基于 BP网络和线性预测方法的机器人信息预测

刘安芳,李永新,韩长宇,马孟超
(中国科学技术大学 精密机械与精密仪器系,安徽 合肥 230027)

摘要: 研究在 RoboCup小型组比赛中通过预测减小系统延时产生的影响。整个系统在运行过程中产生信息传递的延时,视觉信息不能真实的反映当前场上机器人和球的信息,需要对视觉信息进行预测,以减小延时造成的误差,最终得出综合信息供后续决策使用。文章采用 BP神经网络和线性预测的方法来解决这个问题。

关键词: 足球机器人;神经网络;线性预测;系统延时
中图分类号: TP242　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1006 - 2394(2009)08 - 0063 - 03

Information Prediction for Small-size RoboCup Robot Based on BP Neural Network and Linear Prediction

LIU An-fang, LI Yong-xin, HAN Chang-yu, MA Meng-chao
(Department of Precision Machinery and Precision Instrument, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: The prediction method to reduce the effect of the whole system delay for the RoboCup small size league is described in this paper. Because of the transmission delay in the system operation, visual information cannot be the real information of the robots and ball. Visual information needs to be predicted to reduce the error caused by delay for further decision system. The neural network and linear prediction method is used to solve this problem.

Key words: robot soccer; BP neural network; linear prediction; system delay

0 引言

在 RoboCup小型组足球机器人比赛中,决策系统从视觉获得比赛场上的信息,进行规划决策,将规划的结果(为各个机器人的速度)以无线通信的方式发送给各个机器人。机器人从信息获取到动作开始执行需要经过几个过程:信息采集时间、信息处理时间、协调控制运算时间、信息交流通信时间、执行机构运行启动时间等环节,由于系统处在高速动态环境中,机器人需要实时控制,造成了信息与动作之间的延时误差,因此决策系统需要对当前和未来势态做预测分析,获得当前动作点的准确信息。

为了减小系统延时产生的影响,需要对机器人的位姿信息(位置和角度)进行预测。线性预测和 BP神经网络能把发送的命令做为预测的输入,并且 BP神经网络不需要精确的模型即可预测。本文采用线性预测方法和 BP神经网络方法对机器人进行预测。

1 系统延时的测量

预测机器人的位姿必须得到整个系统的延时,用下面的方法来测量延时:控制机器人在场地上沿着某一个方向 x(或 y)来回运动,记录发送的命令和机器人的位置信息。机器人从静止开始加速,在中间位置时速度最大,然后减速,运动到最大位置点时速度最小为 0,然后反向加速运动。由于系统延时,当发送速度命令 0时机器人还要向前运动一段距离才开始改变方向。发送速度命令 0与机器人位置到达最大点的时间差即为系统的延时,延时时间为 93ms,约 5帧,每帧周期 $T = 1/54$ s。

2 BP神经网络预测

2.1 BP神经网络算法

BP神经网络算法包括 2个阶段:(1)正向传播过程　输入信息通过输入层经隐含层逐层处理并计算每个单元的实际输出值。(2)反向传播过程　若在输出层未能得到期望的输出值,则逐层递归地计算实际输出与期望输出之差值(误差),根据此差值调节权值。这 2个过程的反复运用,使得误差信号最小,当误差达到期望的要求时,网络的学习过程就结束。图 1是 3层神经网络结构图。

收稿日期: 2009 - 04
作者简介: 刘安芳(1985—),女,硕士研究生,研究方向为智能机器人;李永新(1962—),男,副教授。

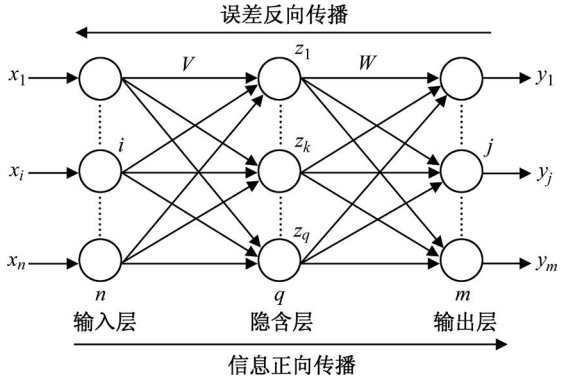

图 1 3层 BP神经网络结构图

(1) 正向传播过程

BP网络的输入层有 n个节点,隐层有 q个节点,输出层有 m个节点,输入层与隐层之间的权值为 v_{ki},隐层与输出层之间的权值为 w_{jk},如图 1所示。隐层的传递函数为 $f_1(\cdot)$,输出层的传递函数为 $f_2(\cdot)$。

隐含层的输入为:

$$a_k = \sum_{i=1}^{n} v_{ki} x_i \quad k = 1, 2, \cdots, q \tag{1}$$

隐含层的输出为:

$$b_k = f_1(a_k) = f_1\left(\sum_{i=1}^{n} v_{ki} x_i\right) \quad k = 1, 2, \cdots, q \tag{3}$$

输出层的输入为:

$$l_j = \sum_{k=1}^{q} w_{jk} b_k \quad j = 1, 2, \cdots, m \tag{3}$$

输出层的输出为:

$$y_j = f_2(l_j) = f_2\left(\sum_{k=1}^{q} w_{jk} b_k\right) \quad j = 1, 2, \cdots, m \tag{4}$$

至此 BP网络就完成了 n维空间向量对 m维空间的近似映射。

(2) 反向传播

输入 N个学习样本,第 d个样本得到的实际输出 $y_j^d(j = 1, 2, \cdots, m)$与期望输出 $t_j^d(j = 1, 2, \cdots, m)$的误差为:

$$E_d = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{m}(t_j^d - y_j^d)^2 \quad d = 1, 2, \cdots, N \tag{5}$$

对于 N个样本,总误差函数为:

$$E = \sum_{d=1}^{N} E_d = \frac{1}{2}\sum_{d=1}^{N}\sum_{j=1}^{m}(t_j^d - y_j^d)^2 \tag{6}$$

输出层权值调整公式为:

$$\Delta w_{kj} = \sum_{d=1}^{N}\sum_{j=1}^{m}\eta(t_j^d - y_j^d) f_2'(l_j) z_k \tag{7}$$

隐含层权值调整公式为:

$$\Delta v_{ki} = \sum_{d=1}^{N}\sum_{j=1}^{m}\eta(t_j^d - y_j^d) f_2'(l_j) w_{jk} f_1'(a_k) x_i \tag{8}$$

2.2 基于 BP神经网络预测设计

系统每个周期发送给机器人的命令都会记录下来,如果机器人完全以发送的速度命令运动,很容易对机器人进行预测,然而由于机械惯性和地面打滑等原因,机器人实际运动的结果和期望结果总是有一定的偏差。设计一个 3层 BP神经网络来学习这些偏差,可以获得机器人实际执行命令的结果与期望结果之间的关系。

(1) 输入层和输出层

神经网络有 35个输入单元和 4个输出单元。输入单元包括:5个位置向量,即当前帧与前面 5帧的误差向量,用 (x, y)表示;5个机器人角度向量,即机器人当前的朝向与前面 5帧朝向差向量,用它的 sin和 cos值表示;5个动作命令(用机器人自身的坐标系表示),即前面 5个周期发送给机器人速度命令,用 (v_x, v_y, w)表示。用来训练神经网络的目标向量包括:当前位置点与 5帧后位置点的差值和当前角度与 5帧后角度的差值,格式与输入数据一样。

输入和输出数据都必须归一化到 [-1, 1]的区间内。

(2) 隐含层

BP网络有一个非常重要的定理:对于任何在闭区间内的一个连续函数都可以用单隐层的 BP网络逼近,因而一个 3层 BP网络就可以完成任意的 n维到 m维的映射;根据这个定理选择隐含层数为 1。

隐含层神经元数目的选择非常复杂,以式 (9)作为参考:

$$n_1 = \sqrt{n + m} + a \tag{9}$$

式中:n为输入神经单元数,m为输出神经单元数,a为 [1, 10]之间的常数。

经计算隐含层神经元数目 $n_1 = [7, 16]$。设计一个隐含层神经元数目可变的 BP网络,误差对比见表 1。由表中可以看出神经元个数为 7、8、9和 13时的误差比较小,但神经元数目太多会使学习时间加长,综合考虑确定最佳的隐含层神经元数目为 9。

网络层神经元的传递函数为 logsig,输出层神经元的传递函数为 tansig。目标向量的元素位于区间 [-1, 1],正好满足 tansig的输出。

表 1 不同数目神经元的训练误差

神经元个数	误差	神经元个数	误差
7	8.9350	12	9.2805
8	8.9377	13	8.9415
9	8.9290	14	13.3421
10	9.6605	15	13.6813
11	9.6917	16	9.1932

(3) 训练参数

在训练过程中选择学习速率可变的梯度下降法动量法,学习速率为 0.25,最大训练步数为 2000。

(4) 实验过程和结果

用手柄或其他方式控制机器人在场地上运动产生训练神经网络的数据,必须让机器人远离墙运动,因为神经网络不包含障碍物的信息,不能训练处理这种情况。如果要在同样的输入解决这种情况就会使神经网络变得更加复杂。

发送命令使机器人从静止开始运动,采用神经网络预测得到每一帧机器人位置误差,如图 2所示。

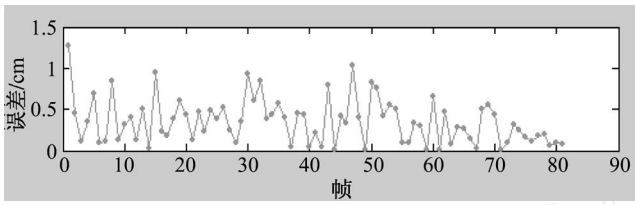

图 2　训练后 BP神经网络预测机器人位置误差图

从图 2可以看出:当机器人从静止开始运动,采用神经网络对机器人预测的整体误差在 1cm内。

3　线性预测

3.1　线性预测模型 (图 3)

视觉得到全局坐标系下机器人的位姿为 (x_0, y_0, θ_0)。前 5帧发送的命令 (用机器人自身坐标系表示) 为 $(v_{x_1}, v_{y_1}, \omega_1)$, $(v_{x_2}, v_{y_2}, \omega_2)$, $(v_{x_3}, v_{y_3}, \omega_3)$, $(v_{x_4}, v_{y_4}, \omega_4)$, $(v_{x_5}, v_{y_5}, \omega_5)$。

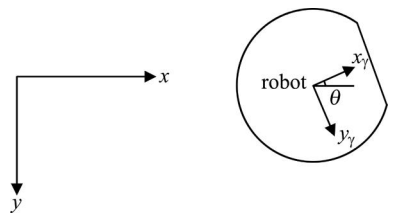

图 3　全局坐标系与机器人坐标系

全局坐标系中机器人的速度为:

$$\begin{bmatrix} v_{x_k} \\ v_{y_k} \\ \omega_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_{k-1} & -\sin\theta_{k-1} & 0 \\ \sin\theta_{k-1} & \cos\theta_{k-1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{x_k} \\ v_{y_k} \\ \omega_k \end{bmatrix} \quad k = 1, 2, \cdots, 5 \quad (10)$$

机器人的位姿为:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ \theta_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{x_k} \\ v_{y_k} \\ \omega_k \end{bmatrix} \cdot T \quad k = 1, 2, \cdots, 5 \quad (11)$$

式中:T为视觉的采样周期。

机器人位姿预测:

$$[x \quad y \quad \theta]^T = [x_5 \quad y_5 \quad \theta_5]^T \quad (12)$$

3.2　实验结果

图 4是采用线性预测得到每一帧机器人的位置误差。从图中可以看出:在开始阶段的位置误差最大,随后误差减小,到最后预测的误差精度在 0.5cm内。在开始阶段机器人刚启动,由于机械惯性,轮子打滑等因素影响,机器人执行命令的实际结果与期望结果的差异最大,预测得到的误差最大;当机器人运动平稳后,机器人执行命令的实际结果与期望结果差异很小,预测得到的误差很小。

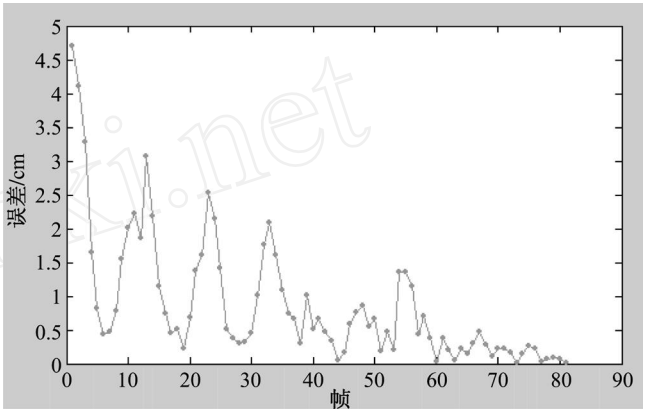

图 4　线性预测机器人的位置误差

4　结论

经过训练,基于 BP神经网络的预测算法能够很好的解决扩展卡尔曼滤波因得不到机器人精确的模型而不能准确预测的问题,最大的优点就是当系统中某个参数改变时可以再训练,提高了机器人对场地的适应性。为了预测的准确性,应尽可能的考虑比赛时场上的情况,如启动、急停等,考虑得越全面,获得的模型就会越精确,预测的结果也就越符合实际情况。采用线性预测的方法在机器人刚启动、急停或者打滑时预测误差较大,其他情况下能得到很好的预测结果,且能有效克服采用其他方式因没有视觉输入信息而不能得到有效的输出信息的困难,运行效率高,适合实时性要求。

参考文献:

[1] 陈盛,李永新,朱璐. Robocup小型足球机器人 AI决策系统设计 [J]. 自动化与仪表, 2004(3): 13-16.

[2] 胡伍生. 神经网络理论及其工程应用 [M]. 北京:测绘出版社, 2006.

[3] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7实现 [M]. 北京:电子工业出版社, 2005.

[4] Martin Hagan, H. Demtuh, M. Beale. Neural Network Design [M]. PWS Publishing, 1996.

(许雪军编发)