



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108334902 A

(43)申请公布日 2018.07.27

(21)申请号 201810107379.4

(22)申请日 2018.02.02

(71)申请人 北京华纵科技有限公司

地址 100080 北京市海淀区中关村东路66
号世纪科贸大厦B座1802

申请人 清华大学

(72)发明人 黄晋 刘尧 胡志坤 白云仁
胡昱坤 张恩德

(74)专利代理机构 北京律谱知识产权代理事务
所(普通合伙) 11457

代理人 罗建书

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

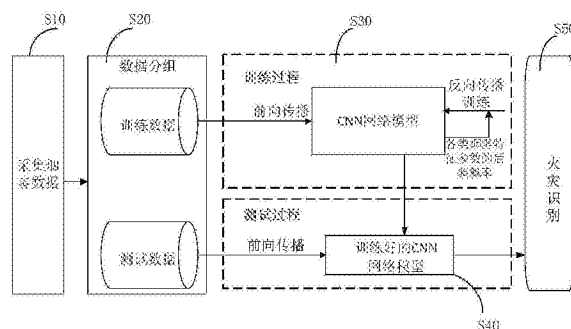
权利要求书1页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾
防火监测方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,其包括:步骤S40,将基于烟雾数据的测试数据样本输入已经训练好的CNN网络模型中,从CNN网络模型的输入层开始,通过前向传播;在输出层得到各类烟雾特征参数的后验概率;步骤S50,将得到的各类烟雾特征参数的后验概率与对应类的设定概率阈值进行比对,根据比对结果确定轨道机车设备间是否发生火灾。本发明能够提高火灾判断结果的准确性,减少从发生火灾到实现监测的反应时长,并能够有效提高监测的灵敏度。



1. 一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,其特征在于,所述的轨道列车设备间烟雾防火监测方法包括:

步骤S40,将基于烟雾数据的测试数据样本输入已经训练好的CNN网络模型中,从CNN网络模型的输入层开始,通过前向传播;在输出层得到各类烟雾特征参数的后验概率;

步骤S50,将得到的各类烟雾特征参数的后验概率与对应类的设定概率阈值进行比对,根据比对结果确定轨道机车设备间是否发生火灾。

2. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,其特征在于,所述的轨道列车设备间烟雾防火监测方法还包括:

步骤S10,获取烟雾数据,包括烟雾的特征数据和烟雾浓度数据,所述烟雾的特征数据包括但不限于纹理特征数据、颜色特征数据、运动特征数据和变换特征数据;

步骤S20,将烟雾数据进行分组,其中一组作为训练数据样本,另外一组作为测试数据样本;并对训练数据样本进行数据补全整理,得到符合设定规则的训练数据样本;

步骤S30,基于整理得到的训练数据样本,经过前向传播和残差的反向传播过程完成对CNN网络模型的训练,得到训练好的CNN网络模型。

3. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,其特征在于,所述烟雾数据包括:

烟雾的纹理特征数据、颜色特征数据、运动特征数据、变换特征数据以及烟雾浓度数据。

4. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,其特征在于,

通过在轨道机车内设置的视频采集单元获取音视频数据,其中包括烟雾的纹理特征数据、颜色特征数据、运动特征数据以及变换特征数据;

通过在轨道机车内设置的烟雾传感器,获取烟雾浓度数据。

5. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,其特征在于,

所述训练数据样本占烟雾数据的80%;

所述测试数据样本占烟雾数据的20%。

6. 根据权利要求2-5任意一项所述的一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,其特征在于,所述步骤30中的前向传播过程具体包括:

从输入层开始,将训练数据样本作为输入层的输入;经过交替设置的卷积层的卷积操作、池化层的特征整合归类处理,实现对训练数据样本的迭代抽象处理过程,得到整合归类的各类烟雾局部特征;通过全连接层将前期所得到的各类烟雾局部特征综合起来,最后通过输出层输出各类烟雾特征参数的后验概率。

7. 根据权利要求2-5任意一项所述的一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,其特征在于,所述步骤30中的反向传播过程具体包括:

在反向传播过程中,从输出层开始,将经过前向传播后得到的输出层结果,通过损失函数计算出与期望值之间的差异,获得相应的残差;残差通过梯度下降法进行反向传播,逐层更新卷积神经网络的各个层的可训练参数。

一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及烟雾防火监测技术领域,尤其是涉及一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法。

背景技术

[0002] 随着我国铁路的不断提速,安全运营越来越重要,于是对机车的安全监测提出了更高的要求。

[0003] 现有的轨道机车设备间防火监测方法主要是对烟雾特征、温度特征、视频特征等通过相应的传感器组成相应的监测系统进行监测,包括基于铁路机车二总线防火监控、多参数实时防火监控等。

[0004] 其中的基于铁路机车二总线防火监控主要使用防火监控板卡和二总线,其中防火监控板卡电连接在所述二总线一端,二总线上电连接有若干感烟探测器和若干感温探测器,且这些感烟探测器和感温探测器均是直接并联进行网络通信。

[0005] 其中的多参数实时防火监控包括烟雾及温度采集模块、音视频采集模块、主CPU及数据存储模块与多参数分析比较模块、WLAN/3G无线模块、车内通信模块、电源模块、显示及输入模块、烟雾及温度采集模块、音视频采集模块之间分别实现电连接,通过多种参数、多通信和无线通讯技术对机车的运行情况进行分析。

[0006] 上述现有的轨道机车设备间防火监测方法虽然最终实现防火监控,但存在如下缺点:基于铁路机车二总线防火监控、多参数实时防火监控等都属于使用烟雾、温度等相应传感器,对烟雾的浓度、温度的高低等参数进行监测,数据分析不够精细,相应的监测结果也缺乏准确性和灵敏度,特别是当火灾发生在轨道机车设备间某一小面积的局部范围内时,传统借助传感器的方法很难能快速并准确的检测出来,因此从监测反应时长以及灵敏度角度都存在很大的优化空间。

发明内容

[0007] 本发明的目的是针对现有技术存在的问题,提供一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,其能够减少从发生火灾到实现监测的反应时长和有效提高监测的灵敏度。

[0008] 本发明的目的通过如下技术方案实现:

[0009] 本发明提供一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,其包括:

[0010] 步骤S40,将基于烟雾数据的测试数据样本输入已经训练好的CNN网络模型中,从CNN网络模型的输入层开始,通过前向传播;在输出层得到各类烟雾特征参数的后验概率;

[0011] 步骤S50,将得到的各类烟雾特征参数的后验概率与对应类的设定概率阈值进行比对,根据比对结果确定轨道机车设备间是否发生火灾。

[0012] 更优选地,所述的轨道列车设备间烟雾防火监测方法还包括:

[0013] 步骤S10,获取烟雾数据,包括烟雾的特征数据和烟雾浓度数据,所述烟雾的特征

数据包括但不限于纹理特征数据、颜色特征数据、运动特征数据和变换特征数据；

[0014] 步骤S20,将烟雾数据进行分组,其中一组作为训练数据样本,另外一组作为测试数据样本;并对训练数据样本进行数据补全整理,得到符合设定规则的训练数据样本;

[0015] 步骤S30,基于整理得到的训练数据样本,经过前向传播和残差的反向传播过程完成对CNN网络模型的训练,得到训练好的CNN网络模型。

[0016] 更优选地,所述烟雾数据包括:

[0017] 烟雾的纹理特征数据、颜色特征数据、运动特征数据、变换特征数据以及烟雾浓度数据。

[0018] 更优选地,通过在轨道机车内设置的视频采集单元获取音视频数据,其中包括烟雾的纹理特征数据、颜色特征数据、运动特征数据以及变换特征数据;

[0019] 通过在轨道机车内设置的烟雾传感器,获取烟雾浓度数据。

[0020] 更优选地,所述训练数据样本占烟雾数据的80%;

[0021] 所述测试数据样本占烟雾数据的20%。

[0022] 更优选地,所述步骤30中的前向传播过程具体包括:

[0023] 从输入层开始,将训练数据样本作为输入层的输入;经过交替设置的卷积层的卷积操作、池化层的特征整合归类处理,实现对训练数据样本的迭代抽象处理过程,得到整合归类的各类烟雾局部特征;通过全连接层将前期所得到的各类烟雾局部特征综合起来,最后通过输出层输出各类烟雾特征参数的后验概率。

[0024] 更优选地,所述步骤30中的反向传播过程具体包括:

[0025] 在反向传播过程中,从输出层开始,将经过前向传播后得到的输出层结果,通过损失函数计算出与期望值之间的差异,获得相应的残差;残差通过梯度下降法进行反向传播,逐层更新卷积神经网络的各个层的可训练参数。

[0026] 由上述本发明的技术方案可以看出,本发明具有如下技术效果:

[0027] 本发明将监测到的烟雾的纹理特征、颜色特征、运动特征以及变换特征与烟雾传感器的烟雾浓度数据结合起来作为CNN网络模型(卷积神经网络模型)的输入,分析角度较为全面,从而得到的分析结果也会具有较高的准确性;

[0028] 另外本发明经过训练好的CNN网络模型具有良好的容错能力、并行处理能力和自学习能力,具有极强的适应性,能够在复杂的环境信息下快速完成对是否发生火灾的判断,从而也大大提高了判断结果的准确性,减少从发生火灾到实现监测的反应时长和有效提高监测的灵敏度。

附图说明

[0029] 图1为本发明的流程图;

[0030] 图2为CNN网络模型的结构示意图。

具体实施方式

[0031] 以下将结合附图对本发明的技术方案做进一步详细说明。

[0032] 实施例一

[0033] 本发明提供一种基于深度学习的轨道列车设备间烟雾防火监测方法,该方法依赖

于深度学习技术中的卷积神经网络模型,结合工业相机与传感器,将工业相机以及烟雾传感器采集到的轨道机车设备间的多维烟雾数据作为卷积神经网络模型的数据输入,通过深度学习方法最终获得当前设备间是否发生火灾的判断结果。本发明的具体实施流程如图1所示,包括如下步骤:

[0034] 步骤S10,获取采集到的烟雾数据,包括烟雾的特征数据和浓度数据,其中烟雾的特征数据包括但不限于纹理特征数据、颜色特征数据、运动特征数据和变换特征数据。

[0035] 通过在轨道机车内设置的视频采集单元(如工业相机、摄像头),获取音视频数据,包括烟雾的纹理特征数据、颜色特征数据、运动特征数据以及变换特征数据等;通过在轨道机车内设置的烟雾传感器,获取烟雾浓度数据。

[0036] 步骤S20,将采集到的烟雾特征数据以及浓度数据进行分组,其中一组作为训练数据,另外一组作为测试数据;并训练数据进行数据补全整理,得到符合设定规则的训练数据样本。

[0037] 将采集到的烟雾特征数据以及浓度数据分为两部分,其中80%的数据作为训练数据样本,20%的数据作为测试数据样本进行所述深度学习网络模型的测试。

[0038] 将训练数据样本进行补全等数据整理,调整为统一的尺寸,得到规则化的训练数据样本,以防止训练样本中可能出现的劣质数据对训练过程产生不良影响甚至最终影响到对火灾的判断结果。

[0039] 步骤S30,基于训练数据,依次经过前向传播和残差的反向传播过程完成对CNN网络模型(卷积神经网络模型)的训练,得到训练好的CNN网络模型。

[0040] 该步骤S30中的CNN网络模型的结构如图2所示,包括:输入层、卷积层、池化层、全连接层及输出层。其中的卷积层和池化层交替设置,即一个卷积层连接一个池化层,池化层后再连接一个卷积层,卷积层后再连接一个池化层。卷积层和池化层如此交替设置,能够实现训练数据的迭代抽象处理,误差达到设定阈值时停止对CNN网络模型的训练。

[0041] 每个卷积层通过卷积操作提取其前一层的各种不同的局部特征,池化层在语义上把相似或相关的特征合并起来,全连接层将前期所提取的各种局部特征综合起来,最后通过输出层得到每个类别的烟雾特征参数的后验概率,从而得到是否发生火灾的判断结果。

[0042] 在前向传播过程中,从输入层开始,将训练数据样本作为输入层的输入;经过交替设置的卷积层的卷积操作、池化层的特征整合归类处理,实现对训练数据样本的迭代抽象处理过程,得到整合归类的各类烟雾局部特征;通过全连接层将前期所得到的各类烟雾局部特征综合起来,对提取的特征进行分类,得到基于输入的概率分布;最后通过输出层输出各类烟雾特征参数的后验概率。

[0043] 该前向传播过程中利用如下公式对输入的训练数据样本进行卷积操作处理:

$$[0044] \quad x_m^l = b_m^l + \sum_{i=1}^n \omega_{im}^{l-1} \times y_i^{l-1} \quad \text{公式 1}$$

$$[0045] \quad y_m^l = f(x_m^l) \quad \text{公式 2}$$

[0046] 公式1和公式2中各个参数的含义分别为:

[0047] x_m^l 是卷积层1第m个通道的净激活,它通过对前一层输出烟雾特征图 y_n^{l-1} 进行卷积求和与偏置后得到的, y_m^l 是卷积层1的第m个通道的输出, $f(\cdot)$ 为激活函数, b_m^l 是对卷积后

烟雾特征图的偏置, ω_{im}^{l-1} 为该通道与第 $l-1$ 层第 i 个通道的连接权值。

[0048] 本申请中使用的CNN网络模型包含七个网络层(输入层,卷积层一,池化层一,卷积层二,池化层二,全连接层,输出层),前三层主要提取了烟雾边缘、烟雾颜色等低层特征,第四层提取较为复杂的局部烟雾纹理特征,第五层开始提取较为完整的烟雾轮廓和形状、烟雾运动特征以及烟雾变换特征。

[0049] 在反向传播过程中,从输出层开始,将经过前向传播后得到的输出层结果,通过损失函数计算出与期望值之间的差异,即“残差”;残差通过梯度下降法进行反向传播,利用权值更新公式逐层更新卷积神经网络的各个层的可训练参数。

[0050] 反向传播过程中的损失函数为:

$$[0051] \quad E = E(y_1^l, L, y_h^l) = \sum_j^h (y_j^l - t_j)^2 \quad \text{公式 3}$$

[0052] 其中第 l 层为输出层, t_j 为第 j 个烟雾数据样本的类别标签真值, y_m^l 是第 j 个烟雾数据样本通过前向传播网络预测输出的类别标签,对损失函数求一阶偏导,CNN网络权值更新公式为:

$$[0053] \quad \omega_{im}^{l-1} = \omega_{im}^{l-1} - \eta \times \frac{\partial E}{\partial \omega_{im}^{l-1}} \quad \text{公式 4}$$

[0054] 其中, ω_{im}^{l-1} 为该通道与第 $l-1$ 层第 i 个通道的连接权值, η 为学习率, E 为当前网络层的误差损失。

[0055] 经过上述数据的前向传播和残差的反向传播两个阶段完成对CNN网络模型的训练,得到训练好的CNN网络模型。

[0056] 步骤S40,将测试数据输入已经训练好的CNN网络模型中,从CNN网络模型的输入层开始,通过前向传播,最终在输出层得到各类烟雾特征参数的后验概率。

[0057] 此步骤S40的前向传播过程具体为:

[0058] 从输入层开始,将测试数据样本作为输入层的输入;经过卷积层、池化层对测试数据样本的迭代抽象处理,得到整合归类的各类烟雾局部特征;通过全连接层将前期所得到的各类烟雾局部特征综合起来,最后通过输出层输出各类烟雾特征参数的后验概率。

[0059] 步骤S50,将得到的各类烟雾特征参数的后验概率与对应类的设定概率阈值进行比对,根据比对结果确定轨道机车设备间是否发生火灾。

[0060] 若比对结果小于等于零,则确定轨道机车设备间没有发生火灾;若比对结果大于零,则确定轨道机车设备间已经发生火灾,并根据比对结果的具体数值确认火灾级别,并启动对应级别的火灾救援。

[0061] 通过本发明,利用工业相机采集到的音视频信息与烟雾传感器采集到的烟雾浓度数据,针对音视频信息中的烟雾的纹理特征、颜色特征、运动特征以及变换特征和烟雾浓度数据等,利用深度学习技术进行设备间烟雾特征识别与判断,最终实现设备间烟雾防火监控。

[0062] 实施例二

[0063] 实施例二与实施例一的区别之处在于,该实施例二直接利用训练好的CNN网络模型进行设备间烟雾防火监控。也就是说,该实施例二仅仅包括上述实施例一中的步骤S40和

步骤S50。步骤S40和步骤S50的具体实施过程与上述实施例一中的相关描述相同,这里不再详细描述。

[0064] 虽然本发明已以较佳实施例公开如上,但实施例并不限定本发明。在不脱离本发明之精神和范围内,所做的任何等效变化或润饰,同样属于本发明之保护范围。因此本发明的保护范围应当以本申请的权利要求所界定的内容为准。

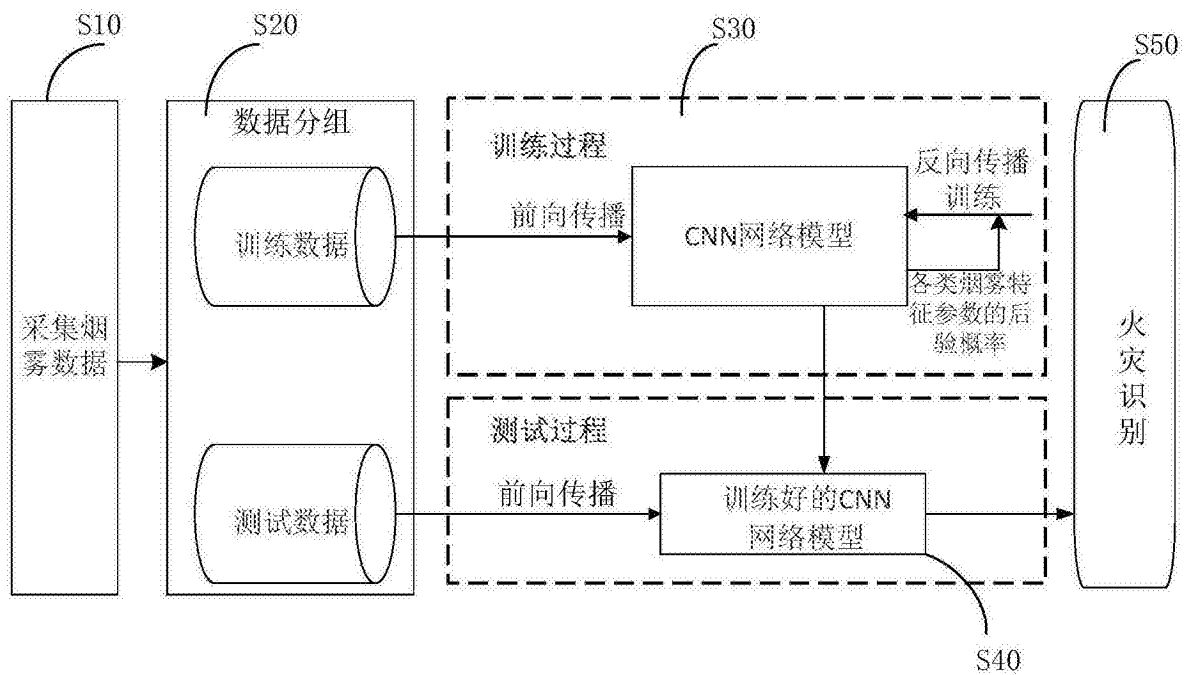


图1

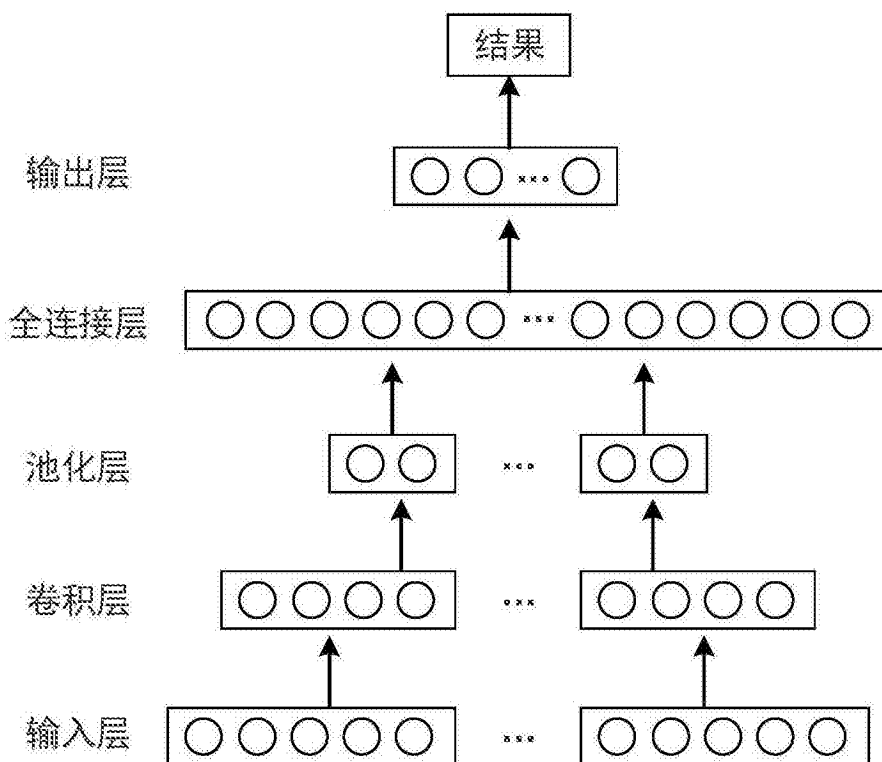


图2