**奖励调制下的群集递归神经网络分类方法**

**应用群集递归神经网络实现分类的方法**

**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稀疏神经网络，将低维度的输入数据（数字图片）映射到高维的空间中，然后在高维空间经由胜者独享的计算来提取特征。本发明提出了基于神经元簇进行特征提取的方法，并通过简单强化学习完成分类计算的方法。

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把低维特征向量向高维空间映射的方法，其特征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与输入层和输出层相连。包括以下步骤：
2. 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。
3. 构建低维输入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。因而可得维矩阵：
4. 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。假设有*n*个神经元，神经元簇*i*定义为，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代表，即每个簇中值最大的元素来代表该簇的特征：

根据胜者独享的原理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，其他神经元则处于静息态，即其活性为0：

1. 使用稀疏矩阵将高维中间层和低维输出层连接起来。中的元素是一个二值变量，即要么设为0要么设为1。二值化的过程是当元素值大于某个设定的阈值，该值代表的神经元与输出之间是存在连接，其连接权重值为1：
2. 一种利用强化学习进行分类决策和调整模型权重的算法，包括以下步骤：
3. 在获得模型的判断结果后，需要根据模型所做出的判断与该图像真实的标签进行对比，从而判断正确与否来对模型进行调参。具体算法如下：
   1. 以二分类情况为例，根据图像标签（代表图像标签的所在列为1，其余列为0）与判断结果相乘获得奖励，即：
   2. 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：
   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：
4. 当模型判断的结果为，且时，则认为模型做出了正确的判断，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。当模型判断的结果为，但时，即认为模型做出了错误的判断，则需要根据值来减少输出与簇特征之间的连接，即：
5. 当模型判断的结果为，且时，则认为模型做出了正确的判断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。当模型判断的结果为，且时，则认为模型做出了错误的判断，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：

1. 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。

本发明利用胜者独享、强化学习、神经网络等技术，提出一种基于神经元簇的分类算法，该算法可用于手写数字的自动识别。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，利用强化学习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，计算便捷且易于在硬件上实现的特点。

**附图说明**

图 1 为基于神经元簇的稀疏神经网络结构示意图；

图 2 为基于神经元簇的稀疏神经网络训练流程示意图；

图 3 为图片预处理示意图；

图 4 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 5 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 6 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问题。以手写数字识别为例，下面结合附图对本发明作进一步描述：

1. 数据预处理，如图3所示。
2. 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区分，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。
3. 构建层，该层模拟的是简单皮质细胞感受野。Gabor滤波器对简单皮质细胞感受野有着良好的建模能力。将原输入矩阵缩放成8个不同大小的矩阵，代表8张缩放比例的图片，并将缩放后的矩阵保存下来供层使用。将相邻缩放比例的两张图片编成一组，最终生成4组。然后使用不同方向Gabor滤波对每个矩阵做滤波操作。Gabor滤波器的构筑方法如下所示：

其中为Gabor滤波器的方向，本发明一共采用了8个方向的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。当时，滤波器为圆形，本发明取。

1. 构建层，该层模拟的是复杂皮质细胞的感受野，该层主要用来降维并且扩大感受野。复杂细胞感受野是简单细胞的两倍，可以对感受区内的方向条或者边缘做出反应。复杂细胞对位置和大小的耐受性比简单细胞更高。该层对S1层中输出的每组中相同方向矩阵做最大池化操作。本发明中层和层具体的编组信息和参数设置如下表所示：

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 组号 | 层 | | | 层 |
| Gabor滤波器大小 |  |  | 池化核大小 |
| 1 |  |  |  |  |
| 2 |  |  |  |  |
| 3 |  |  |  |  |
| 4 |  |  |  |  |

1. 构建层，该层主要衡量层和相同缩放比例的原图的匹配程度。使用层和相同缩放比例的原图之间的欧式距离做类似径向基滤波的操作，然后形成新的矩阵。具体的公式如下：

其中为超参数，本发明取。为层输出的其中一张图片矩阵，为已经存储的相同缩放比例的原图矩阵。该值越大代表匹配程度越高。

1. 构建层，该层需要抛弃层中匹配程度低的特征值，选取匹配程度最高的特征值。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。将该层输出向量标记为保存下来。
2. 初始化神经网络参数。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4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5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6所示。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 |

1. 构建具有稀疏表达的神经网络，如图1所示。稀疏表达神经网络构建的核心是稀疏连接矩阵的构建：
2. 低维输入层与高维中间层之间的映射。本例中需保证中间层所包含的神经元总数应远大于预处理层的维度。然后，构建预处理层与中间层之间的随机矩阵连接。设置该矩阵的稀疏度，根据矩阵的稀疏度来设置随机值。

在中间层每个神经元簇中，各神经元采用胜者独享的方式相互竞争。通过筛选出每个簇中值最大的元素(图1中间层中红色的点)作为中间层的簇特征参与到最终输出的决策当中。

1. 构建高维中间层和低维输出层之间的具有稀疏表达的二维矩阵。按照中间层的神经元个数与输出的大小构建中间层与输出层之间的随机连接矩阵。随后，根据设定的筛选阈值来重置该矩阵的连接。当矩阵中的元素大于所设定的阈值时，则认为该连接成立；当其中的元素小于所设定的阈值时，则认为该连接不成立。
2. 导入训练数据。从被预处理过的训练集中读取对应标签的样本，并且将图片转换成向量输入到模型中，最后得到模型的判断结果。
3. 训练模型并且调整模型权重。在本例的二分类问题中，根据两个输出之间的差值大小的归一化值来作为强化或削弱连接的系数。在训练过程中，当模型的决策结果与实际结果相符时，则根据输出差值的系数来增强该正确输出与中间层中簇特征之间的连接；同理，当判断出错时根据该系数来削弱输出与簇特征之间的连接来提高模型识别的准确度。
4. 导入测试数据。在得到训练成熟的模型之后，将测试集图片转换成列向量输入到模型中，模型经过计算过后输出分类结果。