



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107480723 B

(45)授权公告日 2019.11.08

(21)申请号 201710726395.7

(22)申请日 2017.08.22

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 107480723 A

(43)申请公布日 2017.12.15

(73)专利权人 武汉大学
地址 430072 湖北省武汉市武昌区珞珈山
武汉大学

(72)发明人 何楚 熊德辉 刘新龙 陈语

(74)专利代理机构 武汉科皓知识产权代理事务
所(特殊普通合伙) 42222

代理人 王琪

(51)Int.Cl.
G06K 9/62(2006.01)

(56)对比文件

CN 103778434 A,2014.05.07,
CN 105550658 A,2016.05.04,
CN 106682616 A,2017.05.17,
Felix Juefei-Xu et al..Local Binary
Convolutional Neural Networks.《2017 IEEE
Conference on Computer Vision and Pattern
Recognition》.2017,第1-4节.

Chun-yuan Wang, Ye Zhang.Affine
invariant feature extraction algorithm
based on multiscale autoconvolution
combining with texture structure
analysis.《Optik》.2013,第3184-3189页.

审查员 谢晶

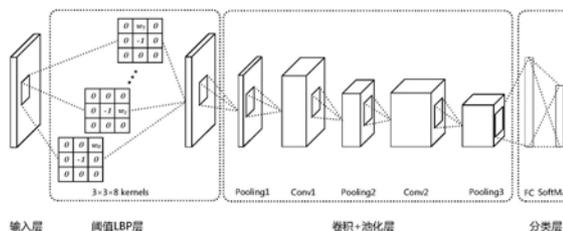
权利要求书1页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

基于局部二进制阈值学习网络的纹理识别方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于局部二进制阈值学习网络的纹理识别方法,包括步骤:步骤1,准备待分类纹理图像数据集D,将数据集D分成训练数据集D_t和测试数据集D_v;步骤2,构建局部二进制阈值学习网络,输入训练数据集D_t,通过误差敏感项的反向传播和随机梯度算法对局部二进制阈值学习网络进行训练;所述局部二进制学习阈值网络包括1个输入层、1个阈值编码层、2个卷积层、3个下采样层、1个全连接层和1个输出层;步骤3,将测试数据集D_v输入到训练好的局部二进制阈值学习网络中,对训练结果进行验证。本发明提出一种可阈值学习的局部二进制阈值网络用于纹理图像的分类方法,通过学习纹理特征的结构信息,适用于小样本条件下纹理图像的识别。



CN 107480723 B

1. 基于局部二进制阈值学习网络的纹理识别方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1,准备待分类纹理图像数据集D,将数据集D分成训练数据集 D_t 和测试数据集 D_v ;

步骤2,构建局部二进制阈值学习网络,输入训练数据集 D_t ,通过误差敏感项的反向传播和随机梯度算法对局部二进制阈值学习网络进行训练;所述局部二进制阈值学习网络包括1个输入层、1个阈值编码层、2个卷积层、3个下采样层、1个全连接层和1个输出层,其中阈值编码层对图像进行编码通过16通道阈值编码方式实现,具体过程如下,

a. 设置16个 1×1 的卷积通道;

b. 每个卷积核分别对应学习 w_0, w_1, \dots, w_7 以及 $w_{c0}, w_{c1}, \dots, w_{c7}$ 16个阈值参数,其编码公式为,

$$\begin{aligned}
 y &= \sum_{i=0}^7 \operatorname{sgn}(w_i x_i - w_{ci} c) \cdot 2^i \\
 &= \sum_{i=0}^7 \operatorname{sgn}(w_0 x_0 - w_{c0} c) \cdot 2^0 + \operatorname{sgn}(w_1 x_1 - w_{c1} c) \cdot 2^1 + \dots + \operatorname{sgn}(w_7 x_7 - w_{c7} c) \cdot 2^7
 \end{aligned} \tag{3}$$

式(3)中 c 为 3×3 图像块中间值, x_i 表示图像块周围的像素值, i 表示像素的索引号, w_i 和 w_{ci} 为阈值参数;

c. 16个卷积核通过式(3)与输入做内积处理,得到局部二进制阈值编码结果;

步骤3,将测试数据集 D_v 输入到训练好的局部二进制阈值学习网络中,对训练结果进行验证。

2. 如权利要求1所述的基于局部二进制阈值学习网络的纹理识别方法,其特征在于:所述输出层为Softmax分类器。

基于局部二进制阈值学习网络的纹理识别方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像处理技术领域,特别涉及一种基于阈值学习的局部二进制网络用于纹理图像的分类方法。

背景技术

[0002] 纹理分析是计算机视觉领域一个活跃的研究主题,长期以来在诸如对象识别、遥感分析、基于内容的图像检索等众多领域中发挥着重要的作用。纹理特征包含着物体表面的结构分布及其与周围环境之间的关系等一系列重要信息,对于计算机图像的研究与应用,尤其是图像的分类而言具有重要的意义,有效的分类往往离不开对图像纹理的描述。

[0003] 传统的图像分类方法通常包括特征提取、特征表达以及分类器选择三个步骤。其中图像底层特征提取一直是图像分类技术的核心,目前国内外已经有很多成熟的算法。Ojala和D.Harwood于1994年提出的LBP算子,由于其旋转不变性和灰度不变性等显著优点,常用于描述和加强图像局部纹理特征。但是,仅仅通过这些底层特征并不足以描述图像的全部信息,尤其是面对图像数量和规模都呈指数增长的现状,手工特征工程的不足之处越来越明显。

[0004] 近年来,深度学习逐渐成为图像处理的发展主流。卷积神经网络作为目前最流行的深度学习模型之一,它省去了人为选取特征的过程,取而代之的是由设计的网络自主学习特征。凭借着表达能力极强的特征参数,卷积神经网络在图像分类问题上取得了突破性的发展。然而,上百层的网络和上千万的数据在保证实际效果的同时离不开昂贵的硬件设备的支持,也会消耗大量的运算时间。更为重要的是,面对实际的应用需求,很多时候根本无法获得足够的训练样本或者充足的硬件设备保证时间成本。在这样的情况下,往往会导致特征学习丧失其优势。

[0005] 本发明提供的基于阈值学习的阈值LBP特征能够很好地保留纹理图像的结构信息,通过对局部二进制编码阈值的自适应学习,从而提高对纹理结构的描述能力;将手工纹理特征的结构信息结合到卷积神经网络的特征学习过程,克服对训练数据的依赖,提高小样本条件下对纹理图像的分类效果。本发明方法给出8通道和16通道两种方式进行阈值学习,生成阈值LBP特征;通过引入卷积神经网络来反复学习修改编码阈值,得到自适应LBP编码特征,

[0006] 将手工特征的结构信息和神经网络的学习能力相结合实现小样本下纹理图像分类。这种基于阈值学习的局部二进制阈值网络分类算法,使得深度学习更加具有针对性,同时也解决了对训练数据过度依赖的问题,学习得到的特征具有较强的纹理结构特性。

发明内容

[0007] 本发明目的在于结合传统手工设计特征和特征学习各自的优点,在二者之间寻找一个平衡。一方面利用手工特征的设计思想指导神经网络的特征学习过程,另一方面利用神经网络的学习能力提高传统手工特征的表达能力,从而提高小样本条件下纹理图像识别

的准确率。提出基于阈值学习的局部二进制阈值网络分类算法,用该方法学习得到的图像特征较好地保留了图像的纹理特性,在小样本条件下,对于纹理图像的分类效果具有较明显的提升。

[0008] 本发明的技术方案为一种基于阈值学习的局部二进制阈值网络用于纹理图像的分类方法,包括以下步骤:

[0009] 步骤1,准备待分类纹理图像数据集D,将数据集D分成训练数据集 D_t 和测试数据集 D_v ;

[0010] 步骤2,构建局部二进制阈值学习网络,输入训练数据集 D_t ,通过误差敏感项的反向传播和随机梯度算法对局部二进制阈值学习网络进行训练;所述局部二进制阈值学习网络包括1个输入层、1个阈值编码层、2个卷积层、3个下采样层、1个全连接层和1个输出层,其中阈值编码层对图像进行编码可通过8通道阈值编码方式或16通道阈值编码方式实现,具体过程如下,

[0011] (1) 8通道阈值编码方式,

[0012] a. 设置8个 3×3 的卷积通道;

[0013] b. 每个卷积核固定中心点参数为-1,设置周围一个方位阈值参数为 w_i ,其余7个点固定为0,编码公式为,

$$[0014] \quad y = \sum_{i=0}^7 \text{sgn}(w_i x_i - c) \cdot 2^i \quad (1)$$

[0015] 式(1)中 c 为 3×3 图像块中间值, x_i 表示图像块周围的像素值, i 表示像素的索引号, w_i 为阈值参数, $\text{sgn}(\cdot)$ 表示符号函数,即

$$[0016] \quad \text{sgn}(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases} \quad (2)$$

[0017] c. 8个卷积核通过式(1)与输入做内积处理,得到局部二进制阈值编码结果;

[0018] (2) 16通道阈值编码方式,

[0019] a. 设置16个 1×1 的卷积通道;

[0020] b. 每个卷积核分别对应学习 w_0, w_1, \dots, w_7 以及 $w_{c0}, w_{c1}, \dots, w_{c7}$ 16个阈值参数,其编码公式为,

[0021]

$$[0021] \quad \begin{aligned} y &= \sum_{i=0}^7 \text{sgn}(w_i x_i - w_{ci} c) \cdot 2^i \\ &= \sum_{i=0}^7 \text{sgn}(w_0 x_0 - w_{c0} c) \cdot 2^0 + \text{sgn}(w_1 x_1 - w_{c1} c) \cdot 2^1 + \dots + \text{sgn}(w_7 x_7 - w_{c7} c) \cdot 2^7 \end{aligned} \quad (3)$$

[0022] 式(3)中 c 为 3×3 图像块中间值, x_i 表示图像块周围的像素值, i 表示像素的索引号, w_i 和 w_{ci} 为阈值参数;

[0023] c. 16个卷积核通过式(3)与输入做内积处理,得到局部二进制阈值编码结果;

[0024] 步骤3,将测试数据集 D_v 输入到训练好的局部二进制阈值学习网络中,对训练结果进行验证。

[0025] 进一步的,所述输出层为Softmax分类器。

[0026] 本发明的阈值LBP编码特征基于阈值学习的思想,将LBP编码的结构信息和卷积神

神经网络的学习能力相结合。通过卷积神经网络修改每次编码时对应的差分阈值,相对于原始LBP编码只有0和1的二值模式,学习出自适应多阈值的LBP特征表达,再通过卷积神经网络学习抽象特征。本发明提出一种可阈值学习的局部二进制阈值网络用于纹理图像的分类方法,通过学习纹理特征的结构信息,适用于小样本条件下纹理图像的识别。

附图说明

- [0027] 图1本发明实施例的阈值学习8通道原理说明图。
[0028] 图2本发明实施例的阈值学习16通道原理说明图。
[0029] 图3本发明实施例的8通道局部二进制阈值网络结构说明图。
[0030] 图4本发明实施例的16通道局部二进制阈值网络结构说明图。

具体实施方式

- [0031] 以下结合附图和实施例详细说明本发明技术方案。
- [0032] 本发明给出8通道和16通道两种阈值学习方案,原理如图1、图2所示,对应的网络结构如图3、图4所示。本发明实施例的具体流程包括如下步骤,
- [0033] 步骤1准备待分类纹理图像数据集,实现方式如下:
- [0034] 在执行之前需要准备好M张待分类纹理图像数据集D,将数据集D平均分成两个不重叠的子数据集,训练数据集 D_t 和测试数据集 D_v ,分别用于训练和交叉验证;所有数据集图像的大小为 $n \times n$ 像素。
- [0035] 步骤2构建局部二进制阈值学习网络,输入训练数据集 D_t 对局部二进制阈值学习网络进行训练,并通过Softmax分类器实现分类。
- [0036] 图3和图4网络结构中包括1个输入层、1个阈值编码层、2个卷积层、3个下采样层、1个全连接层和1个输出层,本发明的局部二进制阈值网络共有9层,每层的参数设置分别为:
- [0037] (1) 输入层:输入数据为 $n \times n$ 像素的纹理图像;
- [0038] (2) 阈值编码层:该层为局部二进制阈值编码层,学习对应编码系数(即阈值参数 w_i 或 w_i 和 w_{ci})后得到编码后的图像;
- [0039] (3) S1层:该层为下采样层,窗口尺寸为 2×2 ,滑动步长为1;
- [0040] (4) C1层:该层为卷积层,卷积核大小为 9×9 ,卷积深度为20;
- [0041] (5) S2层:该层为下采样层,窗口大小为 2×2 ,滑动步长为1;
- [0042] (6) C2层:该层为卷积层,卷积核大小为 5×5 ,卷积深度为50;
- [0043] (7) S3层:该层为下采样层,窗口大小为 2×2 ,滑动步长为1;
- [0044] (8) FC层:该层为全连接层;
- [0045] (9) 输出层:由10个欧氏径向基函数构成。
- [0046] 设置好网络结构后,通过误差敏感项的反向传播和随机梯度算法(具体实现为现有技术,本发明不予赘述)对网络进行训练,学习网络中的未知参数,未知参数包括网络中卷积核的系数,通过网络的反复迭代学习阈值参数,得到充分具有纹理结构信息的特征表达。
- [0047] 其中阈值编码层实现对待分类纹理图像的局部二进制阈值编码,从而提取图像的纹理结构信息,具体实现方式如下:

[0048] 本发明实施例中的局部二进制阈值编码有8通道和16通道两种实现方式,以 3×3 的局部图像块为例,对应的编码原理分别如图1和图2所示。

[0049] (1) 对于8通道阈值方式,其处理公式为

$$[0050] \quad y = \sum_{i=0}^7 \operatorname{sgn}(w_i x_i - c) \cdot 2^i \quad (1)$$

[0051] 式(1)中 c 为 3×3 图像块中间值, x_i 表示图像块周围的像素值, i 表示像素的索引号,取 $0 \sim 7$, w_i 为阈值参数, $\operatorname{sgn}(\cdot)$ 表示符号函数,即

$$[0052] \quad \operatorname{sgn}(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases} \quad (2)$$

[0053] 具体实现如图1所示,包括以下3个步骤:

[0054] 1) 设置8个 3×3 的卷积通道;

[0055] 2) 每个卷积核固定中心点参数为 -1 ,设置周围一个方位阈值参数为 w_i ,其余7个点则固定为 0 ;

[0056] 3) 8个卷积核通过式(1)与输入做内积处理并得到局部二进制阈值编码结果。

[0057] (2) 对于16通道,其编码公式为,

[0058]

$$[0059] \quad \begin{aligned} y &= \sum_{i=0}^7 \operatorname{sgn}(w_i x_i - w_{c_i} c) \cdot 2^i \\ &= \sum_{i=0}^7 \operatorname{sgn}(w_0 x_0 - w_{c_0} c) \cdot 2^0 + \operatorname{sgn}(w_1 x_1 - w_{c_1} c) \cdot 2^1 + \cdots + \operatorname{sgn}(w_7 x_7 - w_{c_7} c) \cdot 2^7 \end{aligned} \quad (3)$$

[0059] 式(3)中 c 为 3×3 图像块中间值, x_i 表示图像块周围的像素值, i 表示像素的索引号,取 $0 \sim 7$, w_i 和 w_{c_i} 为阈值参数;

[0060] 具体实现过程如图2所示,包括如下步骤:

[0061] 1) 设置16个 1×1 的卷积通道;

[0062] 2) 每个卷积核分别对应学习 w_0, w_1, \dots, w_7 以及 $w_{c_0}, w_{c_1}, \dots, w_{c_7}$ 16个阈值参数;

[0063] 3) 输入数据经过16通道处理后,得到局部二进制阈值编码结果。

[0064] 步骤3将测试数据集 D_v 输入到训练好的局部二进制阈值学习网络中,对训练结果进行验证。一般训练之后都能获得较高的精度,在极端情况下需再次训练。

[0065] 本文中所描述的具体实施例仅是对本发明精神作举例说明。本发明所属技术领域的技术人员可以对所描述的具体实施例做各种各样的修改或补充或采用类似的方式替代,但并不会偏离本发明的精神或者超越所附权利要求书所定义的范围。

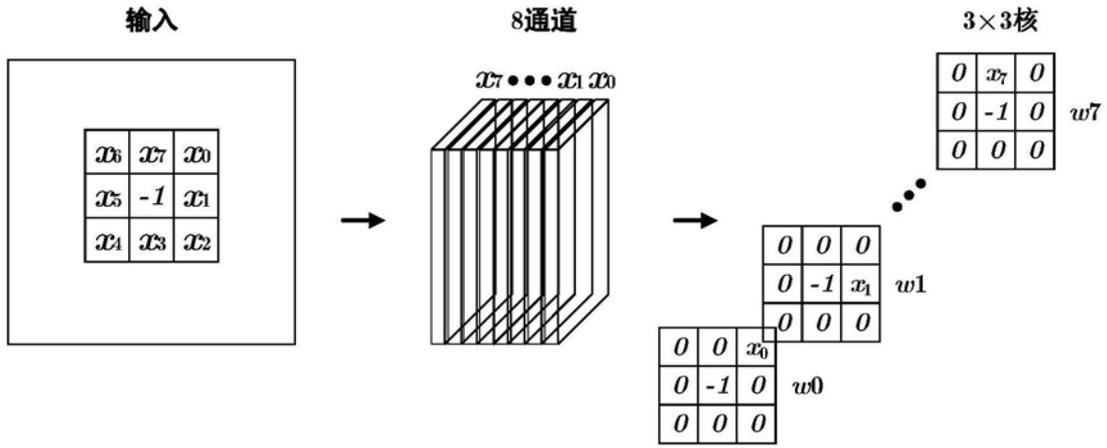


图1

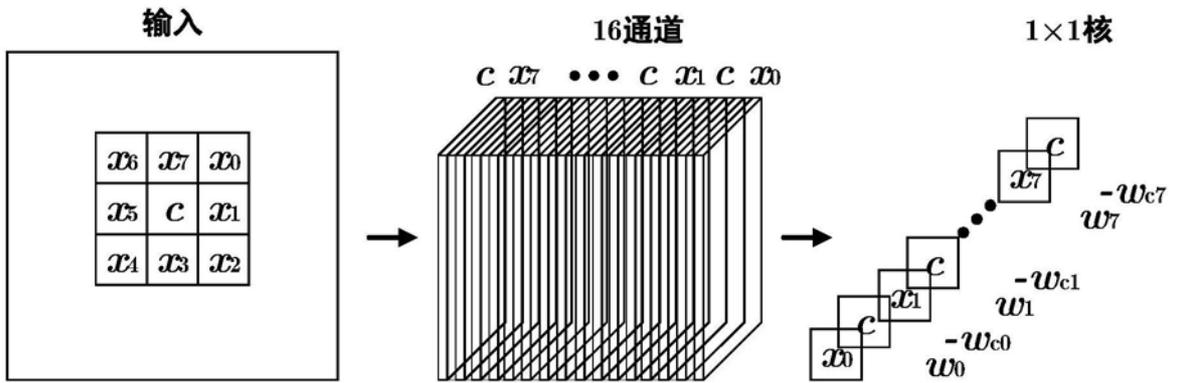


图2

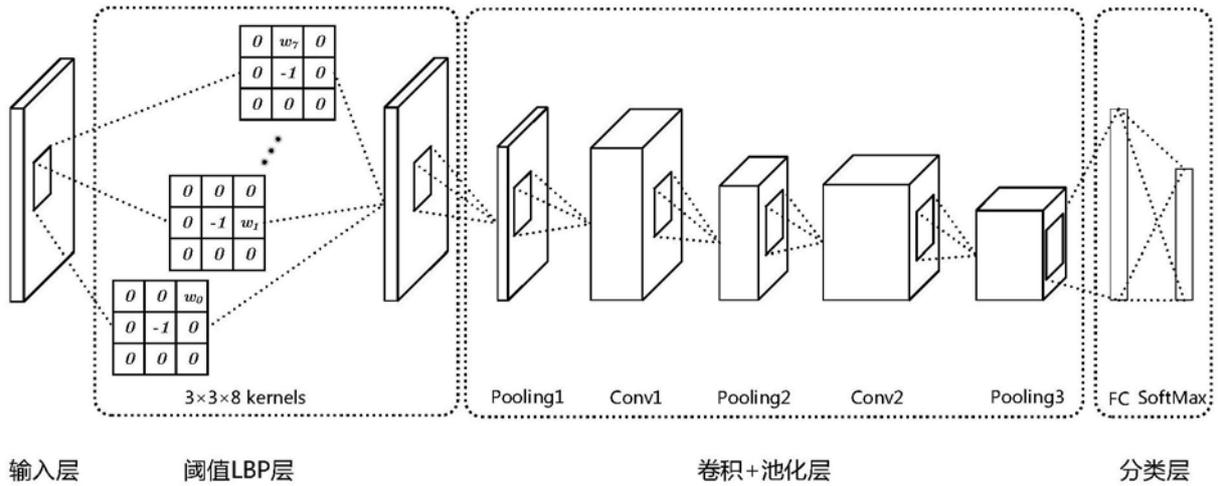


图3

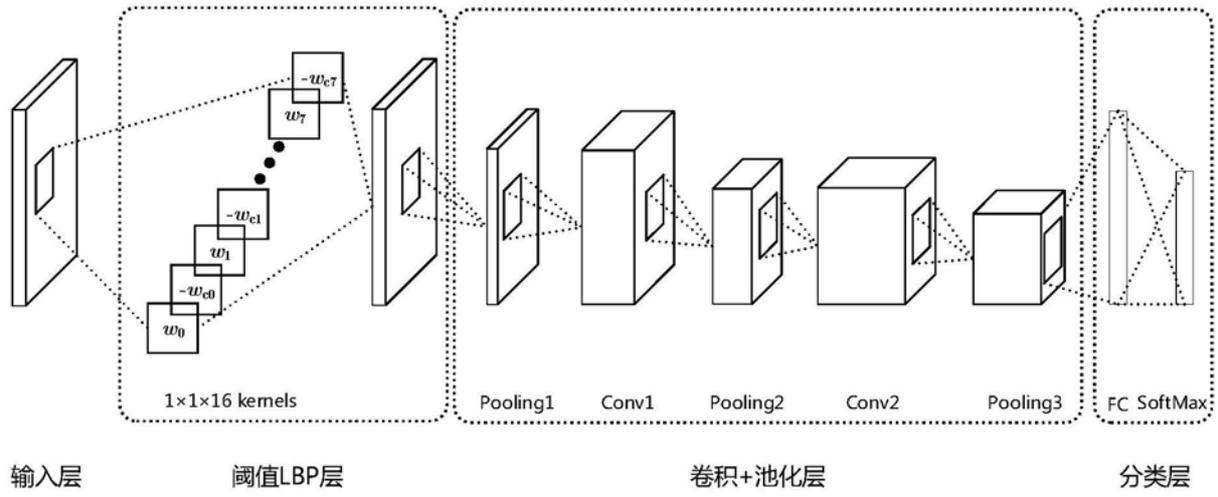


图4