

智能家居火灾预警系统建模与分析

李亮, 施志刚, 李桂娟, 张持健

(安徽师范大学 物电学院, 安徽 芜湖 241000)

摘要: 为了实现让智能家居系统能够对家居火灾进行早期预报并及时准确的报警, 从而保护家居环境和人身财产安全, 开发了一种智能家居火灾预警系统; 在预警系统中采用 BP 神经网络建立火灾预测模型, 把家居温度、烟雾浓度、一氧化碳气体浓度多火灾信息作为输入参数, 明火发生概率、阴燃火发生概率、无火发生概率作为输出, 同时结合使用 LM 算法以及遗传算法对火灾预测模型进行大幅度优化; 实验表明, 该预警系统预测精度较高, 有效地改善了传统火灾预测智能化程度低的问题。

关键词: 智能家居; 火灾预警; BP 神经网络; LM 算法; 遗传算法; 智能化

Modeling and Analysis of Intelligent Home Fire Warning System

Li Liang, Shi Zhigang, Li Guijuan, Zhang Chijian

(School of material and Electrical Engineering, Anhui Normal University, Wuhu 241000, China)

Abstract: In order to realize intelligent home system early warning and timely and accurate alarm to protect the home environment and personal property safety, a smart home fire early warning system is developed. In the early warning system was established by using BP neural network prediction model of fire, the home furnishing temperature, smoke concentration, the concentration of carbon monoxide gas — fire information as input parameters, fire occurrence probability, the probability of occurrence of smoldering fire and no fire occurrence probability as output, combined with the use of the LM algorithm and genetic algorithm for optimization of fire prediction model greatly. Experiments show that the prediction accuracy of the warning system is high, and it can effectively improve the low intelligence level of the traditional fire prediction.

Keywords: smart home; fire early warning; BP neural network; LM algorithm; genetic algorithm; intelligent

0 引言

传统的火灾预警主要采用的是单一传感器式的火灾预警方式, 以环境当中某一种传感器信号作为依据, 通过和设定的阈值参数比较, 从而判断当前是否有火灾发生, 但是存在严重的漏报和误报的情况, 这种单一简便、低成本、低智能化的火灾预警已经不能满足人们对智能家居防火需求了。随着人工智能的不断发展, 以机器学习为代表的算法逐步应用于实践, 将机器学习和火灾预警相结合, 通过在智能家居火灾预警系统中引入 BP 神经网络^[1]建立火灾预测模型, 并对火灾预测模型进行优化。摒弃传统火灾预警以单一传感器信号作为依据, 联合采用温度、烟雾浓度、一氧化碳气体浓度多火灾信息^[2]作为 BP 模型输入参数, 火灾发生概率作为期望输出, 大幅度提高了火灾预警的准确性和可靠性, 让智能家居火灾预警系统展现出比传统火灾预警系统更高的智能化。因此, 本文设计出了一种智能家居火灾预警系统并且在系统中引入 BP 模型对火灾信息进行处理和预测。

1 系统结构

系统结构框架如图 1 所示, 系统是由数据采集节点、智能家居服务器、智能手机、室内报警设备等模块组成。系统首先采用国家标准实验中部分典型火灾数据参数作为模式样本对 BP 模型进行训练和优化从而建立火灾预测模型。系统当中的

智能家居服务器通过实时调用火灾预测模型, 将当前室内数据采集节点采集到的温度、烟雾浓度、一氧化碳气体浓度多火灾信息数据作为火灾预测模型的输入, 火灾预测模型输出即为当前家居火灾发生概率。系统通过当前获得的家居火灾发生概率^[3]和设定阈值进行比对, 从而判断当前家居环境是否有火灾发生, 当家居火灾发生概率超过设定的阈值时表明有火灾险情发生时, 智能家居服务器立刻通过发生短信的方式通知屋主并且触发报警设备, 从而有效及时的排除险情。

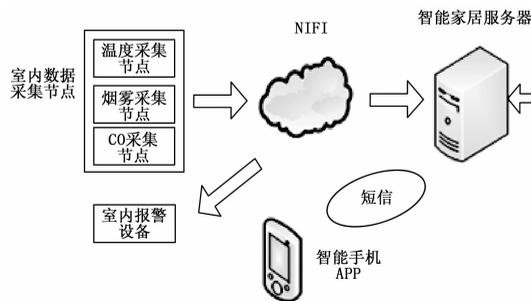


图 1 系统结构框架图

2 BP 模型的建立与优化

2.1 BP 模型

结合图 2, 一般情况下简单的 BP 模型都是由输入层 (i)、隐层 (j)、输出层 (k) 三层组建而成, 本文使用三层即可。BP 模型分为输入样本的前向传播和输出误差的逆向传播两个过程组成。输入样本前向传播时, 首先输入样本通过输入层进行传递, 然后经隐层进行非线性转换, 最后到达输出层进行线性叠加, 如果输出层的输出的实际值与期望值之间不符, 在以梯度下降法对输出误差进行逆向传递, 两个过程不停的循环,

收稿日期: 2017-09-09; 修回日期: 2017-09-27。

作者简介: 李亮 (1990-), 男, 安徽芜湖人, 硕士研究生, 主要从事智能计算与测控技术方向的研究。

通讯作者: 张持健 (1964-), 男, 安徽芜湖人, 教授, 硕士研究生导师, 工学博士, 主要从事人工智能与自动控制技术方向的研究。

直到 BP 模型误差达到设定的精度或者达到设定的迭代次数退出循环。理论上 BP 模型能无限逼近于任意非线性函数, 但是未经优化的 BP 模型在运用过程中存在严重缺陷, 主要存在迭代次数多、网络收敛速度慢、网络不稳定、易陷入局部极小等问题^[4], 针对以上出现的问题, 本文优化方法如下:

1) 采用 LM 算法对 BP 模型的训练函数进行优化^[5], 可以大幅度提高 BP 模型的收敛速度和精确度;

2) 在 (1) 方法的基础上, 在使用遗传算法使 BP 模型获得更优的初始权值和阈值^[6], 这样可有效避免 BP 模型陷入局部极小值并且还可以进一步加快其收敛速度;

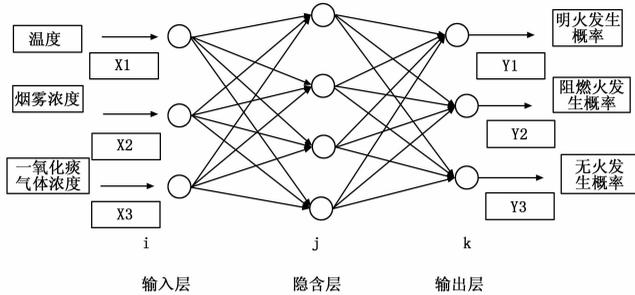


图 2 BP 神经网络模型

2.2 LM 算法优化 BP 模型

LM 算法是优化方式的一种, 同时具备高斯牛顿法和梯度法的优势。其优化 BP 模型可以使网络具有更快的收敛速度以及更短训练时间, 其修正 BP 模型权值公式如下所示:

$$w(n+1) = w(n) - (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{e} \quad (1)$$

式中, \mathbf{e} 是网络误差向量; \mathbf{J} 是雅可比矩阵; μ 是可变学习速率; \mathbf{I} 是单位矩阵。当 μ 很小时, 式中权值的迭代更新方式近似等于高斯牛顿梯度下降, 当 μ 很大时, 式中权值的迭代更新方式近似等于梯度下降。 μ 作为可变学习速率, 在 BP 模型训练过程中不断发生变化进行自我调整, 如果 BP 模型输出误差增大, 则 μ 也增大, 如果 BP 模型输出误差变小, 则 μ 也变小, 这种调整方式可以大幅度提高 BP 模型收敛速度和精确度。误差指标函数公式如下所示:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \|Y_i - Y_i'\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p e_i^2 \quad (2)$$

式中, Y_i 为 BP 模型期望输出; Y_i' 为 BP 模型实际输出; p 为输入模式样本的数目; e_i 为某个模式样本的训练误差。具体优化 BP 模型方式如下所示:

1) 设定初始 BP 模型学习速率 $u = u_0$, 随机设定初始 BP 模型权值, 设定调整常数 $\beta (0 < \beta < 1)$ 。

2) 将模式样本输入到初始 BP 模型中, 按照公式 (2) 计算初始 BP 模型输出误差平方和。

3) 计算雅可比矩阵 \mathbf{J} , 按照公式 (1) 更新 BP 模型权值, 重新按照公式 (2) 计算 BP 模型输出误差平方和, 当 $E_{n+1} < E_n$ 时, 更新 $u = u\beta$; 当 $E_{n+1} \geq E_n$ 时, 更新 $u = u/\beta$ 。不断的重复步骤 3, 直到满足设定的误差或者设定的迭代次数, 则退出循环。

2.3 遗传算法优化 BP 模型

遗传算法采用达尔文的“优胜劣汰, 适者生存”的生物进化理论进行种群逐代演化从而让子代产生出接近所求问题的近似解。在每一代种群当中, 按照适应度函数值的大小对种群个体进行筛选, 使适应度函数值比较高的种群个体有更大的概率被保留下来, 然后在进行遗传学的交叉和变异操作, 使其产生

出比上一代更优的种群。不断地周而复始, 在整个循环过程中使种群个体的适应度函数值不断提高, 直到满足设置的进化代数条件退出循环, 此时种群当中适应度函数值最大的个体就是所求问题的最优解。具体优化 BP 模型方式如下所示:

1) 初始化种群数目和个体二进制编码, 编码长度公式为 $S = R * S_1 + S_1 * S_2 + S_1 + S_2$, 式中 R 为 BP 模型输入神经元的数量, 本文 R 设置为 3, 式中 S_1 为 BP 模型隐层神经元的数量, 本文 S_1 设置为 13, 式中 S_2 为 BP 模型输出神经元数量, 本文 S_2 设置为 3, 本文种群规模设置为 50, 本文遗传代数设置为 100 次;

2) 根据适应度函数公式 $f = \frac{1}{e}$ 逐一计算种群中个体的适应度值, 式中 e 为 BP 模型实际预测输出值与期望输出值的误差平方和;

3) 选择运算, 主要采用与种群个体适应度函数值成正比的方式来逐一确定每代种群个体复制到下一代种群中的概率大小, 使其适应度函数值越高个体复制到下一代的概率也就越高, 选择公式如下所示:

$$\frac{f_i}{\sum_{i=1}^k f_i}, \text{ 式中 } f_i \text{ 为个体适应度函数, } k \text{ 为种群数目;}$$

4) 交叉运算, 首先对种群个体随机的进行配对, 然后随机的设置交叉点的位置, 最后按照某种较大的交叉概率和某种交叉方法让每两个配对种群个体之间相互交换部分二进制编码, 本文采用 0.7 的交叉概率以及单点交叉的方法;

5) 变异运算, 首先随机产生出每一个种群个体变异点位置, 然后按照某种较小的变异概率将变异点种群个体的二进制编码做某种变动, 本文采用 0.07 的变异概率以及对原二进制编码取反的方式;

6) 循环运算操作, 循环上述 2) ~ 5) 步, 直至遗传代数 100 次时退出循环。

3 算法仿真与对比分析

3.1 BP 模型初始参数选定

为了验证模型的性能, 本文通过 Matlab7.0 平台进行模型仿真。选用国家标准实验火灾数据中的部分典型 36 个模式样本对 BP 模型进行训练仿真从而建立火灾预测模型, 同时随机选取火灾数据中 10 个样本对火灾预测模型进行测试分析。BP 模型输入层设置为 3 个神经元, 分别代表的是温度、烟雾浓度、一氧化碳气体浓度多火灾信息参数的输入, 隐含层经过同一模式样本集多次反复试验后, 当隐含层设置为 13 个神经元时收敛速度最快, 输出层设置为 3 个神经元, 分别代表的是明火发生概率输出、阴燃火发生概率输出、无火发生概率的输出。当 BP 模型输出的火灾发生概率 (明火发生概率 + 阴燃火发生概率) 大于等于 0.7 时, 系统立即判断当前家居环境有火灾发生, 智能家居预警系统立即触发报警模块和发送短信通知屋主。当 BP 模型输出的火灾发生概率 (明火发生概率 + 阴燃火发生概率) 小于等于 0.3 时, 系统判断当前家居环境无火灾发生。当 BP 模型输出的火灾发生概率 (明火发生概率 + 阴燃火发生概率) 介于 0.3 和 0.7 之间时系统要保持高度警戒状态, 智能家居预警系统要持续对家居环境烟雾浓度数据进行监控, 如果烟雾浓度继续 30 秒以上或者有上升趋势可判断有火灾发生。本文中 BP 模型隐含层用 Tansig 作为激活函数, 输出层用 Purelin 作为激活函数, 采用梯度下降算法作为其训练函

数, 学习速率设置为 0.001, 最大训练迭代次数设置为 500, 目标误差设置为 0.000001。为了使 BP 模型训练更有效, 故将输入的模式样本全部归一化到 [0, 1]。部分归一化的数据样本如表 1 所示, 初始 BP 模型训练误差函数如图 3 所示。

表 1 部分归一化的数据样本

样本号	BP 模型输入			BP 模型期望输出		
	温度	烟雾浓度	一氧化碳气体浓度	明火发生概率	阴燃火发生概率	无火发生概率
1	0.9	0.13	0.2	0.8	0.1	0.1
2	0.875	0.18	0.35	0.85	0.1	0.05
3	1.0	0.22	0.85	0.9	0.08	0.02

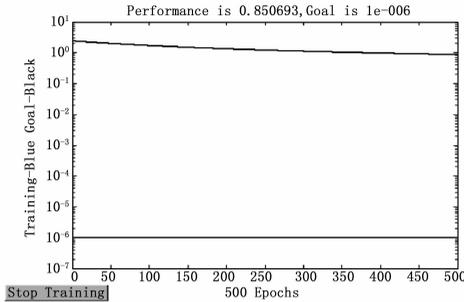


图 3 初始 BP 模型训练误差函数

在图 3 中的误差性能曲线可以看出, 经过 500 次训练仍未达到要求的目标误差 0.00001, 说明采用梯度下降法进行训练的收敛速度很慢的。

3.2 LM 算法优化 BP 模型仿真分析

当对 BP 模型采用 LM 算法作为其训练函数, 其余参数保持不变。结合图 4, 与图 3 相比收敛速度明显加快, 但是仍然没有达到目标 0.000001 的要求。

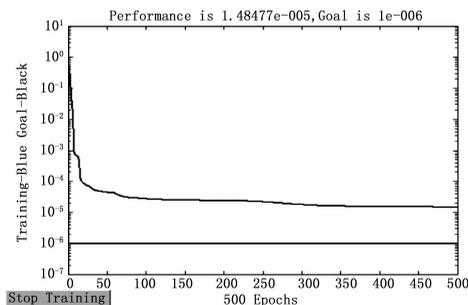


图 4 LM-BP 模型训练误差函数

3.3 遗传算法优化 BP 模型仿真分析

本文首先采用遗传算法获取 BP 模型更优的初始权值以及阈值。结合图 5, 当种群迭代次数接近 100 时, 图中适应度函数值逐步趋于稳定不在发生变化, 将此时获得的适应度函数值最大的种群个体作为 BP 模型的初始权值以及阈值, 训练函数采用 LM 算法, 其余参数不变。结合图 6, 可以看出 BP 模型经遗传算法优化后收敛速度明显比图 4 进一步加快, 迭代到 386 步时达到训练目标要求。随机选取 10 个样本作为测试样本, 结合图 7, 可以看出预测结果与期望输出误差也较小, 最大误差不超过 2%。

4 结束语

实验结果表明, 把家居温度、烟雾浓度、一氧化碳气体浓

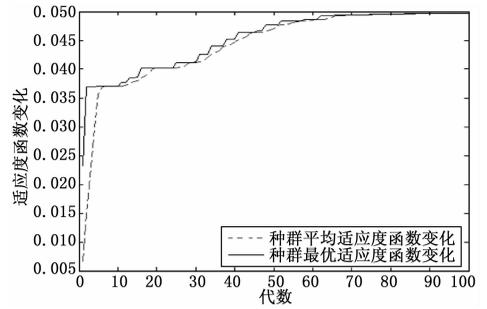


图 5 适应度函数

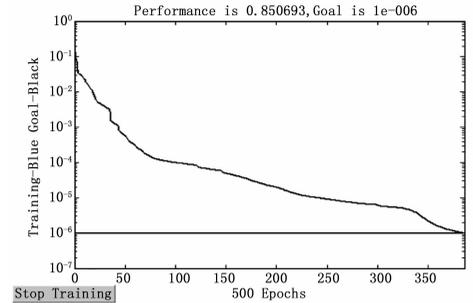


图 6 GA-BP 模型训练误差函数

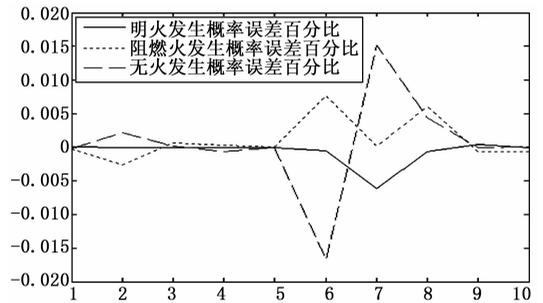


图 7 测试样本误差百分比

度多火灾信息作为输入参数, 明火发生概率、阴燃火发生概率、无火发生概率作为输出参数构造的基于 LM 算法和遗传算法的 BP 神经网络火灾预测模型, 该火灾预测模型预测的各个火灾发生概率与实际期望值最大误差不超过 2%, 具有较高的准确性和稳定性, 而且对于整个智能家居系统而言所增加的成本也比较低以及耗费的时间也比较少。该火灾预测模型能够很好的反映出温度、烟雾浓度、一氧化碳气体浓度多火灾信息与各个火灾发生概率之间的非线性关系, 具有可行性, 为智能家居火灾预警提供一种实用便捷智能化的新思路。

参考文献:

- [1] 程相君, 春宁, 陈生潭. 神经网络原理与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.
- [2] 周晓琳. 基于神经网络的多传感器数据融合火灾预警系统研究 [D]. 长春: 长春理工大学, 2012.
- [3] 王德民. 基于智能信息处理方法的火灾探测算法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2003.
- [4] 王私, 郁其一, 李雍刚. 基于改进 BP 神经网络的预测模型及其应用 [D]. 计算机测量与控制, 2005, 13 (1).
- [5] 黄豪彩, 黄宜坚, 杨冠鲁. 基于 LM 算法的神经网络系统辨识 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2003, 1 (2): 6-11.
- [6] 杨晓红, 刘乐善. 用遗传算法优化神经网络结构 [J]. 计算机应用与软件, 1997, 14 (3): 59-65.