

基于遗传神经网络的车辆导航路径规划^①

沈永增, 陈 瑞, 黄海港

(浙江工业大学, 杭州 310023)

摘 要: 研究使用混合 GA-BP 神经网络算法来解决交通路径规划中的非线性问题. 反向传播(Back-Propagation, BP)神经网络虽然能够很好地解决非线性问题, 但它存在着容易陷入局部极小的不足, 而遗传算法(Genetic Algorithm, GA)具有很强的宏观搜索能力和良好的全局优化性能, 可以弥补 BP 的不足. 用 A*算法快速粗算出的几条可选路径作为 GA 的初始种群, 然后用混合的 GA-BP 神经网络算法进行路径规划精算. 仿真结果显示混合 GA-BP 神经网络算法在寻找路径规划的全局最优解上具有一定的优势.

关键词: GA-BP 神经网络; 路径规划; 非线性; 局部极小; 全局最优解

Path Planning Approach to Vehicle Navigation Based on Genetic Neural Network

SHEN Yong-Zeng, CHEN Rui, HUANG Hai-Gang

(Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: In this paper, we solved nonlinear problems in the traffic path planning with the hybrid GA-BP neural network algorithm. Although Back-Propagation neural network (BP) is able to solve nonlinear problems properly, it is tend to fall into the deficiency of local minimum. In the meanwhile, genetic algorithm (GA) is good at macro-searching and performs well at global optimization, which can make up for the deficiencies of BP. In this paper, using the A * algorithm, we rough calculated several alternative paths quickly, which serve as the initial population of the GA. Then we conducted path planning precisely with the mixed GA-BP neural network algorithm. The simulation results showed that the hybrid GA-BP neural network algorithm has some advantages in the global optimal solution for path planning.

Key words: GA - BP neural network; path planning; non-linear; local minima; global optimal solution

车载导航路径规划是智能交通研究的一个重要组成部分, 导航系统利用传感器以及智能算法来了解当时的路径环境, 帮助驾驶员选择最优路径, 以便减少交通事故, 提高交通系统效率. 目前, 随着社会经济的高速发展, 我国的道路交通承载压力越来越大, 严重的交通拥堵、频发的交通事故等问题, 严重影响了人们的生活质量, 引发了人们对车辆导航路径规划的思考与研究^[1]. 纵观当前的研究现状, 国内外对于路径规划的算法有很多, 每个路径规划算法都有自身的局限性, 任何单一的路径规划算法都不可能解决所有实际应用中的导航路径规划问题^[2]. 比如现在路径规划算法经常用的 A*算法, 虽然搜索时间很快, 但是也存在着空间需求大, 以及当寻找多个最小值时, 不能

保证搜索的路径最优的不足.

智能交通路径规划具有高度非线性特点, 反向传播(Back-Propagation, BP)神经网络能够很好的解决非线性问题. BP 是一种多层网络的逆推学习算法, 其主要模拟动物神经网络行为, 进行分布式并行信息处理, 可以实现从输入到输出的任意非线性映射, 其基本原理是梯度最速下降法, 中心思想是调整权值使网络的实际输出值与期望输出值的误差均方值为最小. 但是存在着如下几个缺点: 1)学习收敛速度太慢; 2)不能够保证收敛到全局最小点; 3)网络结构不易确定. 而遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是基于生物进化原理的一种全局性优化算法, 它采用的是启发性知识的智能搜索算法, 按照一定的适配值函数以及一系列遗传

^① 收稿时间:2013-01-28;收到修改稿时间:2013-03-11

操作同时处理群体中的多个个体,保留适配值高的个体,然后将其组成新的群体,新群体中各个体适应度不断提高,直至满足一定的极限条件. GA 对搜索空间中的多个解进行评估,覆盖面大,具有很强的宏观搜索能力和良好的全局优化性能,可以弥补 BP 神经网络算法的不足. 将二者结合起来,用 GA 优化 BP 网络的权值和阈值,克服易陷入局部极小的不足,使得混合的 GA-BP 神经网络在路径规划上能够收敛到全局最优解^[3,4].

1 混合GA-BP神经网络主要思想

使用 GA-BP 神经网络算法寻找最优路径,主要思想是:基于遗传算法具有的隐含并行性和对全局信息的有效搜索能力,先使用遗传算法在某一范围内集中处理,遗传出优化初值,然后以此作为 BP 神经网络算法的初始权值,由 BP 神经网络算法进行训练,形成混合的 GA-BP 算法,发挥 GA 和 BP 神经网络算法各自的长处,解决了 BP 神经网络容易陷入局部极小值的问题,最终找到最优解^[5].

1.1 BP 神经网络模型的确定

BP 神经网络模型的确定包括两方面的内容: 1)BP 网络结构(网络的层数以及各层神经元的个数等)的确定; 2)BP 神经网络的学习训练方法^[6]. 从复杂的路网结构可以看出,交通路口的信息是影响路径规划的主要因素,由于这些因素与路径规划之间存在复杂的非线性映射关系,所以本文采用三层 BP 神经网络,其网络拓扑结构如图 1 所示:

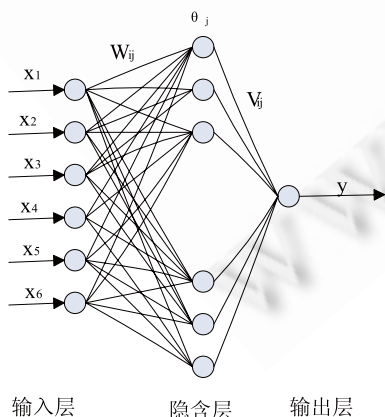


图 1 BP 神经网络拓扑结构

其中输入层含有六个神经元($x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$),

输出层含有一个神经元 y , 隐含层含有 $S1$ 个神经元, 隐含层神经元个数根据输入样本的个数确定.

其中输入层到隐含层的激活函数采用 *sigmoid* 型: $f(u)=1/(1+e^{-au})$, 其中 $a>0$, 为可控制斜率. 隐含层到输出层的激活函数采用线性函数, 网络的输入与输出之间的关系为:

$$Y = \sum_{j=1}^{S1} V_j f \left[\sum_{i=1}^R W_{ij} X_i + \theta_j \right] + r \quad (1)$$

其中 W_{ij} 为输入层第 i 节点和隐含层第 j 节点的权值, θ_j 为隐含层第 j 节点的阈值, V_j 为隐含层第 j 节点和输出层的权值, r 为输出层的阈值, Y 为输出层的实际输出.

1.2 混合 GA-BP 神经网络算法

混合 GA-BP 神经网络算法将优化工作分作两步进行, 首先通过 GA 来优化 BP 神经网络的权值, 并使识别达到近似最优, 然后利用 BP 神经网络算法进一步优化, 直到达到最优解为止.

图 2 所示为混合 GA-BP 神经网络学习算法的流程图, 其学习过程可描述为:

1) 初始种群

初始种群在整个算法中占有重要的位置, 种群的好坏将直接影响整个算法的收敛速度以及收敛结果. 考虑到 GA 和动态网络的性质, 本文采用 A* 算法来得到算法的初始种群. GA 具有很强的鲁棒性, 但是这都是建立在初始种群多样性的基础之上的, 由于在选择路径的过程中加入了随机因素, 因此就会很好地保持种群的多样性.

2) 选择和遗传

选择和遗传过程中以交叉概率 P_c 对个体 G_i 和 G_{i+1} 进行交叉操作, 产生新个体 G_i' 和 G_{i+1}' , 没有进行交叉操作的个体直接进行复制.

3) 适应度函数

影响进化算法收敛性和稳定性的另一个重要影响因素是适应度, 适应度是 GA 中用来度量群体中各个个体在优化计算中有可能达到或接近于或有助于找到最优解的优良程度, GA 根据适应度来决定个体在种群中的去或留, 度量个体适应度的函数称为适应度函数. 进化神经网络计算中, 一般使用神经网络目标输出和实际输出的均方误差来作为适应度^[7]:

$$E = \sum_{i=1}^d (T^i - Y^i)^2 \quad (2)$$

其中 T 表示实际输出的最短路阻函数值, Y 表示目

并且路阻函数值最小的方向表示为 1, 没有通路或者路阻函数值很大的方向表示为 0. 学习样本的第 6 维表示汽车是否转弯, 需要转弯用 1 表示, 不需要转弯用 0 表示. 路阻函数值表示学习样本的第 7 维^[10].

2.3 种群的编码

使用混合 GA-BP 神经网络算法进行路径规划时, 算法在编码上至少要满足两个条件: 1)使用节点编码; 2)采用可变长度的编码. 本文采用基于路口顺序编号可变长度字符串编码.

3 实验仿真

根据路网模型的规模以及仿真的需要, 设定参数种群规模取 80, 交叉率 Pc 取值 0.9, 变异率 Pm 取值 0.01, 网络层数取 3 层, 输入节点数为 6, 输出节点数为 1, 隐含层节点取值 12, 学习速率取值 0.01.

确定好神经网络结构以及各个参数后, 对节点数为 50、100 和 500 的路网模型分别采用 A*算法和混合 GA-BP 神经网络算法进行路径规划, 它们各自花费的搜索时间如表 1 所示, 各自搜索到最优路径的情况如表 2 所示.

表 1 算法平均所用时间(s)

节点数	50	100	500
A*算法	1.12	1.92	3.27
GA-BP	2.85	3.85	6.14

表 2 算法的求得最优解概率

节点数		50	100	500
A* 算法	求得最优解次数	84	72	56
	求得其他解次数	16	28	44
	找到最优解概率	84%	72%	56%
GA-BP	求得最优解次数	92	95	91
	求得其他解次数	8	5	9
	找到最优解概率	92%	95%	91%

对 100 节点的路网模型采用混合 GA-BP 神经网络算法进行路径规划, 计算每一代群体中每个个体的适应度, 读取每一代中个体的最大适应度值和每一代所有个体适应度值的平均值, 即最佳适应度值和平均适应度值, 结果如图 5 所示. 当平均适应度值达到最佳适应度值的时候, 即是所要寻找的最优路径.

对 100 节点的路网模型分别采用混合 GA-BP 神经网络算法和 A*算法进行路径规划, 计算其最短路径. 图 6 所示为 GA-BP 神经网络算法和 A*算法最优解的变化曲线图. 从图中可以看出, GA-BP 神经网络算法的寻优

能力明显优于 A*算法, 但是其收敛速度要慢于 A*算法.

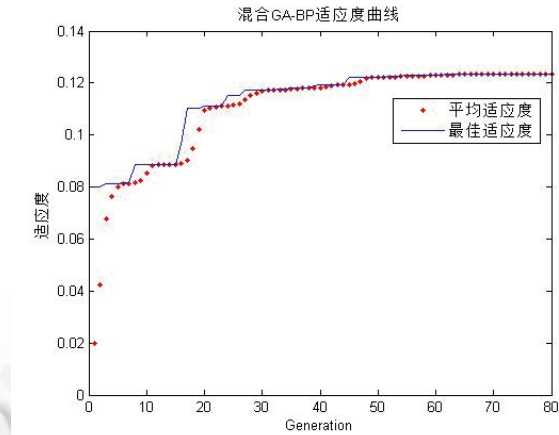


图 5 混合 GA-BP 神经网络适应度曲线

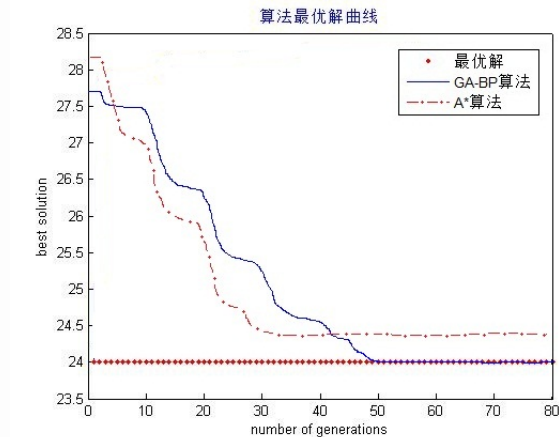


图 6 迭代次数/最优解曲线图

4 分析与结论

文章采用混合 GA-BP 神经网络算法来求解车辆导航路径规划问题, 先用 A*算法快速粗算出几条可行路径, 然后以此作为混合 GA-BP 神经网络的初始种群进行训练, 训练时以 GA 作为上层, 以 BP 神经网络作为底层, 通过 GA 来优化 BP 神经网络的权值, 并使识别达到近似最优, 然后利用 BP 神经网络算法进一步优化, 直到达到最优解为止. 从图 5 中可以看到 GA-BP 神经网络进化过程中最佳适应度和平均适应度的变化过程, 从一开始的变换陡峭, 到了 30 代以后, 网络进化比较平稳, 适应度并趋向于满意的值. 由表可以看出, GA-BP 神经网络算法速度虽然比 A*算法慢, 但是 GA-BP 神经网络算法在求得最优解方面却存在很大的优势, 这种优势会随着节点数目的增加而更加

(下转第 189 页)

5 结论及未来工作

本文提出了一种新型的文件系统检查工具 OnlineFSCK, 详细的阐述了 OnlineFSCK 的原理和实现细节, 并针对 ext3 实现了 OnlineFSCK 的原型. 实验结果表明, OnlineFSCK 能够在满足对性能的要求的前提下对在线的文件系统进行检查, 并得到与传统检查工具一致的检查结果. OnlineFSCK 对文件系统的持续冻结时间保持在一个很小的水平, 满足了实际生产环境服务器对性能的要求. 另外, OnlineFSCK 的实现中不需要对内核代码进行任何修改. 下一步工作, 我们将着手把 OnlineFSCK 扩展到 ext3 以外的其他文件系统.

参考文献

- 1 Zhang Y, Rajimwale A, Arpaci-Dusseau AC, Arpaci-Dusseau RH. End-to-end data integrity for file systems: a ZFS case study. Proc. of the 8th USENIX conference on File and storage technologies. USENIX Association, 2010: 3–16.
- 2 Ghemawat S, Gobioff H, Leung ST. The Google file system. (ACM Special Interest Group on Operating Systems)SIGOPS Operating Systems Review. ACM, 2003, 37(5): 29–43.
- 3 Vijayan P, Bairavasundaram LN, Agrawal N, Gunawi HS, Arpaci-Dusseau AC, Arpaci-Dusseau RH. IRON File Systems. (ACM Symposium on Operating Systems Principles) SOSP'05. Brighton, 2005: 206–220.
- 4 Bairavasundaram LN, Goodson GR, Schroeder B, Arpaci-Dusseau AC, Arpaci-Dusseau RH. An analysis of data corruption in the storage stack. Proc. of the 6th USENIX Conference on File and Storage Technologies. San Jose, 2008: 1–16.
- 5 McKusick MK, Kowalski TJ. Fck—The UNIX File System Check Program. Unix System Manager's Manual-4.3BSD Virtual VAX-11 Version. 1986.
- 6 Henson V, Brown Z, Ts'o T, van de Ven. Reducing fsck time for ext2 file systems. Linux Symposium. Ottawa, 2006: 395–407.
- 7 Gunawi H. Improving File System Reliability and Availability with Continuous Checker and Repair, 2011.
- 8 Gunawi HS, Rajimwale A, Arpaci-Dusseau AC, Arpaci-Dusseau RH. SQCK: a declarative file system checker. Proc. of the 8th Symposium on Operating Systems Design and Implementation(OSDI'08). USENIX Association, 2008: 131–146.
- 9 McKusick MK. Running fsck in the background. Usenix BSDCon 2002 Conference Proc. USENIX Association, 2002: 55–64.
- 10 Fryer D, Sun K, Mahmood R, Cheng TH, Benjamin S, Goel A, Brown AD. Recon: verifying file system consistency at runtime. Proc. of the 10th USENIX Conference on File and Storage Technologies. USENIX Association, 2012: 73–86.
- 11 Yang J, Twohey P, Engler D, Musuvathi M. Using model checking to find serious file system errors. ACM Transactions on Computer Systems, 2006, 24(4): 393–423.

(上接第 213 页)

明显. 对于实际的电子地图而言, 因节点数目较多, 车辆在寻找到最优路径所节省下的时间可以弥补算法搜索所浪费的时间, 试验结果证明, 该算法在路径规划寻找全局最优解上具有一定的优势.

参考文献

- 1 梁栋, 史忠科. 半结构化道路下智能车辆路径规划与控制算法研究. 交通运输系统工程与信息, 2011, 11(2): 44–51.
- 2 张广林, 胡小梅, 柴剑飞, 赵磊, 俞涛. 路径规划算法及其应用综述. 现代机械, 2011, 5: 85–89.
- 3 丁世飞, 苏春阳. 基于遗传算法的优化 BP 神经网络算法与应用研究. Proc. of the 29th Chinese Control Conference, 2010, 7: 2425–2428.
- 4 乔维德. 遗传算法和神经网络在交通事故预测中的应用. 电气传动自动化, 2008, 30(1): 41–44.
- 5 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现. 北京: 电子工业出版社, 2005. 99–108.
- 6 吴琦, 胡德金, 张永宏, 徐鸿钧. 网络建模在套料钻性能预测中的应用. 兵工学报, 2006, 3(27): 494–497.
- 7 刘志伟. 遗传进化型神经网络体系结构研究[硕士学位论文]. 合肥: 合肥工业大学, 2007.
- 8 田明星. 路径规划在车辆导航系统中的应用研究. 北京: 北京交通大学, 2009.
- 9 宋立成. 智能交通动态路径诱导算法的研究. 济南: 山东大学, 2008.
- 10 李慧, 杨东梅, 沈洁, 高凯. BP 神经网络在路径规划中的应用. 应用科技, 2004, 31(9): 15–16.