

# 基于足球教学背景的多机器人同时定位与追踪物体侦测研究

王振

苏州工艺美术职业技术学院 江苏 苏州 215104

**摘要：**近年来，基于足球背景的多机器人合作定位相关的算法日趋强大，但是在实作上通常需要考虑有限的计算资源以及网络资源。因此本研究利用关键帧侦测作为处理定位之前信息重要性的判断，以减少冗余的信息的使用。在机器人足球场景下，我们采用多机器人协同定位与追踪的理论架构，期能在完美的通讯条件下提供良好的定位结果。但该理论在量测更新过程中，随着机器人之间分享的量测的数量增加，会对系统产生显着的负担。

**关键词：**关键帧侦测，多机器人合作定位，信息熵，效用性函数

定位是机器人应用程序中最重要的功能之一。在单机器人定位中，机器人相对于给定地图的姿态可以通过其运动控制和地标测量来估计。许多定位算法大多遵循贝叶斯框架，通过控制更新和测量更新，以称为置信分布的概率方式计算状态。在多机器人协同定位中，每个机器人通过网络共享其观测结果，并联合估计所有机器人的姿态。此外，合作定位算法已被证明，通过结合机器人队伍之间的相对测量，它有效地提高了所有团队成员的定位精度。然而，定位算法的复杂性取决于机器人之间共享的测量数量。因此，协作定位的优势是以计算和通信为代价的。此外，多机器人系统，特别是嵌入式机器人，通常在资源约束下运行。



1 系统设计

由于合并移动对象使状态更加动态，因此有必要在增强状态下管理移动对象的轨迹。与少数映射算法类似，运动物体的每个轨迹都保持一个对数比值比，并为每个 MR-SLA T 循环更新它。如果在这个帧中观察到运动物体，它的对数优势比会增长；否则，对数比值比下降。在预定的一段时间内，对数比值比小于零的轨道将通过从当前状态边缘化而被删除。此外，当检测到新的移动对象时，应该初始化轨迹。

为了解决数据关联和跟踪问题，MHT 被应用于 MR-SLA T 系统中。MHT 维护假设树，并根据接收到的测量序列做出最佳决策。当观察到的测量和预测的测量之间的马氏距离  $D_m$  大于选通阈值  $T$  时，创建新的假设。然而，开销根据假设树的大小呈指

数级增长。为了更有效地更新，假设管理组件通过修剪低得分假设和合并相似假设来保持紧凑的后验。

SLAM 中的关键帧检测已经进行了大量的研究。Hong Zhang 和 Bo Li 概述了视觉 SLAM 中的关键帧检测，并将基于内容的图像检索算法中的五种相似性方法与关键帧检测问题进行了比较，这五种方法分别是像素级、全局历史图、局部历史图、特征匹配和 Bagof-Words。特征匹配方法在这五种方法中表现最好，但计算成本最高。

为了减少带宽消耗和网络延迟，W.J.Beksi 和 N.Papanikopoulos 通过选择具有自适应阈值的关键帧来控制机器人网络中的数据传输。他们还通过来自 RGB-D 数据的体素密度的 Shannon 熵来定义进入帧。关键帧检测方法不仅降低了网络带宽，还降低了计算量。例如，M.Hsiao 和 E.Westman 提出了一种基于关键帧的密集平面 SLAM (KDP-SLAM) 系统。通过在四种类型的帧上分配具有不同计算要求的不同任务，系统的帧速率在 CPU (Intel Core i7-4790) 的情况下达到 30f ps。然而，框架的类型是通过视觉里程计的距离来区分的。由于 NAO v.4.0 的主板是 TOM Z530 1.6GHz CPU，因此基于特征的算法不适用于此类平台。因此，我们根据从具有 p 的图像中提取的预处理数据来设计效用函数。

## 2 系统架构和问题定义

在我们的软件框架中，感知、行为和运动是在 NAO 机器人上运行的独立过程。每个进程使用共享内存进程间通信相互通信。感知提供了场的知识，使机器人能够估计自己的状态，并跟踪其他移动物体。行为由计划器和角色状态机组合而成。规划者将根据感知和运动输入来更新角色和路线点。这些输出将用于选择相应角色状态机。运动采用行为请求的命令，在行走和特殊动作之间改变实际运动模式，并控制关节以提供稳定的行走或复杂的姿势。

图像预处理层为更高层次的物体检测提供低层次的特征信

息。数据通常包括两种类型：场线候选者和运动对象候选者，它们通过颜色分割提取，并通过几何对对象进行分类。在 RoboCup 场景中，场的颜色和几何性质是先验知识，这种启发式方法有助于加速从图像中获得候选。例如，投影距离不超过 5cm 的白色像素将被标记为场线候选者，并且这些像素坐标被记录在列表中。此外，作为场边界的绿色像素被划分为连接的分量。每个组件都被标记为移动对象候选者，并且连接组件的边界框被维护在数据集中。

对象检测层为定位和跟踪提供精确的测量。对于运动物体和球的检测，使用评分来过滤假阳性检测。场线候选者被水平和垂直聚类，并使用 2D 直线模型将其转换为 hough 空间以适应实际线。对于中心圆检测，应用 RanSac 和可能的像素来拟合圆。

为了降低计算资源的使用，我们不考虑任何准确但计算昂贵的对象检测方法来提取数据，如机器人、球或角。由于关键帧检测在该框架中的作用是对其他高级任务进行预处理，因此仅为系统的输入产生近似或足够的结果。此外，这两类提取的数据不仅可以作为关键帧检测的输入，还可以作为其他更高级别对象检测的种子，接受更精确的测量。因此，不存在用于准备对象检测模块的输入数据的额外成本。因此，该关键帧检测系统仅通过对象检测的预处理数据来测量图像序列中的低级别数据的时间波动。图 3.2 显示了整个关键帧检测过程。对于时间 t 的每一帧， $I_t$ ，我们计算一个熵值  $e_t$  来表示  $I_t$  和  $I_{t-1}$  之间的数据分布差异。

### 3 基于熵的关键帧检测设计

在大多数关键帧检测研究中，特征点匹配（如 SIFT）和图像灰度直方图是两种经典的方法。对于特征点匹配，它比图像直方图执行得更稳健。但是，如果没有强大的计算单元，特征匹配就不适合嵌入式系统。对于基于直方图的方法，它们比基于特征匹配的方法更有效，但会丢失两幅图像之间差异的空间信息，并且容易受到图像噪声的影响。例如，仅由白线组成的图像的熵值为 6.621，但在由红圈表示的具有 T 角的图像的熵为 6.5842。测量值太接近，无法检测场线的图像内容的差异。红色矩形所示的机器人从中心圆右侧的（a）移动到中心圆左侧的（b）。entr 的平均值。

根据图像内容定义随机变量。随机变量包括两个主要部分：冗余数据和新信息。冗余数据表示最后一个关键帧和当前帧的内容相同。相反，新信息表示两个帧之间感兴趣对象的差异。此外，随机变量的概率分布意味着当前帧中新内容和冗余内容与上一个关键帧相比的比例，并通过遵循香农熵的特性来定义。因此，当存在两个相似的图像或者冗余部分占据当前图像内容的大部分时，熵近似于零。相反，当出现许多新的信息时，分布的不确定性会很高，从而产生大的熵。

为了定义概率质量函数，cM-Ot 中的每个候选者对应于最后

一个关键帧中的候选者，以找到 cM-Ot 中的候选者能够提供的新信息部分的比例。要找到对应关系，最稳健的方法必须是特征匹配；然而，对于 Nao 这样的嵌入式机器人来说，这并不是有效的。因此，我们通过距离假设两个候选者的相似性，即距离越近，候选者越相似。这个假设是基于视频或图像序列中的内容是连续的，这意味着对象不会突然移动。当自动机器人摔倒或被手动移开时，这些假设将被打破。然而，在场景中，机器人的传感器可以用于检测突然移动以停止程序。

然而，自机器人也具有候选投影到的坐标系具有速度 vs. 的移动性。这导致候选从最后一个关键帧移动到给定帧的路径比其在世界坐标系上移动的距离长，当路径的方向与 vs. 的方向相反时，相比之下，它更短。例如，自机器人沿着世界坐标的 y 轴向前移动 d，但候选机器人保持在同一世界坐标。rk 和 rt 是时间 k 和 t 时的自机器人坐标。候选 c 在两次自机器人坐标上的坐标是 ck 和 ct。因此，在自机器人的视场（FOV）中，候选随距离 d 向后移动。为了减少自机器人生命周期的差异，我们引入相对速度模型将预测范围改写。

随机变量 XM O 的概率分布可以通过两个主要步骤导出：初始化和更新。首先，初始化步骤设置概率分布以使熵值最大化。在我们的例子中，当背景的比例最小化，并且给定帧中的对象都是新添加的对象时，就会出现最大度量。此外，更新步骤根据讨论的相似性来调整概率分布，接下来，我们将详细讨论两个步骤。

**步骤 1：** 初始化如果所有结果的可能性相等，则出现香农熵的最大值，这意味着概率分布的不确定性最高。因此，我们初始化 XM O 中每个元素的概率值相等： $p(x_i) = 1/kXM\_Ok$ ， $\forall x_i \in XM\_O$ 。这意味着，对于每个运动对象候选者，它提供的新信息的比例不大于  $1/kXM\_Ok$ 。此外，背景的比例不小于  $1/kXM\_Ok$ 。换句话说，如果其中一个候选者的比例大于  $1/kXM\_Ok$ ，则分布的不确定性降低，熵值降低。

**步骤 2：** 这一步骤基于相似性来减少候选者的比例，并且进一步将相似部分的比例移动到背景。更新后，分布往往集中在后台。因此，熵变低。一旦定义了概率分布，我们就可以根据方程计算 XM O 的熵。然而，由于熵的最大值随着随机变量的数量而增长，我们使用归一化熵或度量熵来测量概率分布的不确定性，而不考虑随机变量的数目。

在这个实验中，我们在足球场上设置了两个不同的场景，以演示不同情况下的关键帧选择结果。对于每个具有不同关键帧选择参数的设置，提供三种类型的图形来显示结果：关键帧的数量、关键帧的时间线和系统选择的关键帧图像。第一个场景，在这个场景中，红色圆圈标记的机器人停留在同一个地方。另一个标有黄色圆圈的机器人沿着黄色箭头行走。显示了六个不同预测范围（300 mm、600 mm、900 mm、1200 mm、1500 mm 和 1800 mm）

和五个不同熵阈值  $\tau$  (从 0.5 到 0.9) 的关键帧选择结果。所有这些都应用于红圈标记的机器人的同一图像序列。每个彩色点代表系统使用不同参数选择的关键帧。

x 轴表示时间实例, y 轴表示预测的步行范围。一些关键帧的连续选择是由预处理失败引起的, 例如移动对象的误报。然而, 选择过程可以将计算需求减少多达 10 倍。所示的关键帧图像被选择为  $\tau=0.8$ , 预测范围为 900mm。与上一个关键帧相比, 时间差小于五帧的关键帧没有显示。另一个实验场景, 捕捉图像的机器人用红色矩形标记, 并沿红色箭头移动。另一个机器人在开始时静止不动, 然后从第 180 帧开始沿着黄色箭头移动。关键帧选择结果连续选择关键帧的情况变得更糟。

下图显示, 在不同熵阈值的情况下, 预测差异范围的增量与所选关键帧数量的减少之间的关系在两种情况下都是明显的。选定关键帧的数量受两个参数的影响: 预测范围和熵阈值。不同的范围影响候选者的相似性。因此, 根据方程, 它们也会影响分布的不确定性。此外, 熵阈值决定了当前帧中运动对象候选者的概率分布的不确定性。

#### 4 结论

在关键幅侦测的研究中, 针对影像内容做判断的方法大致上分为以颜色为基础或是以特征点为基础两种。以颜色为基础的特征幅侦测虽然执行时最有效率, 但是会忽略掉感兴趣对象的空间信息。而特征点基础的方法虽然提供更好且稳定的效能, 但在计算特征点时会消耗大量的计算资源。本论文在多机器人协同定位与追踪的理论架构下, 于影像前处理部分提出一关键幅选取架构, 其中基于信息熵理论设计评估量测的效用性函数计算方式。此效用函数不使用特征点, 只针对个别机器人从影像上所撷取较底层

的动态与静态物体数据分别进行效用性评估。结果显示我们提出的关键幅侦测架构可以测出场景变化。并且即使在不使用从所有影像撷取出的量测进行量测更新步骤, 机器人定位的结果相较于里程计可以达到 3 倍的轨迹误差修正, 而当使用所有影像以及测距值的轨迹误差比值接近 1 的时候, 使用关键幅架构的定位系统的最好效能是使用全部影像的 85%。

#### 参考文献

- [1] 王从浩, 朱旭旭, 刘本奇, 等. 绳驱动仿人机器人下肢设计与仿真分析 [J]. 机械设计与制造, 2020 (5) : 261–264.
- [2] 蒋华剑. 地面武装侦察机器人机械设计与动力学分析 [D]. 太原: 中北大学, 2015
- [3] 刘艳松. 小型地面移动侦察机器人设计 [D]. 长春: 吉林大学, 2012.
- [4] 汪明德, 赵毓芹, 祝嘉光. 坦克行驶原理 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1983.
- [5] 闫清东, 张连第, 赵毓芹等. 坦克构造与设计 (下册) [M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2007.
- [6] 张克健等. 车辆地面力学 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2002.

作者: 王振, 苏州工艺美术职业技术学院, 江苏苏州, 本科  
苏州大学, 研究生: 湖北大学, 山东省淄博市, 学历硕士, 职称  
副教授, 研究方向体育教育与运动训练

基金支持: 2022 年苏州高职高专院校“产教融合、校企合作”  
教育改革研究课题

立项号: 2022SZJG102

课题名称: 产教融合视角下高职体育教学改革的创新探索