



## (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110261329 A

(43)申请公布日 2019.09.20

(21)申请号 201910355357.4

(22)申请日 2019.04.29

(71)申请人 北京航空航天大学

地址 100191 北京市海淀区学院路37号

(72)发明人 李娜 赵慧洁 黄鑫辰 王明聪

(51)Int.Cl.

G01N 21/31(2006.01)

权利要求书2页 说明书5页

### (54)发明名称

一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法

### (57)摘要

一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法,包含以下步骤:(1)读入不同波段范围高光谱数据;(2)对图像进行最小噪声分离,进行数据降维;(3)计算步骤(2)得到的最小噪声分离结果中的像元的信息熵,并设置阈值,提取信息熵小的像元;(4)将步骤(3)提取到的像元根据像元位置对应到原图像,获取光谱特征参数,与光谱库中矿物光谱曲线的光谱特征参数进行比对并标记;(5)将标记好的样本输入学习器,训练学习器,得到各单一波段范围的矿物识别结果;(6)基于主体多数投票法融合各波段范围识别结果,完成全谱段矿物识别。该方法在识别区域先验信息较少的情况下能够获得较高的识别精度,并利用全谱段数据使得识别结果全面、准确。

1. 一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法,其特征在于:它包含以下步骤:

(1) 读入不同波段范围高光谱数据;

(2) 对图像进行最小噪声分离,进行数据降维;

(3) 计算步骤(2)得到的最小噪声分离的结果中像元的信息熵,并设置阈值,提取信息熵小的像元;

(4) 将步骤(3)提取到的像元根据像元位置对应到原图像,获取光谱特征参数,与光谱库中矿物光谱曲线的光谱特征参数进行比对并标记;

(5) 将标记好的样本输入学习器,训练学习器,得到各单一波段范围的矿物识别结果;

(6) 基于主体多数投票法融合各波段范围识别结果,完成全谱段矿物识别。

2. 根据权利要求1所述的一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法,其中步骤

(1) 读入不同波段范围高光谱数据:读入待处理的同一地区可见-短波红外-中波红外-长波红外全谱段高光谱数据。

3. 根据权利要求1所述的一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法,其中步骤

(2) 对图像进行最小噪声分离,进行数据降维:进行最小噪声分离是用于判定图像数据内在的维数,分离数据中的噪声,减少随后处理中的计算需求量:第一步,利用高通滤波器模板对整幅影像或具有同一性质的影像数据块进行滤波处理,得到噪声协方差矩阵,将原始影像投影到新的空间,产生的变换数据中的噪声具有单位方差,且波段间不相关;第二步,对噪声数据进行标准主成分变换,得到降维后的结果,达到数据降维的目的。

4. 根据权利要求1所述的一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法,其中步骤

(3) 计算步骤(2)得到的最小噪声分离结果中的像元的信息熵,并设置阈值,提取信息熵小的像元:计算高光谱数据的均值与方差,从而计算像元的信息熵,信息熵越小,代表像元越纯净,提取信息熵小于阈值的像元;

此时像元概率密度函数计算公式如下:

$$p(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

其中 $p(x_i)$  像元的概率密度数; $x_i$ 为像元在第 $i$ 个波段的灰度值; $\mu$ 和 $\sigma$ 分别为单个像元在整个波段范围值得均值和方差; $\exp$ 为以自然常数 $e$ 为底的指数函数;得到概率密度后由如下公式计算各个像元的信息熵:

$$H = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i)$$

其中 $H$ 表示像元信息熵,信息熵大小表示像元包含信息量,对计算结果进行排序,将信息较小的纯净像元选择出来进行后续标注。

5. 根据权利要求1所述的一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法,其中步骤

(4) 将步骤(3)提取到的像元对应到原图像,获取光谱特征参数,与光谱库中矿物光谱曲线的光谱特征参数进行比对并标记:提取的光谱特征包括吸收波谷位置(P)、吸收宽度(W)、吸收对称度(S)、深度(H);各光谱吸收特征参数均使用包络线去除后的光谱进行计算;吸收波谷位置P是吸收谱带反射率最低处的波长;吸收宽度W定义为吸收深度一半处的光谱带宽:

$$W = \lambda_2 - \lambda_1$$

其中 $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 分别为左右吸收深度一半处对应波长;吸收对称度S指过吸收波谷位置垂线左右两部分的对称程度,可用左(右)吸收深度一半处对应波长距谷底的波长宽度与吸收宽度之比表示:

$$S = (\lambda_1 - P) / W$$

计算提取出的像元的光谱特征参数,与光谱库中矿物的光谱特征参数比对,以欧氏距离测度计算相似性,与光谱库中某类矿物相似度高,进行样本标注。

6. 根据权利要求1所述的一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法,其中步骤(5)将标记好的样本输入学习器,训练学习器,得到各单一波段范围的矿物识别结果:将标注好的各样本作为训练样本,输入多层感知机中,训练学习器并识别各单一波段范围的矿物结果;其中主动学习部分主要构成为:

$$A = (C, Q, S, L, U)$$

其中C为分类器,L是用于训练的已标注样本,Q是查询函数,用于从未标注样本池U中查询信息量大的信息,S是利用欧氏距离测度判断光谱相似性,可以为U中样本标注正确的标签;对不同的光谱范围图像用相同方法识别各谱段的矿物识别结果。

7. 根据权利要求1所述的一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法,其中步骤(6)基于主体多数投票法融合各波段范围识别结果,完成全谱段矿物识别:基于主体多数投票法思想,对各分类器输出分类结果进行主体投票,加权融合后得到最终结果具体公式:

$$\Delta \mu_i \begin{cases} 1, \text{当 } p(x_i | \omega_k) = \text{MAX} [p(x_i | \omega_k)] \\ 0, \text{其他} \end{cases}$$

其中 $\Delta \mu_i$ 表示决策结果; $p(x_i | \omega_k)$ 表示在输入样本在第i波段被判定为第k类的概率密度数;最终对每个波段范围识别到的矿物种类进行计算,作为决策原则判定最终矿物归类。

## 一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法,属于高光谱数据处理方法与应用技术领域,适用于高光谱数据目标识别方法和应用技术研究。

### 背景技术

[0002] 高光谱发展至今,应用各种单一光谱范围的高光谱图像被应用较多,但应用同一地区全谱段的高光谱图像的技术进行目标识别还存在技术上的缺陷,应用方法比较欠缺。对于一个区域的高光谱图像在先验信息较少的情况,如何准确识别目标,以及怎样运用全谱段来进行目标识别来使识别结果精度更高,识别到的目标种类更完整值得研究挖掘。矿物资源由于存在不同分子结构,在不同的光谱区间才能发现不同特性,所以若仅用单独光谱范围识别矿物,结果的查全率无法保证。在矿物识别方面目前应用高光谱图像进行识别方法通常有三种。第一种是基于光谱特征参数组合的高光谱矿物填图的方法,通过最佳指数因子优选特征参数组合,利用模式识别方法实现矿物识别,然而该方法准确度较低识别到的矿物种类不完整;第二种是矿物识别分层谱系的方法,根据光谱主要谱带的谱带特性及其成因将矿物分成不同阳离子和阴离子团等,再进行聚类识别,然而该方法在分析整个光谱区间上问题较大,且识别精度同样不高;第三种是建立专家系统,并基于一些最优化光谱库处理类内变化进行矿物识别,然而该方法对于图像载荷要求较高,非特定载荷使用该系统会引入较大误差,使得矿物识别不准确。现阶段在矿物识别问题上还是无法结合全谱段的遥感图像进行识别。

[0003] 数据融合在多源遥感图像应用领域日渐广泛。数据融合概念是信息技术发展的产物,随着遥感信息技术快速发展,在对地观测中多种新型传感器不断涌现,使得我们获得同一地区多时相、多光谱、多传感器、多平台和多分辨率的遥感数据越来越多,使得构造感测地球空间的影像金字塔成为了可能。利用数据融合方法将不同光谱识别结果加以融合最终得到的全谱段识别结果准确率更高,解决了应用单一光谱段矿物识别种类不完整的问题。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的在于针对矿物识别中先验信息少和不同矿物成分在不同波段范围被识别到的问题,提供一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法。

[0005] 本发明的技术解决方案为:一种通过主动学习方法结合矿物光谱特征参数,应用决策级数据融合分析不同光谱范围矿物识别结果进行基于全谱段识别的模型,该模型通过主动学习策略实现少量先验信息本条件下的遥感数据矿物识别方法。

[0006] 本发明是一种基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别方法,其步骤如下:

[0007] (1) 读入不同波段范围高光谱数据;

[0008] (2) 对图像进行最小噪声分离,进行数据降维;

[0009] (3) 计算步骤(2)得到的最小噪声分离的结果中像元的信息熵,并设置阈值,提取信息熵小的像元;

[0010] (4) 将步骤(3)提取到的像元根据像元位置对应到原图像,获取光谱特征参数,与光谱库中矿物光谱曲线的光谱特征参数进行比对并标记;

[0011] (5) 将标记好的样本输入学习器,训练学习器,得到各单一波段范围的矿物识别结果;

[0012] (6) 基于主体多数投票法融合各波段范围识别结果,完成全谱段矿物识别。

[0013] 其中,步骤(1)读入不同波段范围高光谱数据:读入待处理的同一地区可见-短波红外-中波红外-长波红外全谱段高光谱数据。

[0014] 其中,步骤(2)对图像进行最小噪声分离,进行数据降维:进行最小噪声分离是用于判定图像数据内在的维数,分离数据中的噪声,减少随后处理中的计算需求量:第一步,利用高通滤波器模板对整幅影像或具有同一性质的影像数据块进行滤波处理,得到噪声协方差矩阵,将原始影像投影到新的空间,产生的变换数据中的噪声具有单位方差,且波段间不相关;第二步,对噪声数据进行标准主成分变换,得到降维后的结果,达到数据降维的目的。

[0015] 其中步骤(3)计算步骤(2)得到的最小噪声分离结果中的像元的信息熵,并设置阈值,提取信息熵小的像元:计算高光谱数据的均值与方差,从而计算像元的信息熵,信息熵越小,代表像元越纯净,提取信息熵小于阈值的像元;

[0016] 此时像元概率密度函数计算公式如下:

$$[0017] \quad p(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

[0018] 其中 $p(x_i)$ 像元的概率密度数; $x_i$ 为像元在第 $i$ 个波段的灰度值; $\mu$ 和 $\sigma$ 分别为单个像元在整个波段范围值得均值和方差; $\exp$ 为以自然常数 $e$ 为底的指数函数;得到概率密度后由如下公式计算各个像元的信息熵:

$$[0019] \quad H = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i)$$

[0020] 其中 $H$ 表示像元信息熵,信息熵大小表示像元包含信息量,对计算结果进行排序,将信息较小的纯净像元选择出来进行后续标注。

[0021] 其中,步骤(4)将步骤(3)提取到的像元对应到原图像,获取光谱特征参数,与光谱库中矿物光谱曲线的光谱特征参数进行比对并标记:提取的光谱特征包括吸收波谷位置(P)、吸收宽度(W)、吸收对称度(S)、深度(H);各光谱吸收特征参数均使用包络线去除后的光谱进行计算;吸收波谷位置 $P$ 是吸收谱带反射率最低处的波长;吸收宽度 $W$ 定义为吸收深度一半处的光谱带宽:

$$[0022] \quad W = \lambda_2 - \lambda_1$$

[0023] 其中 $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 分别为左右吸收深度一半处对应波长;吸收对称度 $S$ 指过吸收波谷位置垂线左右两部分的对称程度,可用左(右)吸收深度一半处对应波长距谷底的波长宽度与吸收宽度之比表示:

$$[0024] \quad S = (\lambda_1 - P) / W$$

[0025] 计算提取出的像元的光谱特征参数,与光谱库中矿物的光谱特征参数比对,以欧氏距离测度计算相似性,与光谱库中某类矿物相似度高,进行样本标注。

[0026] 其中,步骤(5)将标记好的样本输入学习器,训练学习器,得到各单一波段范围的矿物识别结果:将标注好的各样本作为训练样本,输入多层感知机中,训练学习器并识别各单一波段范围的矿物结果;其中主动学习部分主要构成为:

[0027]  $A = (C, Q, S, L, U)$

[0028] 其中C为分类器,L是用于训练的已标注样本,Q是查询函数,用于从未标注样本池U中查询信息量大的信息,S是利用欧氏距离测度判断光谱相似性,可以为U中样本标注正确的标签;对不同的光谱范围图像用相同方法识别各谱段的矿物识别结果。

[0029] 步骤(6)基于主体多数投票法融合各波段范围识别结果,完成全谱段矿物识别:基于主体多数投票法思想,对各分类器输出分类结果进行主体投票,加权融合后得到最终结果具体公式:

[0030] 
$$\Delta \mu_i \begin{cases} 1, \text{当 } p(x_i | \omega_k) = \text{MAX} [p(x_i | \omega_k)] \\ 0, \text{其他} \end{cases}$$

[0031] 其中  $\Delta \mu_i$  表示决策结果; $p(x_i | \omega_k)$  表示在输入样本在第i波段被判定为第k类的概率密度数;最终对每个波段范围识别到的矿物种类进行计算,作为决策原则判定最终矿物归类。

[0032] 本发明与现有技术相比的优点在于:在少量先验信息的基础上可以实现全谱段遥感图像矿物的识别。本方法利用主动学习和基于主体多数投票法有效解决了先验信息不足以及在不同波段范围识别到不同矿物种类的问题;实现了全谱段高光谱图像矿物识别。它具有以下的优点:(1)有效运用主动学习方法,在已知少量先验信息的基础上根据信息熵选择样本,并利用欧氏距离测度与标准光谱库中光谱特征参数比对标记,解决了训练样本不足的问题;(2)利用简单神经网络模型可解决不同光谱范围高光谱图像矿物识别;(3)基于主体多数投票法决策级数据融合将不同光谱范围识别结果加以融合分析,最终可以得到全谱段的矿物识别结果。

### 具体实施方式

[0033] 为了更好的说明本发明涉及的高光谱遥感数据矿物识别方法,利用Hymap 可见光到短波红外(VNIR-SWIR)、MASI中波红外(MWIR)和TASI长波红外(LWIR)高光谱数据进行精细矿物识别。本发明一种基于深度神经网络的高光谱遥感数据分类方法,具体实现步骤如下:

[0034] (1)读入不同波段范围高光谱数据:读入待处理的同一地区可见-短波红外-中波红外-长波红外全谱段高光谱数据:以甘肃辉铜山高光谱图像为实验数据,不同波段范围的数据分别由Hymap、MASI和TASI获取,波段区间分别为 467-2470nm,3015-4984nm以及8054-11449nm。

[0035] (2)对图像进行最小噪声分离,进行数据降维:进行最小噪声分离是用于判定图像数据内在的维数,分离数据中的噪声,减少随后处理中的计算需求量:第一步,利用高通滤波器模板对整幅影像或具有同一性质的影像数据块进行滤波处理,得到噪声协方差矩阵,将原始影像投影到新的空间,产生的变换数据中的噪声具有单位方差,且波段间不相关;第二步,对噪声数据进行标准主成分变换,得到降维后的结果,达到数据降维的目的。

[0036] (3) 计算步骤(2)得到的最小噪声分离结果中的像元的信息熵,并设置阈值,提取信息熵小的像元;计算高光谱数据的均值与方差,从而计算像元的信息熵,信息熵越小,代表像元越纯净,提取信息熵小于阈值的像元;

[0037] 此时像元概率密度函数计算公式如下:

$$[0038] \quad p(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

[0039] 其中 $p(x_i)$ 像元的概率密度数; $x_i$ 为像元在第 $i$ 个波段的灰度值; $\mu$ 和 $\sigma$ 分别为单个像元在整个波段范围值得均值和方差; $\exp$ 为以自然常数 $e$ 为底的指数函数;得到概率密度后由如下公式计算各个像元的信息熵:

$$[0040] \quad H = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i)$$

[0041] 其中 $H$ 表示像元信息熵,信息熵大小表示像元包含信息量,对计算结果进行排序,将信息较小的纯净像元选择出来进行后续标注。

[0042] (4) 将步骤(3)提取到的像元对应到原图像,获取光谱特征参数,与光谱库中矿物光谱曲线的光谱特征参数进行比对并标记;提取的光谱特征包括吸收波谷位置( $P$ )、吸收宽度( $W$ )、吸收对称度( $S$ )、深度( $H$ );各光谱吸收特征参数均使用包络线去除后的光谱进行计算;吸收波谷位置 $P$ 是吸收谱带反射率最低处的波长;吸收宽度 $W$ 定义为吸收深度一半处的光谱带宽:

$$[0043] \quad W = \lambda_2 - \lambda_1$$

[0044] 其中 $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 分别为左右吸收深度一半处对应波长;吸收对称度 $S$ 指过吸收波谷位置垂线左右两部分的对称程度,可用左(右)吸收深度一半处对应波长距谷底的波长宽度与吸收宽度之比表示:

$$[0045] \quad S = (\lambda_1 - P) / W$$

[0046] 计算提取出的像元的光谱特征参数,与光谱库中矿物的光谱特征参数比对,以欧氏距离测度计算相似性,与光谱库中某类矿物相似度高,进行样本标注。

[0047] (5) 将标记好的样本输入学习器,训练学习器,得到各单一波段范围的矿物识别结果;将标注好的各样本作为训练样本,输入多层感知机中,训练学习器并识别各单一波段范围的矿物结果;其中主动学习部分主要构成为:

$$[0048] \quad A = (C, Q, S, L, U)$$

[0049] 其中 $C$ 为分类器, $L$ 是用于训练的已标注样本, $Q$ 是查询函数,用于从未标注样本池 $U$ 中查询信息量大的信息, $S$ 是利用欧氏距离测度判断光谱相似性,可以为 $U$ 中样本标注正确的标签;对不同的光谱范围图像用相同方法识别各谱段的矿物识别结果;

[0050] 多层感知机网络层结构为输入层、隐层、激活层、丢弃层、全连接层、softmax层,其中隐层神经元数量为128,激活层激活函数为ReLU(线性整流函数)

$$[0051] \quad f(x) = \max(0, x),$$

[0052] 在神经网络中,线性整流作为神经元的激活函数,定义了该神经元在线性变换 $w^T x + b$ 之后的非线性输出结果;丢弃层Dropout值设置为0.3,优化器选择 RMSprop(均方根传播法),整个神经网络循环20次。

[0053] (6) 基于主体多数投票法融合各波段范围识别结果,完成全谱段矿物识别:基于主体多数投票法思想,对各分类器输出分类结果进行主体投票,加权融合后得到最终结果具体公式:

$$[0054] \quad \Delta\mu_i \begin{cases} 1, \text{当 } p(x_i|\omega_k) = \text{MAX} [p(x_i|\omega_k)] \\ 0, \text{其他} \end{cases}$$

[0055] 其中  $\Delta\mu_i$  表示决策结果;  $p(x_i|\omega_k)$  表示在输入样本在第  $i$  波段被判定为第  $k$  类的概率密度数;最终对每个波段范围识别到的矿物种类进行计算,作为决策原则判定最终矿物归类;由于矿物存在伴生关系,最终的识别结果可能存在同一像元包含两种或多种矿物共存的情况;完成基于全谱段高光谱遥感数据的矿物识别。