



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108256551 A

(43)申请公布日 2018.07.06

(21)申请号 201711353157.2

(22)申请日 2017.12.15

(71)申请人 安徽四创电子股份有限公司
地址 230088 安徽省合肥市高新技术产业
开发区香樟大道199号

(72)发明人 王卫 王汉林 郑雅玲 陈昌健
王微 李三菊

(74)专利代理机构 合肥和瑞知识产权代理事务
所(普通合伙) 34118

代理人 王挺

(51)Int.Cl.
G06K 9/62(2006.01)
G06K 9/00(2006.01)
G06K 9/46(2006.01)
G06N 3/04(2006.01)

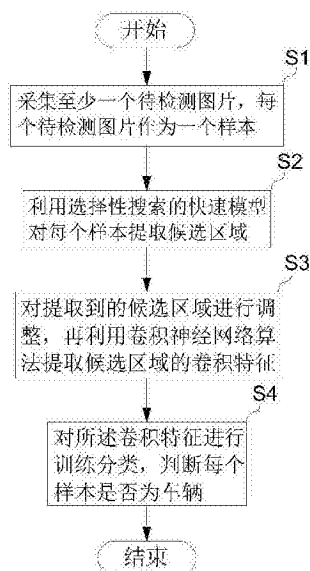
权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称

一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法

(57)摘要

本发明属于图像处理及模式识别技术领域，具体地讲涉及一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法，包括以下步骤：采集至少一个待检测图片，每个待检测图片作为一个样本；利用选择性搜索的快速模型对每个样本提取候选区域；对提取到的候选区域进行调整，再利用卷积神经网络算法提取候选区域的卷积特征；对所述卷积特征进行训练分类，判断每个样本是否为车辆。本发明的车辆检测方法通过区域卷积神经网络来对车辆进行检测，提高了车辆的检测成功率，提升了车辆检测系统的鲁棒性。



1. 一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法,其特征在于,包括如下步骤:

S1,采集至少一个待检测图片,每个待检测图片作为一个样本;

S2,利用选择性搜索的快速模型对每个样本提取候选区域;

S3,对提取到的候选区域进行调整,再利用卷积神经网络算法提取候选区域的卷积特征;

S4,对所述卷积特征进行训练和分类,判断出每个样本是否为车辆。

2. 根据权利要求1所述的一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法,其特征在于:步骤S1具体是指从平安城市监控、社区监控、道路交通监控的摄像机设备中获取至少一个待检测图片,并且将每个待检测图片作为一个样本。

3. 根据权利要求2所述的一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法,其特征在于,步骤S2的具体过程如下:

S21,利用基于区域的图像分割算法将每个样本的待检测图片分割成初始区域集合 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_i, r_j, \dots, r_n\}$, r_i, r_j 分别表示第*i*个和第*j*个初始区域,且 r_i 和 r_j 为相邻初始区域,并初始化相似度集合 S ,即 $S = \phi$;

S22,将初始区域集合 R 中通过欧氏距离算法算出的所有相邻初始区域 r_i, r_j 的相似度 $s(r_i, r_j)$ 放入相似度集合 S 中;

S23,找出 S 中相似度最高的元素 $s(r_i, r_j) = \max(S)$,合并初始区域集合 R 中此元素相对应的两个相邻初始区域,即 $r_1 = r_i \cup r_j$,得到一个新的初始区域集合,即目标区域集合 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_1, \dots, r_n\}$,并将集合 S 中涉及 r_i 或 r_j 的相似度元素删除;

S24,将上述目标区域集合 R ,再作为初始区域集合,重复步骤S22和S23,直至相似度集合 $S = \phi$,得到最终的目标区域集合 R ;

S25,从最终的目标区域集合 R ,中提取所有元素,即候选区域。

4. 根据权利要求3所述的一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法,其特征在于:步骤S3的具体过程如下:

S31,将候选区域的图片大小调整为 227×227 ;利用卷积神经网络算法对候选区域构建卷积神经网络,设置卷积神经网络的第一层参数为:卷积核大小为 11×11 ,输出节点数为95,步长为4,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第一层的输出数据;

S32,设置卷积神经网络的第二层参数为:卷积核大小为 5×5 ,输出节点数为256,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第二层的输出数据;

S33,设置卷积神经网络的第三层参数为:卷积核大小为 3×3 ,输出节点数为384,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第三层的输出数据;

S34,设置卷积神经网络的第四层参数为:卷积核大小为 3×3 ,输出节点数为384,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第四层的输出数据;

S35,设置卷积神经网络的第五层参数为:卷积核大小为 3×3 ,输出节点数为256,依次经过ReLU、Pooling之后得到第五层的输出数据;

S36,卷积神经网络的第六层为第一层、第二层、第三层、第四层、第五层的全连接层,第六层依次经过FC、ReLU、Drop之后得到第六层的输出数据;

S37,卷积神经网络的第七层为第一层、第二层、第三层、第四层、第五层、第六层的全连接层,第七层依次经过FC、ReLU、Drop之后得到第七层的输出数据;

S38,对卷积神经网络的前七层进行全连接得到候选区域的卷积特征。

5.根据权利要求4所述的一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法,其特征在于,步骤S4的具体过程如下:

S41,对候选区域的卷积特征的特征向量 $\{(X^1, d^1), (X^2, d^2), \dots (X^p, d^p)\}$ 进行归一化处理,其中X表示卷积特征的特征向量,d表示类别,d=1或-1,1表示车辆,-1表示非车辆,p表示第p个样本, X^p 表示第p个样本的特征向量, d^p 表示第p个样本的类别;

S42,利用选择线性核函数计算最优超平面函数h(x):

$$h(x) = \sum_{p=1}^p a_p d^p K(X, X^p) = \sum_{p=1}^p a_p d^p X X^p$$

其中,K(X, X^p)为线性核函数,即 $K(X, X^p) = X * X^p$, a_p 为第p个样本的拉格朗日系数;

S43,通过最优超平面函数h(x)计算最优分类判别函数f(X):

$$f(X) = \operatorname{sgn} \left[\sum_{p=1}^p a_p d^p K(X, X^p) + b_0 \right] = \operatorname{sgn} \left[\sum_{p=1}^p a_p d^p X X^p + b_0 \right]$$

其中,sgn表示符号函数, b_0 表示偏置值参数;

S44,根据f(X)的值判断类别,如果 $f(X) > 0$ 表示该样本的类别是车辆,如果 $f(X) \leq 0$ 表示该样本的类别为非车辆。

一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像处理及模式识别技术领域,具体地讲涉及一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法。

背景技术

[0002] 随着汽车数量的上升,城市交通的顺畅运行、交通安全等方面的问题日渐凸显,现代智能交通系统也应运而生并且日趋成熟,其在日常生活中得到了广泛的应用,其中,车辆检测技术是现代智能交通系统中的关键技术。

[0003] 现有技术中的车辆检测方法,如adaboost算法、SVM方法、高斯背景差算法,容易受所处环境的影响,在恶劣天气、夜晚时光线暗弱或者光照强烈等情况下对车辆的检测成功率并不理想,特别是误检率与漏检率也居高不下。因此需要提出一种车辆检测算法来解决处在恶劣环境下车辆的检测成功率的问题。

发明内容

[0004] 根据现有技术中存在的问题,本发明提供了一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法,该车辆检测方法减少了检测时间、提高了车辆的检测成功率。

[0005] 为实现上述发明目的,本发明提供了一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法,包括如下步骤:

[0006] S1,采集至少一个待检测图片,每个待检测图片作为一个样本;

[0007] S2,利用选择性搜索的快速模型对每个样本提取候选区域;

[0008] S3,对提取到的候选区域进行调整,再利用卷积神经网络算法提取候选区域的卷积特征;

[0009] S4,对所述卷积特征进行训练分类,判断每个样本是否为车辆。

[0010] 优选的,步骤S1具体是指从平安城市监控、社区监控、道路交通监控的摄像机设备中获取至少一个待检测图片,并且将每个待检测图片作为一个样本。

[0011] 进一步优选的,步骤S2的具体过程如下:

[0012] S21,利用基于区域的图像分割算法将每个样本的待检测图片分割成初始区域集合 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_i, r_j, \dots, r_n\}$, r_i, r_j 分别表示第*i*个和第*j*个初始区域,且 r_i 和 r_j 为相邻初始区域,并初始化相似度集合 S ,即 $S = \phi$;

[0013] S22,将初始区域集合 R 中通过欧氏距离算法算出的所有相邻初始区域 r_i, r_j 的相似度 $s(r_i, r_j)$ 放入相似度集合 S 中;

[0014] S23,找出 S 中相似度最高的元素 $s(r_i, r_j) = \max(S)$,合并初始区域集合 R 中此元素相对应的两个相邻初始区域,即 $r_i = r_i \cup r_j$,得到一个新的初始区域集合,即目标区域集合 $R_s = \{r_1, r_2, \dots, r_1, \dots, r_n\}$,并将集合 S 中涉及 r_i 或 r_j 的相似度元素删除;

[0015] S24,将上述目标区域集合 R_s 再作为初始区域集合,重复步骤S22和S23,直至相似度集合 $S = \phi$,得到最终的目标区域集合 R_s ;

[0016] S25,从最终的目标区域集合R,中提取所有元素,即候选区域。

[0017] 更进一步优选的,步骤S3的具体过程如下:

[0018] S31,将候选区域的图片大小调整为227*227;利用卷积神经网络算法对候选区域构建卷积神经网络,设置卷积神经网络的第一层参数为:卷积核大小为11*11,输出节点数为95,步长为4,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第一层的输出数据;

[0019] S32,设置卷积神经网络的第二层参数为:卷积核大小为5*5,输出节点数为256,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第二层的输出数据;

[0020] S33,设置卷积神经网络的第三层参数为:卷积核大小为3*3,输出节点数为384,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第三层的输出数据;

[0021] S34,设置卷积神经网络的第四层参数为:卷积核大小为3*3,输出节点数为384,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第四层的输出数据;

[0022] S35,设置卷积神经网络的第五层参数为:卷积核大小为3*3,输出节点数为256,依次经过ReLU、Pooling之后得到第五层的输出数据;

[0023] S36,卷积神经网络的第六层为第一层、第二层、第三层、第四层、第五层的全连接层,第六层依次经过FC、ReLU、Drop之后得到第六层的输出数据;

[0024] S37,卷积神经网络的第七层为第一层、第二层、第三层、第四层、第五层、第六层的全连接层,第七层依次经过FC、ReLU、Drop之后得到第七层的输出数据;

[0025] S38,对卷积神经网络的前七层进行全连接得到候选区域的卷积特征。

[0026] 更进一步优选的,步骤S4的具体过程如下:

[0027] S41,对候选区域的卷积特征的特征向量 $\{(X^1, d^1), (X^2, d^2), \dots, (X^p, d^p)\}$ 进行归一化处理,其中X表示卷积特征的特征向量,d表示类别,d=1或-1,1表示车辆,-1表示非车辆,p表示第p个样本, X^p 表示第p个样本的特征向量, d^p 表示第p个样本的类别;

[0028] S42,利用选择线性核函数计算最优超平面函数h(x):

$$[0029] \quad h(x) = \sum_{p=1}^p a_p d^p K(X, X^p) = \sum_{p=1}^p a_p d^p X X^p$$

[0030] 其中,K(X, X^p)为线性核函数,即 $K(X, X^p) = X * X^p$, a_p 为第p个样本的拉格朗日系数;

[0031] S43,通过最优超平面函数h(x)计算最优分类判别函数f(X):

$$[0032] \quad f(X) = \operatorname{sgn} \left[\sum_{p=1}^p a_p d^p K(X, X^p) + b_0 \right] = \operatorname{sgn} \left[\sum_{p=1}^p a_p d^p X X^p + b_0 \right]$$

[0033] 其中,sgn表示符号函数, b_0 表示偏置值参数;

[0034] S44,根据f(X)的值判断类别,如果 $f(X) > 0$ 表示该样本的类别是车辆,如果 $f(X) \leq 0$ 表示该样本的类别为非车辆。

[0035] 本发明的有益效果在于:

[0036] 1) 本发明的车辆检测方法包括如下步骤:采集至少一个待检测图片,每个待检测图片作为一个样本;利用选择性搜索的快速模型对每个样本提取候选区域;对提取到的候选区域进行调整,再利用卷积神经网络算法提取候选区域的卷积特征;对所述卷积特征进行训练分类,判断每个样本是否为车辆。该车辆检测方法首先通过选择性搜索的快速模型来提取候选区域,大大减少了本发明的训练时间与检测时间,再通过区域卷积神经网络对车辆进行检测,提高了车辆的检测成功率。

附图说明

- [0037] 图1为本发明的车辆检测方法的总体流程图。
- [0038] 图2a为卷积神经网络的第一层操作流程图。
- [0039] 图2b为卷积神经网络的第二层操作流程图。
- [0040] 图2c为卷积神经网络的第三层操作流程图。
- [0041] 图2d为卷积神经网络的第五层操作流程图。
- [0042] 图2e为卷积神经网络的第六层操作流程图。
- [0043] 图2f为卷积神经网络的对前七层进行全连接的操作流程图。

具体实施方式

[0044] 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、完整地描述,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。基于本发明中的实施例,本领域普通技术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,都属于本发明保护的范围。

[0045] 如图1所示,一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法,包括如下步骤:

[0046] S1,采集至少一个待检测图片,每个待检测图片作为一个样本。

[0047] 具体的,步骤S1具体是指从平安城市监控、社区监控、道路交通监控的摄像机设备中获取至少一个待检测图片,并且将每个待检测图片作为一个样本。

[0048] S2,利用选择性搜索的快速模型对每个样本提取候选区域。

[0049] 具体的,步骤S2的具体过程如下:

[0050] S21,利用基于区域的图像分割算法将每个样本的待检测图片分割成初始区域集合 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_i, r_j, \dots, r_n\}$, r_i, r_j 分别表示第*i*个和第*j*个初始区域,且 r_i 和 r_j 为相邻初始区域,并初始化相似度集合 S ,即 $S = \phi$;

[0051] S22,将初始区域集合 R 中通过欧氏距离算法算出的所有相邻初始区域 r_i, r_j 的相似度 $s(r_i, r_j)$ 放入相似度集合 S 中;

[0052] S23,找出 S 中相似度最高的元素 $s(r_i, r_j) = \max(S)$,合并初始区域集合 R 中此元素相对应的两个相邻初始区域,即 $r_1 = r_i \cup r_j$,得到一个新的初始区域集合,即目标区域集合 $R, = \{r_1, r_2, \dots, r_1, \dots, r_n\}$,并将集合 S 中涉及 r_i 或 r_j 的相似度元素删除;

[0053] S24,将上述目标区域集合 R ,再作为初始区域集合,重复步骤S22和S23,直至相似度集合 $S = \phi$,得到最终的目标区域集合 R ;

[0054] S25,从最终的目标区域集合 R ,中提取所有元素,即候选区域。

[0055] S3,对提取到的候选区域进行调整,再利用卷积神经网络算法提取候选区域的卷积特征。

[0056] 具体的,步骤S3的具体过程如下:

[0057] S31,如图2a所示,将候选区域的图片大小调整为 227×227 ;利用卷积神经网络算法对候选区域构建卷积神经网络,设置卷积神经网络的第一层参数为:卷积核大小为 11×11 ,输出节点数为95,步长为4,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第一层的输出数据;

[0058] S32,如图2b所示,设置卷积神经网络的第二层参数为:卷积核大小为 5×5 ,输出节

点数为256,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第二层的输出数据;

[0059] S33,如图2c所示,设置卷积神经网络的第三层参数为:卷积核大小为3*3,输出节点数为384,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第三层的输出数据;

[0060] S34,设置卷积神经网络的第四层参数为:卷积核大小为3*3,输出节点数为384,依次经过ReLU、Pooling与Norm之后得到第四层的输出数据;

[0061] S35,如图2d所示,设置卷积神经网络的第五层参数为:卷积核大小为3*3,输出节点数为256,依次经过ReLU、Pooling之后得到第五层的输出数据;

[0062] S36,如图2e所示,卷积神经网络的第六层为第一层、第二层、第三层、第四层、第五层的全连接层,第六层依次经过FC、ReLU、Drop之后得到第六层的输出数据;

[0063] S37,卷积神经网络的第七层为第一层、第二层、第三层、第四层、第五层、第六层的全连接层,第七层依次经过FC、ReLU、Drop之后得到第七层的输出数据;

[0064] S38,如图2f所示,对卷积神经网络的前七层进行全连接得到候选区域的卷积特征。

[0065] 根据权利要求4所述的一种基于区域卷积神经网络的车辆检测方法,其特征在于,步骤S4的具体过程如下:

[0066] S41,对候选区域的卷积特征的特征向量 $\{(X^1, d^1), (X^2, d^2), \dots, (X^p, d^p)\}$ 进行归一化处理,其中X表示卷积特征的特征向量,d表示类别,d=1或-1,1表示车辆,-1表示非车辆,p表示第p个样本, X^p 表示第p个样本的特征向量, d^p 表示第p个样本的类别;

[0067] S42,利用选择线性核函数计算最优超平面函数h(x):

$$[0068] \quad h(x) = \sum_{p=1}^p a_p d^p K(X, X^p) = \sum_{p=1}^p a_p d^p X X^p$$

[0069] 其中,K(X, X^p)为线性核函数,即 $K(X, X^p) = X * X^p$, a_p 为第p个样本的拉格朗日系数;

[0070] S43,通过最优超平面函数h(x)计算最优分类判别函数f(X):

$$[0071] \quad f(X) = \operatorname{sgn} \left[\sum_{p=1}^p a_p d^p K(X, X^p) + b_0 \right] = \operatorname{sgn} \left[\sum_{p=1}^p a_p d^p X X^p + b_0 \right]$$

[0072] 其中,sgn表示符号函数, b_0 表示偏置值参数;

[0073] S44,根据f(X)的值判断类别,如果 $f(X) > 0$ 表示该样本的类别是车辆,如果 $f(X) \leq 0$ 表示该样本的类别为非车辆。

[0074] 如表1所示,表1为本发明的车辆检测方法与现有的adaboost算法、SVM方法、高斯背景差算法的测试结果的对比,通过表1可得,本发明的车辆检测方法在检测成功率与时间效率上均优于现有技术中的adaboost算法、SVM方法、高斯背景差算法。

[0075] 表1:

[0076]

方法	检测成功率	时间效率
高斯背景差	85%	200ms
SVM	91.2%	92ms
adaboost	95.4%	75ms
本发明的车辆检测方法	98.4%	68ms

[0077] 综上所述,本发明的车辆检测方法首先通过选择性搜索的快速模型来提取候选区

域,大大减少了本发明的训练时间与检测时间,再通过区域卷积神经网络来对车辆进行检测,提高了车辆的检测成功率。

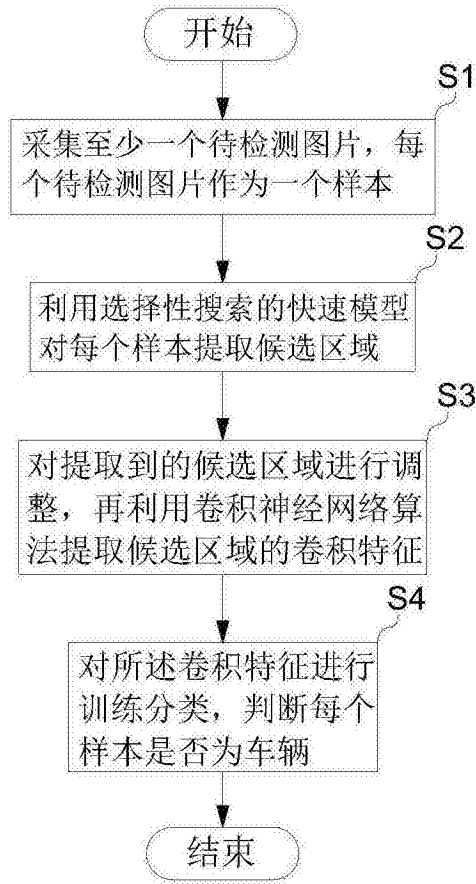


图1

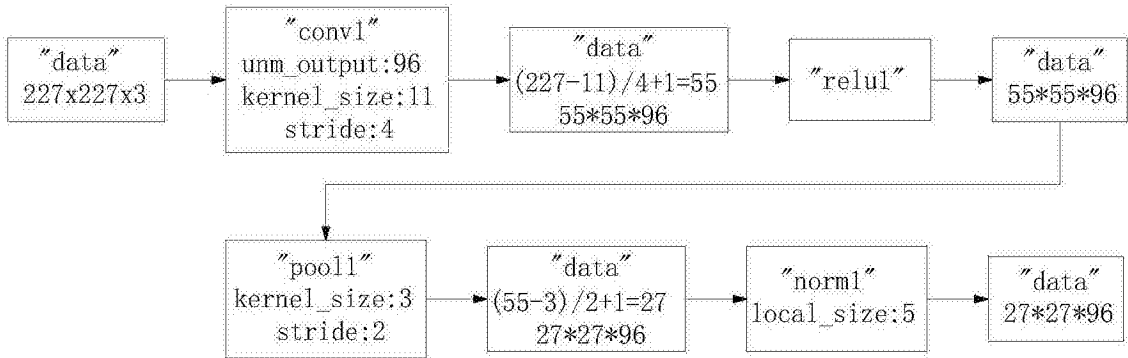


图2a

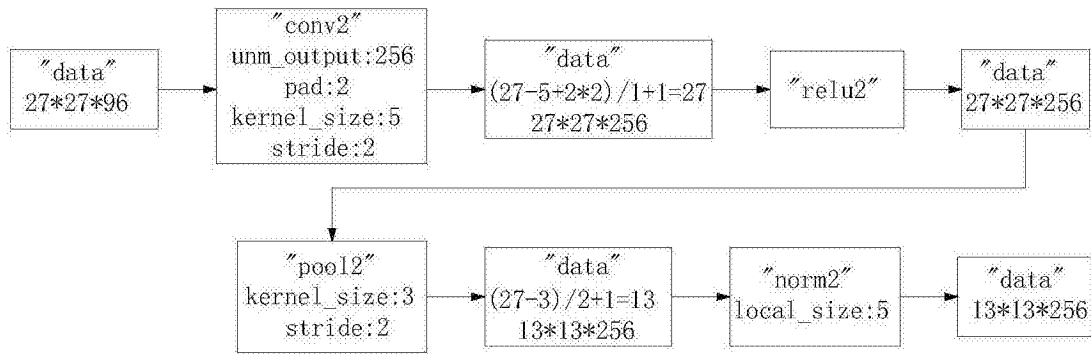


图2b

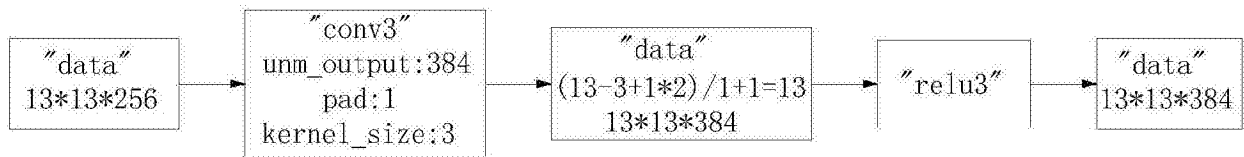


图2c

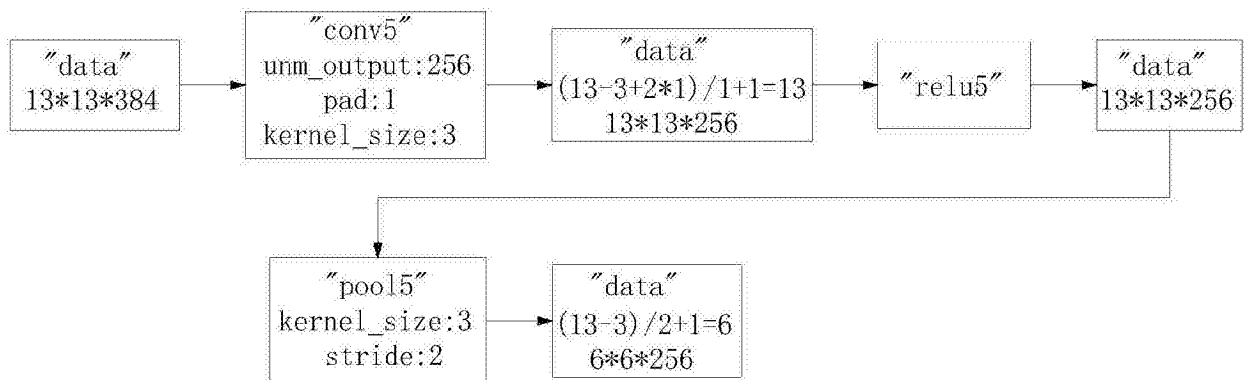


图2d

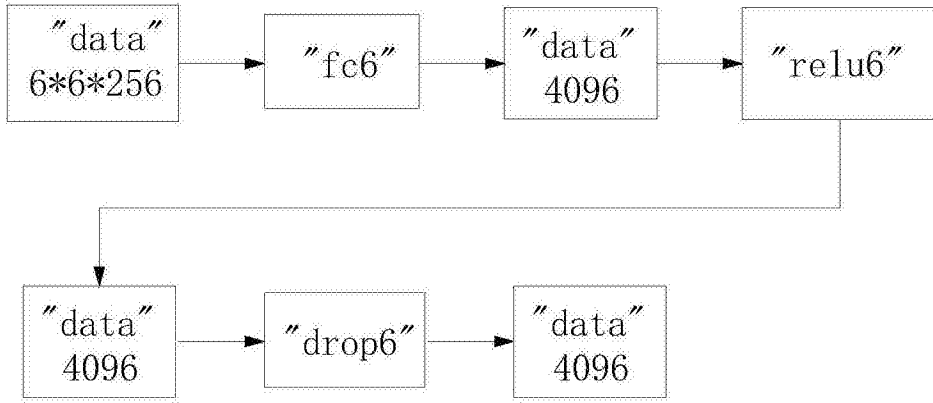


图2e

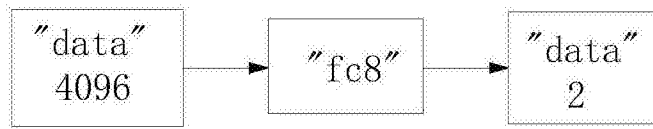


图2f