNR）和链路质量指示（LQI）等信息。LQE 也可以用数据包接收率（PRR）表示，这是在接收到数据包时执行的。而链路质量预测（LQP）则是从链路质量的未来价值进行估计的。换句话说，它试图推测无线链路未来的情况。

4. 用于执行连接估计的模型类型

有三种广泛用于执行连接预测的模型：马尔可夫模型、时间序列模型和相对速度模型。马尔可夫模型和时间序列模型需要通过历史数据记录来估计。相对速度模型需要一个准确的定位系统。马尔可夫模型的主要缺点是它取决于传输过程，并且状态的数目可能会非常大。例如，如果某个状态被认为是一个节点，且场景中有大量节点，那么模型可能会非常大，从而会给资源受限的设备带来影响。然而，这

取决于如何对问题进行建模。时间序列模型可能有同样的缺点,因为整个历史数据必须加载在内存中处理。使用相对速度模型时,要求定位系统给出坐标信息,以计算每个节点的矢量速度。相对速度模型的局限性涉及前面讨论的定位系统。

在 1.3 节中,将讨论文献中提到的连通性预测的主要工作。

1.3 相关工作

在文献[25]中的研究工作是预测移动环境中节点间连通性的前期形式之一。作者提出一个确定的模型来预测连通性,如式(1-1)所示。文献作者提出的公式可以提供移动节点之间的剩余连接时间;采用的信息集是由位置信息组成的,包括节点位置夹角 θ 、速度 v 和来自节点的信号范围 r 的信息。

$$Dt = \frac{-(ab+cd) + \sqrt{(a^2+c^2)r^2 - (ad-bc)^2}}{a^2+b^2} \quad (1-1)$$

式中, Dt 代表时间变量,指的是两个移动节点保持连接的时间; $a = v_i \cos \theta_i - v_j \cos \theta_j$; $b = x_i - x_j$; $c = v_i \sin \theta_i - v_j \sin \theta_j$; $d = y_i - y_j$ 。

在文献[23]中,作者阐述了一种在 MANET 中预测链路断开网络协同应用的技术。文献作者假定所有节点的位置都由 GPS-free 全球定位系统提供,在启动时,所有节点必须连接起来构建一个图形(这也被认为是这种方法的一个限制)。图形各边的权重表示相邻节点之间的距离,这个距离的变化是用来建立预测图的。有了这样的图,协调器节点可以预见节点何时断开,并能试着避免。

在文献[7]中,作者的建议是测量节点之间的链路持续时间(或链路稳定性)。文献[7]采用的预测方案结合了信道衰落信息和位置信息。首先,文献作者使用移动节点的相关信息来预测链路寿命,然后结合链路寿命与衰落信道的统计数据,获得链路持续时间。为了计算链路的持久性,文献作者假设所有节点用同一个全球定位系统来提供它们的位置和速度。由此,文献作者将相对速度模型与信道衰落的统计数据相结合来预测链路持续时间。

文献[20]中提出将用户移动历史数据作为参考模型,可以更好地利用无线局域网通信资源。将这样的历史数据作为马尔可夫模型的输入,其目的是预测节点的移动性。由于该方法需要定位信息,所以需要全球定位系统。此方案基于定位预测,由于节点和路由器有其定位信息,则该模型是基于定位信息改变的概率建立的。例如,如果一个节点从一个区域移动到另一个区域,路由器可以预见节点位置的变化,预测预留带宽。这种方法的主要缺点是依赖于定位系统。

文献[12]利用链路质量的信息预测节点之间的连接。文献作者用一个时间序列模型来模拟链路质量的变化,这种方法需要历史记录数据,同时该模型是不断运动的。在预定的情况下,用户移动历史数据被作为输入参数来建立模型。为此,这种方法没有必要使用任何附加硬件来获得定位信息。

文献[24]中提出的 MTCP 方法用带有五个状态的马尔可夫模型表示信号强度(RSSI)变化,其目的是利用 MTCP 提高 MAC 协议的补偿机制,从而使得节点节约能源,同时提高可用带宽。如果超前一步考虑预测,得到的结果是非常理想的。

在文献[15]中提出的 BD (Birth-Death) 模型具有避免使用定位信息的优势。它主要应用链路质量信息的信噪比预测 Wi-Fi 网络环境下的无线链路质量。这个模型的主要限制是忽略了惯性原理,即一个物体不能立即改变它的运动方向,因此它不能正确代表节点的运动。这个问题是马尔可夫模型表述的,理论表明节点在增加或减少信号强度及保持或改变其运动方向的问题上,具有相同的概率。然而,在实际中节点保持同一个方向的概率远远高于其改变方向的概率。本书提出的 OBD (Oriented Birth-Death) 模型解决了这个问题^[3],这将在接下来的部分进行详细描述。

通过分析相关文献,可以看到文献作者使用的预测机制主要为马尔可夫模型或时间序列模型。显然,所有需要定位装置(如全球定位系统)的解决方案在室内场景中的应用都具有局限性。而 GPS-free 全球定位系统需要锚节点。在这两种情况下,使用地理位置感知增加了解决方案的计算复杂度,同时也削弱了其灵活性。

除此之外的一些解决方案也有严格的模型限制。例如,文献[23]中的模型依赖于节点数目,这是因为每个节点都是由马尔可夫链中的一个状态来表示的。这可能涉及可伸缩性问题,因为处理大量的节点可能是很难的。而且,它不适用于节点数目可变的情况。文献[12]的缺点是它不涉及未知的连接,即如果一个新的邻节点出现在模型中,则该模型不能预测与它的连通性。因此,如果移动模式改变,模型将会过时,就必须执行新的离线训练。

1.4 OBD 模型

OBD^[3]模型克服了 BD 模型^[15]定向不足的问题。为了更好地理解这个问题,本书对一些变量进行测量,如测量扫地机器人在房间周围移动时,它将消息发送到位于房间角落的静态传感器节点时,其信噪比的变化,如图 1-1 所示。图 1-1 中,带有扰动的曲线(浅色)表示原始信噪比,更平滑的曲线(深色)表示用卡

尔曼滤波后的信噪比。事实上,更平滑的那条曲线代表了扫地机器人的移动模式。当扫地机器人接近传感器节点时,射频信号强度达到峰值。同样,当扫地机器人偏离传感器节点时,射频信号强度降低,直到没有信号。接近和离开是存在于所有移动类型中的两种模式。

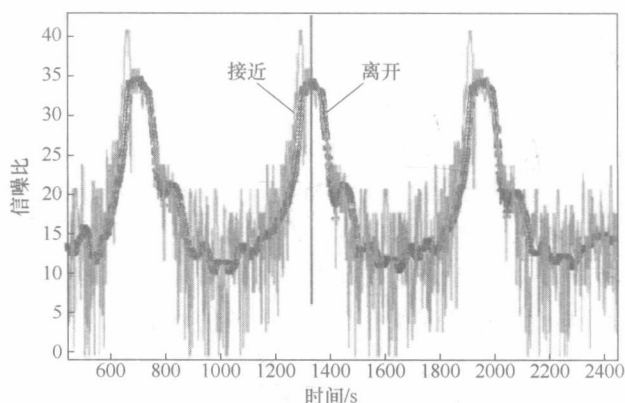


图 1-1 接近和离开时信噪比的变化情况

和 BD 模型一样, OBD 模型也使用马尔可夫模型来预测未来的链路质量。马尔可夫模型的优势在于它不需要在内存中保留历史记录,这对于像传感器节点这样资源受限的设备来说,是非常关键的。事实上,历史记录已经嵌入马尔可夫模型的状态转换概率中了,这样的概率被存储在一个固定大小的矩阵中。

OBD 模型和 BD 模型之间的主要区别在于,前者考虑了节点运动方向,但这并不意味着一个节点不能改变它的运动方向,只是概率非常低。扫地机器人的所有中间状态都是重复的,如图 1-2 所示。其中,顶端的状态表示在同一方向上的节点,底部的状态表示在相反方向上的节点。两端的状态是不重复的,因为它只对单一的方向有意义。如图 1-1 所示,接近和离开两个模式是在 OBD 模型中提出的。

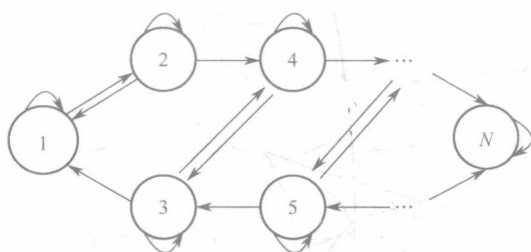


图 1-2 OBD 模型扫地机器人

OBD 模型提供的信息对预测下一个状态是有帮助的，本书采用离散马尔可夫模型，模型中每个状态改变发生在 1s 之内。1.5 节将对离散马尔可夫模型是如何估计未来状态的工作进行描述。

离散马尔可夫模型可以描述为一个包含三个量 $\langle S, T, \pi \rangle$ 的组。 S 表示状态集（见图 1-2）； T 表示从状态 i 到状态 j 的概率的过渡矩阵，它涉及每个可能的场景（移动模式），且可以通过模拟试验或实际经验获得； π 表示状态集 S 的初始概率分布。用矢量状态概率来选择下一状态，如式（1-2）所示。 T^n 是由 n （前进步数）驱动的过渡矩阵。经过这样的计算可以获得新的概率向量 π^n ，最后选择使用式（1-3）的下一状态。

$$\pi^n = \pi \times T^n \quad (1-2)$$

$$s^n = \max[s_1^n, s_2^n, \dots, s_k^n] \quad (1-3)$$

类似于所有基于历史记录模型，离散马尔可夫模型受移动模式改变的影响。1.5 节将提出一种能够克服这些限制的方法。

1.5 GMLA 概述

GMLA（链路质量预测的遗传机器学习方法）是基于分类系统^[14]和遗传算法（GA）的机器学习技术，能够学习简单的构句规则。在运行时，它可以用来确定马尔可夫模型中代表射频质量的参数。图 1-3 给出了分类系统体系，这将在接下来的部分进行详细描述。

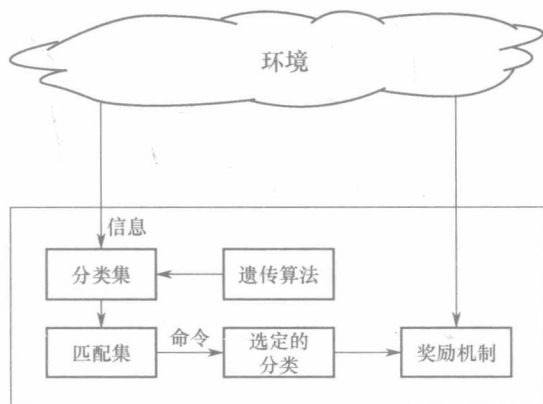


图 1-3 分类系统体系

1.5.1 分类系统

从环境接收的消息可以激活一个或多个分类器。作为被选择的分类，它们执行自己的规则，然后选定的分类会根据它们的表现得到反馈。为了一些优化问题，遗传算法考虑了分类的布局。在这种情况下，有些类型（分类）代表它们的属性，这通常是一组位或字符。这一类型的群体是由遗传算法处理，经过与预设标准比较而筛选并进化出来的。每产生一代群体，即构成一组人工分类器。这些经过进化产生的群体，都是基于前一代中适应性最强的部分产生的。

遗传算法的研究重点是它的鲁棒性。如果系统足够稳定，它只需要少量的干预或重置。此外，它的适应性将达到更高层次，并能够更好地执行任务，工作时间将会持续更久。经典的遗传算法和分类系统的主要区别是，后者只是在经过预设标准对比后发展其类群。因此，它将在运行时展现演变过程。

1.5.2 遗传机器学习方法

本章提出的 GMLA 是 OBD 模型^[3]的一个扩展，它采用马尔可夫模型预测未来的链路质量。

马尔可夫模型使用的过渡矩阵 T 是依赖于环境特性的，如移动模式。为了解决这个问题，并允许在未知的移动性条件下使用相同的协议栈，人们开发了一种能在传输过程中找到最好的过渡矩阵 T 的进化算法。对于概率 π ，假定每个状态的发生概率为 $1/m$ ，其中 m 是模型状态的数量。

一个节点可以在任何信号范围内开始通信。训练模型和找到最佳的过渡矩阵 T 所需的时间，随着可用的链路质量样本量变化，当然它依赖于每一个应用场景。链路质量的采样频率越高，建立模型的速度就越快；然而，它并不总是这样的。例如，节点可以从已产生通信的其他节点，甚至从环境本身接收过渡矩阵 T 。

在 GMLA 中，每个染色体代表一个过渡矩阵，每个基因代表一行，这是机器人的一个状态。图 1-4 代表了染色体的概念。由于每个基因是一行，它包含从状态 i 到状态 j 转换概率的值。由于每个基因是包含转换概率的一行，它必须保证马尔可夫模型的基本性质，即一个状态的转换概率总和必须为 100%，为了确保这一属性，每个基因都执行算法。例如，如果基因有三个过渡过程，第一个过渡过程随机选择 $0 \sim 100$ 的数 N_1 ；第二个过渡过程随机选取 $0 \sim (100 - N_1)$ 的数 N_2 ；最后一个不进行随机选择， $N_3 = 100 - (N_1 + N_2)$ ； $N_1 + N_2 + N_3$ 的总和是 100%。每个染色体用这种方式创建。

基因1	15	35	50
基因2	10	80	10
基因3	50	5	45

图 1-4 染色体的概念

在启动过程中，每个个体都是随机产生的，然后按照图 1-5 所示的阶段发展。链路质量采样后，个体将链路质量值与当前状态绘制在一起。下一阶段，通过计算式 (1-2) 和式 (1-3) 提前猜测下一个状态的 N 次转换。在 N 步之后，所有个体都得到估测。将链路质量进行再一次采样和映射，然后将其与所猜测的状态进行对比，所有猜测正确的个体都得到了反馈，这个过程一直持续到查询次数完成。

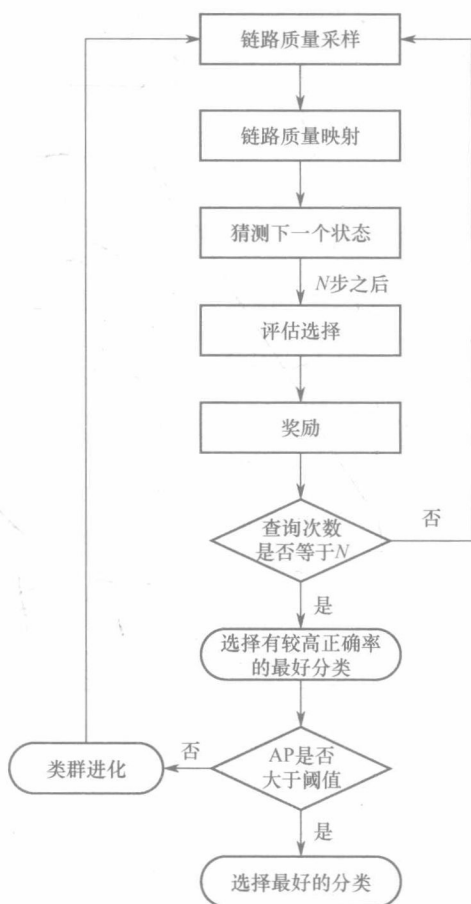


图 1-5 遗传机器学习方法