



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110516552 B

(45) 授权公告日 2021.02.05

(21) 申请号 201910688683.7

G06K 9/62 (2006.01)

(22) 申请日 2019.07.29

G06K 9/32 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 110516552 A

(56) 对比文件

CN 109543729 A, 2019.03.29

CN 103336956 A, 2013.10.02

(43) 申请公布日 2019.11.29

CN 105740759 A, 2016.07.06

(73) 专利权人 南京航空航天大学
地址 210016 江苏省南京市秦淮区御道街
29号

审查员 吴海旋

(72) 发明人 盛庆红 陶佳慧 肖晖 王博
顾约翰

(74) 专利代理机构 南京苏高专利商标事务所
(普通合伙) 32204

代理人 王恒静

(51) Int. Cl.

G06K 9/00 (2006.01)

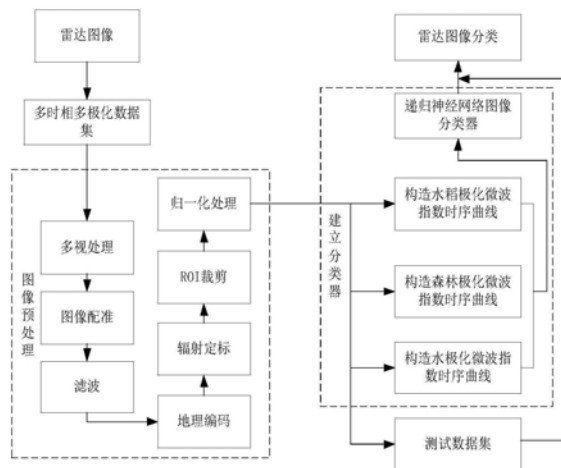
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法及系统

(57) 摘要

本发明公开一种基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法及系统,该方法包括:(1)采集包含感兴趣区域的多时相多极化雷达图像,进而构造包含多类感兴趣区域的雷达图像类别数据库;(2)对每张所述雷达图像进行预处理,所述预处理包括:将所述雷达图像的地理信息编码、辐射定标、ROI裁剪和归一化处理;(3)对预处理后的雷达图像进行每个像素点的时序特征的提取,并以若干时序特征构建的时序特征曲线为基准建立递归神经网络图像分类器,并对构造好的分类器进行分类训练。本发明通过将同极化和交叉极化的后向散射系数之比定义为极化微波指数估算模型,使得对感兴趣区域的特征分类更加全面,提高了SAR图像分类精度和稳定性。



1. 一种基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法,其特征在于,该方法包括:

(1) 采集包含感兴趣区域的多时相多极化雷达图像,进而构造包含多类感兴趣区域的雷达图像类别数据库;

(2) 对每张所述雷达图像进行预处理,所述预处理包括:将所述雷达图像的地理信息编码、辐射定标、ROI裁剪和归一化处理;

(3) 对预处理后的雷达图像根据雷达目标特性的散射矩阵进行每个像素点的时序特征的提取,并以若干时序特征构建的时序特征曲线为基准建立递归神经网络图像分类器,并对构造好的分类器进行分类训练;

由预处理后图像可得雷达目标特性的散射矩阵,其表示为: $S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}$, 其中, S_{HV}

表示雷达发射h极化波时,雷达接收到的v极化的散射回波数据; S_{HH} 表示雷达发射h极化波时,雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VH} 表示雷达发射v极化波时,雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VV} 表示雷达发射v极化波时,雷达接收到的v极化的散射回波数据;

所述时序特征 σ 为发射极化波与接收散射回波为同种类型下,同极化对应后向散射系数与交叉极化对应后向散射系数的比值,表示为: $\sigma = \frac{S_{HH}}{S_{HV}}$ 或 $\sigma = \frac{S_{VV}}{S_{VH}}$ 。

2. 根据权利要求1所述的基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法,其特征在于,所述建立递归神经网络图像分类器采用的网络模型为长短期记忆网络。

3. 根据权利要求1所述的基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法,其特征在于,所述步骤(2)中,ROI裁剪包括将每一类的感兴趣区域对应的多时相雷达图像根据所述感兴趣区域的地理信息进行组合后统一裁剪。

4. 一种基于时序曲线的多极化雷达图像分类系统,其特征在于,包括:

类别数据库构建模块,用于采集包含感兴趣区域的多时相多极化雷达图像,进而构造包含多类感兴趣区域的雷达图像类别数据库;

图像预处理模块,用于对每张所述雷达图像进行预处理,所述预处理包括:将所述雷达图像的地理信息编码、辐射定标、ROI裁剪和归一化处理;

分类器构建模块,用于对预处理后的雷达图像根据雷达目标特性的散射矩阵进行每个像素点的时序特征的提取,并以若干时序特征构建的时序特征曲线为基准建立递归神经网络图像分类器,并对构造好的分类器进行分类训练;

由预处理后图像可得雷达目标特性的散射矩阵,其表示为: $S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}$, 其中, S_{HV}

表示雷达发射h极化波时,雷达接收到的v极化的散射回波数据; S_{HH} 表示雷达发射h极化波时,雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VH} 表示雷达发射v极化波时,雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VV} 表示雷达发射v极化波时,雷达接收到的v极化的散射回波数据;

所述时序特征 σ 为发射极化波与接收散射回波为同种类型下,同极化对应后向散射系数与交叉极化对应后向散射系数的比值,表示为: $\sigma = \frac{S_{HH}}{S_{HV}}$ 或 $\sigma = \frac{S_{VV}}{S_{VH}}$ 。

5. 根据权利要求4所述的基于时序曲线的多极化雷达图像分类系统,其特征在于,所述

建立递归神经网络图像分类器采用的网络模型为长短期记忆网络。

6. 根据权利要求4所述的基于时序曲线的多极化雷达图像分类系统,其特征在於,所述图像预处理模块中,ROI裁剪包括将每一类的感兴趣区域对应的多时相雷达图像根据所述感兴趣区域的地理信息进行组合后统一裁剪。

一种基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及机器学习和雷达图像分类技术领域,具体涉及一种基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法及系统。

背景技术

[0002] 近几年,国内外众多学者便展开了对不同时空尺度下的光学遥感图像进行了分类识别研究。然而,光学遥感数据易受云雨天气影响,往往在感兴趣目标的关键生长期无法获取足量清晰有用的影像数据,从而影响了目标检测识别的准确性和时效性。合成孔径雷达(SAR)具有全天时全天候的优势,且获得的极化信息对农田及农作物的高度、介电特性、几何参数、结构等参数具有较高的敏感性。它通过对多极化等多维数据的获取为农作物监测和解译提供了更丰富的信息,然而,虽然近年来各国对SAR的设备研制给予了大量的投资,在获取SAR数据方面有了很大发展,但是由于对目标地物的物理散射机制缺乏研究,无法从机理角度将农作物与周围地物的后向散射特征逐一区分,致使农作物SAR分类精度偏低、稳定性较差。另外,传统的分类算法也制约了农作物在不同时区,不同地区间的分类与识别应用。

发明内容

[0003] 发明目的:为了克服现有技术的不足,本发明提供一种基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法,该方法可以解决SAR分类精度偏低、稳定性差的问题,本发明还提供一种基于时序曲线的多极化雷达图像分类系统。

[0004] 技术方案:本发明所述的基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法,该方法包括:

[0005] (1) 采集包含感兴趣区域的多时相多极化雷达图像,进而构造包含多类感兴趣区域的雷达图像类别数据库;

[0006] (2) 对每张所述雷达图像进行预处理,所述预处理包括:将所述雷达图像的地理信息编码、辐射定标、ROI裁剪和归一化处理;

[0007] (3) 对预处理后的雷达图像根据雷达目标特性的散射矩阵进行每个像素点的时序特征的提取,并以若干时序特征构建的时序特征曲线为基准建立递归神经网络图像分类器,并对构造好的分类器进行分类训练。

[0008] 进一步地,包括:

[0009] 所述步骤(3)中,由预处理后图像可得雷达目标特性的散射矩阵,其表示为:

$$S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}$$
,其中, S_{HV} 表示雷达发射h极化波时,雷达接收到的v极化的散射回波数据;

S_{HH} 表示雷达发射h极化波时,雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VH} 表示雷达发射v极化波时,雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VV} 表示雷达发射v极化波时,雷达接收到的v极化的散射回波数据。

[0010] 进一步地,包括:

[0011] 所述时序特征 σ 为发射极化波与接收散射回波为同种类型下,同极化对应后向散射系数与交叉极化对应后向散射系数的比值,表示为: $\sigma = \frac{S_{HH}}{S_{HV}}$ 或 $\sigma = \frac{S_{VV}}{S_{VH}}$ 。

[0012] 进一步地,包括:

[0013] 所述建立递归神经网络图像分类器采用的网络模型为长短期记忆网络。

[0014] 进一步地,包括:

[0015] 所述步骤(2)中,ROI裁剪包括将每一类的感兴趣区域对应的多时相雷达图像根据所述感兴趣区域的地理信息进行组合后统一裁剪。

[0016] 一种基于时序曲线的多极化雷达图像分类系统,包括:

[0017] 类别数据库构建模块,用于采集包含感兴趣区域的多时相多极化雷达图像,进而构造包含多类感兴趣区域的雷达图像类别数据库;

[0018] 图像预处理模块,用于对每张所述雷达图像进行预处理,所述预处理包括:将所述雷达图像的地理信息编码、辐射定标、ROI裁剪和归一化处理;

[0019] 分类器构建模块,用于对预处理后的雷达图像根据雷达目标特性的散射矩阵进行每个像素点的时序特征的提取,并以若干时序特征构建的时序特征曲线为基准建立递归神经网络图像分类器,并对构造好的分类器进行分类训练。

[0020] 进一步地,包括:

[0021] 所述分类器构建模块中,由预处理后图像可得雷达目标特性的散射矩阵,其表示

为: $S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}$,其中, S_{HV} 表示雷达发射h极化波时,雷达接收到的v极化的散射回波数据; S_{HH} 表示雷达发射h极化波时,雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VH} 表示雷达发射v极化波时,雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VV} 表示雷达发射v极化波时,雷达接收到的v极化的散射回波数据。

[0022] 进一步地,包括:

[0023] 所述时序特征 σ 为发射极化波与接收散射回波为同种类型下,同极化对应后向散射系数与交叉极化对应后向散射系数的比值,表示为: $\sigma = \frac{S_{HH}}{S_{HV}}$ 或 $\sigma = \frac{S_{VV}}{S_{VH}}$ 。

[0024] 进一步地,包括:

[0025] 所述建立递归神经网络图像分类器采用的网络模型为长短期记忆网络。

[0026] 进一步地,包括:

[0027] 所述图像预处理模块中,ROI裁剪包括将每一类的感兴趣区域对应的多时相雷达图像根据所述感兴趣区域的地理信息进行组合后统一裁剪。

[0028] 有益效果:本发明通过建立感兴趣目标与极化SAR图像特征间的映射关系,充分挖掘极化SAR图像上的目标信息;同时将同极化和交叉极化的后向散射系数之比定义为极化微波指数估算模型,使得对感兴趣区域的特征分类更加全面,提高了SAR图像分类精度和稳定性。

附图说明

- [0029] 图1为本发明实施例所述的分类方法流程图；
[0030] 图2为本发明实施例所述的不同地物极化微波指数时序图；
[0031] 图3为本发明实施例所述的基于极化微波指数时序曲线分类混淆矩阵图。

具体实施方式

[0032] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,并不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0033] 如图1所示,本发明所述的基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法,该方法包括:

[0034] (1) 采集包含感兴趣区域的多时相多极化雷达图像,进而构造包含多类感兴趣区域的雷达图像类别数据库。

[0035] (2) 对每张所述雷达图像进行预处理,所述预处理包括多视处理、图像配准、滤波、地理编码、辐射定标,ROI裁剪,归一化处理。

[0036] 将多极化雷达图像的地理编码和辐射定标之后,用感兴趣区域的地理信息对雷达图像进行裁剪,本发明的实施例中,以水稻、森林和水为感兴趣区域,首先在谷歌地球上截取对应于多时相多极化雷达图像的光学图像,然后提取其中水稻区域的地理信息,随后用Arcgis软件将水稻、森林和水的地理信息转化为Envi Sarscape软件能够导入的shp图像,再用Envi Sarscape软件进行裁剪。

[0037] 若采集的数据量不够进行模型训练,由于构造类别数据库需要大量的数据,可以将多块水稻的地理信息进行组合统一裁剪,删除没有散射信息的坏点后,将森林的地理信息进行统一裁剪,以及将水的地理信息进行统一裁剪,并分别删除没有散射信息的坏点后,即可将每一类的数据构造成类别数据库。

[0038] 本实施例中,根据时间先后顺序分别组成25维时间序列数据,即序列长度为25,数据量近十万,80%作为训练样本,20%作为测试样本。

[0039] (3) 对预处理后的雷达图像根据雷达目标特性的散射矩阵进行每个像素点的时序特征的提取,并以若干时序特征构建的时序特征曲线为基准建立递归神经网络图像分类器,并对构造好的分类器进行分类训练。

[0040] 极化微波指数时序特征提取并建立递归神经网络图像分类器,雷达发射电磁波在时空传播,到达目标后,一部分被目标吸收,剩余部分则反射回去被雷达接收,照射地物目标的入射电磁波特性与地物目标本身的特性间的相互作用过程,决定了地物目标的散射特性。

[0041] 换言之,SAR雷达图像实质表示的是接收地面反射的功率值,所以对于不同的地物类型其电磁波反射特性不同,在雷达中常用散射系数值表征电磁波反射特性,进行时序的来进行地物识别。

[0042] 雷达后向散射系数表示地物的散射强度,是雷达系统参数(频率 f ,极化方式,电磁波入射角)和地面的参数(地形,粗糙度,局部入射角,湿度,介电常数)的函数。

[0043] 时序特征 σ 为发射极化波与接收散射回波为同种类型下,同极化对应后向散射系数与交叉极化对应后向散射系数的比值;所述同极化对应后向散射系数为雷达目标特性的散射矩阵S中根据同极化方式得到的数据值,所述交叉极化对应后向散射系数为雷达目标特性的散射矩阵S中根据交叉极化的方式得到的数据值,所述雷达目标特性的散射矩阵S表示为:

$$S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}。$$

[0044] 具体地,时序特征表示为: $\sigma = \frac{S_{HH}}{S_{HV}}$ 或 $\sigma = \frac{S_{VV}}{S_{VH}}$ 。

[0045] 其中, S_{HV} 表示雷达发射h极化波时,雷达接收到的v极化的散射回波数据; S_{HH} 表示雷达发射h极化波时,雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VH} 表示雷达发射v极化波时,雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VV} 表示雷达发射v极化波时,雷达接收到的v极化的散射回波数据。

[0046] 特别的,在双极化雷达数据中,如Sentinel-1A雷达数据,只有 S_{VV} 和 S_{VH} 两种极化方式,此时的雷达目标特性的散射矩阵S,则为一个 2×2 的复数矩阵:

$$S = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}$$

[0048] 其中,S表示雷达目标特性的散射矩阵, S_{VH} 表示雷达发射垂直极化波时,接收到的水平极化的散射回波数据,水平极化即为h极化; S_{VV} 表示雷达发射垂直极化波,即v极化波,接收到的垂直极化v极化的散射回波数据。此时,时序特征表示为: $\sigma = \frac{S_{VV}}{S_{VH}}$ 。

[0049] 目前雷达图像分类多以后向散射系数作为时序特征直接构建分类器,本发明将同极化和交叉极化的后向散射系数之比定义为极化微波指数估算模型,使得并以此为时序特征来建造递归神经网络雷达图像分类器,使得对感兴趣区域的特征分类更加全面,提高了SAR图像分类精度和稳定性。

[0050] 如图1所述的建立分类器部分,分别构造森林极化微波指数时序曲线、构造税极化微波指数时序曲线,以及构造森林极化微波指数时序曲线。

[0051] 本发明将微波极化指数应用在长短期记忆网络中,此网络比之RNN网络增加了对过去状态的过滤,从而可以选择哪些状态对当前更有影响,而不是简单的选择最近的状态,得到的分类效果更好。

[0052] 下面通过一个具体的实施例来说明本发明基于时序曲线的多极化雷达图像分类方法:

[0053] 本研究选择江苏省淮安市洪泽区附近地区为实验区。该实验区位于淮河下游、江苏省中部偏西地区,是中国东部主要的水稻产区。并采用欧洲航天局提供的Sentinel-1A数据,数据部分参数如表1所示:

[0054] 表1Sentinel-1A部分数据参数

卫星传感器	获取日期	成像模式	产品类型	轨道号	入射角/(°)	极化方式
[0055] Sentinel-1A	2018-03-11	IW	SLC	69	32.189~34.217	VV/VH
Sentinel-1A	2018-03-23	IW	SLC	69	32.189~34.218	VV/VH
Sentinel-1A	2018-04-16	IW	SLC	69	32.190~34.218	VV/VH
Sentinel-1A	2018-05-10	IW	SLC	69	32.190~34.218	VV/VH
Sentinel-1A	2018-05-22	IW	SLC	69	32.190~34.219	VV/VH

[0056] 如图2所示,对雷达图像的预处理可以得到极化微波指数的时序图,研究的时间段为2018年3月到2019年2月,研究的地物包括森林、水稻和水。

[0057] 如图3所示,根据极化微波指数时序曲线,采用递归神经网络进行训练得到一个递归神经网络雷达图像分类器,得到分类的混淆矩阵,其中,横坐标为该模型预测的分类,(Predicted label);纵坐标为实际的分类(True label),对角线为预测正确的数据量,由混淆矩阵可知分类总体精度为95.02%。

[0058] 基于本发明所述的分类方法还提供一种分类系统,包括:

[0059] 类别数据库构建模块,用于采集包含感兴趣区域的多时相多极化雷达图像,进而构造包含多类感兴趣区域的雷达图像类别数据库;

[0060] 图像预处理模块,用于对每张所述雷达图像进行预处理,所述预处理包括:将所述雷达图像的地理信息编码、辐射定标、ROI裁剪和归一化处理;

[0061] 分类器构建模块,用于对预处理后的雷达图像根据雷达目标特性的散射矩阵进行每个像素点的时序特征的提取,并以若干时序特征构建的时序特征曲线为基准建立递归神经网络图像分类器,并对构造好的分类器进行分类训练。

[0062] 进一步地,包括:

[0063] 所述分类器构建模块中,时序特征 σ 为发射极化波与接收散射回波为同种类型下,同极化对应后向散射系数与交叉极化对应后向散射系数的比值;所述同极化对应后向散射系数为雷达目标特性的散射矩阵S中根据同极化方式得到的数据值,所述交叉极化对应后向散射系数为雷达目标特性的散射矩阵S中根据交叉极化的方式得到的数据值,所述雷达

目标特性的散射矩阵S表示为:
$$S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}。$$

[0064] 所述时序特征表示为: $\sigma = \frac{S_{HH}}{S_{HV}}$ 或 $\sigma = \frac{S_{VV}}{S_{VH}}$;

[0065] 其中, S_{HV} 表示雷达发射h极化波时, 雷达接收到的v极化的散射回波数据; S_{HH} 表示雷达发射h极化波时, 雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VH} 表示雷达发射v极化波时, 雷达接收到的h极化的散射回波数据; S_{VV} 表示雷达发射v极化波时, 雷达接收到的v极化的散射回波数据。

[0066] 进一步地, 包括:

[0067] 所述建立递归神经网络图像分类器采用的网络模型为长短期记忆网络。

[0068] 进一步地, 包括:

[0069] 所述图像预处理模块中, ROI裁剪包括将每一类的感兴趣区域对应的多时相雷达图像根据所述感兴趣区域的地理信息进行组合后统一裁剪。

[0070] 本领域内的技术人员应明白, 本发明的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此, 本发明可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且, 本发明可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0071] 本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器, 使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0072] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中, 使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制品, 该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0073] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上, 使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理, 从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0074] 尽管已描述了本发明的优选实施例, 但本领域内的技术人员一旦得知了基本创造性概念, 则可对这些实施例作出另外的变更和修改。所以, 所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本发明范围的所有变更和修改。

[0075] 显然, 本领域的技术人员可以对本发明实施例进行各种改动和变型而不脱离本发明实施例的精神和范围。这样, 倘若本发明实施例的这些修改和变型属于本发明权利要求及其等同技术的范围之内, 则本发明也意图包含这些改动和变型在内。

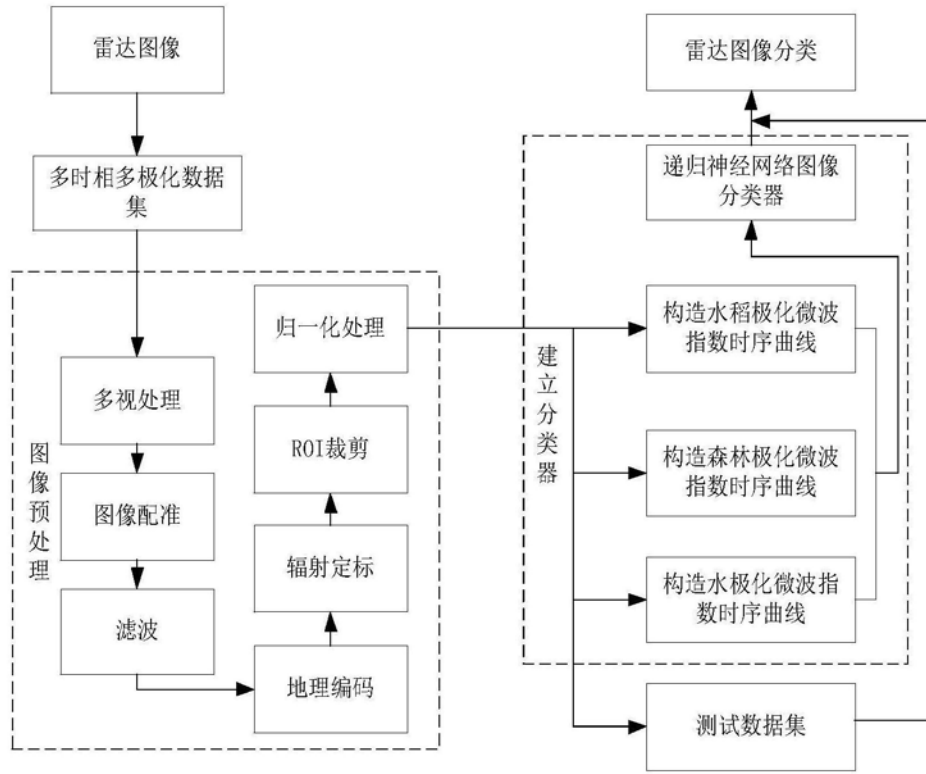


图1

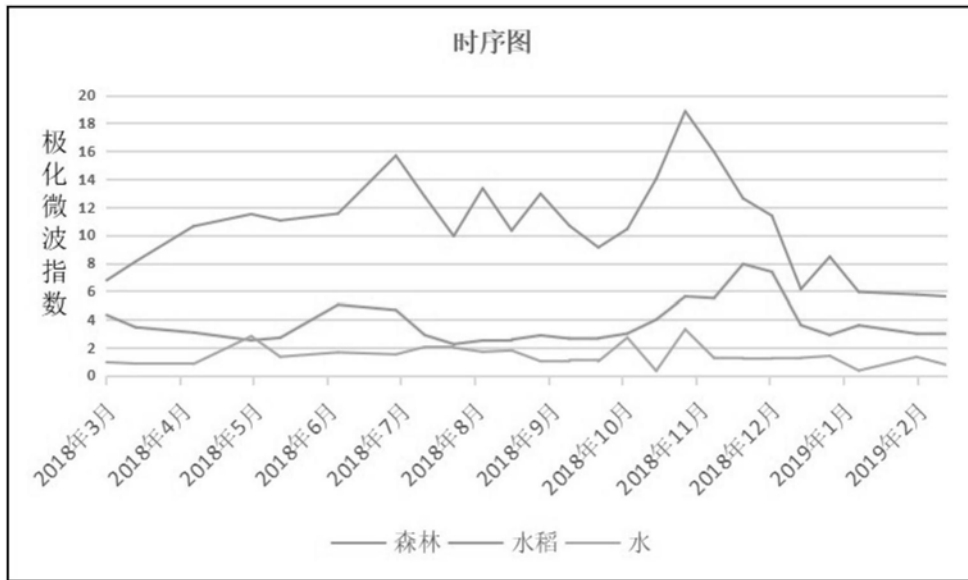


图2

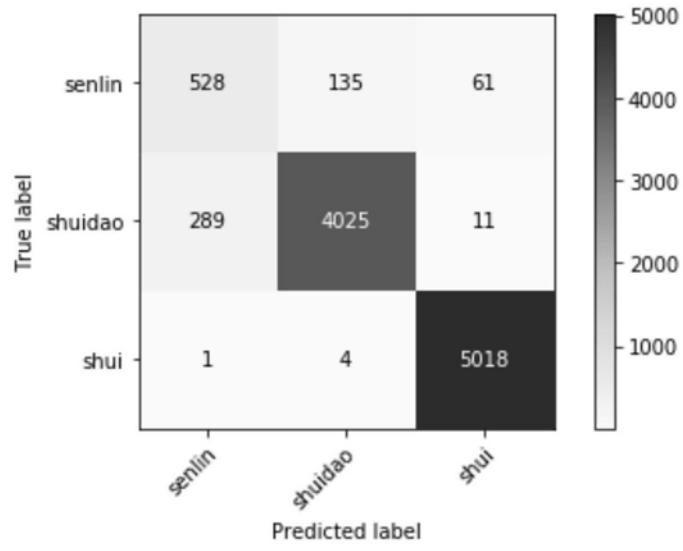


图3