**奖励调制下的群集递归神经网络分类方法**

**技术领域**

本发明通过受生物大脑启发提出一种基于神经元簇的分类算法设计方法，涉及神经网络及强化学习等技术领域。

**技术背景**

人工智能领域的许多问题最终需要进行分类计算，最典型的就是图像识别。传统的分类算法有感知机、支持向量机和决策树等。这些算法都可以看作是监督学习，即通过给定输入数据及其对应的标签，利用求解给定的优化目标函数来寻找最佳分类面。此外，多层感知机即深度神经网络也可用于实现数据分类。通过设定优化目标函数，利用误差反向传播算法来调整深度神经网络的参数，以达到利用该网络进行分类的目的。然而，误差反向传播算法需要计算复杂的函数梯度，并将误差的梯度值逐层传递，这一计算的复杂性导致很难在生物大脑中实现误差反向传播算法。因此，支持向量机和深度神经网络这类通过监督学习来实现分类的方法被认为不具备生理学意义下的可行性，也就是说生物大脑可能采用了不同于监督学习的方法来实现分类计算。

一类通过奖励信号来实现分类的强化学习算法，被认为更具有生理学意义下的可行性，其主要的原因包括以下两个方面。第一个原因是强化学习不需要分类结果，而只需要分类结果是正确或者错误的反馈信号（以下简称奖励）。第二个原因是神经生理学的实验结果表明，奖励信号与中脑多巴胺神经元密切相关。尽管强化学习已经能成功的用于解决诸如围棋等复杂的决策任务，然而这类强化学习算法往往只专注于解决具体的工程问题，都会忽略其生理学意义下的可行性。

因此，本发明根据神经科学的最新研究成果，提出一个能应用强化学习算法进行分类的群集递归神经网络。该群集递归神经网络的结构包括若干簇，每一个簇由彼此递归联结的神经元构成，簇内神经元按胜者独享的方式进行计算。此外，通过基于奖励信号调制突触的学习算法来组合不同簇之间神经元的表达方式，从而实现分类计算。网络结构和学习算法不仅具备计算和实现简单的特点，还具备生理学意义下的可行性。通过在手写数字识别数据集对该方法的测试结果表明，该方法具有计算简单，分类结果好的优点。

**发明内容**

通过构建基于神经元簇的群集递归神经网络，将低维度的输入数据映射到高维的空间中，然后在高维空间经由胜者独享的方式来提取特征。本发明提出了基于神经元簇进行特征提取的方法，并通过基于奖励信号调制的学习算法完成分类任务。

本发明解决其技术问题采用的技术方案是：

1.一种基于神经元簇的群集递归神经网络，其特点在于构建具有神经元簇的高维中间层，并且使用具有稀疏表达的矩阵讲输入层和输出层相连。包括以下步骤：

1.1将待识别数据集按照标签分为训练集与测试集，预处理后转化为包含个神经元的一维列向量作为输入层。

1.2构建低维输入层和包含个神经元的中间层之间的稀疏连接矩阵，将图片的低维特征向量映射到高维空间。该矩阵设置稀疏密度，该值表示矩阵中非零元素的分布密度。该矩阵的非零元素初始值是介于之间平均分布的随机值。代表输入层神经元和中间层神经元的连接强度。因而可得维连接矩阵：

1.3构建中间层，该层包含大量的神经元簇。在生物体大脑的决策环节中，并非每个神经元所占的地位都是相同的，因而本发明定义了神经元簇的概念来作为高维中间层的特征提取与筛选方式。层将所有神经元划分成若干个大小相同的组。虽然每个簇的大小相同，但是每个簇所包含的神经元是从所有的神经元中随机挑选而生成。一旦确定了某个神经元的所属组之后，该神经元则不再被选择。假设中间层有*n*个神经元，将神经元簇设定为：

当中间层的神经元被划分成神经元簇之后，选择每个簇中输出值最大的神经作为该簇的特征表达，即每个簇中值最大的元素来代表该簇的特征：

将中间层向量重新赋值，如果当前神经元作为中间层的特征，则将该神经元激活，否则抑制该神经元：

1.4使用稀疏矩阵将高维中间层和低维输出层连接起来。随机值初始化一个矩阵，通过阈值过滤的方式，即若矩阵中的值大于某个设定的阈值，则认为，该值代表的神经元与输出之间是存在连接关系的。阈值根据具体分类问题而定。即可得维稀疏连接矩阵：

2.一种利用奖励信号调制进行分类决策和调整模型权重的算法，包括以下步骤：

2.1在获得模型的判断结果后，需要根据模型所做出的预测分类与该数据真实的类别标签进行对比，使用预测结果对模型进行调参。具体算法如下：

2.1.1以二分类情况为例，根据类别标签（代表类别标签的所在列为1，其余列为0）与判断结果相乘获得奖励，即：

2.1.2在最终的决策向量中，使用sigmoid函数来衡量不同输出之间的差值。该差值用值表示。该值衡量输出结果之间的差别程度，当的差别程度很大时，值则会较小，即认为模型偏向判断清晰；但当的差别程度很小时，值则会很大，认为模型判断偏向模糊。P值的具体计算方式如下：

2.1.3根据值与值，对中间层与输出层的稀疏连接矩阵（以二分类情况为例）调整权重。其中为学习率，为中间层列向量的转置。具体如下：

a)当模型预测的结果为，且时，则认为模型做出了正确的预测，此时根据值来增强输出与簇特征的连接强度。代表与中间层神经元的稀疏连接。当模型预测的结果为，但时，即认为模型做出了错误的预测，则需要根据值来减少输出与簇特征之间的连接，即：

b)当模型预测的结果为，且时，则认为模型做出了正确的预测根据值来增强输出与簇特征之间的连接。其中代表与中间层神经元的稀疏连接。当模型预测的结果为，且时，则认为模型做出了错误的预测，需要减弱输出与所有簇特征之间的连接，即：

为了保持突触强度值的一致性，需要对权重矩阵重新进行如下计算：若矩阵中的某个值大于阈值，则认为该连接存在应赋值为，否则应认为该连接不存在应赋值为。阈值视具体情况而定，即得到更新后的矩阵：

2.2按照上述的方法在读入一定量的训练集之后通过判断模型预测的正确与否来调节输出层与中间层神经元簇特征之间连接的强弱程度。在多次迭代训练之后，使用测试集中的图片来判断模型的预测准确率是否已经达到了较高的水平，当准确率达到理想水平时，则说明模型已经收敛。最后将成熟的神经网络权重保存下来。

本发明利用神经网络及强化学习等技术，提出一种基于神经元簇的分类算法，该算法可用于数据分类任务。该算法主要分成三步：首先，将待识别数据集按照标签分为训练集与测试集，并形成输入向量；其次，构建一个基于神经元簇的群集递归神经网络用于形成具有稀疏表达的特征向量，簇内神经元经过胜者独享而只有一个神经元具有活性；然后，利用基于奖励信号调制的算法调整特征向量与输出向量之间的权重，从而形成成熟的分类器。

本发明的益处为：神经元簇分类器具有构造简单，分类结果好，计算便捷且易于在硬件上实现的特点。

**附图说明**

图 1 为基于神经元簇的群集递归神经网络结构示意图；

图 2 为图片预处理示意图；

图 3 为基于神经元簇的群集递归神经网络训练流程示意图；

图 4 为基于神经元簇的群集递归神经网络测试流程示意图；

图 5 为训练时不同迭代次数对神经网络准确率的影响示意图；

图 6 为中间层神经元簇个数对神经网络准确率的影响示意图；

图 7 为中间层神经元簇包含的神经元个数对神经网络准确率的影响示意图。

**具体实施方式**

本发明基于神经元簇的分类算法理论上可应用于一般的分类任务。以下由特定的具体实施例说明本发明的实施方式，具备该技术的人士可按本说明书复现本发明所提出的方法。以手写数字识别为例，结合附图对本发明作进一步描述。

图1为本发明设计的基于神经元簇的群集递归神经网络结构，图2是本发明以手写字体为例对数据预处理的示意图，图3是本发明所设计的群集递归神经网络训练流程图。下面将阐述具体的训练流程：

1)首先进行数据的预处理，如图3标号11所示的操作。以手写字体为例，具体的数据预处理操作，如图2所示。将输入的图片数据最终转化为一维特征向量。

1.1)在本例中将手写识别数字数据集MNIST从二进制格式转换成PNG格式的图片。将它们按照训练集或测试集进行划分，并且根据相应的数字标签进行分类放入对应的文件夹中备用。将每张图片处理成灰度图，最后转化成二维矩阵作为输入层。如图2标号6所示，将输入数字图片转化为灰度图作为输入矩阵。

1.2)如图2标号7所示，使用Gabor滤波器对二维图片矩阵进行特征提取。将输入矩阵缩放成8个不同大小的矩阵，代表8张缩放比例的图片。将相邻缩放比例的两张图片编成一组，最终生成4组。本发明一共采用了8个方向的Gabor滤波器进行滤波操作（，，，，，，和）。为整个滤波器的方差，它决定了滤波器影响的宽度。为波长，直接影响滤波尺度。为空间纵横比，决定滤波器形状。使用图3标号7所示的滤波操作，将输入层图片转化为S1层特征矩阵。滤波器的构筑公式如下：

1.3)如图2标号8所示，对S1层中输出的每组中相同方向矩阵做最大池化操作，形成C1层特征矩阵。

1.4)如图2标号9所示，使用层和相同缩放比例的原图之间的欧式距离做径向基滤波的操作，然后形成S2特征矩阵。

1.5)如图2标号10所示，对层每个特征矩阵取其中的全局最大值，并将这些最大值组成一个新的列向量作为该层的输出值，将该层定义为C2层特征矩阵。

2)构建群集递归神经网络，如图1所示。群集递归神经网络构建的核心是稀疏连接矩阵的构建：

2.1)如图1标号1所示，将上一步预处理之后的一维向量命名为作为输入层。

2.2)构建低维输入层和包含个神经元的中间层之间的稀疏连接矩阵，将图片的低维特征向量映射到高维空间。该矩阵设置稀疏密度。因而可得维连接矩阵（图1标号2所示的连接）：

2.3)构建中间层。层将所有神经元划分成若干个大小相同的组，如图1标号3所示。假设中间层有*n*个神经元，将神经元簇设定为，其中的神经元从*n*个神经元中随机选取：

当中间层的神经元被划分成神经元簇之后，选择每个簇中输出值最大的神经作为该簇的特征表达，即每个簇中值最大的元素来代表该簇的特征：

将中间层向量重新赋值，如果当前神经元作为中间层的特征，则将该神经元激活，否则抑制该神经元：

2.4)使用稀疏矩阵（图1标号4）将高维中间层和低维输出层（图1标号5）连接起来。随机值初始化一个矩阵，通过阈值过滤的方式，即若矩阵中的值大于某个设定的阈值，则认为，该值代表的神经元与输出之间是存在连接关系的。本发明中阈值设为0.8，即可得维稀疏连接矩阵：

3)初始化神经网络参数（图3标号13）。配置超参数，模型调优后具体数值设置如下表所示。

|  |  |
| --- | --- |
| 超参数名 | 数值 |
| 学习率 | 0.5 |
| 训练迭代次数 | 500 |
| 输入图片大小 |  |
| 预处理层神经元个数 | 2560 |
| 中间层神经元个数 | 100000 |
| 每簇包含神经元个数 | 10 |
| 稀疏矩阵筛选阈值 | 0.8 |

4)导入训练数据（图3标号13）开始训练神经网络。将预处理之后的特征向量输入到神经网络中，神经网络经过计算得出预测结果。

5)若神经网络的预测准确度到达一定高度或者循环训练的迭代次数到达预设的目标则停止训练，并将训练得出的连接权重矩阵和保存在本地（图3标号15）。若以上条件都没有达到则利用奖励调制算法调整神经网络中间层和输出层的连接权重矩阵（图3标号14）。具体的调整方式如下：

5.1)一共有10个数字，所以该分类任务有10个类别，根据类别标签与判断结果相乘获得奖励，即：

5.2)在最终的决策向量中，使用sigmoid函数来衡量不同输出之间的差值。该差值用值表示。该值衡量输出结果之间的差别程度，当的差别程度很大时，值则会较小，即认为模型偏向判断清晰；但当的差别程度很小时，值则会很大，认为模型判断偏向模糊。P值的具体计算方式如下：

5.3)根据值与值，对中间层与输出层的稀疏连接矩阵调整权重。其中为学习率，为中间层列向量的转置。具体如下：

5.3.1)当模型预测的结果为，且时，则认为模型做出了正确的预测，此时根据值来增强输出与簇特征的连接强度。代表与中间层神经元的稀疏连接。当模型预测的结果为，但时，即认为模型做出了错误的预测，则需要根据值来减少输出与簇特征之间的连接，即：

5.3.2)当模型预测的结果为，且时，则认为模型做出了正确的预测根据值来增强输出与簇特征之间的连接。其中代表与中间层神经元的稀疏连接。当模型预测的结果为，且时，则认为模型做出了错误的预测，需要减弱输出与所有簇特征之间的连接，即：

为了保持突触强度值的一致性，需要对权重矩阵重新进行如下计算：若矩阵中的某个值大于阈值，则认为该连接存在应赋值为，否则应认为该连接不存在应赋值为。阈值视具体情况而定，即得到更新后的矩阵：

当群集递归神经网络训练结束之后，在本地会保存训练时的超参数配置和神经网络权重矩阵，以便于测试神经网络预测准确率时加载和构建神经网络。基于神经元簇的群集递归神经网络测试流程如图4所示，具体的测试流程如下：

1. 将输入图片用训练时的预处理方法进行预处理形成特征向量（图4标号16）
2. 从本地加载训练时保存的连接权重矩阵和搭建集群神经网络，搭建方式与训练时一致，只是连接权重矩阵使用加载的和替代（图4标号17）。
3. 从本地加载训练时保存的神经网络超参数，将神经网络的初始超参数替换为训练时的超参数（图4标号18）。
4. 将特征向量导入神经网络开始测试（图4标号19）并输出准确率（图4标号20）

不同神经网络的超参数配置会导致模型有不同的准确率。当簇的个数和每个簇所含的神经元个数相同但训练轮数不同时，模型的效果如图5所示；当训练次数、簇的个数相同，但簇所包含的中间层神经元的簇个数不同时，模型的效果如图6所示；当训练次数、每个簇所包含的神经元个数相同，但簇所包含的神经元个数不同时，模型的效果如图7所示。