

# A self-localization method based on omnidirectional vision and MTi for soccer robots

Dan Xiong, Huimin Lu, Zhiqiang Zheng, *Member, IEEE*

College of Mechatronics and Automation, National University of Defense Technology, Changsha, China

**Abstract**—Self-Localization is the basis to realize mobile robot's autonomous ability such as motion planning, control decision and cooperation. Omnidirectional vision is one of the most important sensors for RoboCup Middle Size League soccer robots, and Motion Trackers instrument (MTi) is a kind of inertial sensors which can measure the attitude of the robot in real-time and accurately. In this paper we propose a self-localization method which is based on omnidirectional vision and MTi. By combining with matching optimization localization, global localization and localization tracking can be realized quickly for our soccer robots. The experimental results show that global localization can be realized effectively while highly accurate localization is achieved in real-time.

**Keywords**—self-localization; omnidirectional vision; RoboCup; MTi

## 一种基于 MTi 和全向视觉的足球机器人自定位方法

熊丹, 卢惠民, 郑志强

国防科学技术大学机电工程与自动化学院自动控制系, 长沙, 中国

**摘要** 自定位是移动机器人实现协同协作、运动规划、控制决策等自主能力的基础, 全向视觉是 RoboCup 中型组足球机器人最重要的传感器之一, MTi 则是一款能够实时准确地测量机器人的姿态信息的惯性传感器。本文提出了一种基于 MTi 和全向视觉的机器人自定位方法, 该方法结合匹配优化算法, 能够快速地完成机器人的全局定位和定位跟踪。实验结果表明通过使用该方法, 机器人能够在高效率地获得高精度的自定位的同时实现可靠的全局定位。

**关键词** 自定位, 全向视觉, RoboCup, MTi

### 1. 引言

机器人足球世界杯 (Robot World Cup) 始于 1997 年, 现已发展为国际上一项为促进分布式人工智能、智能机器人技术及相关领域的研究与发展而举行的大型教育、比赛和学术活动。RoboCup 的最终目标是到 2050 年一支由完全自主的类人机器人组成的足球队能够打败当时的人类足球世界冠军。

在 RoboCup 中型组比赛中, 足球机器人为了完成协同协作、运动规划、控制决策等任务, 必须知道自身在场地上的位置及朝向, 即完成机器人自定位。而在机器人自定位中, 最具挑战性的难题是“机器人绑架”(kidnapped robot) 问题, 即已经确定自身位姿的机器人被突然放置到其它的位置, 且在此过程中机器人无法得到正确的里程计等感知信息。在比赛过程中, 双方共有多达 10 个机器人同时在

18 m×12 m 的场地上进行激烈的对抗, 因此经常会出现机器人视觉系统的视野被大量遮挡和机器人之间碰撞的情况, 机器人自定位发生错误的情况难以完全避免, 也就发生了“机器人绑架”问题。为了让机器人自主地恢复出正确的自定位, 就要求机器人能够自主地检测出自身定位是否出错, 并且重启全局自定位。

本文针对 RoboCup 中型组比赛环境高度动态的特点和现有定位方法的不足, 提出了一种基于 MTi 和全向视觉的足球机器人自定位方法, 该方法使用 MTi 测量机器人朝向角, 并结合使用匹配优化定位方法, 在高效率地实现高精度自定位的同时实现可靠的全局定位。同时在机器人自定位发生错误后, 系统能自主地检测出机器人的错误状态, 并且重启全局自定位, 继续比赛。

本文首先介绍 RoboCup 中型组足球机器人现有的主要

自定位方法，分析了其优缺点，然后介绍了足球机器人自定位所用的传感器，在第4节介绍了本文提出的基于MTi和全向视觉的足球机器人自定位方法，并且在文章最后给出了详细的实验结果，验证了所提方法的有效性。

## 2. 研究现状

针对RoboCup中型组足球机器人比赛中的结构化场地环境，各个参赛队研究了不同的机器人定位方法，如Monte Carlo定位方法、Matrix定位算法、匹配优化方法等。其中利用Monte Carlo<sup>[1]</sup>定位方法进行定位是一种比较普遍的方法<sup>[2-4]</sup>，也称为粒子滤波方法。该算法的核心是通过带权重的粒子点的集合来表示机器人定位值在状态空间中的分布。初始化时，通常假设粒子点在场地中均匀分布，定位过程中，基于权重的重采样、基于机器人的运动模型更新粒子点位置、和基于机器人的感知模型更新粒子点的权重等三个步骤循环进行，最后达到收敛，机器人自定位结果通过对所有粒子点加权求和得到。但是传统粒子滤波定位算法的大量时间用于计算最终对定位结果没有什么贡献、权重较低的粒子，具有一定的盲目性。Matrix定位算法<sup>[5]</sup>利用类似于梯度向量的人工力场方法，实现机器人自定位。该方法利用提取的白线特征点，形成白点特征云，对特征云旋转、平移，然后与场地模型匹配，实现机器人全局自定位。匹配优化方法<sup>[6]</sup>主要思想是将机器人观测到的特征点与环境信息做匹配，定义误差函数，并通过优化算法寻找机器人自定位的最优解以使误差函数最小化。匹配优化定位误差函数搜索出定位结果，理论上其定位精度仅取决于优化算法本身的计算精度和视觉测量精度，而且优化算法往往仅需几个毫秒即可完成一帧图像的定位计算，因此匹配优化方法是一种高效率和高精度的定位算法。但是该方法由于需要根据机器人的定位初值进行优化计算，即需要已知定位初值，因此是一种定位跟踪算法，无法解决全局定位问题。

## 3. Nubot 足球机器人的定位传感器

NuBot 足球机器人如图1所示，该机器人上安装的自定位用的传感器包括全向视觉系统、MTi和电机编码器。下面主要介绍MTi和全向视觉系统。

### 3.1 MTi 微型航姿系统

MTi是荷兰XSens公司生产的MEMS结构微型航姿系统(AHRS)，由微惯性测量组合单元和三轴磁强计组成<sup>[7]</sup>。MTi微型航姿系统如图2所示，其内置的低功耗信号处理器通过串口实时提供载体的航向和姿态信息，具有体积小、

重量轻、功耗低、成本低等优点。文中通过MTi粗略地得到机器人的朝向角，用于机器人的全局定位。

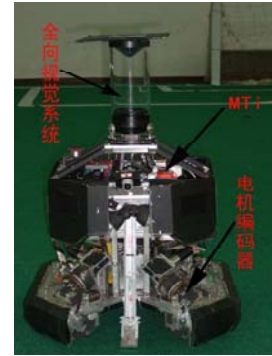


图1 NuBot 足球机器人



图2 MTi 微型航姿系统

### 3.2 Nubot 全向视觉系统

全向视觉系统由全向反射镜面和摄像机组成，其中全向反射镜面起着反射光线的作用，而摄像机则通过镜头折射，采集图像。全向视觉系统的特性主要取决于全向反射镜面的形状。本文作者设计了一种自内而外分别由双曲线型镜面、水平等比镜面和垂直等比镜面组成的组合镜面<sup>[8-9]</sup>，使用该镜面的NuBot全向视觉系统如图3所示，该全向视觉系统在18m×12m的RoboCup中型组标准场地上获取的典型全景图像如图4所示。由于该全向视觉系统不是单视点的全向视觉系统，因此本文借鉴文献<sup>[10]</sup>提出的免模型的标定方法来对其进行距离标定。

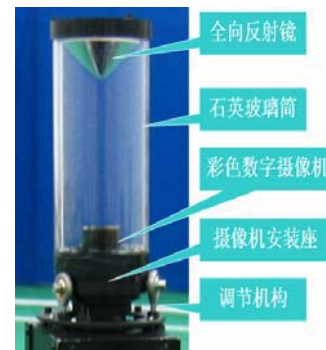


图3 NuBot 全向视觉系统

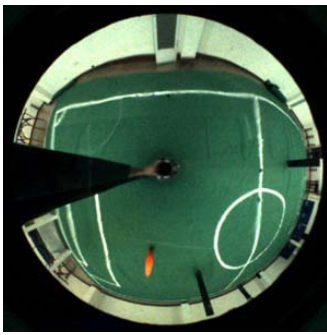


图 4 NuBot 全向视觉系统获取的典型全景图像

#### 4. 基于 MTi 和全向视觉的机器人自定位

机器人自定位的实质是要确定机器人在世界坐标系中的位置以及朝向  $(x, y, \theta)$ 。针对第 2 节所介绍的足球机器人中最常用的两种定位方法的不足, 本文提出了一种基于 MTi 和全向视觉的自定位方法, 该方法的框架如图 5 所示。

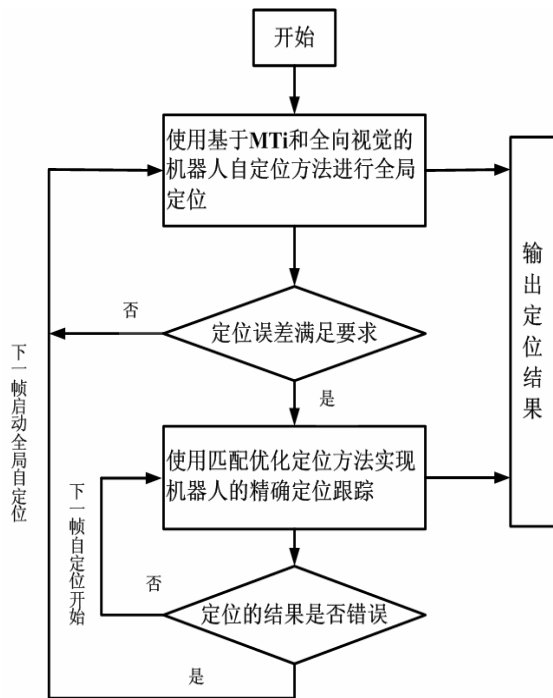


图 5 基于 MTi 和全向视觉的机器人自定位

##### 4.1 基于 MTi 和全向视觉的全局自定位

本文提出的算法首先通过 MTi 获取机器人正确的朝向角  $\theta$ , 即  $(x, y, \theta)$  中的  $\theta$  角度得到了确认, 只需要进一步确定机器人位置  $(x, y)$ , 即可完成自定位。本文通过对机器人位置全局栅格化采样, 然后利用匹配优化定位方法来完成任务。

匹配优化定位方法依赖于场地白线, 准确地检测白线特征点是实现机器人自定位的前提。白线位于绿色的场地中, 其边缘白绿交界。因此本文通过颜色分割, 标记好每

个图像像素的所属颜色类别, 然后通过旋转扫描得到图像中白绿交界的视觉特征点 (白线点) [11-12]。图 4 中的全景图像的图像分割和白线点检测结果如图 6 所示。

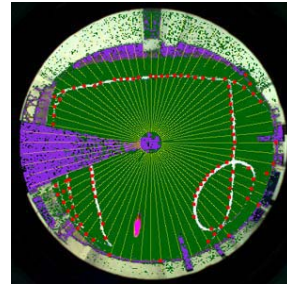


图 6 全景图像的图像分割和白线点检测结果

本文通过在场中定义采样点来全局搜索机器人的定位值。RoboCup 中型组的标准场地为  $18\text{m} \times 12\text{m}$ , 同时为了使机器人在靠近场地的外边界处也能定位成功, 则从场地边界之外  $1\text{m}$  处开始, 每隔  $1\text{m}$  取一个采样点 (共 315 个点), 如图 7 所示。

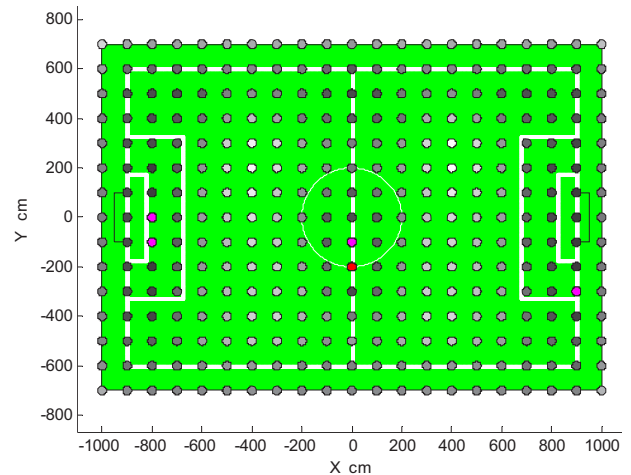


图 7 机器人全局自定位的采样点 (图中灰色、红色以及洋红色点)

首先由公式 (1) 将视觉特征点由机器人坐标系下的坐标值转换到世界坐标系下的坐标值, 其中定义  $(ox_i, oy_i)$  为机器人检测到的视觉特征点在机器人坐标系下的坐标值,  $\theta$  为通过 MTi 获取地机器人正确的朝向角。假设机器人位于第  $k$  ( $k = 1, 2, \dots, 315$ ) 个采样点, 该点在世界坐标系下坐标为  $(x_k, y_k)$ 。则机器人位于该采样点时, 视觉特征点在世界坐标系下的坐标为

$$o_{k,i} = \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} ox_i \\ oy_i \end{pmatrix}, i = 1, 2, \dots \quad (1)$$

观测到的视觉特征点与其真实位置的偏差  $d(\bullet)$  由世界坐标系下该特征点到其最近白线的距离来近似。针对偏差  $d(\bullet)$ , 本文定义了一个平均误差函数  $E(\mathbf{o})$ 。机器人位于第



$k$  个采样点时, 得到一个误差值  $E_k(\mathbf{o})$

$$E_k(\mathbf{o}) = \left( \sum_{i=1}^n e(d(o_{k,i})) \right) / n, k = 1, 2, \dots, 315 \quad (2)$$

其中  $n$  为视觉特征点的个数,  $e(t)$  误差函数定义为  $1 - \frac{c^2}{c^2 + t^2}$ ,  $c$  为常量。

在机器人所有采样点中选取其中  $E_k(\mathbf{o})$  最小的点, 可认为是与机器人真实的位置最接近地采样点, 但为了提高定位的可靠性, 本文中选取了  $E_k(\mathbf{o})$  最小的 5 个采样点,

并加上 MTi 输出的机器人朝向构成机器人的候选位姿。由公式 (3) 所示, 对每个候选位姿仍需继续优化, 以使其误差最小化, 机器人最终获取正确的定位值。

$$E_j^{opti}(\mathbf{o}) = \underset{x, y, \theta}{\text{minimize}} E_j(\mathbf{o}), j = 1, 2, \dots, 5 \quad (3)$$

公式 (3) 采用的是 RPROP 算法进行优化, 计算出机器人自定位的数值解。该算法是一种以误差函数的一阶导数为梯度, 并根据梯度的方向及方向的变化信息来搜索最优解的优化方法<sup>[6]</sup>。

候选位姿优化后, 其定位结果以及平均误差函数值分别为  $(x_j, y_j, \theta_j)$ ,  $E_j^{opti}(\mathbf{o}), j = 1, 2, \dots, 5$ 。选取其中误差值最小的位姿, 作为机器人的定位值, 并记录定位位姿以及误差, 如果满足误差小于一定的阈值, 则完成定位。否则, 所有采样点  $x, y$  坐标平移 0.35m, 即平移至  $(x_k + 35, y_k + 35)$ ,  $k = 1, 2, \dots, 315$  再重复上述全局定位过程, 与首次定位相同, 误差值小于一定的阈值时才完成定位。否则, 按照相同方法再次平移后重复定位过程, 如此定位三次之后, 如均未实现全局定位, 则选取三次定位记录下来的平均误差最小的位姿, 作为机器人的最终定位结果。

#### 4.2 定位跟踪以及错误自定位的检测

当机器人全局定位成功之后, 机器人已经获得比较准确的自定位值, 机器人无需全局栅格化采样, 直接采用匹配优化算法, 并结合里程计信息通过 Kalman 滤波进行定位跟踪。匹配优化过程中观测到的视觉特征点与其真实位置的偏差用世界坐标系下该特征点到其最近白线的距离来近似。优化算法也采用 RPROP 算法。匹配优化定位中最后融合使用里程计信息, 其融合原则为: 当视觉信息不确定性高时, 则定位结果更多依赖于里程计信息; 当视觉信息精

度高时, 则定位结果更多依赖于视觉信息<sup>[11]</sup>。

MTi 长时间工作时, 会产生累积误差, 为了使机器人在定位发生错误时, 重启基于 MTi 和全向视觉的全局自定位, 并且定位成功, 需要对 MTi 积分获取的机器人朝向角进行校正。机器人全局定位成功之后, 能够实现高精度的定位跟踪, 因此论文利用全向视觉系统获取的角度信息对 MTi 积分获取的机器人朝向角进行修正: 定位跟踪过程中, 当白线特征点与其真实位置的平均偏差连续几帧均小于一定阈值时, 认为机器人视觉定位比较准确, 通过全向视觉获取的机器人朝向角修正 MTi 积分获取的机器人朝向角, 减小 MTi 累积误差。

机器人自定位发生错误的情况通过如下准则检测: 匹配优化定位完成后, 若所有观测到的白线特征点与其真实位置的平均偏差, 以及机器人的朝向定位值与 MTi 积分获取的机器人朝向角之间的偏差均大于某阈值时, 则认为自定位存在问题。当连续几帧的自定位存在问题, 则认为机器人自定位发生错误, 这时重启基于 MTi 和全向视觉的全局定位, 恢复机器人自定位。

## 5. 实验结果分析

本文在 RoboCup 中型组标准场地上进行了 3 组不同的实验来测试所提出的算法的性能。第 1 组实验通过“绑架”机器人, 测试了机器人全局定位能力。第 2 组实验为定位跟踪实验, 测试了定位跟踪精度。最后测试了本文算法的实时性能。

### 5.1 机器人全局自定位

机器人自定位过程中, 通过将机器人视觉系统完全遮挡, 再将机器人搬到场地上的新位置, 即绑架机器人, 再使视觉系统继续工作, 以测试本文提出算法的全局定位能力。在本实验中, 绑架机器人从场地上的位置  $B \rightarrow C$ 、 $D \rightarrow E$ 、 $F \rightarrow G$ 、 $H \rightarrow I$ 、 $J \rightarrow K$ , 如图 8 所示。其中红色点是全局自定位恢复的位置, 蓝色点为机器人真实位置 (图中为两条白线相交处)。从图中可看出, 机器人均能可靠的恢复出机器人的自定位, 表明使用本文提出的自定位算法, 机器人能够很好的实现全局自定位。

机器人在其中一次全局自定位过程中的所有采样点的误差如图 7 所示。其中红色点为误差最小的点, 洋红色点则为所选取出来的 5 个候选定位中误差次小的 4 个采样点, 而其它灰色点的灰度值的大小代表误差的大小。实验中机器人实际位置为  $(0, -200)$  附近, 机器人全局定位采样点在实际位置以及禁区附近的误差比较小, 但是通过图 9 所示的优化过程, 可以得到正确的定位。

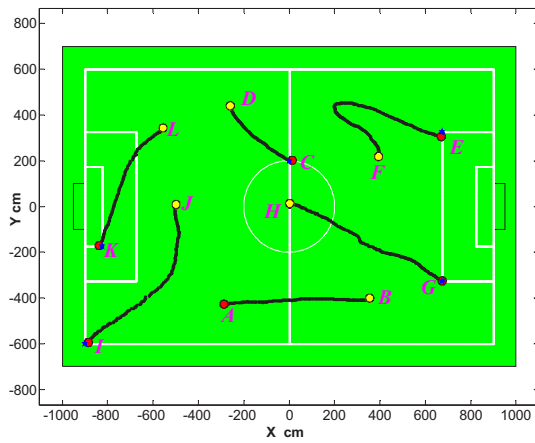


图 8 机器人绑架后的全局自定位结果

本文实验记录了全局定位中 RPROP 算法优化过程，如图 9 所示，其中机器人的实际位置为  $(0, -200)$  附近。平均误差由 4.1 节公式 (2) 定义地平均误差函数进行计算，其中  $C = 255$ 。A、B 两点离实际距离比较近，通过优化，最终平均误差收敛到了 0.006 左右，收敛到的位置为  $(5, -192)$ ，而 C、D、E 三点误差收敛误差超过了 0.018，最终定位位置为  $(-806, -77)$ 、 $(875, -314)$ 、 $(935, -198)$ 。从图中可以看出，RPROP 算法优化 10 次左右，误差即开始收敛，效率比较高。由于 RPROP 是一种变步长的优化算法，试验中起始步长设置比较大，在 A  $(0, -200)$  处优化的时候，由于离机器人实际位置很近，第一次优化超出了实际位置，误差有一个增大的过程，然后才逐渐缩小步长，最终收敛。通过实验可以看出以 1m 大小的网格选取采样点，通过 RPROP 算法能够优化到机器人正确的位置。

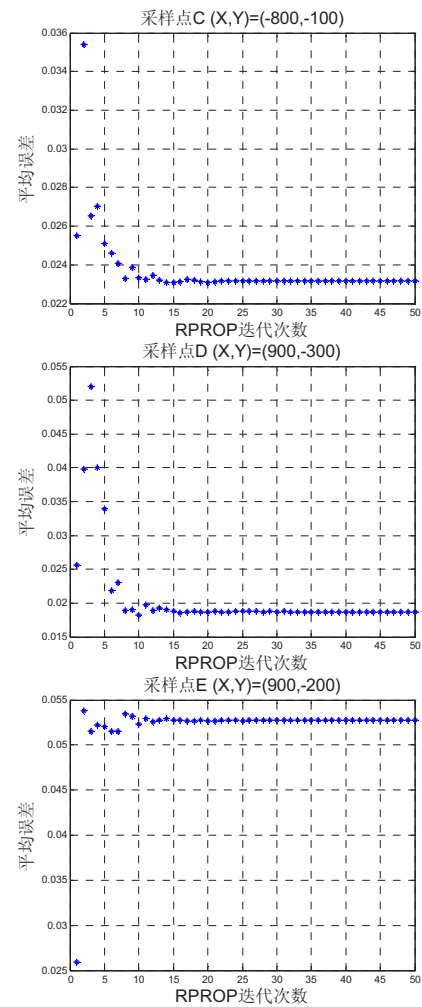
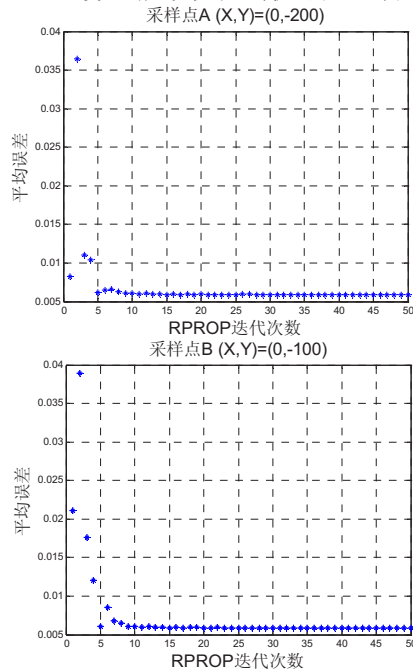


图 9 RPROP 算法优化过程



## 5.2 机器人定位跟踪过程

当机器人定位成功之后，采用匹配优化算法，并结合里程计信息通过 Kalman 滤波进行定位跟踪。在实验过程中，机器人由人推着沿场上的若干条直线（地毯的缝合线）运动（图 10 中的黑色直线所示），机器人实时的计算并存储其自定位结果（图 10 中的红色线条所示）。机器人的自定位误差如表 1 所示。从图 10 和表 1 可看出，本文算法能实现高精度的定位跟踪。

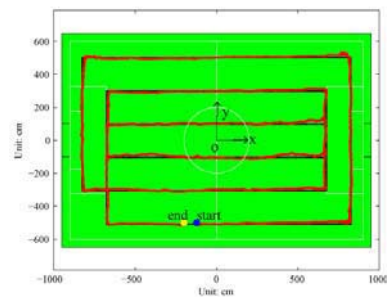


图 10 机器人定位跟踪结果图

表 1 机器人定位跟踪误差统计结果

	平均误差	均方差	最大误差
$x/cm$	5.907	7.3340	30.724
$y/cm$	5.967	7.1172	35.595
$\theta/rad$	0.044	0.0516	0.286

### 5.3 算法的实时性能

由于 RoboCup 中型组比赛的高度动态性，机器人的传感器需要尽量快的处理其传感器信息以实现对环境的实时感知。本文测试了所提出的机器人自定位算法中的机器人全局自定位和定位跟踪分别所需的计算时间，结果如图 11 所示。机器人所携带计算机的处理器主频为 1.66GHZ，内存为 1.0G。从图 10 中可以看出，当使用全局自定位时（红色线条），完成每一帧图像的定位计算所需时间（包含了采集、处理图像并实现机器人自定位等阶段）约为 35~45 毫秒，而在绝大部分情况下使用的定位跟踪（蓝色线条）中，每一帧图像的定位计算所需时间仅为 18~24 毫秒，因此本文提出的机器人自定位算法的实时性完全能够满足高度动态的机器人足球比赛的要求。

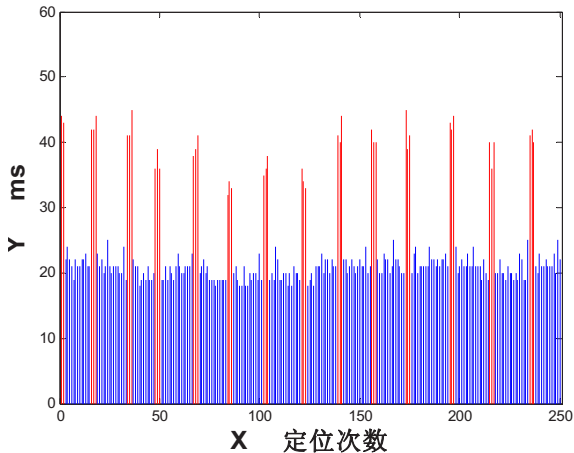


图 11 机器人自定位算法定位所需时间（红色为全局定位，蓝色为定位跟踪）

## 6. 结论

本文针对 RoboCup 中型组比赛环境高度动态的特点，以及现有定位方法的不足，提出了一种基于 MTi 和全向视觉的足球机器人自定位方法。实验表明该方法能够在高效率地获得高精度的自定位的同时实现可靠的全局定位，实验结果验证了这一算法的有效性。

### 参考文献

[1] J.E. Handschin, "Monte Carlo techniques for prediction and

filtering of non-linear stochastic processes," *Automatica*, PP. 555-563, 1970.

- [2] E. Menegatti, A. Pretto, A. Scarpa, "Pagello E.Omnidirectional Vision Scan Matching for Robot Localization in Dynamic Environments," *IEEE Transactions on Robotics*, 2006, 22(3): 523-535.
- [3] A. Merke, S. Welker and M. Riedmiller, "Line based robot localization under natural light conditions," in *Proc. ECAI 2004 Workshop on Agents in Dynamic and Real Time Environments*. 2004.
- [4] P. Heinemann, J. Haase and A. Zell, "A Novel Approach to Efficient Monte-Carlo Localization in RoboCup," *RoboCup 2006: Robot Soccer World Cup X*. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 2007. 322-329.
- [5] F. von Hundelshausen, M. Schreiber, F. Wiesel, A. Liers and P. Rojas, "Matrix: A force field pattern matching method for mobile robots," Technical Report B-08-03, Free University of Berlin (2003).
- [6] M. Lauer, S. Lange and M. Riedmiller, "Calculating the perfect match: An efficient and accurate approach for robot self-localization," *RoboCup 2005: Robot Soccer World Cup IX*. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 2006. 142-153.
- [7] XSENS TECHNOLOGIES B.V. User Manual and Technical Documentation.
- [8] 卢惠民, 刘斐, 郑志强. 一种新的用于足球机器人的全向视觉系统. *中国图象图形学报*, 2007, 12(7): 1243-1248.
- [9] H. Lu, H. Zhang, J. Xiao, F. Liu and Z. Zheng, "Arbitrary Ball Recognition Based on Omni-directional Vision for Soccer Robots," *RoboCup 2008: Robot Soccer World Cup XII*. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 2009. 133-144.
- [10] A. Voigtländer, S. Lange, M. Lauer and M. Riedmiller, "Real-time 3D ball recognition using perspective and catadioptric cameras," in *Proc. European Conference on Mobile Robots*, 2007.
- [11] 卢惠民, 张辉, 杨绍武, 郑志强. 一种鲁棒的基于全向视觉的足球机器人自定位方法. *机器人*. 2010.7, 32(4): 553-559+567.
- [12] H. Lu, Z. Zheng, F. Liu and X. Wang, "A Robust Object Recognition Method for Soccer Robots," in *Proc. The 7th World Congress on Intelligent Control and Automation*. Piscataway, USA: IEEE, 2008. 1645-1650.