

基于神经网络的多等级报警系统^①

Multilevel Alarm System Based on Neural Network

王建平 (桂林电子科技大学 电子工程学院 广西 桂林 541004)

范科峰 张素兵 莫 玮 (中国电子技术标准化研究所 电子设备与系统研究中心 北京 100007)

摘要: 设计了一种基于神经网络的多等级报警系统。系统采用了多个传感器与布尔神经网络算法的结合, 通过汉明距离扩展化简布尔 BP 神经网络使其便于硬件实现。神经网络和多等级报警的应用降低了系统的误报率和漏报率, 而且系统与网络结合提高了应对多种环境的检测能力。实际测试表明了系统性能稳定, 易于实现。

关键词: 神经网络 报警系统 汉明距离扩展 误报率 漏报率。

1 引言

普通防盗报警器大都是功能单一的传感器构成, 或者是完成热释红外报警、或者是完成振动报警或完成温度报警等等。这些报警器在使用过程中容易产生误报情况, 比如: 有小动物们从门前经过容易造成热释红外报警; 振动传感器旁有鞭炮炸响也会容易产生振动误报, 这就给使用者带来了很大的不便, 长此以往会造成值班者的警惕性下降, 使报警器形同虚设。

对此, 设计一种基于改进的 BP 神经网络^[1,2]和传感器组^[3,4]的多等级报警系统。该系统具有多等级报警, 在不同的环境下通过神经网络的训练来实现报警等级的调节, 这样各个传感器模块在不同检测环境中就有了不同的敏感系数, 可以有效降低误报率。

2 系统工作原理

为实现预期算法、数据处理并支持网络传输, 这里采用 Samsung S3C2440 为微处理器, 同时 ARM 通过网络随时查询监控环境数据, 在报警等级较高时通过 GPRS 通知用户监控环境情况。此外, 硬件外扩了 64M Nand Flash, 掉电非易失数据存储, 保存运行参数、训练样本等数据以便做进一步的数据处理。

传感器组可以根据监控情况不同来扩展或者减缩, 而且传感器的数据输出均采用布尔变量, 即“正

常”与“异常”状态。可选用的传感器组如振动传感器、热释电传感器、温度传感器(设定温度上下限)、烟雾浓度传感器(设定浓度上下限)以及断线检测电路等。系统结构图如图 1 所示:

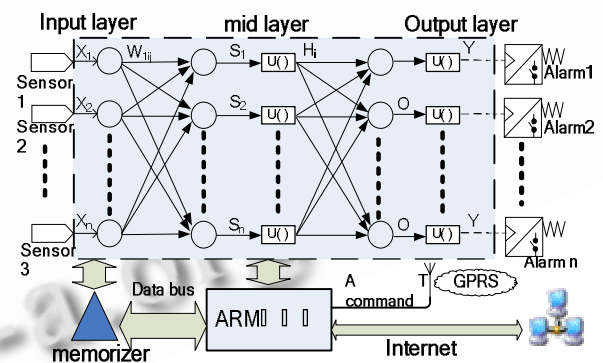


图 1 传感器神经网络的多等级报警系统

3 BP神经网络

3.1 BP神经网络原理

BP 神经网络是一种单向传播的多层前向网络, 如图 1 中虚线部分所示。网络除输入输出节点外, 还有一层或多层的隐含节点, 同层接点中没有任何耦合。输入信号从输入节点依次传到各隐层节点, 然后到输出节点, 每一层节点的输出只影响下一层的输出。

① 基金项目:国家 973 计划项目(2007CB311203);国家自然科学基金项目(60672112)

收稿时间:2008-08-30

3.2 BP 神经网络诊断系统

报警系统普遍存在的问题是误报和漏报,报警结果的输出受外界环境影响大,例如风力、气温的变化或者小动物的经过都可以导致输出结果与实际不符的情况。对此情况,系统对任何传感器组有异常输出情况,系统都会捕获信息并根据不同传感器组和异常出现的频率高低来处理分析数据并与存储区内的训练数据比较,最后给出合理的报警等级并触发相应报警模块。

4 系统算法

对 BP 神经网络而言,任何的布尔函数都可以由两层单元的网络准确表示,但是所需的隐藏层神经元的数量随网络输入数量呈指数级增长,不利于硬件实现。考虑到系统复杂度和硬件实现难度,这里采用三层神经元。

向前多层布尔函数的一般结构如下:输入层 $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^T, x_i \in \{-1, +1\}$; 隐层加权和输出 $S = (s_1, s_2, s_3, \dots, s_n)^T$, 隐层神经元输出 $H = (h_1, h_2, h_3, \dots, h_n)^T$; 输出加权和输出 O 及布尔函数输出 $y \in \{0, +1\}^n$ 满足如下关系:

$$s_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i, \quad j = 1, 2, \dots, L. \quad (1)$$

$$h_j = U(s_j - T_j) = \begin{cases} 1, & s_j \geq T_j, \\ 0, & s_j < T_j. \end{cases} \quad (2)$$

$$o = \sum_{j=1}^L w_{2j} h_j. \quad (3)$$

$$y = U(o - \theta) = \begin{cases} 1, & o \geq \theta, \\ 0, & o < \theta. \end{cases} \quad (4)$$

其中, w_{ij} 和 w_{2j} 分别为隐层及输出层神经元向前连接权系数; T_j 和 θ 分别为隐层及输出神经元的阈值。在布尔逻辑中,函数输出均为 $\{0, 1\}$, 而布尔神经网络中的相应变量取值为 $\{-1, 1\}$ 。可以用如下函数两个逻辑间的关系:

$$y = f(X) = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$$

神经网络实现布尔函数的基本思想是:把输入样本作 $\{0, 1\} \rightarrow \{-1, 1\}$ 变换后,选取输入神经元的个数 n (布尔函数的变量个数),隐层神经元个数为 $2n$,输出个数为 1 。对其改进的学习算法对布尔函数值为 1 的最小项样本进行学习,每一个最小项对应一个隐层神经元。当布尔函数值为 0 的样本数多于布尔函数值为 1 的样本数时,其学习规则不变。当布尔函数值为 1 的样本数多于布尔函数值为 0 的样本数时,可设计隐层神经元函数值为 0 的样本,利用反逻辑来实现布尔函数。可以使隐层神经元的个数小于 $2n-1$ 。但随着布尔函数输入维数的增加,隐层神经元的个数仍显过大,

为了便于硬件实现,这里采用了一种汉明距离扩展化简^[5,6]的方法。

布尔函数的化简,这里首先针对 $f=1$ 的最小项进行,令布尔函数值为 1 的样本数多于布尔函数值为 0 的样本数。设所有使 $f=1$ 的样本组成一个集合为 G ,全体样本组成的集合为 U 。

设 $X^i = (x_1^i, x_2^i, x_3^i, \dots, x_n^i) \in \{-1, 1\}^n$ 与 $X^j = (x_1^j, x_2^j, x_3^j, \dots, x_n^j) \in \{-1, 1\}^n$ 为样本空间的两个任意样本,所以由汉明距离定义得,这两个样本间相成分量的个数就是两个样本间的汉明距离,记为 $H(X^i, X^j)$ 。

BP 神经网络的隐层神经元的确定如下,对任意学习样本有 $X^c = (x_1^c, x_2^c, x_3^c, \dots, x_n^c) \in G$, 如果 $X = \{X | X \in U, H(X^c, X) \leq d\}$ 且 d 为大于零的整数,令这些样本与 X^c 组成的集合为 $I(d)$,如果其所有样本 X 布尔函数的值都为 1 ,那么可以把一个隐层神经元与样本集合 U 中的其他样本分离开,所以隐层神经元按下计算式确定,

$$\begin{cases} w_{1ic} = x_i^c, \\ T_c = n - 2d - 1, \\ i = 1, 2, \dots, n. \end{cases} \quad (5)$$

当输入 $X = X^r = (x_1^r, x_2^r, x_3^r, \dots, x_n^r) \in I(d)$, 并且其中 $x_i^r \in \{+1, -1\}$, 即 $H(X^c, X^r) \leq d$ 。所以由计算式(1)、(2)、(5)可得:

$$s_c = \sum_{i=1}^n w_{1ic} x_i^r = \sum_{i=1}^n x_i^c x_i^r \geq n - 2d \quad (6)$$

并且有

$$h_c = U(s_c - T_c) = U(s_c - n + 2d + 1) = 1 \quad (7)$$

当输入层为 $X = X^q \in U - I(d)$, 其中 $X^q = (x_1^q, x_2^q, x_3^q, \dots, x_n^q)$ 并且 $x_i^q \in \{+1, -1\}$ 时, 即 $H(X^c, X^q) > d$ 时有如下关系式:

$$s_c = \sum_{i=1}^n w_{1ic} x_i^q = \sum_{i=1}^n x_i^c x_i^q \geq n - 2d - 2 \quad (8)$$

$$h_c = U(s_c - T_c) = U(s_c - n + 2d + 1) = 0 \quad (9)$$

从计算式 (8)、(9) 可得出隐层神经元 C 的状态受到抑制。每一个隐层神经元可表征一个集合 $I(d)$ 中的所有输入样本, $I(d)$ 中的样本个数为 $\sum C_n^i + 1$ 。因此利用样本汉明距离关系可以减少布尔函数实现的神经元数目,并且神经元至输出神经元的连接权系数 $w_{2j} = 1, \theta = 1$ 。可见,实现布尔函数前向多层网的权系数皆为二进数值,阈值为整数,很适于硬件实现。

5 系统稳定性

报警系统与其他类型监测系统一样,存在着漏报、

误报和不确定度问题。对于该系统来说主要是不该报乱报（误报）和该报不报（漏报）的问题。目前诸多监测控制系统都存在这些问题而且严重影响产品的有效使用，所以相关系统生产者、系统设计者和工程施工者们都在密切关注这些问题，并作为一个新的技术课题进行研究和探讨。

5.1 误报率

对本系统来说，误报率就是系统报出 N 次险情，其中 M 次不是危险情况，记作 P_w ，其计算公式为： $P_w = (M / N) \cdot 100\%$ 。通过重贝奴里试验可知，上述误报率的概率分布属于二项分布。经现场 N 重试验，出现 K 次误报的概率记为 P_0 ，其计算公式为：

$$P_0(K, N, P_w) = \binom{N}{M} \cdot P_w^K \cdot Q_L^{N-K} \quad (10)$$

式中：

$$\binom{N}{M} = \frac{N!}{K!(N-K)!} \quad (11)$$

$$P_w = M / N \quad (12)$$

$$Q_w = 1 - P_w \quad (13)$$

代入上式得：

$$P_0(K, N, P_w) = \frac{N! \cdot P_w^K (1 - P_w)^{N-K}}{K!(N-K)!} \quad (14)$$

传统的报警系统多是采用单个感应模块或者多个感应模块并行使用，其误报率这里分别记作： P_1 与 P_2 。并用的多个模块的误报率之“或”是整个系统的误报率，所以其计算公式分别为：

$$P_1(K, N, P_w) = \frac{N! \cdot P_w^K (1 - P_w)^{N-K}}{K!(N-K)!} \quad (15)$$

$$P_2 = P_{11}(K, N, P_{w1}) + P_{12}(K, N, P_{w2}) + \dots + P_{1n}(K, N, P_{wn}) \quad (16)$$

该系统采用的是各个模块间“串”行，系统的误报率是各报警模块误报率的相“与”，险情触发不同的模块系统的误报率也不同，四种可能的误报率分别记作 $P_{S1}, P_{S2}, P_{S3}, P_{S4}$ 。令

$$P_{MAX} = MAX(P_{S1}, P_{S2}, P_{S3}, P_{S4}) \quad (17)$$

由概率论知识得：

$$P_{MAX} \leq P_1 \leq P_2 \leq 1 \quad (18)$$

5.2 漏报率

漏报率是指在 N 次危险情况出现后，有 M 次未能报警，记作 P_{L0} 。漏报率的概率分布与漏报率概率分布完全相同，其计算公式如下：

$$P_{L0}(K, N, P_L) = \frac{N! \cdot P_L^K (1 - P_L)^{N-K}}{K!(N-K)!} \quad (19)$$

漏报率与误报率的理论值有相等的数量级，但是

在工程实践中，误报率出现的概率是很高的，远远大于漏报率。所以报警系统的性能主要体现在误报率的高低。由式 (15) 到 (18) 可知，该系统的实现方法大幅度的降低了误报率。

6 仿真与实例

6.1 仿真

这里以 BP 神经网络分析系统捕获并分析四个传感器组的布尔输出为例，输出层也采用四个报警模块。图 2 为训练后得到的误报率和训练次数关系，图 3 是在 BP 神经网络在经过汉明距离扩展化简后迭代样本选取过程的仿真图。图 4 和图 5 分别是经过汉明距离扩展化简后和化简前的判别曲线图。实验表明，化简后的曲线波动幅度大大降低，对概率分布模式的识别具有较强的推广能力，所以对于非训练样本的识别和判别结果的置信度更高。

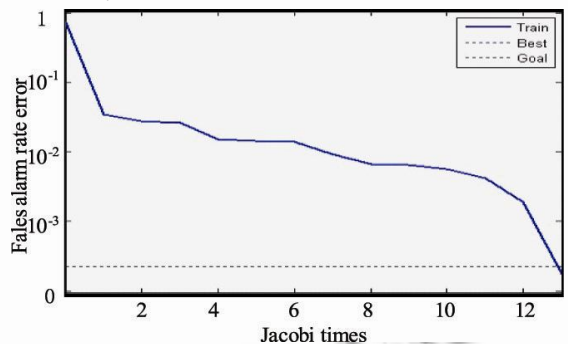


图 2 误报率误差与迭代次数关系

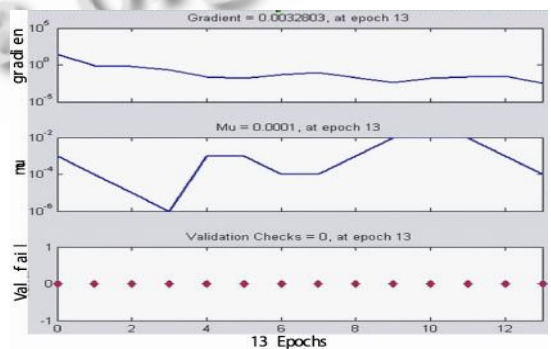


图 3 迭代样本选取仿真图

6.2 设计实例

根据仿真结果设计了一种具有该算法的报警模型，部分实物图如图 6 所示。系统核心处理模块为 Samsung S3C2440 开发套件 [7]，和西门子 GPRS-MC35。外部输入输出采用四传感器组和三个

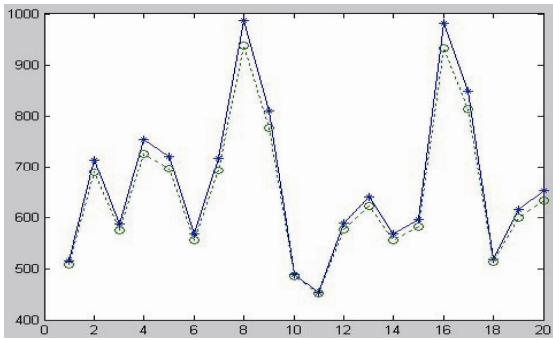


图 4 化简后的判别曲线

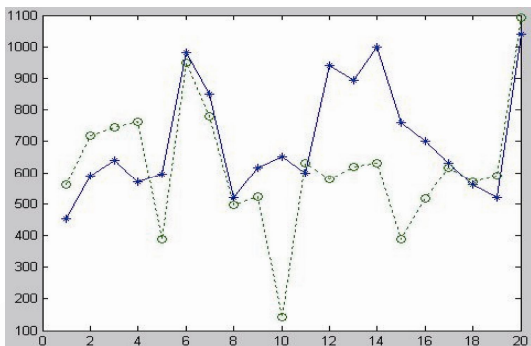


图 5 化简前的判别曲线

报警输出，传感器分别为数字温度传感器 DS18B20、粉尘浓度传感器 TT80GCG1000、震动传感器 ADXL001 和热释电红外传感器 LHI778，报警输出采用闪烁警灯、鸣笛和摄像头开启开关。

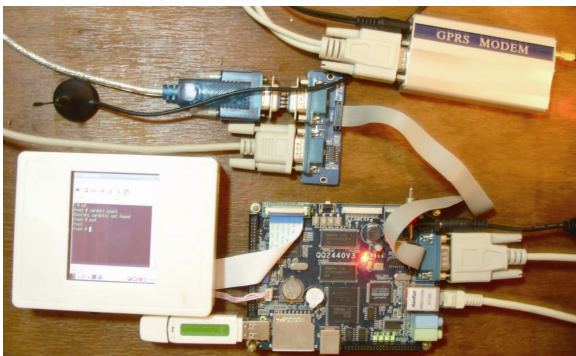


图 6 实物设计图

算法实现中，运用了 MATLAB 向 C 语言的转换，将 MATLAB7.6 版本^[8]中实现的 M 文件翻译成 C 语言函数供 ARM 编译环境调用，从生成的 C 语言文件提取出有用语句，编写数据转换程序实现参数格式转换^[9]，最终将把 M 文件翻译成 C 语言其中的一个具有相同功

能的函数。简化了 C 语言的设计难度，充分利用了 MATLAB 强大的数学运算能力。

该系统在大型仓库、居民小区等多个环境中分别测试，实际结果表明该系统性能稳定，功能强大，在多环境的变换中无需设置系统变量，可同时通过有线网络 (Internet)、无线网络 (GPRS) 和友好的操作界面分 (ARM 系统显示屏) 别实现事实监控，应用效果理想。

7 结论

①系统利用改进的布尔 BP 神经网络算法与多传感器的结合实现了操作简单、智能度高的多等级报警系统。

②报警系统与网络的结合大大提高了该报警系统的实用性和适用范围，实现了实时数据采集和历史数据记录。

③算法实现过程中巧妙运用了 C 语言与 MATLAB 的结合，降低了系统硬件开销并提高了运算效率。

参考文献

- 1 孙洁娣,温江涛,靳世久.基于改进 BP 网络的管道安全检测技术研究.仪器仪表学报,2006,27(6):1647-1649.
- 2 张耀锋,孙以材,邢晓辉.基于人工神经网络的压力传感器的温度补偿.电子学报,2008,36(2):358-361.
- 3 王志刚,付欣.多传感器信息融合及其应用.光电技术应用,2008,22(3):116-122.
- 4 李善仓,张克旺.无线传感器网络原理与应用.北京:机械工业出版社,2008:68-79.
- 5 He Y, Zhang BW, Yao EY. Weighted inverse minimum spanning tree problems under Hamming distance. Journal of Combinatorial Optimization, 2005, 9(1):91-100.
- 6 Zhang B W, Zhang JZ, Qi LQ. The shortest path improvement problem under Hamming distance. Journal of Combinatorial Optimization, 2006,12(4):351-361.
- 7 徐英慧.ARM9 嵌入式系统设计.北京:北京航空航天大学出版社,2007:79-99.
- 8 葛哲学,孙志强.神经网络理论 MATLAB R2007 实现.北京:电子工业出版社,2007:102-133.
- 9 周开利,康耀虹.神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计.北京:清华大学出版社,2005:77-109.