**一种基于局部竞争的簇群分类算法设计方法**

**技术领域**

本发明涉及图像识别、神经网络、强化学习等领域，提出一种基于神经元簇的分类算法设计方法。

**技术背景**

数字识别问题通常被用来判断一个人工神经网络模型是否有很好的泛化和鉴别能力。通过训练集训练，不断调整神经网络的权重后获得成熟的分类器模型，最后使用测试集来评估模型的识别准确率。该问题属于分类问题，输入是包含数字的图片，输出是数字的大小。

传统的图像识别方法大多是采用监督学习的方式训练神经网络，根据误差反向传播算法修改神经网络权值，优化神经网络的识别效果。传统的方法存在的缺陷在于：1.神经网络需要设置大量的权值导致分类器构造复杂；2.训练时间长，训练模型时需要较高的硬件支持。

为了解决传统人工神经网络中存在的痛点，学者们基于对果蝇嗅觉系统的研究提出了符合生物大脑结构的稀疏网络来解决这一问题。稀疏网络将输入的低维数据映射到高维空间，使得对于相似的输入有很好的泛化能力，并且对不同的输入又有很好的鉴别能力。

**发明内容**

通过模仿果蝇嗅觉的稀疏神经网络，将低维度的数字图片信息映射到高维度的空间中，将分类问题变为线性可分，然后通过处理高维度的信息进行数字分类。然而，如何决定高低维度之间的映射关系和如何高效处理高维度的信息，以及如何训练调整模型都是需要合理斟酌的。本发明提出了神经元簇分类算法来保证高维数据处理的高效性，并且在分类时引入强化学习进行决策。

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低维空间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，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，处理成二维向量。
3. 提取特征，包括以下过程：
4. 构建中间层M，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。神经元簇的概念则是将层的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层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。这样的过程模拟同种生物之间的大脑虽然拥有相似的结构，但是在不同的个体之间却存在细微的差别。假设共有n个大小相同的神经元簇，并且设定为：

当中间层的神经元被划分成神经元簇之后，选择每个簇中最突出的特征来作为该簇的特征，即每个簇中值最大的元素来代表该簇的特征：

1. 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：
2. 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。在该环节中，强化学习的方式是最符合生物体学习规律，也是非常适合该模型的结构的。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结果，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，P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，P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，具体如下：
3. 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P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，为中间层簇特征的值形成的列向量）即：
4. 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P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，因为判断结果与计算P值时的假设相反，所以改变的系数需要用来代替，且命名为,即：
6. 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：

在更新完输出层与神经元簇之间的连接过后，破坏了中间层与输出层之间连接矩阵的二维性。故需要对两者之间的连接矩阵进行更改，通过阈值过滤的方式，即若矩阵中的某个值大于阈值，则认为该连接存在应赋值为1，否则应认为该连接不存在应赋值为0，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，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 为稀疏神经网络结构示意图；

图 2 为基于稀疏编码的字符识别系统的流程示意图。（具体操作即为将流程更加详细）（预处理中是字符、图片的情况）；

图 3为图片数据预处理示意图；

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影响的示意图。

**具体实施方式**

下面结合附图对本发明作进一步描述。

一种基于稀疏编码的手写数字识别方法，包括以下步骤：

1. 数据预处理。在本例中将手写识别数字数据集MNIST从二进制的表现形式转换成PNG格式的图片，并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。一般情况下，在针对不同的数据集的情况下（如文字数据集等），均应该将其分作训练集和测试集两个部分，且应保存为容易被转换成向量的形式。
2. 初始化神经网络参数。（根据不同的设定，有不同的结果）通过设定输入元素的维数，训练和测试的轮数，中间层簇的个数以及簇可包含的神经元个数，筛选阈值等参数，来规定神经网络的大小等要求。不同的设定值使得模型有不同的表现。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）；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）；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）。
3. 构建稀疏神经网络(图1)。稀疏网络构建的核心是稀疏连接矩阵的构建：
   1. 低维输入层与高维中间层之间的映射。首先，确定输入元素的维度，在本例中，将28\*28大小的图片转化为784维的列向量作为输入元素，随后确定高维度中间层中的簇的个数和每个簇所包含的神经元个数，本例中需保证中间层所包含的神经元总数（中间层中簇的个数乘以每个簇所包含的神经元数）应远大于输入列向量的维度。随后，构建输入层与中间层之间的随机连接矩阵，并且设置该矩阵的稀疏度，保证矩阵的稀疏性。
   2. 构建高维中间层与低维输出层之间的二维稀疏矩阵。首先，如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，则认为该连接成立且将该值置为1；当其中的元素小于所设定的阈值时，则认为该连接不成立且将该值置为0。
   3. 筛选神经元簇特征，设定网络的决策过程。输入元素导入神经网络的过程，在本例中即为784维列向量与输入层和中间层之间稀疏矩阵相乘的过程。

在相乘后得到的以中间层神经元个数为维度的列向量中，按照设定的簇的个数以及每个簇中的所包含的神经元个数从列向量中随机选择，形成包含数量相同但位置不同的神经元的簇。（图1）

在每个神经元簇中，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中间层中的红点表示)作为中间层的簇特征参与到最终输出的决策当中。

最终的决策过程是中间层的簇特征与中间层和输出层之间的连接矩阵的乘积过程。在输出层的列向量中，值最大的元素所在下标即为模型决策的分类结果。

1. 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，并且将图片转换成列向量的形式输入到模型中，得到模型的判断结果。
2. 调整模型参数。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以保证调节的有效性。
3. 导入测试数据。在得到训练成熟的稀疏模型之后，将待测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。