

基于 GA-BP 神经网络与 FPGA 的火灾气体检测方法实现

王博懿 潘伟斌 闫晨露 尉佳文 邓建新

广东电网有限责任公司东莞供电局

DOI:10.12238/pe.v3i5.16582

[摘要] 针对早期火灾气体检测中传统BP神经网络易陷入局部最优、收敛速度慢等问题,本文提出一种利用遗传算法优化的BP神经网络模型,并基于FPGA硬件平台实现高速计算,提升了火灾气体检测系统的精度与实时性。首先,通过遗传算法的全局搜索能力优化BP神经网络的初始权重与偏置,构建三层GA-BP网络。再基于FPGA硬件实现GA-BP模型的前向传播,采用模块化设计与流水线并行架构,结合定点数量化和分段拟合激活函数优化资源占用。实验结果证明,与传统BP网络相比,GA-BP模型在收敛速度上提升了28.57%。FPGA系统响应时间仅需6个时钟周期,且精确率与软件实现相比误差仅有0.86%。本研究为储能电站火灾检测提供了一种高精度、低延迟的硬件解决方案。

[关键词] 火灾气体检测; GA-BP神经网络; FPGA; 并行结构

中图分类号: S776.29+2 **文献标识码:** A

Fire gas detection method based on GA-BP neural network and FPGA

Boyi Wang Weibin Pan Chenlu Yan Jiawen Wei Jianxin Deng

Guangdong Power Grid Co., LTD. Dongguan Power Supply Bureau

[Abstract] In response to the problems of traditional BP neural networks in early fire gas detection, such as easy to fall into local optima and slow convergence speed, this paper proposes a BP neural network model optimized by genetic algorithm, and implements high-speed calculation based on the FPGA hardware platform, which improves the accuracy and real-time performance of the fire gas detection system. Firstly, the initial weights and biases of the BP neural network are optimized by the global search ability of the genetic algorithm to construct a three-layer GA-BP network. Then, the forward propagation of the GA-BP model is implemented based on FPGA hardware, using modular design and pipeline parallel architecture, combined with fixed-point quantization and piecewise fitting activation function to optimize resource usage. Experimental results show that compared with the traditional BP network, the GA-BP model improves the convergence speed by 28.57%. The response time of the FPGA system is only 6 clock cycles, and the accuracy is only 0.86% compared to the software implementation. This study provides a high-precision, low-latency hardware solution for fire detection in energy storage power stations.

[Key words] fire gas detection; GA-BP neural network; FPGA; parallel structure;

引言

火灾是威胁人类生命和财产安全的主要灾害之一,其早期检测对减少损失至关重要^[1]。传统火灾气体检测技术虽然被广泛应用,传统火灾气体检测技术依赖单一传感器参数,易受环境干扰导致误报率高、响应延迟等问题^[2]。

近年来,智能算法在火灾预警领域得到广泛探索,出现了改进型神经网络以及基于卷积网络与视频图片结合的监测方案等^[3]。然而,这些方法或因算法复杂度高,或因硬件并行度不足,普遍存在计算速度慢、硬件实现难度大或需要长时间序列数据支撑等问题,难以在低功耗嵌入式设备上实现快速响应。相较于

上述方案,反向传播神经网络通过梯度下降实现非线性拟合,在保证检测精度的同时,其前馈计算复杂度显著低于递归网络和卷积网络,更适合部署在低功耗嵌入式设备中。然而,传统BP神经网络仍存在一些缺陷:网络训练过程对初始参数敏感,容易陷入局部最优值,并且参数收敛周期较长。这些问题导致算法在多元干扰环境下的稳定性不足,难以满足灾害预警系统对响应速度的要求。

针对以上问题,本文提出一种基于GA-BP神经网络火灾气体检测算法,并进一步结合FPGA的并行架构加速实现实时计算,弥补现有技术的不足。GA算法作为一种全局优化算法,能够有效优

化神经网络的初始权重和结构,提升检测精度^[4]。将GA与BP网络融合形成GA-BP算法,既能保留BP神经网络强大的非线性拟合能力,又能利用GA算法的全局搜索避免陷入局部最优值,从而加快模型训练的收敛速度。而FPGA凭借其并行计算能力和可重构性,可以支持多个神经元同步进行累加乘计算,并且可以及时更新算法参数,为神经网络的硬件加速提供了理想平台^[5]。

1 GA-BP算法的数学建模与优化机制

1.1 BP神经网络模型原理

BP神经网络是一种基于梯度下降算法的多层前馈网络,其核心思想是通过前向传播计算网络输出,然后利用误差反向传播算法更新权重,使误差函数最小化,BP神经网络的工作流程分为前向传播和反向传播两个阶段。

前向传播阶段输入信号从输入层传递到隐含层再传递到输出层。每个神经元的输出可以表示为式(1):

$$x^{(l)} = f(w^{(l)}x^{(l-1)} + b^{(l)}) \quad (1)$$

其中 $x^{(l)}$ 表示第 l 层的输出向量, $w^{(l)}$ 和 $b^{(l)}$ 分别为第 l 层的权重矩阵和偏置向量, f 是激活函数,用于引入非线性特征。

反向传播的目的在于计算误差函数对各层权重的梯度,从而更新权重以减小误差。误差函数通常采用均方误差,如式(2):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^n (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (2)$$

其中, E 表示误差函数, y_k 表示第 k 个样本的真实结果, \hat{y}_k 表示神经网络的输出结果。通过链式法则,计算误差对权重的梯度,得到权重更新公式如式(3),其中 η 为学习率。

$$w^{(l)} = w^{(l)} - \eta \frac{\partial E}{\partial w^{(l)}} \quad (3)$$

虽然BP神经网络具有很强大的非线性拟合能力,但由于其初始参数是随机生成的,容易陷入局部最优解,使网络收敛速度、泛化能力等性能下降。

1.2 遗传算法优化机制

遗传算法作为一种仿效生物进化规律的全局寻优方法,其核心机制在于利用自然选择原理与基因重组特性实现参数优化。该算法模拟物种自然进化过程,通过种群初始化、适应度评价、选择、交叉、变异及终止准则判断等一系列流程,可有效跳出局部极值,逐步逼近全局最优解。

种群初始化主要任务是将一个包含多个个体的种群编码为染色体序列,染色体的编码决定了如何将实际问题映射到一个可搜索的解集空间。适应度评价是为了量化个体的优劣,适应度值越高,说明该个体越接近目标最优解,越容易被保留到下一代。

选择操作是从当前种群中选择适应度较高的个体作为父代,选择机制决定了哪些个体能将自己的基因信息传递到下一代。交叉操作通过模拟生物遗传中的染色体交换,组合父代的基因信息生成子代,实现基因多样性、促进优良特征的组合,并增强算

法的全局搜索能力。变异操作通过随机改变个体基因信息引入随机扰动,维持种群多样性、跳出局部最优解,并增强算法的探索能力。通过上述操作,遗传算法能够全局搜索最优解,选出最优的初始权重参数,避免陷入局部最优。

2 GA-BP神经网络实验及预测结果分析

GA-BP神经网络结合了遗传算法的全局搜索能力与BP神经网络的局部优化特性,旨在解决传统BP神经网络易陷入局部最优、收敛速度慢等问题。算法的整体流程如图1所示,先利用GA对BP网络的初始权重与偏置进行全局搜索,通过选择、交叉、变异得到更优的神经网络参数,再使用BP算法精细化调整更新参数,最终获得高精度且泛化能力强的火灾气体检测模型。

BP神经网络采用三层网络结构,输入层为火灾气体数据,共有12个输入。隐含层通过经验公式确定范围为5~15,经实验发现节点数为5时可取得较好效果,并能减少硬件计算复杂度。输出层输出起火概率预测值,输出结果在[0, 1]之间。网络中每一层采用的激活函数均为Sigmoid函数。

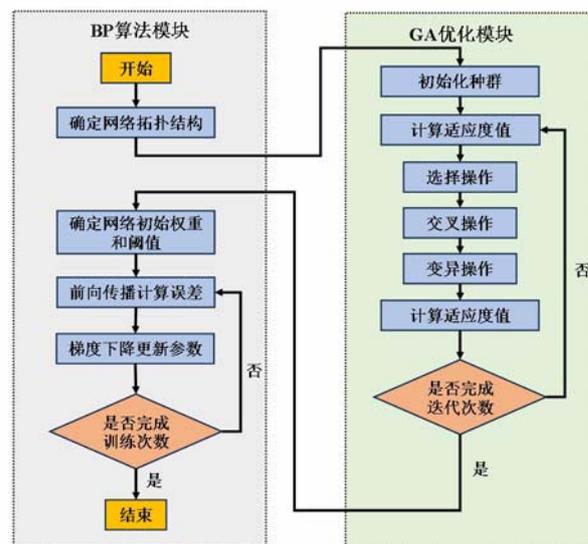


图1 GA-BP算法流程图

接下来用GA算法优化初始权重和阈值。首先进行种群初始化,种群规模设为5,权重和阈值在[-1, 1]间随机生成,并采用实数编码为染色体。适应度函数由模型预测正确率决定,遗传操作采用基于排序的几何分布选择、算术交叉和非均匀变异策略,以在保证收敛性的同时维持种群多样性。GA优化阶段共迭代50次,最终将最优个体的染色体解码为BP神经网络的初始权重和阈值。共用50000个数据对网络进行训练,选取80%作为训练集,20%为验证集,训练次数为2000次,BP训练阶段学习率 $\eta = 0.01$ 。首先对实验数据集按照公式(4)进行归一化处理,将输入数据线性映射到[0, 1]区间。归一化处理有助于避免数值不稳定问题,同时保证不同特征在训练过程中具有相近的尺度。

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4)$$

再通过GA算法优化初始权重, 将找到的最优解作为BP算法的权重参数初始值开始训练。

本文以均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)、准确率以及误差方差作为主要分析指标, 对比了传统BP神经网络与采用遗传算法优化权重和偏置的GA-BP算法在测试集上的性能表现。

表1 GA-BP与BP模型性能对比

Model	MSE	RMSE	Accuracy	Variance
BP	0.01	0.1	99.03%	0.0084
GA-BP	0.0074	0.086	99.21%	0.0073

如表1所示, 传统BP神经网络在测试集上的MSE为0.0100, 而采用GA优化后的BP网络的MSE降低至0.0074, 降低幅度达26%。同时, 模型误差的方差由0.0084降至0.0073, 降低了13.10%, 这充分说明GA-BP模型在不同样本之间的预测波动更小, 具有更强的稳定性和更好的泛化能力。

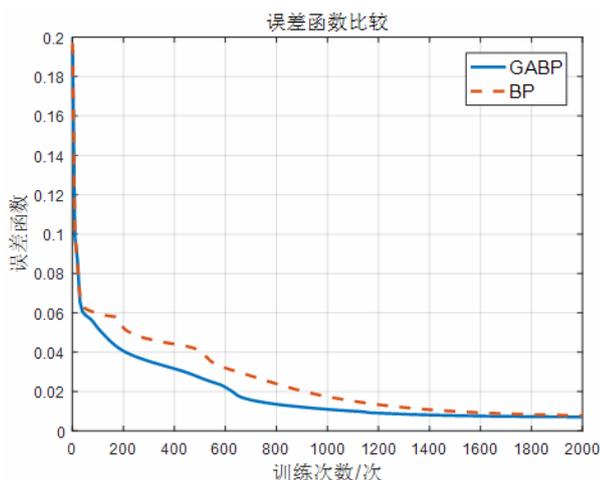


图2 误差函数下降曲线图

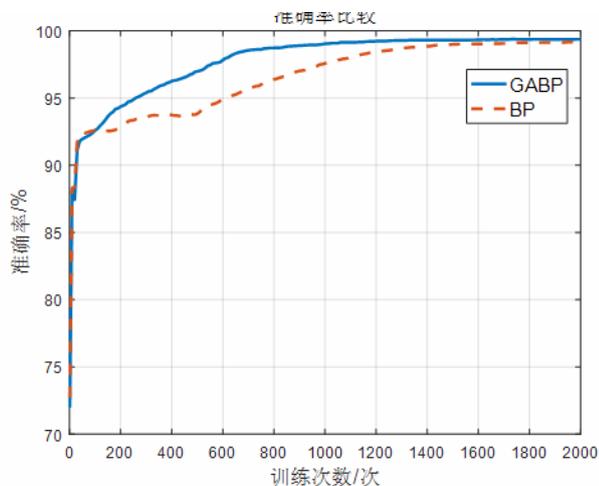


图3 准确率变化曲线图

通过图2和图3的误差函数下降曲线及准确率变化曲线可以看出, 经过2000次迭代训练后, 传统BP网络在约1400次迭代后其损失值趋于稳定, 而GA-BP网络仅需约1000次迭代即可达到稳定状态。这表明GA-BP算法不仅在预测精度上有明显优势, 同时在训练效率上也有显著提升——相比传统BP网络, 其迭代次数减少了约28.57%, 从而大大缩短了训练时间, 加快了模型收敛速度。

实验表明, GA-BP算法能够有效避免BP算法容易陷入局部极小值的问题, 而后续的BP算法则通过梯度下降对网络参数进行精细调整, 使得训练过程具有较好的收敛性和泛化能力。通过遗传算法优化BP神经网络的初始参数, 提升了火灾气体检测模型的性能, 在保证精度的同时加快了收敛速度, 并且具有更高的稳定性和泛化能力。

3 FPGA系统设计与实现

FPGA硬件系统结构包括隐含层计算模块、输出层计算模块, 集成了GA-BP神经网络硬件加速器, 通过并行计算单元完成前向推理。

设计采用并行计算结构与流水线技术, 以最大化数据吞吐量。模块内部通过一个三状态的状态机进行控制。复位后, 在接收到启动信号时, 状态机控制权重参数从RAM中加载; 加载完成后, 进入CALC状态, 激活所有MAC单元开始并行计算。计算核心采用并行MAC单元阵列结构, 每个神经元对应一个MAC单元, 以实现层内计算的完全并行。激活函数则通过表2所示的分段拟合函数在硬件中近似实现。为优化资源, 采用16位定点数量化策略, 在保证精度的同时显著减少了存储资源占用。

通过Vivado平台对FPGA设计进行功能仿真与时序分析。功能仿真中, 输入激励模拟了火灾环境下的气体数据, 输出波形如图4所示, 系统在6个时钟周期内完成一次完整计算。这一优势主要源于FPGA硬件架构的并行计算特性, 通过将神经网络各层计算模块映射为独立流水线级, 实现数据级与任务级的双重并行, 避免了软件方案中因内存访问延迟和线程调度带来的性能损耗。精度验证方面, 采用16位定点数量化策略对网络参数进行压缩后, FPGA实现与MATLAB浮点模型的平均相对误差为0.86%, 误差主要来源于Sigmoid激活函数的硬件近似和浮点乘加运算向定点数的转换过程中累积的量化截断误差。

表2 激活函数分段拟合函数

区间	拟合函数
[0,0.5]	$y = -0.02x^2 + 0.25x + 0.50$
[0.5,1.5]	$y = -0.04x^2 + 0.28x + 0.49$
[1.5,3.5]	$y = -0.03x^2 + 0.22x + 0.55$
[3.5,5.5]	$y = -0.01x^2 + 0.06x + 0.82$
[5.5,8]	$y = 0.01x + 0.96$
[8,+∞]	$y = 1$

