

文章编号: 1009—671X(2004)09—0015—03

# BP 神经网络在路径规划中的应用

李 慧<sup>1</sup>, 杨东梅<sup>2</sup>, 沈 洁<sup>3</sup>, 高 凯<sup>3</sup>

(1. 大连海事大学 交通运输管理学院, 辽宁 大连 116021; 2. 哈尔滨工程大学 国家大学科技园, 黑龙江 哈尔滨 150001; 3. 哈尔滨工程大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘 要:** 神经网络由于其具有对数据大规模并行处理及对知识有较强的融合能力的优点, 因此将它应用于机器人路径规划中. 但是 BP 网络极易陷入局部极小值, 应用加权策略解决了此问题. 仿真结果表明, BP 神经网络应用于移动机器人路径规划具有正确性、高效性、实用性和智能性等优势.

**关 键 词:** BP 神经网络; 路径规划; 局部极小值

**中图分类号:** TP242 **文献标识码:** A

## Application of BP neural network to path planning of mobile robot

LI Hui<sup>1</sup>, YANG Dong-mei<sup>2</sup>, SHEN Jie<sup>3</sup>, GAO Kai<sup>3</sup>

(1. Transportation Management College, Dalian Maritime University, Dalian 116021, China; 2. National Science Park, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 3. School of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** Due to the BP neural network's capability of massive parallel processing, association memory and approximating non-linear functions, it is applied to path planning of mobile robot. The problem of trapping into the local minimum is solved, which is inherent with the learning algorithms-based on the BP principle by weight strategy. The validity, efficiency, practicability, and intelligence are demonstrated through simulation.

**Key words:** BP neural network; path planning; local minimum

当环境信息完全已知时, 移动机器人路径规划问题的研究已涌现了大量有效的方法. 近年来, 人们更多地重视动态环境下和存在不确定障碍的路径规划问题. 现在一种比较有效的方法是不寻求建立机器人工作环境的精确模型, 而直接将传感器得到的有限环境障碍信息送给机器人. 机器人直接由这些信息, 根据预先建立的一些规则作出反应. 于是, 人们开始寻找一种可以让机器人具有自学习能力, 能在运行中通过与环境的交互 (或者是人的指导), 逐步提高对环境适应能力的方法. 就研究现状来看, 比较有前途的几种方法是人工神经网络、遗传算法、强化学习或者这几者相结合的研究方法. 谢宏斌、刘国栋等人提出了一种基于模糊概念的动态环境模型和在此模型基础上结合模糊神经网络的机器人路径规划方法. 神经网络由于具有对数据大规模并行处理及对知识有较强的融合能力的优点, 具有较高的研究价值.

### 1 BP 神经网络的结构确定

#### 1.1 输入层节点数的确定

输入层起缓冲存储器的作用, 把数据源加到网络上. 其节点数目取决于数据源的维数, 即输入特征向量的维数.

选择特征向量时, 要考虑到应选的向量是否能完全描述了事物的本质特征. 如果特征向量不能有效地表达事物的特征, 网络经训练后的输出可能与实际有较大的误差. 当然, 特征向量的选取并不是维数越多越好, 输入特征向量维数的增多, 将使网络的计算量呈指数增长, 会导致组合爆炸. 所以, 在选取特征向量时, 应从实际出发, 适当地选取最能表现事物本质的那些特征. 良好的特征应该具有以下 4 个特点: 可区别性、可靠性、独立性、数量少.

值得注意的是, 神经网络只能处理数值输入

数据,所以经常需要将外部信息变换或编码.一般将输入数据标准限定在[0, 1] .

根据上述输入层确定的原则, 本文的 BP 神经网络输入层为 6 层.

1.2 输出层节点数的确定

输出层节点数的确定, 有以下 2 个原则.

1) 当模式类别较少时, 输出层节点数等于模式类别数,  $m$  类的输出用  $m$  个输出单元, 每个输出节点对应一个模式类别, 即当某输出节点值为 1, 其余输出节点值均为 0 时, 对应输入为某一特定模式类的样本.

2) 当模式类别较多时, 用输出节点的编码表示各模式类别, 即  $m$  类的输出只要  $\log_2 m$  个输出单元即可.

根据原则 1), 本文的 BP 神经网络只有一个输出层, 表示机器人运行过程中相对障碍物的转角. 输出与输入向量的关系为

$$y = \sum_{j=1}^{N_h} [w_{ij} \sigma(\sum_{k=1}^n v_{jk} x_k + \theta_{y_j}) + \theta_{wi}] ;$$
$$i = 1, \cdots, m$$

式中:  $\sigma(^{\circ})$  为活性函数,  $N_h$  为隐层神经元个数,  $v_{jk}$  为输入层与中间隐层之间的权系数,  $w_{ij}$  为中间隐层到输出层之间的权系数,  $\theta_{y_j}$ 、 $\theta_{wi}$  为阈值系数.

1.3 隐含层节点数的确定

在实际应用中, 如何确定隐含层数, 一直是确定前馈网络结构的难点和重点. 根据 Eberhart 的阐述, 将如何估计隐含层神经元数目称为“一种艺术”. 到目前为止, 还没有严格的理论依据, 没有很好的解析式来表示.

隐含层起抽象的作用, 即它能从输入提取特征. 增加隐含层可以增强神经网络的处理能力, 但会使网络训练复杂化、训练样本数目增加和训练时间增长. 一般说来, 开始设置一个隐含层, 然后按需要再增加隐含层数. 通过实验, 本文所应用的 BP 神经网络的隐含层选取为 3 层.

2 学习样本的确定

设计学习样本时, 样本数不能偏少, 样本集中不要漏掉某些具有代表性的重要样本. 除了选好样本数之外, 还要考虑合理选择和组织样本的问题. 为了使网络学会分类, 样本中应包括各类的代

表, 而且每类样本的数目也以大致相等为好. 训练时不同样本要交叉输入, 相同的样本在训练顺序上要尽可能离得远一些.

用 BP 神经网络进行路径规划时, 学习样本的选取除了注意样本数目合理选择之外, 学习样本还应进行非线性规格化处理: 在网络训练时, 将原始数据规范到[0, 1], 通常采用标准的归一化方法来实现<sup>[1, 4]</sup>

根据上述学习样本的选取原则, BP 神经网络的学习样本确定如下: 学习样本表示障碍物的位置信息及机器人相对于障碍物的位置信息, 只有对机器人的工作空间进行划分, 才能通过这个样本集训练出一个好的神经网络来完成交给它的路径规划任务. 用栅格对机器人的工作空间进行划分, 机器人在 2 m 的距离开始检测, 且检测距离机器人最近的障碍物, 栅格内含有障碍物用 1 表示, 栅格内不含障碍物用 0 表示. 寻路搜索方向为从机器人上开始顺时针一圈的 8 个方向, 如图 1 所示. 每一个方向用一个维数表示, 这里设置目标点始终在起始点的右下方, 并且不允许机器人有后退的动作, 故只需检测 5 个方向(1, 2, 3, 4, 5), 即学习样本的前 5 维. 学习样本的第 6 维表示机器人是否需要转弯, 不需要转弯(沿对角线移动到 4) 用 1 表示, 需要转弯用 0 表示. 学习样本的第 7 维表示机器人转弯的角度(0 ~ 30 rad), 用弧度表示, 规定机器人向右上方转弯角度为正. 这样, 设置路径规划的学习样本是 7 维.

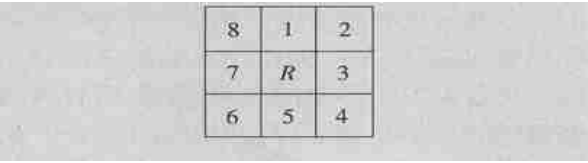


图 1 工作空间划分

3 神经网络进行路径规划

以 Visual C++ 6.0 为开发工具进行路径规划仿真实验. 该仿真软件可以将障碍物的信息以地图形式存储到计算机硬盘上, 在需要时将地图重新装载并执行路径规划命令.

图 2 ~ 4 是障碍物稀疏且形状简单的环境下路径规划的结果, 图 5 ~ 7 是障碍物形状复杂, 模拟墙角环境下路径规划的结果.

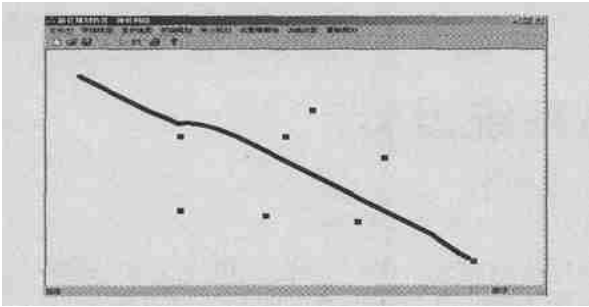


图 2 简单障碍物训练初期仿真图

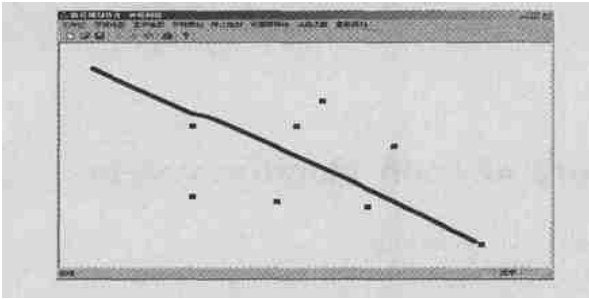


图 3 简单障碍物训练中期仿真图

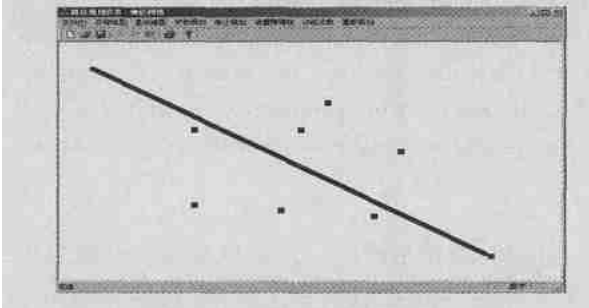


图 4 简单障碍物训练后期仿真图

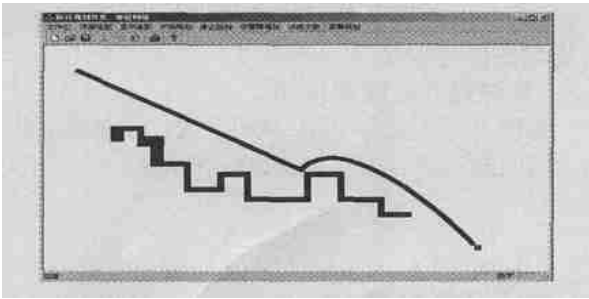


图 5 复杂障碍物训练初期仿真图

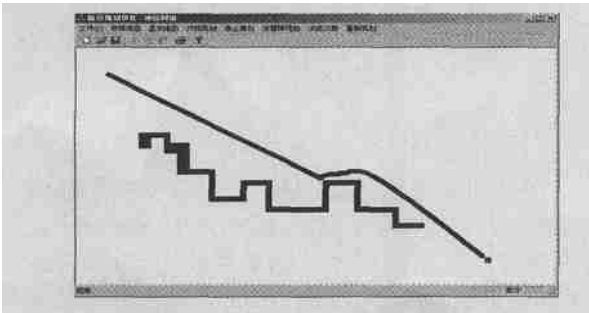


图 6 复杂障碍物训练中期仿真图

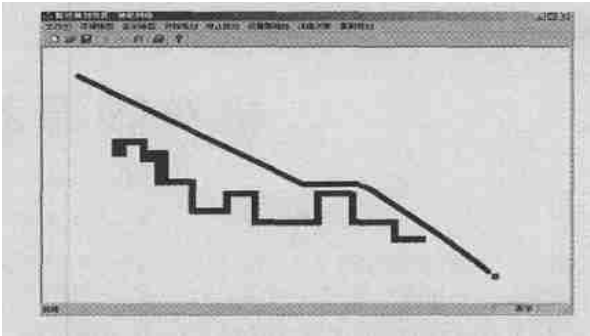


图 7 复杂障碍物训练后期仿真图

4 BP 神经网络的局部极小值问题

BP 网络易陷于局部极小值的原因在于 BP 算法采用的是梯度下降法. 训练时从某一起始点沿误差函数的斜面逐渐达到误差的最小值. 在其训练过程中, 可能陷入某一小谷区, 而这一小谷区产生一个局部极小值, 由此点向各方向变化均使误差增加, 以至于使训练无法逃出这一局部极小值.

目前有模拟退火算法、遗传算法、附加动量法等来解决类似问题. 本文采用加权策略. 在开始运行算法时, 每一个子句对应的权为 1, 若当前解处于局部极小状态时, 把未满足子句(即在当前状态下目标函数中对应的子句)的权再加  $k$  (正整数), 这时, 重新计算目标函数的值, 继续算法, 可以跳出局部极小状态<sup>[3]</sup>.

实践证明, 加权策略对变量在合取范式中分布不均匀的情况非常有效, 它可以自动地找出合取范式中隐藏的不对称性, 其作用是“填充”了局部极小值.

5 结 论

BP 神经网络应用于移动机器人路径规划具有正确性、高效性、实用性和智能性等优势.

该算法既适用于机器人栅格空间内的路径规划, 也适用于二维点机器人工作空间内的路径规划. 因而该方法具有广阔的应用前景.

参 考 文 献:

[ 1 ] YANG J M. Sliding mode motion control of nonholonomic mobile robot. IEEE Control Systems. 1999( 1): 15-23.  
[ 2 ] Chun-Yi. Robust motion/forcecontrol of mechanical systems with classical nonholonomic constraints. IEEE Autom Control. 1998, 39( 3): 0-61.  
[ 3 ] YAMAMOTO M, USHIMI N, MOHRI A. Sensor-based navigation for mobile robots using target direction sensor[ J ]. Journal of the Robotics Society of Japan, 1995, 13( 8): 1130-1137.

[ 责任编辑: 李雪莲]