

doi: 10.7690/bgzdh.2024.03.014

一种基于 IOT 的智能电子围栏设计

朱志猛

(中关村硬创空间集团有限公司, 北京 100089)

摘要: 针对电子围栏系统安全、经济和检测精度需求, 提出一种智能电子围栏监控方案。设计电子围栏系统功能结构、系统架构, 并在此基础上设计软硬件组成方案; 提出电子围栏回波信号的预处理、特征提取和侵入行为检测模型; 以某公司提供的电子围栏数据为基础, 验证所提方案有效性。结果表明: 该特征提取模型能够有效提取信号特征, 提升分类性能, 回波检测模型分类准确率为 89.3%; 该方案为电子围栏系统安全管理及稳定运行提供了一定借鉴。

关键词: 电子围栏; 物联网; 回波信号; 预处理; 特征提取

中图分类号: TP393 文献标志码: A

Design of Intelligent Electronic Fence Based on IOT

Zhu Zhimeng

(Zhongguancun Hardware Space Group Co., Ltd., Beijing 100089, China)

Abstract: In order to meet the requirements of safety, economy and detection accuracy of electronic fence system, an intelligent electronic fence monitoring scheme is proposed. The functional structure and system architecture of the electronic fence system are designed, and on this basis, the software and hardware composition scheme is designed; the models of echo signal preprocessing, feature extraction and intrusion detection are proposed; the effectiveness of the proposed scheme is verified based on the electronic fence data provided by a company. The results show that the feature extraction model can effectively extract the signal features and improve the classification performance, and the classification accuracy of the echo detection model is 89.3%. This scheme provides a reference for the safe management and stable operation of the electronic fence system.

Keywords: electronic fence; internet of things(IOT); echo signal; preprocessing; feature extraction

0 引言

作为一种周界安全系统, 电子围栏^[1-2]是世界上应用最为广泛的系统之一。结合通信、计算机、网络^[3-5]等技术, 充分调度不同类型的传感器和监控设施, 发挥各传感器的互补性优势, 对提高电子围栏系统安全运行管理具有重要推动作用。

当前电子围栏系统的发展趋势是网络化和智能化。为此, 可将传统的电子围栏技术与物联网(internet of things, IOT)技术相结合, 以网络和终端控制主机为基础, 将监控信息传输到客户端服务器, 使用户能够从客户端中便捷地查看报警信息。

就智能电子围栏系统而言, 其关键是识别以及检测入侵信号, 向用户平台上传相关报警信息。而且, 电子地图、语音系统、视频监控等多个模块能够联动, 从报警区域获取实时状况。文献[6]设计了一种基于红外对射和视频监控的变电站电子围栏, 提高了变电站安全管控水平。文献[7]设计了基于大

数据的“电子围栏”式的共享单车服务系统, 从而有效解决共享单车乱停乱放问题。文献[8]提出了一种由铜和乳胶管组成的 1 维拉伸摩擦电纳米发电机(triboelectric nanogenerator, TENG)自供电电子围栏。TENG 不仅可以通过收集拉伸机械能作为可持续的动力源, 还可以主动检测周围的一些机械刺激。上述大部分文献都在不同领域应用电子围栏技术, 同时部分文献还设计了新材质的电子围栏装置, 从而进一步提升传感器振动敏感性。然而, 目前很少有文献对智能化电子围栏进行深入研究, 尤其是结合近期发展的物联网、无线传感网络、深度学习等技术。此外, 电子围栏系统的核心为回波信号的检测与识别。考虑到回波信号特征复杂, 数据维度高, 传统分类算法很难区分细微扰动之间的差异。

为改善上述问题, 笔者基于 S3C6410 高性能 ARM 处理器, 设计了智能电子围栏检测方案。同时, 详细设计了电子围栏系统架构、软硬件结构, 并对提高回波信号识别精度进行探讨。

收稿日期: 2023-11-16; 修回日期: 2023-12-15

第一作者: 朱志猛(1987—), 男, 天津人。

1 智能电子围栏系统设计

1.1 智能电子围栏系统功能及总体设计

笔者提出的电子围栏系统，可通过网络组织分散的电子监控系统，达到统一管理和监控的目的。管理者能够自由地部署以及查看相关资源，发布指令以及读取数据。图 1 展示了智能电子围栏系统功能的模块组成，重点涵盖用户管理平台模块、信号处理模块以及前端围栏检测模块。

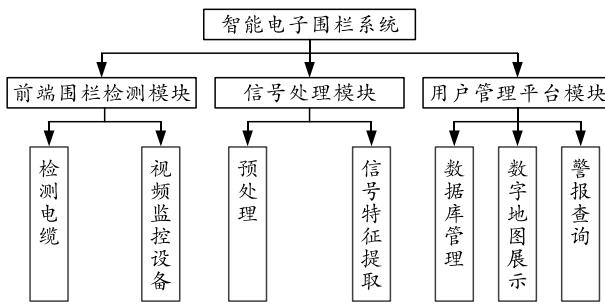


图 1 智能电子围栏系统功能模块组成

前端围栏检测模块涵盖多个组成部分，其中主要是视频监控设备和检测电缆。检测电缆可以实现脉冲检测信号的传输，对其中的相关异常行为事件进行监测和感应。信号处理模块涵盖了 FPGA 模块的计数器以及频率可调脉冲器，使脉冲信号实现自身的测距功能。而且，信号处理模块能够提取脉冲信号的特征，并对脉冲实施预处理，采取机器学习的方式，分类识别相关的信号特征，智能识别入侵事件等。同时，用户管理平台模块涵盖了数字地图展示模块、数据库管理模块及警报查询模块。从数据库来看，它存储了用户信息、报警信息、围栏状态。数字地图展示模块能够将自定义部分的信息展示出来；警报查询模块能够以数字地图检索入侵事件为基础，连接到视频监控模块，及时获取外来入侵的具体状况。

图 2 所示为智能电子围栏系统总体架构，可分为物理、传感、控制和应用 4 层。电子围栏的物理层包括检测部分的固定装置、连接器、金属网等。在电子围栏系统中，此类设施是最基础的，也是直接实现电子围栏功能的方式。传感层是由该系统中相关外围传感器组合起来的一种处理控制系统。这些传感器能够对电子围栏的具体情况进行实时检测。出现开路、短路、触摸的情况下，这些信号能够很快地传输至中央控制器进行处理，并对异常类型做出判断，确定干扰信号到底来自人为入侵或者来自其他方面的干扰，而且要进行准确定位。控制

层可以发挥自身的集中管理功能，借助 Modbus 协议，使网络、控制器以及其他模块进行通信，如调整脉冲，解除报警，识别以及处理相关的报警信号，信号上传和管控。就电子围栏系统而言，其应用层的关键功能在于电子围栏系统能够实现用户界面操作、联动报警、远程控制等多重功能。

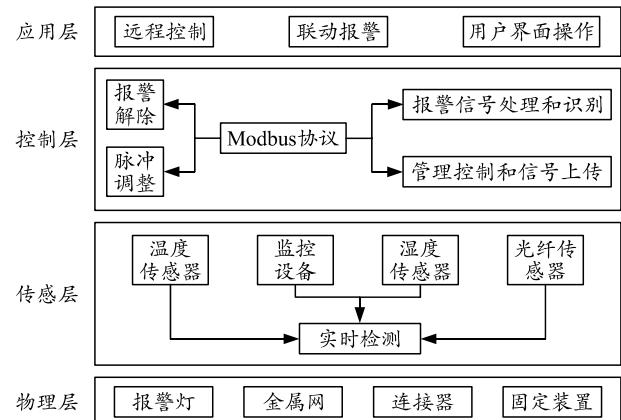


图 2 智能电子围栏系统总体架构

1.2 智能电子围栏硬件设计

电子围栏控制系统硬件组成如图 3 所示，主要由分布式前端围栏检测模块和后端信息处理模块组成。前端围栏检测模块的硬件组成主要包括嵌入式微处理器 (S3C6410)、视频采集模块、内存模块、信号处理模块、人机交互模块、无线网络模块和电源模块。前端围栏检测模块主要负责接收脉冲信号，实现视频图像信号的采集和压缩，视频图像信号无线网络接入等功能。后端信息处理模块 (FPGA) 作为系统的核心，主要负责发送脉冲信号，处理和计算视频信号，并通过无线局域网技术与上位机通信。

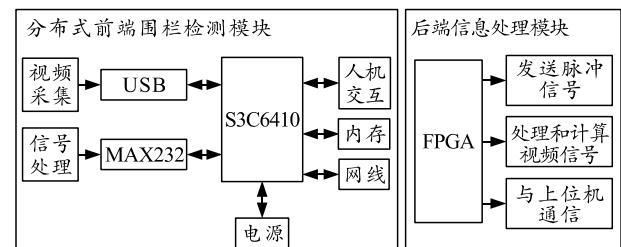


图 3 电子围栏控制系统硬件组成

1.3 智能电子围栏软件设计

在电子围栏系统中，报警信息传输以及状态监测需要以脉冲信号为载体；因此，软件设计的核心就是基于脉冲检测电路实现测距以及故障定位。

为减小基于直接数字频率合成技术 (direct digital synthesizer, DDS)^[9] 的脉冲检测盲区，笔者采用低压脉冲测距方法设计电路并写入 FPGA，从

而实现满足输出要求的脉冲检测过程。

智能电子围栏软件设计如图 4 所示，主要由正弦计算器、频率控制寄存器和相位累加器组成。首先，采样波形，在寄存器中存储新数据。其次，读取波形数据，推动数模转变为模拟信号，合成后的相关波形被输出来。在此过程中，波形输出频率的计算如下：

$$f_{\text{out}} = f_{\text{clk}} \Delta\theta / 2^{B_{\Theta(n)}}. \quad (1)$$

式中： f_{out} 为输出频率； f_{clk} 为系统工作时钟频率； $\Delta\theta$ 为相位增量值； $B_{\Theta(n)}$ 为相位累加器的位宽； $2^{B_{\Theta(n)}}$ 为存储地址的长度。不同的相位增量可以获得不同的输出频率。当 $\Delta\theta$ 值为 1 时， f_{out} 为最小频率。

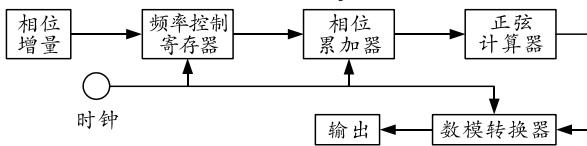


图 4 智能电子围栏软件设计

当电子围栏检测出异常状态时，系统可以使用 FPGA 高速定时方法进行故障定位。DDS 模块经过测试线路的末端，将窄脉冲电压信号输入进去。入侵位置能够结合接发射脉冲、收回波脉冲之间的一段时间差，计算出电缆本身传输脉冲的速度。所以，获得脉冲是故障定位的重中之重。由于 FPGA 芯片本身的晶体频率为 50 MHz，每次时间为 0.02 μs，因此可以计算出故障距离：

$$L = C \times T = 3 \times 10^8 \times 0.02 \times 10^{-6} \times N = 6 \times N. \quad (2)$$

式中： C 为脉冲在电缆中的传播速度； T 为计数时间； N 为总计数值。可以看出，最终故障距离为 $6N$ ，m。需注意，笔者使用 S3C6410 单片机和 FPGA 芯片测量脉冲时间差。

2 智能电子围栏信号侵入检测

笔者主要研究智能电子围栏对回波信号的预处理、特征提取和侵入行为检测。

2.1 信号预处理

笔者采用自适应滤波技术^[10]对脉冲信号进行预处理。自适应滤波算法使用瞬时误差的平方作为均方误差函数梯度估计，可以自动调整其参数以达到最佳状态。自适应横向滤波的输出 y_k 为输入样本的线性组合，具体描述如下：

$$y_k = \sum_{i=1}^L W_i(k) X(k-i+1). \quad (3)$$

式中： $W_i(k)$ 为第 i 个输入信号片段的最小均方自适

应算法系数； X 为输入信号； L 为输入信号总数。

在对脉冲信号进行滤波预处理后，接着可采集回波脉冲的峰值。回波脉冲峰值采集和执行过程可总结如下：FPGA 信号生成和采集模块能够生成相应的窄脉冲检测信号，经由同轴电缆进行传输后，可以转化为回波信号，并再次进入 FPGA 模块。借助增益可变电压比较电路以及自适应滤波处理，采取 ADC 采样，把它转化成 FPGA 处理。芯片 RAM 存储器中存储着数字信号。软件平台客户端能够发挥自身的管控功能，信道的相关模数被采样、转换，并进行放大器增益，待处理了这些数据后，可通过软件平台将其传输到相关的数据库存储器，还能够在用户界面中查询和显示这些数据。

2.2 信号特征提取

人们触摸、摇晃、敲击、挤压、攀爬等行为，会干扰传输电缆的工作。人们实施的行为不同，给回波信号造成的影响也不完全相同。因而，脉冲信号的变换和特征具有一定差异性。信号预处理完成后，可以除掉干扰波形，使其不再影响人们判断脉冲有效性的情况，有效的回波脉冲信号也会被保留下来，侵入行为的相关特点会被提取出来。系统对时频域的相关信号进行分析，能够将复杂现象中的各种侵入行为识别出来。同时，由于系统易受人为干扰和外界环境的影响，应科学选取信号的特征组合向量以及特征参数，故基于叠加卷积降噪自动编码器（stacked convolution noise reduction autoencoder, SCDAE）对预处理后的回波信号进行特征提取。

自动编码器（autoencoder, AE）^[11]是一种典型的三层神经网络结构，输入由隐藏层 h 重构，从而可识别隐含信息。堆叠式自动编码器（stacked autoencoder, SAE）通过设置多个隐藏层 h_i ($i=1, 2, \dots, n$) 来重构输入数据，同时在多个级别提取特征：

$$h_i = \sigma_e(w_i x_i + b_i). \quad (4)$$

式中： σ_e 为编码的激活函数； x_i 为单个输入； w_i 和 b_i 为编码器神经网络权重和偏置。

由于回波信号中存在的噪声会对特征提取产生不良影响。笔者提出基于 SDAE 将噪声添加到原始回波信号，从带噪信号重构原始回波信号。SDAE 过程可描述如下：

$$\tilde{x}_i = \gamma(\tilde{x}_i | x_i, \eta). \quad (5)$$

式中： \tilde{x}_i 为通过向原始信号添加噪声生成的信号，由原始信号 x_i 和参数 η 确定。

笔者将输入回波信号拉伸为 147×7 维, 如果使用全连接层进行训练, 训练时间过长, 且训练数据需求过大。为此, 将卷积运算引入 SAE 以形成 SCDAE, 其编码器公式为:

$$h_i = \sigma_e(w_i \otimes \tilde{x}_i + b_i)。 \quad (6)$$

式中: σ_e 为编码器的激活函数; \otimes 为卷积算子。为尽可能保留回波信号的内部信息, SCDAE 中舍去了池化层。同时, 为防止过度拟合, 模型中引入了随机神经元隐藏 (dropout) 操作。

需注意, 在训练编码器时, 由于卷积运算的引入, 典型对称编码器-解码器的结构不再适用; 因此, 有必要在解码器中进行欠采样操作, 从而保持数据结构一致。最终特征解码器可表示为:

$$x_i = \sigma_d(w'_i \otimes \tilde{x}_i + b'_i)。 \quad (7)$$

式中: σ_d 为解码器激活函数; w'_i 和 b'_i 为解码器卷积网络权重和偏置。

此外, 训练 SCDAE 损失函数可定义为:

$$L_i = \sum \|x_i - \mathcal{X}_i\|_F^2 + \Omega。 \quad (8)$$

式中: Ω 为防止模型过度拟合的正则化项; \mathcal{X}_i 为原始数据经 SCDAE 重构后的数据。

2.3 侵入信号检测

当利用 SCDAE 对预处理后的数据进行特征提取后, 可进一步将结果代入 LightGBM 进行训练, 从而实现侵入行为检测。LightGBM 是一种基于梯度提升决策树 (gradient boosted decision tree, GBDT) 优化的分类工具。

通过构造宽度为 d 的直方图遍历输入特征, 并根据式(9)估计方差信息增益, 从而找到最佳分割点:

$$\begin{aligned} \tilde{v}_j(d) &= \frac{1}{n} \frac{1}{n_l^j(d)} \left(\sum_{v_i \in A_l} g_i + \frac{1-a}{b} \sum_{v_i \in B_l} g_i \right)^2 + \\ &\quad \frac{1}{n} \frac{1}{n_r^j(d)} \left(\sum_{v_i \in A_r} g_i + \frac{1-a}{b} \sum_{v_i \in B_r} g_i \right)^2; \\ A_l &= \{x_i \in A : v_{ij} < d\}; \quad A_r = \{x_i \in A : v_{ij} > d\}; \\ B_l &= \{x_i \in B : v_{ij} < d\}; \quad B_r = \{x_i \in B : v_{ij} > d\}; \\ n_l^j(d) &= \sum I[v_i \in O : v_{ij} \leq d]; \\ n_r^j(d) &= \sum I[v_i \in O : v_{ij} > d]。 \end{aligned} \quad (9)$$

式中: A 和 B 为根据梯度贡献大小按一定百分比采样的特征数据集; O 为决策树固定节点上的特征数据集; I 为单位矩阵; a 和 b 为固定参数。

同时, 分类模型邻近误差 $\varepsilon(d)$ 的最大值可计算如下:

$$\begin{aligned} \varepsilon(d) &= C_{a,b}^2 \ln \frac{1}{\sigma} \max \left\{ \frac{1}{n_l^j(d)}, \frac{1}{n_r^j(d)} \right\} + \\ &\quad 2DC_{a,b}^2 \sqrt{\frac{1}{n} \ln \frac{1}{\sigma}}; \quad C_{a,b} = \frac{1-a}{\sqrt{b}} \max_{v_i \in A} |g_i|。 \end{aligned} \quad (10)$$

式中: n 为数据集的维数; σ 为概率常数; D 为固定参数。

3 仿真与分析

3.1 数据集与实验环境

为验证所提模型有效性, 基于国内某公司提供的电子围栏数据集进行实验。电子围栏系统在 12.5 MHz 采样频率对短路、断路、翻越、敲击、风、雨等情况下的原始信号进行收集。首先, 对数据集进行预处理, 删减部分缺失数据。同时, 根据数据收集条件, 最终将样本数据标签设置为风扰动、雨扰动、接触和攀爬行为以及绝缘材料的模拟磨损行为 4 种异常情况。

实验时软件环境为 pycharm 搭建算法框架, 并由 python 基于 tensorflow 搭建特征提取网络。同时, 算法运行硬件环境为酷睿 i7 CPU, 内存为 128 G ARM 的联想服务器, 操作系统为 Ubuntu 18.04 64 位, 显卡为 NVIDIA RTX2080Ti 11G。

3.2 实验过程

首先, 对数据进行切片以生成数据链, 并进行信号预处理。接着, 将处理后的数据链带入基于叠加卷积降噪自动编码器执行特征提取, 并将结果输入 LightGBM 分类器, 从而实现异常行为分类过程。实验时训练集和测试集比例为 8:2。

训练时采用 SGD 优化器训练模型, 实验时部分参数定义如下: 特征提取网络中批量大小设置为 128, 初始学习率为 10^{-2} , 学习率衰减率为 10^{-2} , 学习率衰减周期设置为 1 000, 最大迭代次数设置为 15 000。LightGBM 模型中学习率为 0.1, 单个决策树的叶数为 31, 单个叶的最小数据量为 15。

3.3 性能分析

3.3.1 特征提取对比分析

为综合分析特征提取模型性能, 研究选取准确率、Brier 分数、ROC 曲线下面积 (area under curve, AUC) 等指标对支持向量机 (support vector machine, SVM)、决策树 C5.0 (decision tree, DT)、

动态贝叶斯网络(dynamic Bayesian network, DBN)随机森林(random forest, RF)等模型在应用所提特征提取模型前后分类性能进行综合对比。为增强实验的稳健性和减少偶然性,对每组实验重复执行30次,并取所有实验结果的平均值用于评估模型的性能。

表1为应用笔者所提SCDAE特征提取方法前后不同模型性能统计结果。可以看出,经特征提取后,DT、SVM、RF、DBN等模型准确率分别提升0.004、0.006、0.013、0.006。因此,SCDAE有助于提高分类器的分类效果。

表1 特征提取前后不同模型性能

算法	准确率	Brier 分数	AUC
DT	0.746	0.249	0.681
DT+SCDAE	0.750	0.231	0.884
SVM	0.753	0.168	0.811
SVM+ SCDAE	0.759	0.163	0.902
RF	0.745	0.198	0.857
RF+ SCDAE	0.758	0.192	0.910
DBN	0.749	0.173	0.912
DBN+ SCDAE	0.755	0.172	0.919

3.3.2 综合性能分析

为对所提模型的性能进行综合深入的比较,将逻辑回归(logistic regression, LR)、长短时记忆网络(long and short term memory network, LSTM)、SVM和所提模型在测试集中信号分类性能进行对比分析。对比指标分别选取准确率、精度、召回率和F分数。不同模型综合对比结果如表2所示。

表2 不同模型综合对比结果

模型	准确率	精度	召回率	F 分数
LR	0.695	0.778	0.035	0.066
SVM	0.837	0.610	0.472	0.532
LSTM	0.856	0.630	0.434	0.511
所提模型	0.893	0.839	0.690	0.757

可以看出,传统机器学习方法(LR和SVM)性能较低。分析原因,电子围栏信号数据维度高,传统机器学习无法更深层次理解特征与特征之间的关系。与LSTM相比,所提模型在测试集中性能最优,准确率和召回率分别为89.3%和69%,可以有效提升提取特征之间的关键信息。实验结果验证了所提模型的可行性和有效性。

4 结论

笔者建立一种考虑无线通信、物联网、深度学习等技术于一体的智能电子围栏监控方案,对智能电子围栏系统软硬件、系统架构等进行设计,并提出了一种基于深度学习的智能电子围栏信号侵入检测模型。该方案为电子围栏系统智能监控及稳定运行提供了一定借鉴。未来,可对系统参数的优化配置和规模进行研究,从而进一步降低系统总成本。

参考文献:

- [1] 吴勇,宋哲书,嵇友晴,等.基于噪声容错UWB定位的高程越界检测算法研究[J].计算机技术与发展,2022,32(5): 208–215.
- [2] 晏勇,刘强,赵晓雨,等.基于WSN和UWB多点融合畜牧业电子围栏设计[J].昆明理工大学学报(自然科学版),2021,46(1): 68–74.
- [3] 毛龙灿,杨南.基于大数据背景的皮革人才培养优化研究[J].中国皮革,2021,50(9): 38–41.
- [4] 杨涛.互联网时代下皮革行业电商物流体系研究分析[J].中国皮革,2021,50(8): 82–85.
- [5] 钟建棚,余少锋,廖崇阳,等.基于云计算的电力设备智能监测系统[J].云南师范大学学报(自然科学版),2022,42(3): 37–41.
- [6] 张昭,刘洋,吕梁辉,等.基于红外对射和视频监控的变电站电子围栏设计[J].山东电力高等专科学校学报,2020,23(6): 31–33, 51.
- [7] 洪洋.基于大数据的“电子围栏”式的共享单车服务系统的设计[J].信息与电脑(理论版),2020,32(2): 85–87.
- [8] YANG J, YANG S, GUO R, et al. 1D Triboelectric Nanogenerator Operating by Repeatedly Stretching and as a Self - Powered Electronic Fence and Geological Monitor[J]. Advanced Materials Technologies, 2020, 5(2): 1901005.
- [9] 黎贺,韩文俊,谢启超.基于DDS的松耦合集成设计[J].信息技术与信息化,2022(6): 186–189.
- [10] 任萍.基于自适应滤波的民航导航通信干扰检测系统设计[J].计算机测量与控制,2022,30(7): 78–83.
- [11] 路强,滕进风,黎杰,等.基于自动编码器的时间序列预测混合模型[J].计算机系统应用,2022,31(7): 55–65.