



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107392896 A

(43)申请公布日 2017. 11. 24

(21)申请号 201710577252.4

G01N 21/88(2006.01)

(22)申请日 2017.07.14

G01N 21/84(2006.01)

(71)申请人 佛山市南海区广工大数控装备协同
创新研究院

地址 528200 广东省佛山市南海高新区佛
高科技智库中心A座4楼

申请人 佛山市广工大数控装备技术发
展有限公司

(72)发明人 黄坤山

(74)专利代理机构 广州胜沃园专利代理有限公
司 44416

代理人 张帅

(51)Int.Cl.

G06T 7/00(2017.01)

G06T 1/20(2006.01)

权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称

一种基于深度学习的木材缺陷检测方法和
系统

(57)摘要

本发明提供了一种基于深度学习的木材缺陷检测方法,具体包括:采集图像;把图像分割成大小一样的图像块;选取不同类别的缺陷图像块和无缺陷的图像块作为训练样本集;利用训练样本集离线训练深度学习算法;利用训练好的深度学习算法,在线检测识别木材图像的缺陷等步骤。本发明通过强大的深度学习算法,高精度地在线检测识别在不同复杂纹理木材表面的缺陷,解决了传统图像处理算法无法解决的难题。本发明还提供了一种基于深度学习的木材缺陷检测系统,通过图像采集模块、深度学习算法处理模块和控制执行模块之间的配合可以有效加快检测速度以及提高实用性。



1. 一种基于深度学习的木材缺陷检测方法,其特征在于,具体包括以下步骤:

步骤1:图像采集模块采集图像;

步骤2:把图像分割成大小一样的图像块;

步骤3:选取不同类别的缺陷图像块和无缺陷的图像块作为训练样本集;

步骤4:利用训练样本集离线训练深度学习算法;

步骤5:利用训练好的深度学习算法,在线检测识别木材图像的缺陷。

2. 根据权利要求1所述的基于深度学习的木材缺陷检测方法,其特征在于,步骤2中,把图像分割成大小一样的图像块:即以 $s/2$ 为步长,把采集到的图像分割为大小都为 $s*s$ 的正方形图像块,其中 s 表示分割成的正方形图像块边长的像素尺寸。

3. 根据权利要求1所述的基于深度学习的木材缺陷检测方法,其特征在于,步骤3中,选取不同类别的缺陷图像块和无缺陷的图像块作为样本训练集,在训练之前对训练样本集进行预处理,并通过随机变换的方法来增加数据集的大小,具体步骤如下:

步骤31:对训练样本集进行白化处理;

步骤32:对图像进行随机的左右翻转;

步骤33:随机变换图像的对比度。

4. 根据权利要求1所述的基于深度学习的木材缺陷检测方法,其特征在于,步骤4中,利用训练样本集离线训练深度学习算法,其中深度学习算法采用多层卷积神经网络vgg16模型,训练过程具体如下:

步骤41:构造多层卷积神经网络vgg16;

步骤42:利用训练样本集,采用ADAM算法对多层卷积神经网络vgg16的误差梯度做最速下降优化,离线训练构造多层卷积神经网络vgg16;

步骤43:多层卷积神经网络vgg16构成以后利用Google开源深度学习系统TensorFlow进行开发,并利用英伟达GPU对深度学习算法进行加速。

5. 根据权利要求4所述的基于深度学习的木材缺陷检测方法,其特征在于,步骤41中,构造多层卷积神经网络vgg16,其中有16层权重层、5层池化层、1层输入层和1层输出层总共23层,具体结构为:第1层为大小为 $s*s$ 的图像块的输入层;第2层和第3层为卷积层,卷积核的大小都为 $3*3$,并且每层的卷积核数量都为64个;第4层为最大值池化层;第5层和第6层为卷积层,卷积核的大小都为 $3*3$,并且每层的卷积核数量都为128个;第7层为最大值池化层;第8、9和10层为卷积层,卷积核的大小都为 $3*3$,并且每层的卷积核数量都为256个;第11层为最大值池化层;第12、13和14层为卷积层,卷积核的大小都为 $3*3$,并且每层的卷积核数量都为512个;第15层为最大值池化层;第16、17和18层为卷积层,卷积核的大小都为 $3*3$,并且每层的卷积核数量都为512个;第19层为最大值池化层;第20、21和22层为全连接层,其中第20、21全连接层有4096个神经节点,第22全连接层有1000个神经节点;第23层为softmax分类层。

6. 根据权利要求4所述的基于深度学习的木材缺陷检测方法,其特征在于,步骤42中,具体包括如下步骤:

步骤421、训练样本集的准备:采集节子、变色、腐朽、虫眼、裂纹、树干形状缺陷、木材构造缺陷、伤疤(损伤)、木材加工缺陷和变形10大类木材缺陷图像块和无缺陷木材图像块作为训练样本集,其中每一类木材缺陷采集5000块图像块以及5000块无缺陷图像块,并通过

对选取的图像块进行简单的预处理增加训练样本集；

步骤422、训练方式：迭代15000次对多层卷积神经网络vgg16进行训练，每一次迭代随机从训练样本集中选取32块图像块作为输入，采用ADAM算法对多层卷积神经网络vgg16的误差梯度做最速下降优化。

7. 一种基于实现权利要求6所述基于深度学习的木材缺陷检测方法的系统，其特征在于，包括：

图像采集模块，所述图像采集模块为采用线阵CCD的工业相机，可利用机器视觉专用光源和工业相机采集表面图像；

图像处理模块，所述图像处理模块为采用工控机搭载图像处理模块的上位机软件，该软件包括图像处理交互界面、深度学习算法、数据库以及通信模块，可利用深度学习算法对采集的图像进行木材缺陷检测，并把缺陷信息发送给控制执行单元，所述深度学习算法利用Google开源深度学习系统TensorFlow进行开发，并利用英伟达GPU对深度学习算法进行加速；

控制执行模块：根据图像处理模块传送过来的缺陷信息，采用可编程逻辑控制器PLC控制打标机对表面缺陷进行标记或者报警器对表面缺陷进行提示。

8. 如权利要求7所述的基于深度学习的木材缺陷检测系统，其特征在于，所述图像处理交互界面提供接口让用户设置参数以及让用户选取训练样本集，同时提供显示窗口让用户观察表面缺陷检测的实时情况。

9. 如权利要求7所述的基于深度学习的木材缺陷检测系统，其特征在于，所述数据库用于对表面缺陷检测结果进行存储和管理。

10. 如权利要求7所述的基于深度学习的木材缺陷检测系统，其特征在于，所述通信模块采用以太网TCP/IP协议，让上位机软件与动作执行单元模块的下位机通信。

一种基于深度学习的木材缺陷检测方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及视觉检测技术领域,具体涉及一种基于深度学习的木材缺陷检测方法和系统。

背景技术

[0002] 随着木材加工业的集约化发展,木材产品的生产量持续大幅度增长。在生产中,对木材表面加工质量高水平的苛求,尤其是一致性的要求,使得传统的人工检测方式已经难以胜任,现在急需一种高效率的检测方法和系统来实现木材缺陷检测的自动化。

[0003] 近年来,机器视觉技术得到了快速发展,在工业生产中,人们已经利用该技术成功对各种产品外观检测实现自动化操作。但木材表面由于具有复杂的纹理,而且缺陷的种类繁多,根据国家标准可木材缺陷分为节子、变色、腐朽、虫眼、裂纹、树干形状缺陷、木材构造缺陷、伤疤(损伤)、木材加工缺陷和变形10大类,通过机器视觉系统采集木材的图像,利用传统的图像处理算法检测木材的缺陷,会面对巨大的挑战。

[0004] 随之深度学习算法的快速发展,其在计算机视觉领域有着非常出色表现,使得传统的图像处理算法无法解决的难题相继得到了解决,因此,可以尝试利用木材各种不同的缺陷图像训练深度学习算法,再利用训练好的深度学习算法在线检测木材的缺陷,这是一种行之有效的解决方法。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于通过一种基于深度学习的木材缺陷检测方法和系统,利用木材各种不同的缺陷图像训练深度学习算法,再利用训练好的深度学习算法在线检测木材的缺陷,可以满足工业应用的实时性要求。

[0006] 为实现上述技术方案,本发明提供了一种基于深度学习的木材缺陷检测方法,具体包括如下步骤:

[0007] 1.一种基于深度学习的木材缺陷检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

[0008] 步骤1:图像采集模块采集图像;

[0009] 步骤2:把图像分割成大小一样的图像块;

[0010] 步骤3:选取不同类别的缺陷图像块和无缺陷的图像块作为训练样本集;

[0011] 步骤4:利用训练样本离线集训练深度学习算法;

[0012] 步骤5:利用训练好的深度学习算法,在线检测识别木材图像的缺陷。

[0013] 优选地,步骤2中,把图像分割成大小一样的图像块:即以 $s/2$ 为步长,把采集到的图像分割为大小都为 $s*s$ 的正方形图像块,其中 s 表示分割成的正方形图像块边长的像素尺寸。

[0014] 优选的,步骤3中,选取不同类别的缺陷图像块和无缺陷的图像块作样本训练集,在训练之前对训练样本集进行预处理,并通过随机变换的方法来增加数据集的大小,具体步骤如下:

- [0015] 步骤31:对训练样本集进行白化处理;
- [0016] 步骤32:对图像进行随机的左右翻转;
- [0017] 步骤33:随机变换图像的对比度。
- [0018] 优选的,步骤4中,利用训练样本集离线训练深度学习算法,其中深度学习算法采用多层卷积神经网络vgg16模型,训练过程具体如下:
- [0019] 步骤41:构造多层卷积神经网络vgg16;
- [0020] 步骤42:利用训练样本集,采用ADAM算法对多层卷积神经网络vgg16的误差梯度做最速下降优化,离线训练构造多层卷积神经网络vgg16;
- [0021] 步骤43:多层卷积神经网络vgg16构成以后利用Google开源深度学习系统TensorFlow进行开发,并利用英伟达GPU对深度学习算法进行加速。
- [0022] 优选的,步骤41中,构造多层卷积神经网络vgg16,其中有16层权重层、5层池化层、1层输入层和1层输出层总共23层,具体结构为:第1层为大小为s*s的图像块的输入层;第2层和第3层为卷积层,卷积核的大小都为3*3,并且每层的卷积核数量都为64个;第4层为最大值池化层;第5层和第6层为卷积层,卷积核的大小都为3*3,并且每层的卷积核数量都为128个;第7层为最大值池化层;第8、9和10层为卷积层,卷积核的大小都为3*3,并且每层的卷积核数量都为256个;第11层为最大值池化层;第12、13和14层为卷积层,卷积核的大小都为3*3,并且每层的卷积核数量都为512个;第15层为最大值池化层;第16、17和18层为卷积层,卷积核的大小都为3*3,并且每层的卷积核数量都为512个;第19层为最大值池化层;第20、21和22层为全连接层,其中第20、21全连接层有4096个神经节点,第22全连接层有1000个神经节点;第23层为softmax分类层。
- [0023] 优选的,步骤42中,具体包括如下步骤:
- [0024] 步骤421、训练样本集的准备:采集节子、变色、腐朽、虫眼、裂纹、树干形状缺陷、木材构造缺陷、伤疤(损伤)、木材加工缺陷和变形10大类木材缺陷图像块和无缺陷木材图像块作为训练样本集,其中每一类木材缺陷采集5000块图像块以及5000块无缺陷图像块,并通过对选取的图像块进行简单的预处理增加训练样本集;
- [0025] 步骤422、训练方式:迭代15000次对多层卷积神经网络vgg16进行训练,每一次迭代随机从训练样本集中选取32块图像块作为输入,采用ADAM算法对多层卷积神经网络vgg16的误差梯度做最速下降优化。
- [0026] 本发明还提供了一种基于深度学习的木材缺陷检测方法,包括:
- [0027] 图像采集模块,所述图像采集模块为采用线阵CCD的工业相机,可利用机器视觉专用光源和工业相机采集表面图像;
- [0028] 图像处理模块,所述图像处理模块为采用工控机搭载图像处理模块的上位机软件,该软件包括图像处理交互界面、深度学习算法、数据库以及通信模块,可利用深度学习算法对采集的图像进行木材缺陷检测,并把缺陷信息发送给控制执行单元,所述深度学习算法利用Google开源深度学习系统TensorFlow进行开发,并利用英伟达GPU对深度学习算法进行加速。;
- [0029] 控制执行模块:根据图像处理模块传送过来的缺陷信息,采用可编程逻辑控制器PLC控制打标机对表面缺陷进行标记或者报警器对表面缺陷进行提示。
- [0030] 优选的,所述图像处理交互界面提供接口让用户设置参数以及让用户选取训练样

本集,同时提供显示窗口让用户观察表面缺陷检测的实时情况。

[0031] 优选的,所述数据库用于对表面缺陷检测结果进行存储和管理。

[0032] 优选的,所述通信模块采用以太网TCP/IP协议,让上位机软件与动作执行单元模块的下位机通信。

[0033] 本发明提供的一种基于深度学习的木材缺陷检测方法有益效果在于:

[0034] 1) 本基于深度学习的木材缺陷检测方法,通过在木材不同纹理下不同类型的缺陷图像块训练深度学习算法,再利用训练好的深度学习算法检测识别出木材的缺陷,解决了传统图像处理算法无法检测识别出复杂纹理缺陷的难题。

[0035] 2) 本基于深度学习的木材缺陷检测方法能在复杂纹理的表面高精度的检测出缺陷,并且识别缺陷的类型,然后利用Google开源深度学习系统TensorFlow进行开发,并利用英伟达GPU对深度学习算法进行加速,能满足工业应用的实时性要求。

[0036] 3) 本基于深度学习的木材缺陷检测系统,通过图像采集模块、图像处理模块和控制执行模块之间的配合可以高效实现对不同复杂纹理木材表面的检测,不仅检测精度高,适应性广泛,而且鲁棒性强,速度快。

附图说明

[0037] 图1为本发明中基于深度学习的木材缺陷检测方法的流程图。

[0038] 图2为本发明中多层卷积神经网络vgg16训练过程正确率检测示意图。

[0039] 图3为本发明中多层卷积神经网络vgg16训练过程代价函数值检测示意图。

[0040] 图4为本发明中多层卷积神经网络vgg16示意图。

具体实施方式

[0041] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整的描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。本领域普通人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,均属于本发明的保护范围。

[0042] 实施例1:一种基于深度学习的木材缺陷检测方法。

[0043] 参照图1所示,一种基于深度学习的木材缺陷检测方法,具体包括如下步骤:

[0044] 步骤1:图像采集模块采集图像,即利用机器视觉专用光源和工业相机采集木材表面图像;

[0045] 步骤2:把图像分割成大小一样的图像块,具体的分割方法为:以 $s/2$ 为步长,把采集到的图像分割为大小都为 $s*s$ 的正方形图像块,其中尺寸 s 一般不能小于木材缺陷的大小,图像块的大小可以取 $128*128$,其中128表示分割成的图像块边长的像素大小;

[0046] 步骤3:选取不同类别的缺陷图像块和无缺陷的图像块作为训练样本集;

[0047] 其中,选取不同类别的缺陷图像块和无缺陷的图像块作样本训练集,在训练之前要对训练样本集进行简单的预处理,并通过一系列随机变换的方法来人为的增加训练样本集的大小,使得训练后的深度学习算法泛化能力更强,具体步骤如下:

[0048] 步骤31:对训练样本集进行白化处理,可以减少因为光照不同引起的影响;

[0049] 步骤32:对图像进行随机的左右翻转,可以增加深度学习算法对不同方向的木材

缺陷的检测能力;

[0050] 步骤33:随机变换图像的对比度,可以减少由于图像分辨率不同所引起的影响;

[0051] 步骤4:利用训练样本集离线训练深度学习算法;

[0052] 其中,深度学习算法采用多层卷积神经网络vgg16模型,训练过程具体如下:

[0053] 步骤41:构造多层卷积神经网络vgg16;

[0054] 如图3所示,步骤41中,构造多层卷积神经网络vgg16,其中有16层权重层、5层池化层、1层输入层和1层输出层总共23层,具体结构为:第1层为大小为 $s*s$ 的图像块的输入层;第2层和第3层为卷积层,卷积核的大小都为 $3*3$,并且每层的卷积核数量都为64个;第4层为最大值池化层;第5层和第6层为卷积层,卷积核的大小都为 $3*3$,并且每层的卷积核数量都为128个;第7层为最大值池化层;第8、9和10层为卷积层,卷积核的大小都为 $3*3$,并且每层的卷积核数量都为256个;第11层为最大值池化层;第12、13和14层为卷积层,卷积核的大小都为 $3*3$,并且每层的卷积核数量都为512个;第15层为最大值池化层;第16、17和18层为卷积层,卷积核的大小都为 $3*3$,并且每层的卷积核数量都为512个;第19层为最大值池化层;第20、21和22层为全连接层,其中第20、21全连接层有4096个神经节点,第22全连接层有1000个神经节点;第23层为softmax分类层;

[0055] 卷积层用于提取图像的高层特征,最大值池化层的输入一般来源于上一个卷积层,主要作用是提供了很强的鲁棒性,取一小块区域中的最大值,此时若此区域中的其他值略有变化,或者图像稍有平移,池化后的结果仍不变,并且减少了参数的数量,防止过拟合现象的发生,池化层一般没有参数,所以反向传播的时候,只需对输入参数求导,不需要进行权值更新;而softmax层主要用于分类,木材有几类缺陷,softmax就有多少个节点;

[0056] 步骤42:利用训练样本集,采用ADAM算法对多层卷积神经网络vgg16的误差梯度做最速下降优化,离线训练构造多层卷积神经网络vgg16;

[0057] 具体操作如下:(1)训练样本集的准备:采集节子、变色、腐朽、虫眼、裂纹、树干形状缺陷、木材构造缺陷、伤疤(损伤)、木材加工缺陷和变形10大类木材缺陷图像块和无缺陷木材图像块作为训练样本集,其中每一类木材缺陷采集5000块图像块以及5000块无缺陷图像块,并通过对选取的图像块进行简单的预处理增加训练样本集;(2)训练方式:迭代15000次对多层卷积神经网络vgg16进行训练,每一次迭代随机从训练样本集中选取32块图像块作为输入,采用ADAM算法对多层卷积神经网络vgg16的误差梯度做最速下降优化,结果如图2和图3所示(图2和图3中的曲线有通过平滑处理),该多层卷积神经网络vgg16的正确率随着迭代的增大而提高,同时代价函数值随着迭代的增大而变小,最终多层卷积神经网络vgg16的木材缺陷检测识别正确率能达到95%左右,不仅速度快,而且鲁棒性强;

[0058] 步骤5:利用训练好的深度学习算法,在线检测识别木材图像的缺陷,并实现缺陷的自动分类。

[0059] 本基于一种基于深度学习的木材缺陷检测方法,通过在木材不同纹理下不同类型的缺陷图像块训练深度学习算法,再利用训练好的深度学习算法检测识别出木材的缺陷,解决了传统图像处理算法无法识别检测出复杂纹理缺陷的难题。

[0060] 实施例2:一种基于深度学习的木材缺陷检测系统

[0061] 一种基于深度学习的木材缺陷检测系统,具体包括:

[0062] 图像采集模块,所述图像采集模块为采用线阵CCD的工业相机,可利用机器视觉专

用光源和工业相机采集表面图像；

[0063] 图像处理模块，所述图像处理模块为采用工控机搭载图像处理模块的上位机软件，该软件包括图像处理交互界面、深度学习算法、数据库以及通信模块，可利用深度学习算法对采集的图像进行木材缺陷检测，并把缺陷信息发送给控制执行单元；

[0064] 控制执行模块：根据图像处理模块传送过来的缺陷信息，采用可编程逻辑控制器PLC控制打标机对表面缺陷进行标记或者报警器对表面缺陷进行提示。

[0065] 本实施例中，图像处理交互界面，提供接口让用户设置参数以及让用户选取训练样本集，提供显示窗口让用户观察表面缺陷检测的实时情况；深度学习算法，利用Google开源深度学习系统TensorFlow进行开发，并利用英伟达GPU对深度学习算法进行加速，例如为工控机配置英伟达GTX1080型号的GPU，通过下载安装英伟达GPU加速cuda7.0工具包，再安装GPU加速的深度神经网络库cuDNN，即可利用tensorflow框架加速深度学习算法的运行；图像处理交互界面，提供接口让用户设置参数以及让用户选取训练样本集，提供显示窗口让用户观察表面缺陷检测的实时情况；数据库，用于对表面缺陷检测结果进行存储和管理；通信模块，采用以太网TCP/IP协议，让上位机软件与动作执行单元模块的下位机通信。

[0066] 本基于一种基于深度学习的木材缺陷检测系统，利用Google开源深度学习系统TensorFlow进行开发，并利用英伟达GPU对深度学习算法进行加速，能满足工业应用的实时性要求，并通过图像采集模块、图像处理模块和控制执行模块之间的配合可以高效实现对不同复杂纹理木材表面的检测，不仅检测精度高，适应性广泛，而且鲁棒性强，速度快。

[0067] 以上所述为本发明的较佳实施例而已，但本发明不应局限于该实施例和附图所公开的内容，所以凡是不脱离本发明所公开的精神下完成的等效或修改，都落入本发明保护的范围。

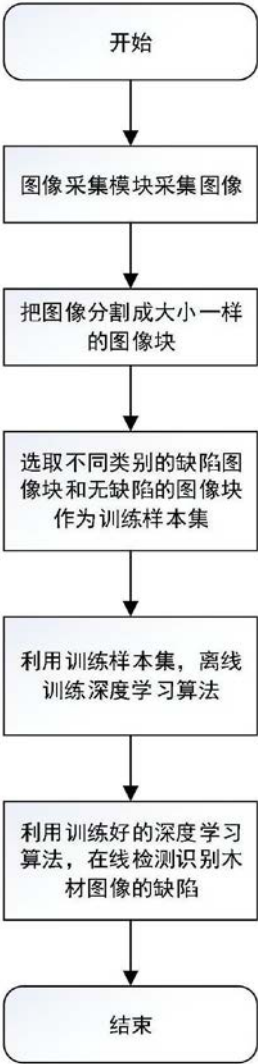


图1

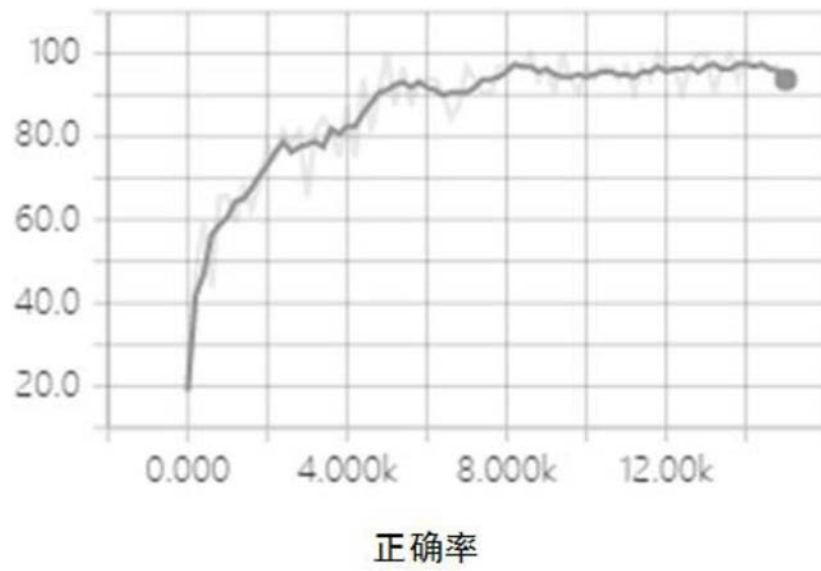


图2

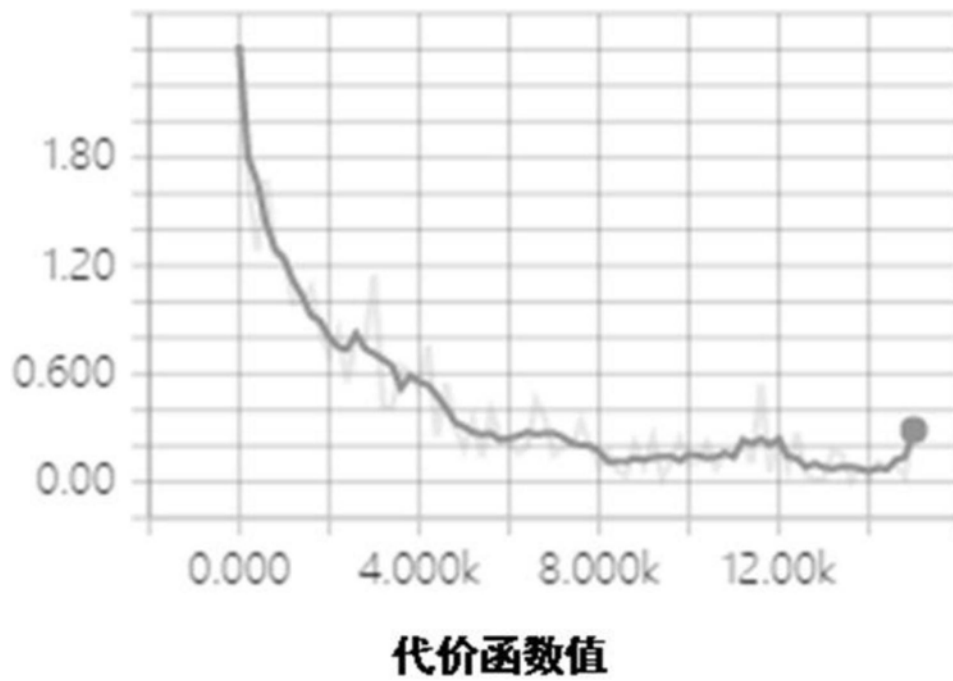


图3

输入层（图像块）
卷积层 （大小 3*3，64 个卷积核）
卷积层 （大小 3*3，64 个卷积核）
最大值池化层
卷积层 （大小 3*3，128 个卷积核）
卷积层 （大小 3*3，128 个卷积核）
最大值池化层
卷积层 （大小 3*3，256 个卷积核）
卷积层 （大小 3*3，256 个卷积核）
卷积层 （大小 3*3，256 个卷积核）
最大值池化层
卷积层 （大小 3*3，512 个卷积核）
卷积层 （大小 3*3，512 个卷积核）
卷积层 （大小 3*3，512 个卷积核）
最大值池化层
卷积层 （大小 3*3，512 个卷积核）
卷积层 （大小 3*3，512 个卷积核）
卷积层 （大小 3*3，512 个卷积核）
最大值池化层
全连接层（4096 个神经节点）
全连接层（4096 个神经节点）
全连接层（1000 个神经节点）
输出层（softmax）

图4