

利用量子遗传算法改进 BP 学习算法^①

Using Quantum Genetic Algorithm to Improve BP Learning Algorithm

闵 泉 叶水生 郭荣传 石海霞 (南昌航空大学 计算机学院 江西 南昌 330063)

摘 要: 针对 BP 算法易陷入局部极小、收敛速度慢的缺点, 根据量子遗传算法具有全局寻优的特点, 本文提出了一种新的训练神经网络的混合算法—QGA-BP 算法; 通过算法比较和实例结果分析, 表明该算法加快了收敛速度、提高了收敛速度。

关键词: 量子遗传算法 遗传算法 BP 网络 神经网络 QGA-BP 网络

1 引言

近年来, 国际上掀起了一股人工神经网络研究、开发应用的热潮, 其应用已渗入到各个领域。但是在实际应用中, 神经网络也暴露出一些自身固有的缺陷: 容易陷入局部极小, 收敛速度慢等。

量子遗传算法是基于量子计算原理的一种遗传算法, 将量子计算与遗传算法相结合的一种优化方法, 具有种群规模小, 收敛速度快, 全局寻优能力强的特点。因此可以用于优化神经网络。

本文利用量子遗传算法的独特属性来弥补神经网络存在的一些固有缺陷, 提出了一种新的混合训练算法—QGA-BP 算法, 达到优化网络的目的。

2 BP神经网络模型

BP 神经网络是目前应用最为广泛的一种神经网络模型, 它是基于 BP 算法的多层前馈网络, 包括输入层、输出层和一层或多层隐含层。网络的输入层对应于学习样本的各个属性, 输入层的数据经加权处理后传递给第一个隐含层的各个处理单元。第一个隐含层处理后输出的数据输入到第二个隐含层, 如此传递下去, 直至最后一个隐含层。最后一个隐含层的输出经加权处理后作为输出层的输入, 输出层输出最终结果。三层 BP 网络的结构如图 1 所示, 包含输入层、输出层和一个隐含层。

由于 BP 网络是基于梯度下降法的, 因此存在一些不足之处:

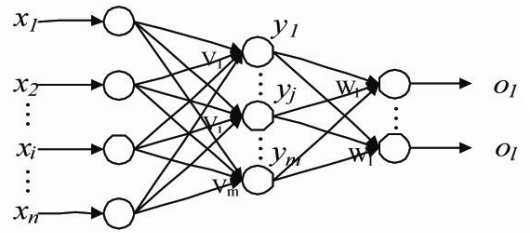


图 1 三层 BP 网络结构图

1) BP 神经网络采用的算法是基于误差函数梯度下降的方向, 该算法实质上是单点搜索算法, 不具有全局搜索能力;

2) BP 神经网络学习训练开始时网络的结构参数是随机给定的, 因此结果存在一定的随机性;

3) 训练易陷入瘫痪, 网络的收敛速度较慢。

3 量子遗传算法(QGA)

遗传算法^[1,2](Genetic Algorithm, GA)是模仿生物进化和遗传的过程来进行优化的一种搜索方法。其基本过程是首先对问题的备选解进行编码, 形成基因编码串, 然后对该串进行选择、交叉、变异等操作, 不断产生新的个体, 并进行选优, 从而最终获得最优解。

量子遗传算法本质上是一种遗传算法, 因而传统遗传算法所能应用的领域, 量子遗传算法也适用, 由于引入量子计算, 其效果明显优于传统进化算法。

量子遗传算法的基本步骤^[3,4]:

1) 取种群规模为 N 的初始种群 $Q(t)$ 。一般情况,

^① 基金项目:江西省自然科学基金项目(0511072)
收稿时间:2008-10-21

种群中全部染色体的所有基因 (α_i^t, β_i^t) 都被初始化为 $(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}})$;

2) 对初始种群每个个体实施一次测量, 得一个状态 $P(t)$ 。测量(或选择状态)时, 是根据量子比特几率幅 $(|\alpha_{ij}|^2$ 或 $|\beta_{ij}|^2)$ 来选择相应基因位上的 0 或 1。具体方法为: 随机产生一个 $[0, 1]$ 数, 若它大于等于几率幅(或)的值, 则测量结果取 1; 否则, 取 0(当然, 也可反之)。然后, 对这一组解进行适应度评估, 记录下最佳适应度个体座位下一步演化的目标;

- 3) 对各个状态计算适应度;
- 4) 记录最佳个体及其适应度值
- 5) while(不满足终止条件)do

begin

t=t+1;

对种群 $Q(t)$ 中每个个体实施一次测量, 得一组状态 $P(t)$;

对每个状态计算适应度;

依据一定的调整策略, 利用量子旋转门操作和量子非门对种群个体进行更新, 到子种群 $Q(t+1)$;

记录下最佳个体及其适应度。

End

4 QGA和BP算法的结合

4.1 基本思想

量子遗传算法是一种基于量子计算原理的概率优化方法。它以量子计算的一些概念和理论为基础, 用量子位编码来表示染色体, 用量子门作用和量子门更新来完成进化搜索, 具有种群规模小而不影响算法性能、同时兼有“勘探”和“开采”的能力、收敛速度快和全局优化能力强的特点。而 BP 算法对局部搜索比较有效、因此为了使算法能很快地找到满意解, 可以先用量子遗传算法对初始权值进行优化, 在解空间中定位出较好的搜索空间, 然后利用 BP 算法在这些小的解空间中搜索出最优解。

4.2 实现方法和步骤

1) 量子位编码

与遗传算法中染色体采用确定值(如二进制数)表示不同, 量子遗传算法中, 染色体量子位对染色体进行编码或者说用随机概率方式表示。本文学习 BP 网络时, 对样本进行归一化处理, 所以在对初始种群进行编

码时更利于 QGA 算法与 BP 算法的结合。

关键点: 将 BP 网络的权值和阈值按一定的顺序级联起来, 形成一个实数数组, 作为遗传算法的一个染色体。遗传操作在这样的染色体群中进行。

2) 适应度函数的选择

衡量 BP 网络的性能的主要指标是网络的输出值与期望的输出值之间的误差平方和。该误差平方和小则表示该网络性能好。

关键点: 本文采用的适应度函数为 $f = \frac{1}{J+1}$, 其中 $J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l e(i)^2$, $e(i) = y(i) - y_m(i)$, l 为学习样本数, $y(i)$ 为网络的输出值, $y_m(i)$ 为期望输出值, $e(i)$ 为两者的差。

3) 量子旋转门调整策略

在量子遗传算法中, 由于染色体处于叠加或纠缠状态, 因此采用量子旋转门分别作用于各叠加和纠缠状态的方式实现更新种群的操作。从而子代个体的产生不是由父代种群决定, 而是由父代的最优个体及状态的概率幅决定。遗传操作主要将量子旋转门作用于叠加状态和纠缠状态的基态, 使其相互干涉, 发生状态改变, 从而更新各基态的概率幅。因而量子旋转门是量子遗传算法的关键, 直接影响到量子遗传算法的性能。调整策略见[5]。

关键点: 将个体 q_i^t 的适应度 $f(x_i)$ 与当前最优个体 b 的适应度 $f(b)$ 进行比较, 若 $f(x_i) > f(b)$, 则调整 q_i^t 的量子位使概率幅朝着有利于 x_i 出现的方向进化; 反之, 如果 $f(x_i) < f(b)$, 则调整 q_i^t 的量子位使概率幅朝着有利于 b 出现的方向进化。

表 1 量子旋转门调整策略

x_i	b_i	$f(x_i) < b$	$\Delta\theta_i$	$s(\alpha_i\beta_i)$			
				$\alpha_i\beta_i$	$\alpha_i\beta_i$	$\alpha=0$	$\beta=0$
0	0	False	0	0	0	0	0
0	0	True	0	0	0	0	0
0	1	False	0	0	0	0	0
0	1	True	0.05	-1	+1	± 1	0
1	0	False	0.01	-1	+1	± 1	0
1	0	True	0.025	+1	-1	0	± 1
1	1	False	0.005	+1	-1	0	± 1
1	1	True	0.0025	+1	-1	0	± 1

4) 算法流程

step1 初始化进化代数 $t=0$ 和种群 $Q(t)$

step2 while(不满足终止条件){

step2.1 由 make()函数根据 $Q(t)$ 的观测状态产生 $P(t)$

step2.2 利用适应度函数评估 $P(t)$ 中的每个个体

step2.3 将 $P(t)$ 和 $B(t)$ 中的最优个体保存于 $B(t+1)$ 中, 如果最优个体连续 SG 代没有变化, 则对种群 $Q(t)$ 进行灾变, 即将 $Q(t)$ 中的全部个体随机初始化重新生成新的种群

step2.4 根据量子旋转门调整策略使用 update()函数更新 $Q(t+1)$

step2.5 $t++$
}

5 实验结果和分析

以一个三层前馈神经网络的训练为例, 输入神经元个数为 5, 隐层神经元个数为 6, 输出神经元个数为 1. 分别采用 BP 算法、QGA-BP 混合算法对网络进行训练。

(1) 参数设置

量子遗传算法参数设置: 种群大小设置为 30, 染色体长度设置为 9, 最大进化代数设置为 100, 灾变代数设置为 12, 量子交叉概率设置为 0.15, 量子变异概率设置为 0.05, 适应度函数中的调节因子 λ 设置为 0.9975, 调整策略采用表 1 中的量子旋转门调整策略。

(2) 实验结果

将上述两种算法分别进行 40 次实验。

从下面图中, 可以看到 QGA-BP 学习算法相比 BP 算法无论在收敛速度上, 还是在迭代相同次数所能达到的精度上, 都取得了很好的效果。实验也说明了 QGA-BP 算法能以较快的速度减小了搜索空间范围, 而且不易陷入局部极小点; 而 BP 算法则具有局部搜索效率高的特点, 将两者结合从而得到比现有的学习算法更好的学习效果。

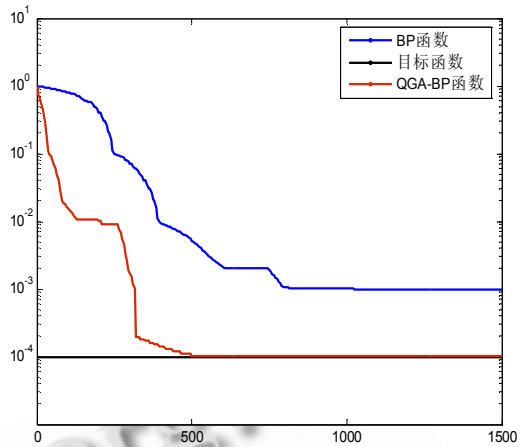


图 3 BP 和 QGA-BP 网络误差学习曲线比较

6 结束语

由上述实验可以看出, 基于量子遗传算法改进的 BP 算法是有效可行的, 与传统遗传算法改进 BP 算法相比, 该算法可以克服遗传算法过早收敛和陷入局部最优的问题, 并且当神经网络规模比较大时可以较快的速度收敛到全局最优解。

通过以上研究可以看出, 将 QGA 与 BP 算法有机的融合, 达到全局寻优与快速搜索的目的, 互为补偿, 使算法具有一定的实用性。

参考文献

- 高宏宾, 焦东升, 彭商濂. 基于遗传算法的人工神经网络. 计算机工程与设计, 2006, 27(2): 316-318.
- 潘昊, 王晓勇, 陈琼, 黄少奎. 基于遗传算法的 BP 神经网络技术的应用. 计算机应用, 2005, 25(12): 2777-2779.
- Abdesslem Layeb, Djamel-Eddine Saidouni. Quantum Genetic Algorithm for Binary Decision Diagram Ordering Problem. International Journal of Computer Science and Network Security, 2007, 7(9): 130-135.
- Xiong Y, Chen HH. A Quantum Genetic Algorithm to Solve Combinatorial Optimization Problem. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(11): 1855-1858.
- 王全新. 量子进化算法改进及应用研究 [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2007.