



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108846349 A

(43)申请公布日 2018. 11. 20

(21)申请号 201810585279.2

(22)申请日 2018.06.08

(71)申请人 电子科技大学

地址 611731 四川省成都市高新区(西区)  
西源大道2006号

(72)发明人 屈鸿 张马路 张季伦 陈珊  
陈一 肖艳清

(74)专利代理机构 成都弘毅天承知识产权代理  
有限公司 51230

代理人 李龙

(51)Int. Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

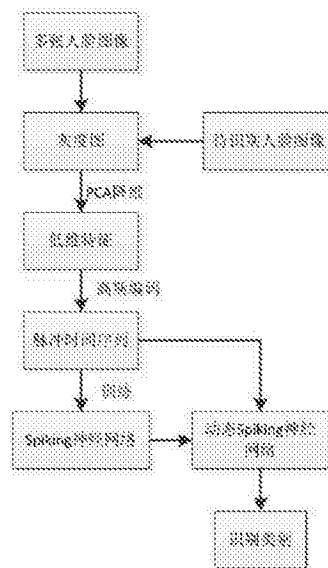
权利要求书1页 说明书4页 附图4页

(54)发明名称

一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法,涉及图像处理技术领域,本发明包括以下步骤:S1、将人脸图像转换为灰度像素,获得灰度图;S2、对灰度图进行特征提取,得到灰度图区域特征关联的低维特征;S3、将低维特征的特征强度转换为脉冲时间序列;S4、多张人脸图像对Spiking神经网络进行训练,得到动态Spiking神经网络;S5、将待识别人脸图像依次经过S1-S3处理后得到的脉冲时间序列输入至S4得到的动态Spiking神经网络中,根据调整权值与动态Spiking神经网络中已有的神经元的权值进行比较,权值最接近的神经元的类别便是待识别人脸图像的类别,本发明创造性地使用了动态Spiking神经网络,相较于传统的Spiking图像识别方法,显著提高了识别效率。



1. 一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、将人脸图像转换为灰度像素,获得灰度图;

S2、对灰度图进行特征提取,得到灰度图区域特征关联的低维特征;

S3、将低维特征的特征强度转换为脉冲时间序列;

S4、使用多张人脸图像对Spiking神经网络进行训练

将多张人脸图像依次经过S1-S3处理后,分别得到相对应的脉冲时间序列,根据每个脉冲时间序列中脉冲的精确时间来调整对应的初始权值,得到调整权值,然后进行权值学习,根据每张人脸图像的标签、调整权值以及Spiking神经网络中已有的神经元来共同判断是否增加新的神经元,当所有的人脸图像均输入到Spiking神经网络后,得到稳定的动态Spiking神经网络;

S5、对待识别人脸图像进行识别

将待识别人脸图像依次经过S1-S3处理后得到的脉冲时间序列输入至S4得到的动态Spiking神经网络中,根据输入的脉冲时间序列中脉冲的精确时间来调整初始权值,得到相应的调整权值,将该调整权值与动态Spiking神经网络中已有的神经元的权值进行比较,找出与该调整权值最接近的权值的神经元,该神经元的类别便是待识别人脸图像的类别。

2. 根据权利要求1所述的一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法,其特征在于:所述S2中,采用PCA降维的方法对灰度图进行特征提取。

3. 根据权利要求1所述的一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法,其特征在于:所述S3中,采用高斯编码的方法将低维特征的特征强度转换为脉冲时间序列。

4. 根据权利要求1所述的一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法,其特征在于:所述S4中基于精确时间的权值学习是用一个递减的函数来实现的,即最先到达的脉冲含有最多信息。

## 一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理技术领域,更具体的是涉及一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法。

### 背景技术

[0002] 人脸识别是在图形学、计算机科学与技术 and 模式识别等相关学科领域的基础上出现的一个新的研究方向,通过提取人类特征的方式对人类进行判别时,把人脸作为依据是最简洁的方式。虽然人脸识别技术从出现到现在只有几十年,但已经成为当下比较热门的研究课题之一。尤其是在人工智能时代,随着科学技术的快速发展和人们对于安全又智能生活的追求,对人脸识别技术的有效性、方便性、快捷性等方面的要求越来越高。

[0003] Spiking神经网络作为第三代神经网络,关注脉冲发放的时间,适合在芯片上实现。但是绝大部分监督或非监督用于脉冲神经网络的学习算法均具有固定结构,其中隐藏层和输出层的大小必须事先指定,并且以离线批处理模式训练,因此,这些方法只能应用于类或簇的数量已知的情况下;此外,这些方法不能应用于数据连续改变的问题,因为它们将需要重新训练旧的和新的数据样本。然而,生物神经网络因其连续学习和增量学习的能力而众所周知,这使他们能够持续适应不断变化的非稳定环境,因此,为了允许SNN(Spiking Neuron Networks,脉冲神经网络)与连续变化的环境交互,有必要使其结构和权重动态地适应新数据,此外,当学习新信息时,应避免灾难性干扰或遗忘。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的在于:为了解决现有技术对人脸识别高度依赖于样本的类别的问题,本发明提供一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法。

[0005] 本发明为了实现上述目的具体采用以下技术方案:

[0006] 一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法,包括以下步骤:

[0007] S1、将人脸图像转换为灰度像素,获得灰度图;

[0008] S2、对灰度图进行特征提取,得到灰度图区域特征关联的低维特征;

[0009] S3、将低维特征的特征强度转换为脉冲时间序列;

[0010] S4、使用多张人脸图像对Spiking神经网络进行训练

[0011] 将多张人脸图像依次经过S1-S3处理后,分别得到相对应的脉冲时间序列,根据每个脉冲时间序列中脉冲的精确时间来调整对应的初始权值,得到调整权值,然后进行权值学习,根据每张人脸图像的标签、调整权值以及Spiking神经网络中已有的神经元来共同判断是否增加新的神经元,当所有的人脸图像均输入到Spiking神经网络后,得到稳定的动态Spiking神经网络;

[0012] S5、对待识别人脸图像进行识别

[0013] 将待识别人脸图像依次经过S1-S3处理后得到的脉冲时间序列输入至S4得到的动态Spiking神经网络中,根据输入的脉冲时间序列中脉冲的精确时间来调整初始权值,得到

相应的调整权值,将该调整权值与动态Spiking神经网络中已有的神经元的权值进行比较,找出与该调整权值最接近的权值的神经元,该神经元的类别便是待识别人脸图像的类别。

[0014] 进一步的,所述S2中,利用PCA降维的方法对灰度图进行特征提取。

[0015] 进一步的,所述S3中,利用高斯编码的方法将低维特征的特征强度转换为脉冲时间序列。

[0016] 进一步的,所述S4中基于精确时间的权值学习是用一个递减的函数来实现的,即最先到达的脉冲含有最多信息。

[0017] 本发明的有益效果如下:

[0018] 1、本发明基于PCA降维的思想对待识别人脸图像的特征进行提取,然后再使用高斯编码的方法对所提取的特征进行编码,在编码后使用动态Spiking神经网络学习算法对编码后的特征序列进行学习,根据脉冲的精确时间调整输入的脉冲时间序列的初始突触权值,根据权值之间的相似性来动态增加或更新神经元,最终得到识别输出结果,创造性地使用了动态Spiking神经网络,相较于传统的Spiking图像识别方法,显著提高了识别效率。

[0019] 2、本发明根据脉冲的精确时间调整输入的脉冲时间序列的初始突触权值,提高了人脸图像识别的准确率。

[0020] 3、本发明采用相似度来比较权值,进一步提高了人脸图像识别的效率。

[0021] 4、本发明使用动态Spiking神经网络结构,根据输入的样本动态地增加神经元,对样本的标签不需要提前统计,降低了人脸识别方法对样本的依赖性。

## 附图说明

[0022] 图1是本发明的识别流程示意图。

[0023] 图2是本发明的整体网络结构示意图。

[0024] 图3是本发明动态Spiking神经网络的训练流程图。

[0025] 图4是ORL数据集样例图。

## 具体实施方式

[0026] 为了本技术领域的人员更好的理解本发明,下面结合附图和以下实施例对本发明作进一步详细描述。

[0027] 实施例1

[0028] 如图1至图4所示,本实施例提供一种基于动态Spiking神经网络的人脸识别方法,包括以下步骤:

[0029] S1、将人脸图像转换为灰度像素,获得灰度图;

[0030] S2、采用PCA降维的方法对灰度图进行特征提取,得到灰度图区域特征关联的低维特征,包括以下步骤:

[0031] S2.1、把一个N维列向量表示成 $x_i$ ,其中 $i=1,2,\dots,L$ ;

[0032] S2.2、计算L个样本向量的平均值 $\bar{x}_i$ ;

[0033] S2.3、计算协方差矩阵;

[0034] S2.4、非对角线元素是每个列向量元素之间的相关性,计算公式为:

$$[0035] \quad \text{cov} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (x_i - \bar{x}_i)(x_i - \bar{x}_i)^T$$

[0036] S2.5、对协方差矩阵做特征分解,得到若干特征值;

[0037] S2.6、对若干特征值从大到小进行排序,取前r个特征值对应的特征向量得到投影矩阵;

[0038] S2.7、用投影矩阵计算得到新的低维向量,即低维特征;

[0039] S3、采用高斯编码的方法将第一层神经元的特征强度转换为脉冲时间序列,具体为:

[0040] 假设S2.7得到的低维向量具有有m维特征  $(x_1, x_2, \dots, x_m)$ , 经过群编码后得到m\*p个脉冲时间,首先计算第i个特征在第j个接受域的均值  $u_i^j$  和标准差  $\sigma_i^j$ , 具体公式为:

$$[0041] \quad u_i^j = I_{\min}^i + \frac{(2j-3)(I_{\max}^i - I_{\min}^i)}{2(p-2)}$$

$$[0042] \quad \sigma_i^j = \frac{1}{\beta} \frac{(I_{\max}^i - I_{\min}^i)}{(p-2)}$$

[0043] 其中,  $I_{\min}^i$  和  $I_{\max}^i$  分别是第i个特征的最小值和最大值;  $\beta$  是一个参数,通过影响标准差来影响高斯接受域的覆盖范围,通过均值  $u_i^j$  和标准差  $\sigma_i^j$  得到高斯函数  $\varphi_i^j$  计算公式为:

$$[0044] \quad \varphi_i^j = \exp\left(-\frac{(x_i - u_i^j)^2}{2(\sigma_i^j)^2}\right)$$

[0045] 利用高斯函数  $\varphi_i^j$  的结果,得到脉冲时间序列  $t_i^j$ , 即得到每一个输入神经元的脉冲时间,计算公式为:

$$[0046] \quad t_i^j = \begin{cases} [T(1 - \varphi_i^j)] & \varphi_i^j \neq 0 \\ -0.01 & \varphi_i^j = 0 \end{cases}$$

[0047] S4、使用多张人脸图像对Spiking神经网络进行训练,

[0048] 在ORL人脸数据集中选取多张人脸图像依次经过S1-S3处理后,分别得到相对应的脉冲时间序列,根据每个脉冲时间序列中脉冲的精确时间来调整对应的初始权值,使用多种策略进行分类,当所有的人脸图像均输入到Spiking神经网络后,得到稳定的动态Spiking神经网络;

[0049] S4.1、初始权值微调策略:

[0050] 一个独立的输出层神经元代表了一个输入模式,对于每一个输入样本,输出层将会创建一个新的神经元,并且该神经元与编码层的权值学习是用一个递减的函数来表示的,计算公式为:

$$[0051] \quad w_{ij} = w_0 + \gamma \exp(-t_i/\tau)$$

[0052] 其中,  $w_{ij}$  是输入层神经元i和输出层神经元j之间的突触权重,  $w_0$  是初始权值,  $t_i$  是输入层脉冲的精确时间,从而替代脉冲的次序,  $\tau$  是时间常数;

[0053] S4.2、神经元调整策略:

[0054] 在训练阶段,训练输入样本将逐个呈现给Spiking神经网络,然后将存储在

Spiking神经网络中的信息与输入样本所携带的信息进行比较,这些信息表示输入特征与样本类别标签之间的函数关系,该算法使每个样本选择一种学习策略:

[0055] S4.2.1、添加神经元策略:当网络中的信息与输入样本所携带的信息之间的差异相对较大时,输出层中的新神经元被添加以记录新信息;

[0056] S4.2.2、合并神经元策略:当输入样本的信息与存储在网络中已有神经元中的信息充分相似时,新神经元将与最相似的神经元合并,训练的输出神经元表示时空尖峰模式的聚类,根据神经元之间的相似性合并神经元并预测类别标签使得实现足够快的学习成为可能,同时为权向量提供精确的时间使得算法足够有效,合并的神经元需要更新权值,将进来的权值添加到原有权值的基础上,得到新的权值;

[0057] S5、对待识别人脸图像进行识别

[0058] 在ORL人脸数据集中选选择一张人脸图像作为待识别人脸图像,将待识别人脸图像依次经过S1-S3处理后得到的脉冲时间序列输入至S4得到的动态Spiking神经网络中,根据输入的脉冲时间序列中脉冲的精确时间来调整初始权值,得到相应的调整权值,将该调整权值与动态Spiking神经网络中已有的神经元的权值进行比较,找出与该调整权值最接近的权值的神经元,该神经元的类别便是待识别人脸图像的类别。

[0059] 以上所述,仅为本发明的较佳实施例,并不用以限制本发明,本发明的专利保护范围以权利要求书为准,凡是运用本发明的说明书及附图内容所作的等同结构变化,同理均应包含在本发明的保护范围内。

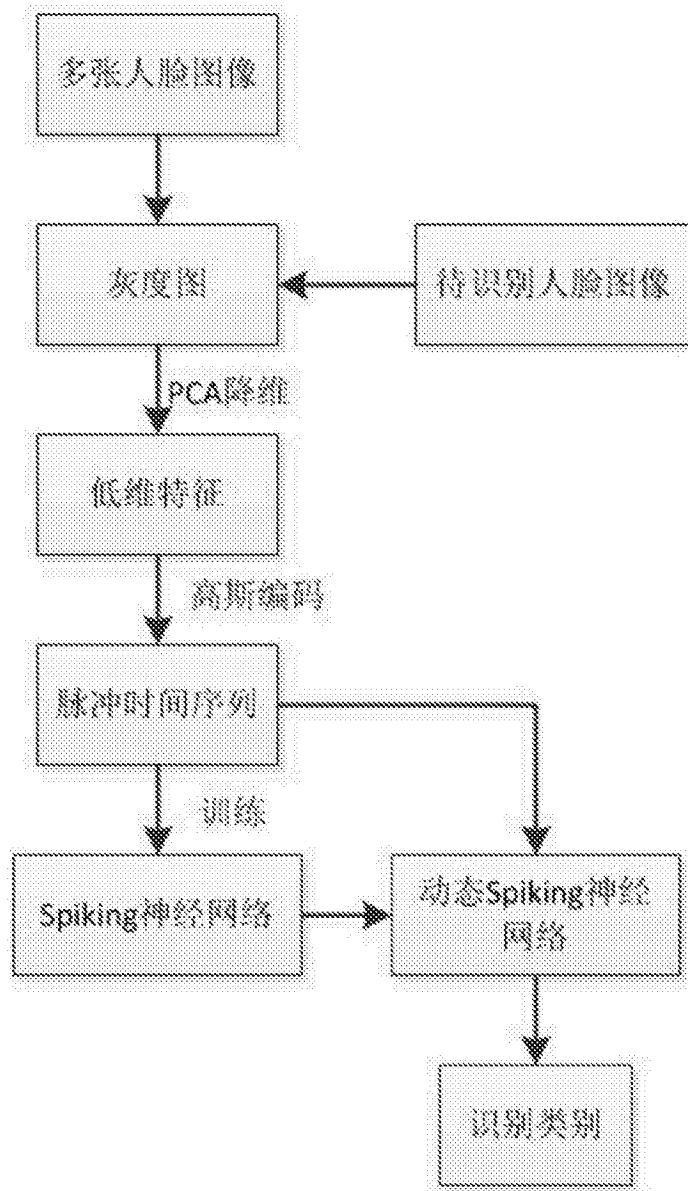


图1

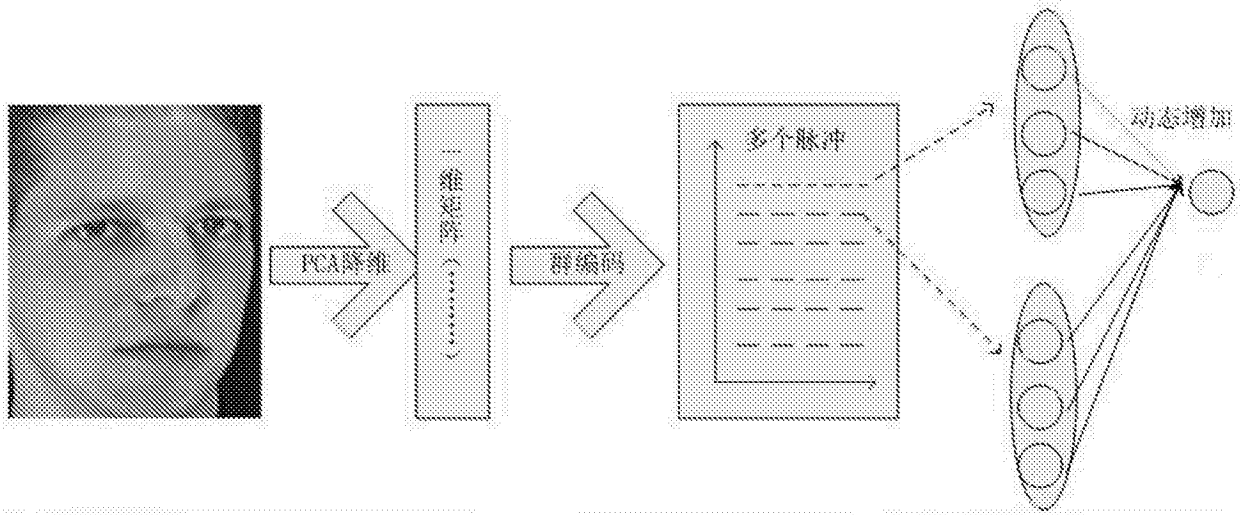


图2



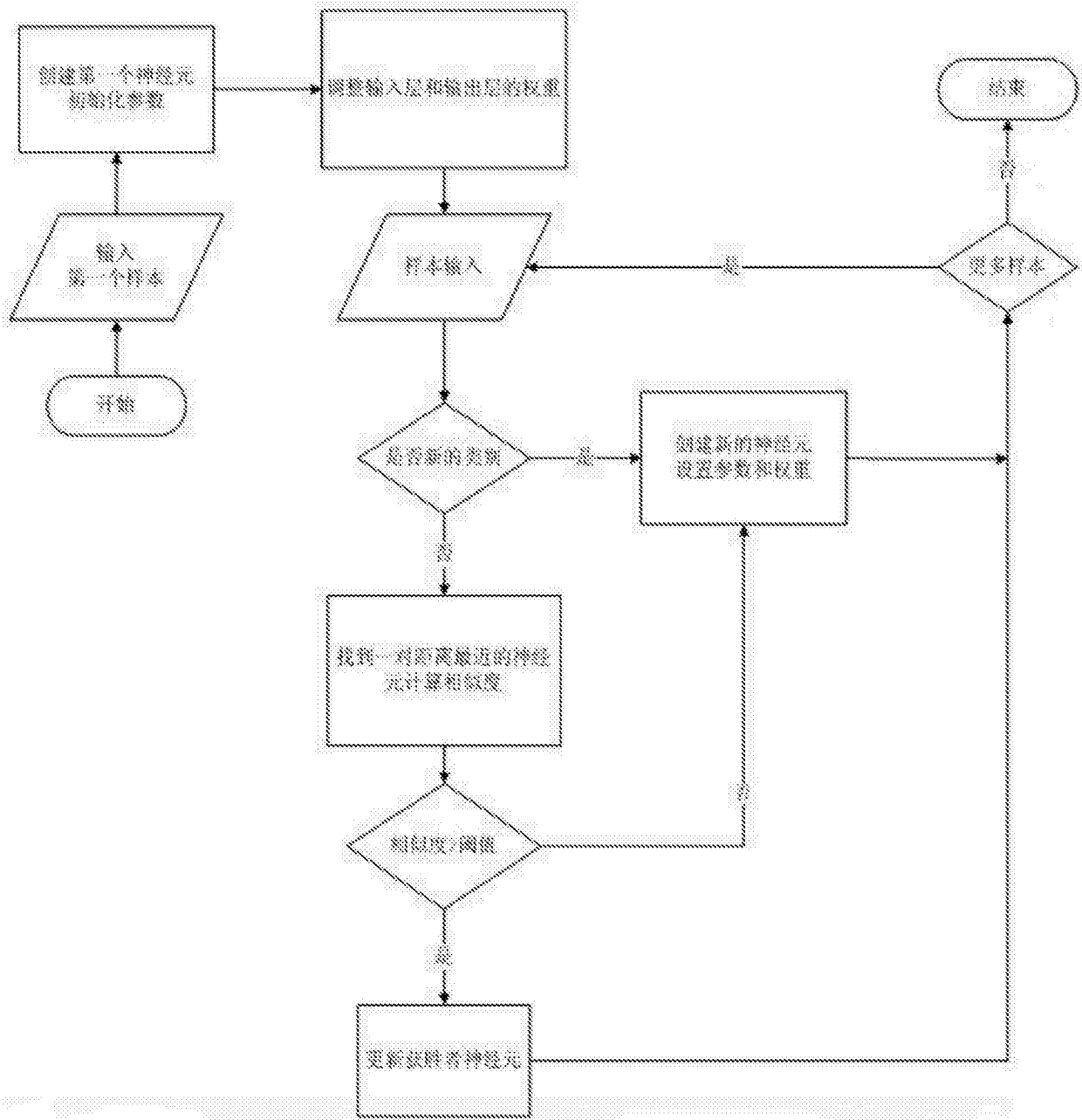


图3



图4