文章编号:1000-8152(2011)07-0963-10

# 全自主机器人足球系统的全局地图构建研究

## 张学习,杨宜民,谢 云

(广东工业大学自动化学院,广东广州510090)

摘要:研究和讨论了如何通过多机器人的协作,实现全局地图的构建.在单个机器人通过自身携带的多传感器进行局部地图构建的基础上,研究了前向单目视觉传感器的建模方法,在此观测模型的基础上,用极大似然融合算法对球的位置信息进行融合,而对于多机器人返回的对方机器人位置信息,使用基于密度的空间聚类算法(DBSCAN)进行信息融合,从而实现全局地图构建.实验结果表明,通过多机器人的协作,可以准确地构建出全局地图,弥补了单个机器人自身传感器的有限感知范围,本文研究的方法完全满足全自主机器人足球比赛中动态环境地图构建的需要.

关键词: 全局地图构建; 机器人足球系统; 局部地图构建; DBSCAN聚类分析; 极大似然融合算法 中图分类号: TP24 文献标识码: A

#### Building global map in autonomous robot soccer system

#### ZHANG Xue-xi, YANG Yi-min, XIE Yun

(College of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510090, China )

**Abstract:** This paper is concerned with the cooperation between robots in building a global map. Based on the local map-building through multi-sensors carried by a single robot, this paper studies the monocular front-vision modeling method. Meanwhile, we elaborate two information fusion methods: density-based spatial clustering of applications with noise(DBSCAN) clustering algorithm and maximum likelihood estimate fusion algorithm. By these two methods, the information about the location of opponent robots and the information about the location of the ball are fused, thus, a global map is built. Experimental results show that through the cooperation of robots, a global map can be accurately built, which compensates the information limitation in sensors of each single robot, and meets requirements in map-building in the dynamic environment of autonomous robot soccer tournament.

**Key words:** global map-building; soccer robot system; local map-building; DBSCAN clustering arithmetic; maximum likelihood estimate fusion algorithm

#### 1 引言(Introduction)

在移动机器人的研究中,机器人的定位和环境地 图的构建一直是研究的热点问题.无论机器人是在 什么环境作业,都要求机器人能随时确定自身相对 于一个固定坐标系的位姿,即进行机器人自定位.同 时,为了完成预定的导航任务,机器人还必须具备对 工作环境进行地图建模的能力.

移动机器人的环境限定为机器人工作运行空间 中的一切与之关联的对象<sup>[1]</sup>.机器人构建地图的过 程,实际上就是一个机器人根据传感器的感知对其 活动环境建模的过程.环境通常是三维的,但对于移 动机器人,一般可以简化为二维模型.地图构建必须 解决3个基本问题<sup>[2]</sup>:

1) 环境地图的表示方法;

2) 环境信息的获得,机器人记录传感器的感知 数据; 3) 环境信息的表示与地图更新,主要是不确定 信息的描述和处理.

在分布式控制的多机器人系统中,每个机器人的 行为由自己的规则决定,具有更多的灵活性和更好 的鲁棒性.因此,探索未知环境时使用多机器人要比 使用单个机器人效率高,而且通过融合不同机器人 获得的信息,可以提高环境建模的准确性.多机器人 协作地图建立必须解决以下问题:

 1) 单机器人如何通过多种传感器信息融合构建 局部地图;

 如何通过协作将局部地图融合为全局地图, 并动态地更新地图.

对全自主机器人足球比赛而言,由于比赛空间越 来越大,机器人依靠自身携带的传感器(这里指全向 视觉和前向单目视觉,而前向单目视觉的识别精度 高于全向视觉)一次性获得整个比赛场地信息的可

收稿日期: 2009-07-20, 收修改稿日期: 2010-08-24.

基金项目: 广东省 "211工程" 资助项目(粤发改[431]); 广东省科技计划资助项目(2009B010900030).

能性已经越来越小. 在满足识别速度和精度的条件 下,每个机器人仅能获取有限的环境信息,对较远处 环境信息的获取往往不够准确和全面,若片面加大 单个机器人的探测范围又必然影响到整个系统的识 别速度<sup>[3,4]</sup>.本文在研究单个机器人局部地图构建方 法的基础上,利用多机器人系统本身所具有的空间 分布性特点对多个机器人的局部地图进行进一步融 合,从而完成整个多机器人系统活动空间的全局地 图构建. 该方法最大程度地利用了多机器人携带的 多个传感器,通过信息的融合有效地实现了全局地 图构建.

# 2 机器人地图的表示方法(Express method of robot map)

构建机器人地图是为了对环境信息进行更高层 次的描述或解释,并为机器人的精确自定位、导航 和决策提供环境信息.机器人利用对环境的感知信 息来对现实世界进行建模,构建环境地图.用于表示 机器人地图的方法应满足下面3个要求:1)便于计算 机的处理;2)容易加入新的信息更新地图;3)机器 人可以依靠该地图信息完成如导航、搜索等特定的 任务.典型的地图表示方法有栅格地图、特征地图 和拓扑地图.

对于RoboCup中型组机器人比赛系统而言, 栅格 地图法可较准确地进行自定位, 但是数据运算量太 大, 会影响比赛的实时性. 同时按比赛规则单个机 器人不准带有全局视觉传感器(全局视觉是指采用 全局静态摄像机作为外部传感器), 这样机器人无 法识别全场的几何特征, 即意味着几何地图法不适 用. 而比赛场地中存在着4个类似角柱和多个类似 的直角也意味着拓扑地图法不适合本比赛系统. 因 此, 本文采用混合拓扑和特征地图的表示方法作 为RoboCup中型组比赛地图构建方法, 这样的地图 表示方法既有拓扑地图的高效性, 又具有特征地图 的一致性和精确性.

# 3 单个机器人的局部地图构建(Local mapbuilding of single robot)

在比赛过程中机器人除了要知道自己在世界坐标系中的位姿外,还要知道比赛现场中其他动态目标的位置,也就是进行地图构建.由于单个机器人自身携带的传感器的感知范围是有限的,因此单个机器人只能实现局部地图构建.对于RoboCup中型组比赛而言,在这样一个动态环境中,机器人局部地图的构建可以认为是不断添加目标位置信息并更新的过程,即不断通过机器人自身携带的传感器获取球或其他机器人在世界坐标系中的位置的过程.机器人主要通过全向视觉和前向单目视觉获取外界信息,而获取的目标坐标均为机器人坐标系下的坐标,

因此,首先要将其转换为世界坐标系下的坐标,讨论 如下:

#### 3.1 全向视觉(Omni-vision)

假设机器人在世界坐标系中的位置坐标为  $R_0(x_0, y_0)$ ,电子罗盘返回的角度值经过变换得出 机器人正面与世界坐标系x轴正向夹角为 $\theta(0 \le \theta \le 2\pi)$ . 全向视觉观测到某目标物体B,并计算出其在 机器人坐标系中的坐标为 $B(x'_1, y'_1)$ ,相应位置关系 如图1所示.



图 1 对目标B的定位关系示意图 Fig. 1 Positioning of target B

则根据图1可计算出目标物体*B*在世界坐标系中的坐标,当0 $\leqslant \theta < \frac{\pi}{2}$ 时,转换公式如式(1)所示.  $\theta$ 为其他角度时,亦可推算而出.

$$\begin{cases} x = x_{\rm o} + \sqrt{x_{\rm o}^2 + y_{\rm o}^2} \cos(\arctan\frac{y'}{x'} - \frac{\pi}{2} + \theta), \\ y = y_{\rm o} + \sqrt{x_{\rm o}^2 + y_{\rm o}^2} \sin(\arctan\frac{y'}{x'} - \frac{\pi}{2} + \theta). \end{cases}$$
(1)

### 3.2 前向单目视觉(Monocular front vision)

当全向视觉和前向单目视觉都能观测到目标时, 或只有前向单目视觉能观测到目标时,以前向单目 视觉所观测的结果为准.此时全向视觉仅用于机器 人的自定位,目标在环境地图上的世界坐标由前向 单目视觉和机器人自定位的信息联合求出.例如在 某一时刻,已经确定了机器人的位姿(*x*<sub>0</sub>, *y*<sub>0</sub>, *θ*),前向 单目视觉得到的目标坐标为(*x*<sub>1</sub>, *y*<sub>1</sub>),则前向单目视 觉对目标的定位方法与全向视觉对目标的定位方法 是一样的,差别在于前向单目视觉的观测结果更加 准确.

## **3.3** 特殊情况的处理(Management of special condition)

由于RoboCup中型组比赛规则规定不能带有全 局视觉的传感器,比赛中一些不确定性事件的发生, 会导致机器人无法进行定位和局部地图构建.为了 解决这种问题,本文做法如下:

 机器人首先通过无线通讯子系统从教练机获 取全局地图信息,如果全局地图信息中有关于自己 的位姿信息,则可以将这些信息作为自身的定位信 息,同时利用这些信息来获取球和其他机器人的位置信息.

2) 若全局地图信息中没有关于该机器人的位姿信息,则利用电子罗盘的返回信息来重新定位,方法如下:事先测定比赛场地黄色球门中心点和蓝色球门中心点相对球场中心在地磁方向上各自代表的角度,当机器人无法自定位时机器人在原地旋转,不断调整自身的角度,当电子罗盘返回的角度θ与黄色或蓝色球门中心点代表的角度重合时,机器人沿此方向前进一定距离后即可重新找到两个以上的特征点,进而实现机器人的定位,从而进行机器人局部地图构建.

在单个机器人获得局部地图信息以后,通过无线 通讯,将相关数据传送到教练机,通过融合算法实现 全局地图构建.

# 4 多机器人的全局地图构建(Global mapbuilding of multi-robot)

在RoboCup中型组比赛中,机器人所处的环境模型是相对确定的,即赛场的特征点是相对不变的,变化的主要是动态目标,如球和双方机器人的位姿.因此,进行全局地图构建的实质就是不断更新赛场上动态目标位姿信息的过程.在单个机器人局部地图构建的基础上,全局地图构建的示意图如图2所示.





赛场上的动态目标主要包括双方机器人和球,而 当不同机器人的局部地图包含了同一个动态目标信 息时,必须对相应信息进行融合,以获得动态目标的 最优观测结果.对各机器人返回的局部地图中动态 目标的信息融合有多种方法,考虑到比赛的实际特 点和传感器模型的不同,本文采用DBSCAN聚类分 析算法对全向视觉返回的对方机器人的位置信息进 行融合,采用极大似然估计融合算法对各机器人返 回的球的位置信息进行融合.

# **4.1** 基于聚类分析算法的全向视觉信息融合 (Information fusion of omni-vision based on DBSCAN clustering arithmetic)

信息融合的方法有很多种,其中起源于多元统 计分析领域的聚类分析算法是应用较为广泛的一 种<sup>[5,6]</sup>.所谓聚类,就是把n个多维数据样本聚成k个 类,使得同一类中样本的相似度最大,而不同类中 样本的相似度最小.相似度的描述通常是基于数据 描述属性的取值来确定的,比如欧式距离、绝对距 离、夹角余弦等.对于任意一个目标来说,假定全自 主机器人足球比赛系统中的N个机器人将会返回N 组关于该目标的数据,下面就DBSCAN聚类分析算 法对各机器人返回的动态目标观测值进行融合处理 的过程给出分析.

#### 4.1.1 DBSCAN算法(DBSCAN arithmetic )

DBSCAN算法是一种基于密度的聚类分析方法, 它利用类的高密度连通性,可以快速发现任意形状 的类.其基本思想是:对于一个类中的每个元素,在 其给定半径的领域中包含的元素不能少于某一给定 的最小数目.为了发现一个类,DBSCAN先从集合F 中找到任意一元素P,并查找F中关于半径EPS和最 小元素数Minpts的从P密度直达的所有元素.若P是 核心点,也就是说半径为EPS的P的领域中所包含的 元素数不小于Minpts,则通过区域查询(region query) 可以找到一个关于EPS和Minpts的类.如果P是一个 边界点,则半径为EPS的P的领域中所包含的元素小 于Minpts,P被暂时标注为噪声点,然后继续循环处 理F中下一个元素直到找出所有类.

#### 4.1.2 算法的实现(Realization of arithmetic)

1) 数据结构的需求分析及定义.

在本设计中,数据集领域的存在形成了一种相邻 关系,这一点跟图的概念很相似,而对图进行操作一 般使用的是邻接表.因此,考虑用邻接表来实现此算 法结构,同时邻接表具有简单直观和操作简便等优 点.邻接表由两部分组成:基表和每个基表后面各自 的链接表.

2) 在该数据结构上的算法实现.

运用DBSCAN算法进行信息融合时,融合的对象是关于同一目标的观测值数据,从大量数据分析的结果来看,各机器人返回的关于同一目标点的观测结果以呈正态分布形式出现在实际位置的周围,即越靠近目标实际位置的地方观测值点的分布密度越高.

由于机器人返回的特征点观测值具有不确定性, 比如可能并没该目标的观测值,也可能观测值是噪 声信息.此时,DBSCAN算法直接用于数据融合处理 必然存在较大误差.因此,首先采用多级核心点的方 法对观测值进行判定,以减小目标观测值中噪声信 息的影响.程序流程描述如下:

**Step 1** 定义并初始化参数,领域半径值为EPS = 90(即场地上实际距离 90 cm,机器人的直径为 45 cm),第i个观测值的领域点个数PTS[i] = 0( $i \in [1, n]$ ),核心点个数k = 0,核心点集合D.

**Step 2** 计算各个机器人对同一目标A的观测值 点 $A_1, A_2, \dots, A_n (n \leq N)$ 两两之间的欧式距离,其 中 $d_{ij}(i, j \in [1, N], \exists i \neq j)$ 代表 $A_i$ 到 $A_j$ 之间的距离:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2},$$
 (2)

若 $d_{ij}$  > EPS, 则PTS[i] = PTS[i] + 1.

**Step 3** *i*从1到*N*循环判断PTS[*i*]的值,其中*N* 为本方机器人个数.

若存在PTS[i] ≥2,则将第i个观测点 $A_i$ 定义为 一级核心点, 令k = k + 1;将 $A_i$ 添加到核心点集 合D中,记为 $D_i$ ;跳到Step 4;

否则, 若PTS[i]=0, 则将第i个观测点 $A_i$ 定义为三级核心点, 令k = k+1; 将 $A_i$ 添加到核心点集合D中, 记为 $D_i$ ; 跳到Step 4;

**Step 4** 对各观测值进行归一处理,则 $A = (D_1 + D_2 + \dots + D_k)/k$ ,假设A在世界坐标系坐标为(x, y), $D_i$ 的世界坐标系中坐标为 $(x_i, y_i)$ ,则

$$x = (\sum_{i=1}^{k} x_i)/k, \ y = (\sum_{i=1}^{k} y_i)/k.$$
 (3)

假设在比赛中, 我方5个机器人中的4个机器人对 某一对方机器人A(x, y)识别出的位置信息分别为:  $A_1(x_1, y_1), A_2(x_2, y_2), A_3(x_3, y_3)$ 和 $A_4(x_4, y_4), 在二$ 维平面上如图3(a)所示, 以上坐标均为世界坐标系下的坐标值, 则DBSCAN聚类分析算法的示意图如图3(b)所示.



(b) DBSCAN聚类分析示意图



进行数据融合前, 先计算A<sub>1</sub>, A<sub>2</sub>, A<sub>3</sub>和A<sub>4</sub>两两之间的距离. 以每个数据为圆心, EPS为半径作圆, 并计算每个圆内所包含的数据个数, 将包含数据最多的圆内的点取平均值即为融合结果A(x, y), 本例中A<sub>2</sub>为圆心的圆内包含了两个领域点A<sub>1</sub>和A<sub>3</sub>, 因此将A<sub>4</sub>作为噪声观测点处理, 故由A<sub>1</sub>, A<sub>2</sub>和A<sub>3</sub>得出点A的融合结果为

$$x = (x_1 + x_2 + x_3)/3, \ y = (y_1 + y_2 + y_3)/3.$$
 (4)

在实际应用中,该算法能够有效地去除噪声点对融合结果带来的影响,算法的普适性较好,不需要考虑不同机器人上同类传感器特性的差异及测量数据的统计特性结果,如方差.以全向视觉传感器为例,虽然安装在不同机器人上的同一型号和规格的全向视觉,对同一目标的识别结果会有不同,但是考虑到目前的比赛过程中,全向视觉传感器的目标识别精度还不够高,因此本文将DBSCAN聚类分析算法用于本方多个机器人全向视觉下的信息融合.

4.2 基于极大似然估计融合算法的前向单目 视觉信息融合(Information fusion of monocular front vision based on maximum likelihood estimate fusion algorithm)

在全自主机器人足球比赛过程中,球的识别至关 重要.如前所述,球的精确位置坐标来自于前向单目 视觉.当我方不同机器人的前向单目视觉观测到球 时,必须对返回的球的位置信息进行融合处理,得到 最优的球的坐标.考虑到不同机器人上前向单目视 觉特性上的差异,本文根据多传感器测量数据一致 性融合方法<sup>[7]</sup>,首先建立了前向单目视觉传感器模 型,然后给出了一种用于衡量多传感器测量数据之 间支持程度的置信距离测度,并在此基础上构造了 多前向单目视觉测量数据之间的置信距离矩阵和关 系矩阵,在利用有向图方法剔除掉含有较大误差的 或错误的测量数据以后,采用极大似然估计法求解 出多传感器测量数据的最优融合值.

# **4.2.1** 前向单目视觉传感器的观测模型 (Observation model of monocular front vision sensor)

在极大似然估计融合算法中,观测模型用于计算 目标位于机器人坐标系下的不同位置时的测量数据 的分布情况.首先,将目标球放置在前向单目视觉 的视野范围内的不同位置上,利用根据前向单目视 觉的目标识别方法,计算得到目标球在机器人坐标 系下的坐标.然后,利用测量工具得到球在机器人坐 标系下的实际坐标.最后,利用参数估计的方法计算 真实检测结果与理想检测结果的误差分布模型的参 数.

前向单目视觉传感器误差模型的形式可以通过 对某一固定位置观测结果的分析得到. 根据实际 测量结果, 球位于机器人500 mm以内的距离, 前向 单目视觉的测量误差基本可以忽略. 考虑到足球机 器人的带球、射门机构的特性, 下面以球位于机器 人正前方500 mm处进行观测, 从而得到前向单目视 觉传感器模型的误差形式. 机器人对位于正前方 500 mm的球的距离检测结果如图4所示, 共进行了 1500次实验.



图 4 头际距离检测结米直方图 Fig. 4 Histogram of practice distance

从实际距离检测结果直方图可以看出,前向视觉传感器观测值的分布基本上是以理想观测结果为均值的正态分布.对于这1500组数据,其均值为500.7238,方差为8.9360.下面利用MATLAB对实验结果进行进一步的处理.在MATLAB的cftool工具箱中,提供了高斯分布的拟合函数,步骤如下:

**Step 1** 将各个观测距离数据的值存入数组*D*,将其对应的个数存入数组*E*,并输出到工作空间:

**Step 2** 在cftool工具箱中, 按 "Data" 按钮, 分别 将数组*D*, *E*导入到该工具箱:

**Step 3** 按 "Fitting" 按钮, 在 "Type of fit" 中选择 "Gaussian", 进行拟合. 拟合得到的结果如图5所 示, 其中均值为500.8, 方差为8.5698.

在得到前向单目视觉传感器模型的具体形式后, 需要根据真实的检测结果确定不同观测距离的σ的 具体数值.根据实际情况,为了简化计算过程并减小 查找表需要的存储空间,在观测距离上,间隔5 cm计 算一次σ. σ的计算是在大量检测结果上进行的(每 个位置重复进行1500次观测),具体过程如下:

将球放置在前向视觉视野范围内的不同位置
 上,经过图像处理、目标识别和视觉标定等步骤,计
 算出球在机器人坐标系下的坐标,即观测结果;

利用测量工具得到球在机器人坐标系下的实际坐标,即观测模型的理想观测结果;

 3)根据理想观测结果和实际观测结果计算不同 观测距离上的σ值.

传感器模型的参数计算中,在场地上采集大量真 实观测图像并计算球到机器人的距离是建立前向单 目视觉传感器模型的重要步骤.在真实观测图像采 集过程中,球在场地上的位置必须尽量准确测量得 到.根据前面所述实验方法,球在机器人不同距离的 原始方差和拟合后方差如图6所示.



从图6可以看出,对原始数据进行拟合以后,一定 程度上降低了方差.以上为一个机器人的前向单目 视觉传感器模型,由于比赛过程中,我校Tiji队共有5 个机器人.大部分情况下,需要融合的数据出现在2 个或者3个机器人共同观测到目标球的情况,则需要 得到每个机器人的前向单目视觉传感器模型参数σ, 相应的实验结果如表1所示.

表1 不同机器人的前向单目视觉传感器方差值

Table 1 The  $\sigma$  variances of monocular front vision for different robot

检测距离	500	550	600	650	700	
机器人1的前向视觉方差	8.5698	12.2562	10.3103	13.3696	13.0816	
机器人2的前向视觉方差	8.5322	11.9938	11.116	13.4556	13.0298	
机器人3的前向视觉方差	8.6951	12.8794	9.9797	13.0875	12.2298	
机器人4的前向视觉方差	8.4131	12.4941	10.7801	14.3062	13.6585	
机器人5的前向视觉方差	8.7501	12.2777	10.8457	13.3696	14.5598	
检测距离	750	800	850	900	950	1000
机器人1的前向视觉方差	21.4447	20.5312	19.6063	19.338	21.6022	18.899
机器人2的前向视觉方差	19.0801	20.4978	19.6352	19.7789	21.5307	17.935
机器人3的前向视觉方差	19.7807	20.5312	20.2561	20.6189	22.6688	18.5155
机器人4的前向视觉方差	20.3376	20.5312	19.9834	18.8403	20.5549	19.0675
机器人5的前向视觉方差	19.7811	20.5312	20.33	18.9251	20.6928	18.1939

# **4.2.2** 数据的一致性融合算法(Consensus data fusion algorithm)

当多个前向视觉传感器测量同一个参数时,设 第*i*个传感器和第*j*个传感器测得的数据为*X<sub>i</sub>*,*X<sub>j</sub>*, 且都服从高斯分布,以测量值各自的pdf曲线作为 传感器的特性函数,分别记为*p<sub>i</sub>*(*x*),*p<sub>j</sub>*(*x*),并记*x<sub>i</sub>*, *x<sub>j</sub>*分别为*X<sub>i</sub>*,*X<sub>j</sub>*的一次观测值.为了反映观测值 *x<sub>i</sub>*,*x<sub>j</sub>*之间的偏差的大小,引入置信距离测度的概 念<sup>[8]</sup>:

$$d_{ij} = 2 \int_{x_i}^{x_j} P_i(x|x_i) dx = 2A,$$
  

$$d_{ji} = 2 \int_{x_j}^{x_i} P_j(x|x_j) dx = 2B.$$
 (5)

式中:

$$P_{i}(x|x_{i}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp[-\frac{1}{2}(\frac{x-x_{i}}{\sigma_{i}})^{2}],$$
$$P_{j}(x|x_{j}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp[-\frac{1}{2}(\frac{x-x_{j}}{\sigma_{j}})^{2}], \quad (6)$$

*d<sub>ij</sub>*和*d<sub>ji</sub>*分别称为第*i*个传感器和第*j*个传感器的置 信距离测度,它们共同反映了两个测量值的一致 程度. *d<sub>ij</sub>*的值越小,两个传感器的观测值越相近, 否则偏差就越大,因此也称*d<sub>ij</sub>*为两个传感器的融 合度.

如果有m个传感器测量同一个指标参数,则 置信距离测度 $d_{ij}(i,j = 1,2,\dots,m)$ 构成一个矩 阵 $D_m$ ,称为多传感器数据的置信距离矩阵.  $D_m$ 描 述了各传感器的一致性支持程度,  $D_m$ 如下式所示:

$$D_m = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1m} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \cdots & d_{mm} \end{bmatrix},$$
(7)

在距离矩阵 $D_m$ 的基础上,定义传感器间的关系矩阵 $R_m$ ,即用多传感器测量同一参数时,根据 多次试验的结果,可以得到 $d_{ii}$ 的经验界限值 $\varepsilon$ ,则

$$r_{ij} = \begin{cases} 1, \ d_{ij} < \varepsilon, \\ 0, \ d_{ij} > \varepsilon. \end{cases}$$
(8)

对于本文研究的前向视觉传感器而言,  $\varepsilon = 0.65$ , 则根据上式可得多传感器的关系矩阵 $R_m$ :

$$R_m = \begin{vmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mm} \end{vmatrix} .$$
(9)

得到关系矩阵*R<sub>m</sub>*以后,可以利用有向图方便、直 观地表示出多传感器.对于传感器*i*和传感器*j*,共 存有3种关系:

1)  $r_{ij} = r_{ji} = 0$ , 表明传感器i与传感器j相互 不支持;

2)  $r_{ij} = 1, r_{ji} = 0, 表明传感器i对传感器j弱$ 支持;

3)  $r_{ij} = r_{ji} = 1$ , 表明传感器i与传感器j相互强支持.

如果一个传感器被一组传感器所支持,则该传 感器的读数是有效的,所有有效的数据的集合称 为融合集;而那些不在融合集中的测量值被视为 含有较大误差或错误而被剔除,最后采用适合的 融合方法合并融合集中的测量数据,得到被测参 数的精确估计值.

# **4.2.3** 极大似然估计融合算法(Maximum likelihood estimate fusion algorithm)

设m个前向视觉传感器测量同一个参数,所得

测量数据中最佳融合数应为 $l(l \leq m)$ ,则相应的 融合集为 $\{x_1, x_2, \cdots, x_l\}$ . 这里使用极大似然估计 算法将融合集中的原始测量数据合并成一个最佳 融合数据,并把它作为被测参数的最终结果,融合 集中的1个数据来自同一总体,其概律密度函数如 式(10)所示,因此可构造含有待估参数θ的联合密 度,即如式(11)所示的极大似然函数,求得l个原始 测量数据的最佳融合值.

$$p_i(x_i|\theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - \theta}{\sigma_i}\right)^2\right], \quad (10)$$

$$L(x_1, x_2, \cdots, x_l; \theta) = \prod_{i=1}^l P_i(x_i|\theta).$$
(11)

l个原始测量数据的最佳融合值 $\theta' = \theta'(x_1, x_2, \cdots, y_n)$ x1)应满足下式:

$$L(x_1, x_2, \cdots, x_l; \theta') = \sup L(x_1, x_2, \cdots, x_l; \theta).$$
(12)

对式(12)等号两边同取自然对数可得

$$\ln L(x_1, x_2, \cdots, x_l; \theta') = \ln \sup L(x_1, x_2, \cdots, x_l; \theta).$$
(13)

根据极大似然原理  $\frac{\partial}{\partial \theta} L(x_1, x_2, \cdots, x_l; \theta)|_{\theta = \theta'} = 0,$ (14)厕

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \sum_{i=1}^{l} \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \theta}{\sigma_i}\right)^2\right]_{\theta = \theta'} = 0, \quad (15)$$

得

$$\theta' = (\sum_{i=1}^{l} \frac{x_i}{\sigma_i}) / (\sum_{i=0}^{l} \frac{1}{\sigma_i}).$$
 (16)

 $\theta'$ 就是融合集的最优融合数据. 当然, 对于足球机 器人而言,前向单目视觉返回的是二维数据(x,y), 需要分别对其进行融合.对于本系统而言,不同机 器人的前向单目视觉传感器方差值在表1中已经 给出,因此,只要根据机器人前向单目视觉返回的 球的位置信息,就可以非常方便的获得融合后的 结果. 对于含有较大误差或者错误测量值的数据 组,采用一致性数据的极大似然融合算法不仅可 以排除异常数据的干扰,同时由于充分考虑了不 同传感器测量数据时的统计特性,对于测量值接 近的数据组,该算法的融合效果亦优于平均数融 合方法,达到较高的测量精度.

# 5 实验结果及分析(Experiment result and analysis)

在RoboCup中型组比赛中,假定我方机器人个

数为5个,对方机器人个数为5个.我方每个机器人 需要识别的对象包括: 球、对方5个机器人和我方 另外4个机器人, 电子罗盘返回机器人自身的角度 信息,混合视觉系统则返回它们视觉范围内的各 目标的位姿信息,以机器人中心为原点、正前方为 纵坐标正方向建立一个右手坐标系,即机器人坐 标系,视觉传感器返回的信息是该坐标系下的位 置信息.实验包括机器人从传感器获得数据后通 过数据融合进行局部地图构建,以及将局部地图 信息进行再次融合实现全局地图构建.

## 5.1 局部地图构建(Local map-building)

比赛过程中,对本方任意一个机器人,在机器 人自定位信息已知的情况下,本方机器人以球和 对方5个机器人为研究对象.为便于分析,本文截 取比赛某一瞬间的赛场情况,如图7所示.



图 7 赛场状况 Fig. 7 The status of the field

对图7而言, 我方5个机器人R1, R2, R3, R4和 R5的自定位数据和我方机器人观测到的另外6个 目标(包括球、对方5个机器人OR1, OR2, OR3, OR4和OR5)的数据如表2所示. 表2中的数据均为 机器人坐标系下的数据,坐标的单位均为cm.

表2中: CV代表全向视觉、FV代表前向单目视 觉、NULL代表传感器没有观测到有用信息. 然后 以球场中心为原点、从左至右为x轴正方向建立一 个右手法则世界坐标系,进行地图构建时各目标 点的位置便可以用这个世界坐标系来表示.利用 前面所述的单个机器人局部地图构建方法,首先 将任一机器人全向视觉、前向单目视觉下的动态 目标数据(这里主要指对方机器人和球)进行融合, 然后将各动态目标在机器人坐标系下的位置信息 转换为世界坐标系下的位置信息,如表3所示.

根据表3所示数据,各机器人构建的局部地图 如图8所示.

Table 2 Positioning data of robot and moving objects collected by every robot's sensors

传感器	视觉	球	OR1	OR2	OR3	OR4	OR5
	CV	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
R1(-850,0,0°)	FV	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
	EV	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
	CV	NULL	NULL	NULL	NULL	243, -150	182, 250
$R2(-447,0,90^{\circ})$	FV	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
	EV	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
	CV	NULL	248, 399	92, 340	NULL	NULL	NULL
R3(315,-47,44°)	FV	3, 63	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
	EV	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
	CV	NULL	-334, 96	-188, 29	NULL	NULL	NULL
R4(410,156,270°)	FV	2,64	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
	EV	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
	CV	392, 59	394, -300	466, -152	-211, 105	NULL	NULL
R5(468,-331,180°)	FV	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
	EV	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL

表 3 动态目标在世界坐标系下的位置信息 Table 3 The data of all goals in world coordinate

传感器	球	OR1	OR2	OR3	OR4	OR5
R1(-850, 0, 0°)	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
R2(-447, 0, 90°)	NULL	NULL	NULL	NULL	430, 161	458, -321
R3(315, -47, 44°)	419, 51	768, 59	620, 128	NULL	NULL	NULL
R4(410, 156, 270°)	418, 52	756, 47	606, 115	NULL	NULL	NULL
R5(468, -331, 180°)	429, 60	752, 45	601, 111	377, -540	NULL	NULL











Fig. 8 Local map of our five robots

在图8中,标注有英文字母的方块代表我方机 器人, 仅标注有阿拉伯数字的方块代表对方机器 人,圆点代表足球,以我方机器人为原点的大圆 圈代表当前机器人的视觉观测范围(虽然全向视 觉的观测范围为以机器人为中心,半径为6.5m的 圆周,但是考虑观测的精度,这里取4.7m的有效半 径), 机器人方块上的箭头代表机器人的方向. 从 图8中的5幅局部地图可以看出,单个机器人只能 对其传感器感知范围内的动态目标进行识别.例 如,R1只能识别到本方机器人R2,识别不到对方的 任何机器人: R2只能识别到本方机器人R1, 对方 机器人OR4, OR5; R3只能识别到本方机器人R4, R5和对方机器人OR1, OR2; R4只能识别到本方 机器人R3, R5和对方机器人OR1, OR2; R5只能识 别到本方机器人R3, R4和对方机器人OR1, OR2, OR3. 因此,必需通过多机器人协作,融合单个机 器人的局部地图信息,进行全局地图构建,从而让 系统获得整个比赛场地信息.另外,对于同一个动 态目标,我方可能不止一个机器人观测到,并且不 同的机器人返回的观测数据一般是不同的. 局部 地图的融合区域示意图如图9所示,不同机器人观 测范围的交集部分为需要融合的区域.



Fig. 9 The intersection area in local map of our five robots

#### 5.2 全局地图构建(Global map-building)

从表3可以看出,当我方不止一个机器人观测 到同一个动态目标时,由于不同传感器精确度的 不同或者同一类型传感器本身特性上的差异,不 同的机器人返回的观测数据是不同的. 例如, R3, R4, R5都识别到对方的OR1和OR2, R3, R4, R5都 识别到球,但识别结果是不同的.因此,为了获得 动态目标的最优位置信息,必须对不同机器人的 相关目标识别数据进行融合.如前所述,前向单目 视觉的识别精度高于全向视觉, 当R3, R4的前向单 目视觉和R5的全向视觉都识别到球时,以前向单 目视觉的数据为准,在比赛过程中,全局地图的构 建是在教练机上完成的.本方所有机器人通过无 线通讯将自身局部地图信息,包括球的位置信息, 对方机器人的位置信息和本方机器人的信息等发 送给教练机.教练机在各机器人局部地图的基础 上,用DBSCAN聚类分析算法对各机器人局部地 图中的对方机器人位置信息进行融合,用极大似 然估计融合算法对各机器人局部地图中球的位置 信息进行融合,从而实现全局地图的构建.构建的 全局地图如图10所示.

在图10中,包含了我方5个机器人、对方5个机器人、球以及球门等信息,实现了全场信息的获取.从图10可以看出,虽然R1和R2自身无法识别到球,但是通过无线通讯,可以从多机器人构建的全局地图获得球的位置信息.通过比较图7和图10可以看出,构建的全局地图较为准确、合理.通过以上实验结果可以看出,机器人利用自身携带的多传感器可以得到局部地图信息.而通过对多机器人的局部地图信息进行融合,不仅可以降低因个别机器人识别误差所产生的噪声观测数据引起的影响,更充分利用了分布在多机器人上的多传感器资源,实现了多机器人系统的全局地图构建.实验结果充分表明了多机器人协作在全局地图构建方面的优越性.



#### 6 结论(Conclusion)

本文主要研究和讨论了如何通过多机器人的 协作,实现全局地图的构建.首先介绍了环境地图 的表示方法,接着阐述了单个机器人通过自身携 带的多传感器进行局部地图构建的方法.然后研 究了前向单目视觉传感器的建模方法,同时详细 阐述了用于全局地图构建的DBSCAN聚类分析算 法和极大似然融合算法.最后利用这两种算法,分 别对多机器人返回的对方机器人位置数据和球的 位置数据进行融合,实现了全局地图构建.实验结 果表明,通过对局部地图的融合,可以准确地构建 出全局地图,算法具有很好的鲁棒性.

#### 参考文献(References):

[1] 肖正. 动态环境中移动机器人的时空关联地图构建的研究[D]. 长沙: 中南大学, 2007.

(XIAO Zheng. Research on spatiotemporal association map building for mobile robot in dynamic environment[D]. Changsha: Central South University, 2007.)

[2] 王卫华,陈卫东,席裕庚.基于不确定信息的移动机器人地图创建研究进展[J]. 机器人, 2001, 23(6):563-568.
 (WANG Weihua, CHEN Weidong, XI Yugeng. Uncertain information

based map-building of mobile robots in absolutely unknown environment[J]. Robot, 2001, 23(6): 563 - 568.)

- [3] 迟健男, 徐心和. 移动机器人即时定位与地图创建问题研究[J]. 机器人, 2004, 26(1): 92 96.
  (CHI Jiannan, XU Xinhe. Research on simultaneous localization and mapping of mobile robot[J]. *Robot*, 2004, 26(1): 92 96.)
- [4] 梁志伟,马旭东. 基于分布式感知的移动机器人同时定位与地图构 建[J]. 机器人, 2009, 31(1): 33-39.

(LIANG Zhiwei, MA Xudong. Distributed-perception-based simultaneous localization and mapping for mobile robots[J]. *Robot*, 2009, 31(1): 33-39.)

[5] 苏宏升.基于贝叶斯最优分类器的多源模糊信息融合方法[J].自动 化学报,2008,34(3):282-287.

(SU Hongsheng. Multi-source fuzzy information fusion method based on Bayesian optimal classifier[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(3): 282 – 287.)

- [6] 石陆魁,何丕廉. 一种基于密度的高效聚类算法[J]. 计算机应用, 2005, 25(8): 1824 1826.
   (SHI Lukui, HE Pilian. Efficient density-based clustering algorithm[J]. *Computer Applications*, 2005, 25(8): 1824 1826.)
- [7] 王忠巍, 曹其新. 基于多传感器数据融合的管道机器人精确定位技术[J]. 机器人, 2008, 30(3): 238 241.
  (WANG Zhongwei, CAO Qixin. Precision location technology of pipeline robot based on multi-sensor data fusion[J]. *Robot*, 2008, 30(3): 238 241.)
- [8] 王忠巍,曹其新,栾楠,等. 基于信息融合的海底管道机器人自主定 位控制[J]. 上海交通大学学报, 2008, 42(10): 1707 – 1711.
  (WANG Zhongwei, CAO Qixin, LUAN Nan, et al. Autonomous localization technique of submarine in-pipe robot based on multi-sensor data fusion[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2008, 42(10): 1707 – 1711.)

作者简介:

**张学习** (1978—), 男, 博士, 副教授, 研究领域为智能控制和信息处理技术, E-mail: zxxnet\_2@163.com;

**杨宜民** (1945—), 男, 教授, 博士生导师, 研究领域为智能控制 和人工智能;

**谢** 云 (1964—), 女, 博士, 教授, 研究领域为IC设计、信息与 通信技术、智能机器人技术.