



# (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114972384 A

(43) 申请公布日 2022. 08. 30

(21) 申请号 202210644217.0

G06V 10/82 (2022.01)

(22) 申请日 2022.06.08

G06N 3/04 (2006.01)

(71) 申请人 沈阳工业大学

G06F 30/27 (2020.01)

地址 110870 辽宁省沈阳市铁西区经济技术  
开发区沈辽西路111号

G06F 30/13 (2020.01)

申请人 中铁十九局集团第三工程有限公司

(72) 发明人 王军祥 邸鑫 王石磊 张业权  
王永柱 郭明 咸峰

(74) 专利代理机构 沈阳智龙专利事务所(普通  
合伙) 21115

专利代理师 王聪耀 宋铁军

(51) Int. Cl.

G06T 7/11 (2017.01)

G06T 7/73 (2017.01)

G06V 10/774 (2022.01)

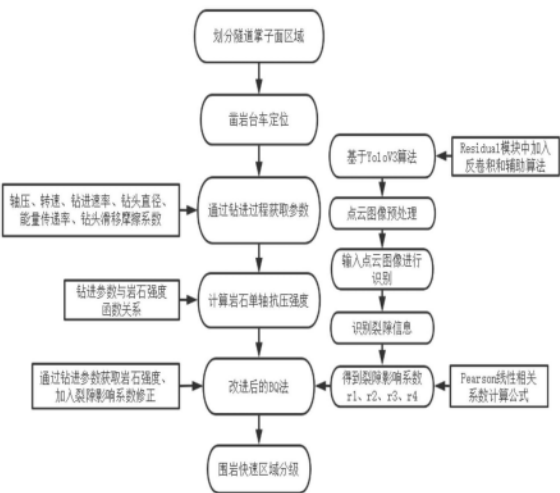
权利要求书2页 说明书11页 附图4页

## (54) 发明名称

一种基于深度学习的隧道岩体智能快速区域  
分级方法

## (57) 摘要

本发明涉及一种基于深度学习的隧道掌子面岩体智能快速区域分级方法,包括:划分隧道掌子面区域;凿岩台车定位,将凿岩台车固定在预设位置;通过钻进过程获取钻进参数;通过建立钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型,利用钻进参数求出岩石单轴抗压强度;采用改进的BQ法将步骤(四)中的岩石单轴抗压强度代入BQ法模型,并通过Pearson线性相关系数计算公式得到BQ法修正模型;将BQ法修正模型结合深度学习对隧道掌子面裂隙信息识别,进而对岩体进行智能快速区域分级。本发明解决现有分级方法存在人工数据采集准确性低、识别效率低、推测出的围岩等级不精准、施工效率低等问题。



1. 一种基于深度学习的隧道岩体智能快速区域分级方法,其特征在于:步骤包括:

步骤(一)划分隧道掌子面区域;

步骤(二)凿岩台车定位,将凿岩台车固定在预设位置;

步骤(三)通过钻进过程获取钻进参数;

步骤(四)通过建立钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型,利用钻进参数求出岩石单轴抗压强度;

步骤(五)采用改进的BQ法将步骤(四)中的岩石单轴抗压强度代入BQ法模型,并通过Pearson线性相关系数计算公式得到BQ法修正模型;

步骤(六)将步骤(五)中的BQ法修正模型结合深度学习对隧道掌子面裂隙信息识别,进而对岩体进行智能快速区域分级。

2. 根据权利要求1所述的基于深度学习的隧道岩体智能快速区域分级方法,其特征在于:钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型为:

$$\sigma_c = fW\left(\frac{4}{\pi D^2} + \frac{8\mu\Omega}{3VD}\right)$$

式中: $\sigma_c$ 为岩石单轴抗压强度,MPa; $W$ 为钻头上的轴压,N; $\Omega$ 为转速,r/min; $V$ 为钻进速率,m/min; $D$ 为钻头直径,m; $f$ 为能量传递率; $\mu$ 为钻头滑移摩擦系数。

3. 根据权利要求1所述的基于深度学习的隧道岩体智能快速区域分级方法,其特征在于:改进的BQ法具体步骤如下:

步骤(1)采集隧道掌子面裂隙图像,生成训练集,开始网络训练至卷积神经网络训练成熟;

步骤(2)将待测隧道掌子面裂隙化作点云图像;

步骤(3)点云图像预处理;

步骤(4),基于步骤(1)已训练成熟的卷积神经网络对点云图像进行特征识别;

步骤(5)基于卷积神经网络的残差网络模块对点云图像二次处理,对识别到的隧道掌子面裂隙点云图像进行反卷积,将隧道掌子面裂隙点云图像变换成更清晰、特征明显的点云图像,再对清晰的点云图像进行识别,每进行一次迭代,对隧道掌子面裂隙点云图像识别的准确率进一步提高;

步骤(6)利用钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型,得到岩石单轴抗压强度,并应用到BQ法模型;

步骤(7)通过步骤(5)得到的识别结果,输出隧道掌子面裂隙种类信息,并通过Pearson线性相关系数计算公式得出隧道掌子面裂隙影响系数,并应用到BQ法修正模型,通过BQ法修正模型对BQ法模型进行修正。

4. 根据权利要求3所述的基于深度学习的隧道岩体智能快速区域分级方法,其特征在于:步骤(5)中卷积神经网络的残差网络模块步骤如下:

a. 隧道掌子面裂隙的选点,经特征识别输出特征层;

b. 将输出的特征层输入反卷积模块;

c. 经过反卷积操作后,将输出的特征层加上起始特征层,得到最终输出特征层,通过多次循环迭代,直到输出结果符合实际要求。

5. 根据权利要求1所述的基于深度学习的隧道岩体智能快速区域分级方法,其特征在

于:BQ法模型如下:

$$BQ=90+3\sigma_c+250K_v$$

$$K_v=(V_{pm}/V_{pv})^2$$

式中: $\sigma_c$ 为使用钻头获取的岩石单轴抗压强度; $V_{pm}$ 为岩体岩石的弹性纵波速度,km/s;  
 $V_{pv}$ 为岩石的弹性纵波速度,km/s。

6.根据权利要求1所述的基于深度学习的隧道岩体智能快速区域分级方法,其特征在于:Pearson线性相关系数计算公式如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

式中:n是样本数量, $X_i$ 、 $Y_i$ 是变量X、Y对应的i点观测值, $\bar{X}$ 是X的样本平均数, $\bar{Y}$ 是Y的样本平均数,r是相关系数。

7.根据权利要求1所述的基于深度学习的隧道岩体智能快速区域分级方法,其特征在于:BQ法修正模型如下:

$$[BQ]^1 = BQ - 100 (K_1 + K_2 + K_3 + r_1 + r_2 + r_3 + r_4)$$

式中: $K_1$ 为地下水影响修正系数; $K_2$ 为主要软弱结构面产状影响修正系数; $K_3$ 为初始应力状态影响修正系数, $r_1$ 为闭合裂隙影响系数、 $r_2$ 为微张裂隙影响系数、 $r_3$ 为张开裂隙影响系数、 $r_4$ 为宽张裂隙影响系数。

## 一种基于深度学习的隧道岩体智能快速区域分级方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于隧道工程领域,具体涉及一种隧道爆破中基于深度学习的隧道掌子面岩体智能快速区域分级方法。

### 背景技术

[0002] 近些年来,我国建设了一大批重要的地下工程,涉及交通隧道、矿山地下开采、水电地下厂房、能源地下储存洞库群等。隧道等地下工程处于复杂的地质环境之中,当前的设计理论和施工技术尚不完备,建设过程中带有较强的不确定性,是一项复杂的高风险性系统工程。常规围岩分级方法较慢且定性的影响因素较多,缺乏施工期隧道围岩智能快速分级方法,加之定量指标参数的采集、分析困难,导致施工期围岩分级主要是在隧道及地下工程现场通过人为观察进行判定,处在主观臆断、缺乏一定的科学性,也因此出现因围岩划分错误导致的灾害事故,加之定量指标参数的采集分析的困难,造成了生命财产损失。

[0003] 借助现代科学技术不断提升围岩分级的快捷化、量化、科学化,为隧道工程动态设计施工提供了依据和指导,也促使隧道围岩分级技术朝着快捷化和智能化方向发展。一般来说,通过深度学习可以快速准确地对岩石的状态、性质等要素进行判断,很大程度上提高了工程中的效率,同时也保证施工现场的安全性问题。在使用卷积神经网络对点云图像分析的情况下,可以快速地获取隧道掌子面的特征信息,相比于传统方法依赖人工的方式,利用计算机获取隧道掌子面信息处于领先地位,有着采集图像耗时短,处理信息方便等优点,如此一来,施工人员在隧道工作时间缩短,安全隐患降低许多,对现场施工人员非常有利。另外,通过凿岩台车在钻进过程中得到的工作参数也可以有效的反应地质的变化,基于钻进过程中产生的压力、振动等也会随着地质不同而变化,这对于围岩等级的预测有着重要的参考意义。岩体的形成过程中地质界面会不断改变和发展,然后形成自己的分布规律和规模大小,能够实时识别隧道掌子面的状态对于工程施工有着重要的作用。

[0004] 隧道掌子面裂隙的分布状态种类很多,物理、力学性质也往往并不一致,闭合裂隙、微张裂隙、张开裂隙、宽张裂隙都是隧道掌子面裂隙的常见状态。由于钻进过程中钻具与岩体直接接触,钻具响应信息能反应岩体力学特征,针对提取隧道掌子面裂隙图像信息和凿岩台车钻进过程中的钻进参数等信息进行研究,利用隧道掌子面裂隙与围岩等级的相关性,可以实现围岩等级的更精准地判别,并且可以帮助灾害预警和提高工作效率,具有重要的意义。

[0005] 综上,现有分级方法存在人工数据采集准确性低、识别效率低、推测出的围岩等级不精准、施工效率低等问题。

### 发明内容

[0006] 本发明提出一种基于深度学习的隧道掌子面岩体智能快速区域分级方法,其目的在于解决现有分级方法存在人工数据采集准确性低、识别效率低、推测出的围岩等级不精准、施工效率低等问题。

[0007] 为了实现上述目的,本发明采用如下技术方案:

[0008] 一种基于深度学习的隧道岩体智能快速区域分级方法,步骤包括:

[0009] 步骤(一)划分隧道掌子面区域;

[0010] 步骤(二)凿岩台车定位,将凿岩台车固定在预设位置;

[0011] 步骤(三)通过钻进过程获取钻进参数;

[0012] 步骤(四)通过建立钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型,利用钻进参数求出岩石单轴抗压强度;

[0013] 步骤(五)采用改进的BQ法将步骤(四)中的岩石单轴抗压强度代入BQ法模型,并通过Pearson线性相关系数计算公式得到BQ法修正模型;

[0014] 步骤(六)将步骤(五)中的BQ法修正模型结合深度学习对隧道掌子面裂隙信息识别,进而对岩体进行智能快速区域分级。

[0015] 进一步的,钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型为:

$$[0016] \quad \sigma_c = fW(\frac{4}{\pi D^2} + \frac{8\mu\Omega}{3VD})$$

[0017] 式中: $\sigma_c$ 为岩石单轴抗压强度,MPa;W为钻头上的轴压,N; $\Omega$ 为转速,r/min;V为钻进速率,m/min;D为钻头直径,m;f为能量传递率; $\mu$ 为钻头滑移摩擦系数。

[0018] 进一步的,改进的BQ法具体步骤如下:

[0019] 步骤(1)采集隧道掌子面裂隙图像,生成训练集,开始网络训练至卷积神经网络训练成熟;

[0020] 步骤(2)将待测隧道掌子面裂隙化作点云图像;

[0021] 步骤(3)点云图像预处理;

[0022] 步骤(4),基于步骤(1)已训练成熟的卷积神经网络对点云图像进行特征识别;

[0023] 步骤(5)基于卷积神经网络的残差网络模块对点云图像二次处理,对识别到的隧道掌子面裂隙点云图像进行反卷积,将隧道掌子面裂隙点云图像变换成更清晰、特征明显的点云图像,再对清晰的点云图像进行识别,每进行一次迭代,对隧道掌子面裂隙点云图像识别的准确率进一步提高;

[0024] 步骤(6)利用钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型,得到岩石单轴抗压强度,并应用到BQ法模型;

[0025] 步骤(7)通过步骤(5)得到的识别结果,输出隧道掌子面裂隙种类信息,并通过Pearson线性相关系数计算公式得出隧道掌子面裂隙影响系数,并应用到BQ法修正模型,通过BQ法修正模型对BQ法模型进行修正。

[0026] 进一步的,步骤(5)中卷积神经网络的残差网络模块步骤如下:

[0027] a.隧道掌子面裂隙的选点,经特征识别输出特征层;

[0028] b.将输出的特征层输入反卷积模块;

[0029] c.经过反卷积操作后,将输出的特征层加上起始特征层,得到最终输出特征层,通过多次循环迭代,直到输出结果符合实际要求。

[0030] 进一步的,BQ法模型如下:

$$[0031] \quad BQ = 90 + 3\sigma_c + 250K_v$$

$$[0032] \quad K_v = (V_{pm}/V_{pv})^2$$

[0033] 式中： $\sigma_c$ 为使用钻头获取的岩石单轴抗压强度； $V_{pm}$ 为岩体岩石的弹性纵波速度，km/s； $V_{pr}$ 为岩石的弹性纵波速度，km/s。

[0034] 进一步的，Pearson线性相关系数计算公式如下：

$$[0035] \quad r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

[0036] 式中： $n$ 是样本数量， $X_i$ 、 $Y_i$ 是变量 $X$ 、 $Y$ 对应的 $i$ 点观测值， $\bar{X}$ 是 $X$ 的样本平均数， $\bar{Y}$ 是 $Y$ 的样本平均数， $r$ 是相关系数。

[0037] 进一步的，BQ法修正模型如下：

$$[0038] \quad [BQ]^1 = BQ - 100 (K_1 + K_2 + K_3 + r_1 + r_2 + r_3 + r_4)$$

[0039] 式中： $K_1$ 为地下水影响修正系数； $K_2$ 为主要软弱结构面产状影响修正系数； $K_3$ 为初始应力状态影响修正系数， $r_1$ 为闭合裂隙影响系数、 $r_2$ 为微张裂隙影响系数、 $r_3$ 为张开裂隙影响系数、 $r_4$ 为宽张裂隙影响系数。

[0040] 本发明的有益效果：

[0041] 本发明基于隧道掌子面点云图像信息的识别，利用设备拍摄隧道中的隧道掌子面图像，获取隧道掌子面点云图像，利用计算机生成隧道掌子面点云数据，通过算法对采集的点云图像进行处理，如图像增强、灰度化、锐化、去噪、RANSAC算法、Hough变换等操作，再通过卷积神经网络进行隧道掌子面点云图像的识别，通过识别隧道掌子面表面裂隙类型信息，如闭合裂隙、微张裂隙、张开裂隙、宽张裂隙，同时结合算法对识别效果进行优化，大大提高了裂隙识别率和识别效果。通过划分隧道掌子面区域，在区域内利用凿岩台车钻进过程中获取的强度参数，研究钻进过程中的响应并提取信息，例如钻头上的轴压、钻头的转速、钻进速率、钻头直径、能量传递率、钻头滑移摩擦系数等，结合隧道掌子面裂隙信息和凿岩台车钻进参数，利用钻进参数获得岩石强度，结合隧道掌子面裂隙与围岩等级的相关性，实现对隧道围岩等级的快速区域分级。

[0042] 经过改进后的残差网络模块可以对隧道掌子面裂隙更精准、更符合实际情况的识别，极大提高了识别效率；通过综合隧道掌子面裂隙信息和钻进参数信息分析，可以智能、高效、精准的推测出围岩等级；可以有效克服人工数据采集准确性低的影响，很大程度上减少了人工采集数据的时间，提高了施工效率；通过获取到的信息和数据，可以对接下来的工程提供重要参考和指导，对隧道建设大有裨益。

## 附图说明

[0043] 图1是本发明流程示意图。

[0044] 图2是基于卷积神经网络的图像识别流程示意图。

[0045] 图3是对点云图像预处理流程示意图。

[0046] 图4是改进后的残差网络模块图。

[0047] 图5是隧道掌子面区域划分简图。

## 具体实施方式

[0048] 为了使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,以下结合附图,对本专利进行进一步的详细说明。

[0049] 本发明将处理过后的点云图像利用卷积神经网络进行识别,利用softmax函数对卷积神经网络生成的数据进行计算,对每一张岩石图像的识别结果进行判断,得出(0,1)范围内为所检测的隧道掌子面裂隙符合目标实际情况的概率,进而对隧道掌子面裂隙进行准确的类别判断。通过包含改进后残差网络模块的YoloV3算法,基于已训练成熟的神经网络将隧道掌子面部分图像通过一系列不同的卷积层、线性整流层、池化层、全连接层、残差网络等模块进行特征识别,进而使隧道掌子面裂隙的图像识别更加精准、快速。

[0050] 利用Pearson线性相关系数计算公式对不同裂隙与围岩分级指标分别计算,拟定不同裂隙的影响系数。具体包括闭合裂隙影响系数 $r_1$ 、微张裂隙影响系数 $r_2$ 、张开裂隙影响系数 $r_3$ 、宽张裂隙影响系数 $r_4$ 。根据区域内裂隙的种类和数量的不同,代入不同的裂隙影响系数到改进后的BQ法修正公式。

[0051] 对隧道围岩地质条件的相关信息进行分析,岩石完整度(裂隙)、作用力、钻进效率和地质信息是主要参考数据,其次是钻头类型、钻头磨损程度有着间接相关性。通过对BQ法进行改进,替换了传统的人工方法获取岩石单轴抗压强度,利用凿岩台车钻进过程中的钻进参数与岩石单轴抗压强度的函数关系式快速获取。对BQ法的修正方面,本发明主要考虑了隧道掌子面裂隙的因素,在BQ法修正中加入裂隙影响系数,进而在围岩区域等级的识别中更加准确。

[0052] 结合卷积神经网络识别点云图像产生的数据对最后的结果进行归纳总结,得出更为准确的结果并且通过分析得到的数据可以对后续隧道掌子面炮孔位置进行调整。综合隧道掌子面裂隙信息和凿岩台车钻进过程中的钻进参数,对围岩等级进行判定,可根据获取的参数及裂隙信息,指导后期爆破设计,使爆破效果更加符合预期,达到安全高效的目的。包括识别隧道掌子面围岩等级,可以预测出爆破中炸药的用量大小,通过预测隧道掌子面上的裂隙发展情况,可以选择合适的炮孔位置进行爆破,安全合理的利用爆破产生的能量,这对于施工方面有着极大的帮助。

[0053] 如图1所示,本发明是一种隧道爆破中基于深度学习的隧道掌子面岩体智能快速区域分级方法,包括以下步骤:

[0054] 步骤(一)划分隧道掌子面区域,将隧道掌子面划分为S1~S5,5个区域,在区域内选择若干钻进点位,为固定凿岩台车的预设位置,并将凿岩台车钻进的孔洞设为圆心,规定可以基本覆盖划分区域的范围内的半径大小。

[0055] 步骤(二)凿岩台车定位,将凿岩台车固定在预设位置,使用凿岩台车对隧道掌子面钻取,可以分为冲击、推进、回转和冲洗过程。

[0056] 步骤(三)通过钻进过程获取钻进参数;根据隧道掌子面的地质情况,选择合适的钻头,本发明选用了牙钻钻头,并通过钻进过程获取参数,如钻头上的轴压、钻头的转速、钻进速率、钻头直径、能量传递率、钻头滑移摩擦系数。

[0057] 步骤(四)通过建立钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型,利用钻进参数求出岩石单轴抗压强度,通过建立钻进参数和岩石单轴抗压强度之间的函数关系,获得岩石单轴抗压强度的具体数据。

[0058] 钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型为：

$$[0059] \quad \sigma_c = fW\left(\frac{4}{\pi D^2} + \frac{8\mu\Omega}{3VD}\right)$$

[0060] 式中： $\sigma_c$ 为岩石单轴抗压强度，MPa； $W$ 为钻头上的轴压，N； $\Omega$ 为转速，r/min； $V$ 为钻进速率，m/min； $D$ 为钻头直径，m； $f$ 为能量传递率； $\mu$ 为钻头滑移摩擦系数。

[0061] 步骤(五)采用改进的BQ法将步骤(四)中的岩石单轴抗压强度代入BQ法模型，并通过Pearson线性相关系数计算公式得到BQ法修正模型，利用Pearson线性相关系数计算公式对不同裂隙与围岩分级指标分别计算，拟定不同裂隙的影响系数，具体包括闭合裂隙影响系数 $r_1$ 、微张裂隙影响系数 $r_2$ 、张开裂隙影响系数 $r_3$ 、宽张裂隙影响系数 $r_4$ 。根据区域内裂隙的种类和数量的不同，代入不同的裂隙影响系数到改进后的BQ法修正公式。

[0062] 改进的BQ法具体步骤如下：

[0063] 步骤(1)采集隧道掌子面裂隙图像，生成训练集，开始网络训练至卷积神经网络训练成熟；

[0064] 通过采集隧道掌子面裂隙图像，如包含闭合裂隙、微张裂隙、张开裂隙、宽张裂隙的图像，并且统一图像大小，控制每一张图像上出现裂隙的数量。通过积累大量的隧道掌子面裂隙图像素材，制作数据集，再对数据集进行处理，其次开始网络训练，将卷积神经网络训练成熟，通过对训练集进行识别，并且可以保证具有较高的识别准确率为止。

[0065] 如图2所示，首先构建网络结构，输入卷积层、池化层和全连接层等的个数和大小，主要基于YoloV3算法。为了增加准确率，在残差网络Residual加入了辅助做法，并且通过加入反卷积，使识别结果更精准。卷积层主要是对图像特征进行增强，动态地提取图像特征，并减少噪音。如果输出的图像的尺寸为 $n \times n$ ，边缘用 $p$ 个像素填充，卷积核尺寸是 $f \times f$ ，移动步长是 $s$ ，则特征图尺寸为 $(\frac{n+2p-f}{s}+1) \times (\frac{n+2p-f}{s}+1)$ 。进行卷积操作时，在权值共享的情况下需要训练的权值参数数量为 $f^2$ 个。

[0066] 池化层主要是对提取到的特征信息进行降维，使特征图变小，简化计算的复杂程度。使用池化层不但可以提高速度，而且可以避免过拟合。池化操作使特征具有尺度不变性和一定的旋转不变性。常用的池化方法有最大池化、随机池化和平均池化。

[0067] 全连接层主要是将多维的图像数据进行压缩扁平化。首先把所得特征图拼接处理，获得一维特征，其次对其加权求和，最后通过激活函数响应。

[0068] 卷积运算指滤波器按一定的步幅进行计算，指滤波器中的数字和输入图像对应的数字相乘的和。其定义如下：

$$[0069] \quad s(t) = (x \times w)(t) \quad (10)$$

[0070] 设 $t$ 为整点时刻，离散时刻的卷积运算公式定义为：

$$[0071] \quad s(t) = (x \times w)(t) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} x(a)w(t-a) \quad (11)$$

[0072] 第一个参数 $x$ 通常为输入第二个参数 $w$ 为核函数，输出结果叫做特征映射。

[0073] 卷积神经网络使用Softmax作为输出函数，当它作用于分类时，其输出的数据结果位于区间(0,1)之间，这可以看做某一类别对应真实情况的概率。Softmax的输出函数可表示为：



$$[0074] \quad Y_k = \frac{\exp(a_k)}{\sum_{i=1}^n \exp(a_i)} \quad (12)$$

[0075] 式中： $y_k$ 表示第k个神经元的输出信号； $a_k$ 表示第k个神经元的输入信号；i表示第i个神经元的输入信号；n表示输入神经元的总数量。其中每次计算都使用激活函数Relu进行激活，当Relu函数的输入大于0时，直接输入该值；当Relu函数的输入小于0时，则输出为0。

[0076] 其中主干特征提取网络为Darknet53，它具有两个重要特点：

[0077] (1) Darknet53具有一个重要特点是使用了残差网络Residual，残差网络的特点是容易优化，并且能够通过增加相当的深度来提高准确率。Darknet53中的残差卷积就是首先进行一次卷积核大小为 $3 \times 3$ 、步长为2的卷积，该卷积会压缩输入进来的特征层的宽和高，此时我们可以获得一个特征层。之后我们再对该特征层进行一次 $1 \times 1$ 的卷积和一次 $3 \times 3$ 的卷积，并把这个结果加上特征层，此时便构成了残差结构。

[0078] (2) Darknet53的每一个卷积部分使用了特有的DarknetConv2D结构，每一次卷积的时候进行正则化，完成卷积后进行BatchNormalization标准化与LeakyReLU。普通的ReLU是将所有的负值都设为零，LeakyReLU则是给所有负值赋予一个非零斜率。

[0079] 以数学的方式我们可以表示为：

$$[0080] \quad Y_i = \begin{cases} x_i & \text{if } x_i \geq 0 \\ \frac{x_i}{a_i} & \text{if } x_i < 0 \end{cases} \quad (13)$$

[0081] 局部感受野、权值共享、最大池采样是卷积神经网络(CNN)的三个关键特点，这三个特点结合起来使卷积神经网络对图像识别具有几何失真的不变性的特点。局部感受野是每层网络通过局部感受野连接神经元；权值共享是指卷积层中每个卷积核都反复作用在感受野中对图像进行操作；最大池采样是对卷积特征进行降维操作。

[0082] CNN的训练方法如下，包括两个步骤：

[0083] 步骤1) 工作信号正向传播

[0084] 取出一个样本 $(X_p, Y_p)$ 其中 $X_p$ 为输入， $Y_p$ 为理想输出，然后将 $X_p$ 输入网络；计算出实际输出 $O_p$ 。

[0085] 这个阶段信号由输入层经过变换到达输出层，完成训练后在运作时也是重复第一步的过程。这个阶段实际上是网络进行计算操作，公式如下：

$$[0086] \quad O_p = F_n(\dots F_2(F_1(X_p W^{(1)}) W^{(2)}) \dots W^{(n)}) \quad (14)$$

[0087] 步骤2) 误差信号反向传播

[0088] 计算出 $O_p$ 和 $Y_p$ 的误差，用误差反向传播的方式来逐层修改权值矩阵使误差减小，直到误差不下降。CNN的网络总误差E和第p个样本的误差 $E_p$ 定义如下：

$$[0089] \quad E = \sum E_p \quad (15)$$

$$[0090] \quad E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (y_{pj} - o_{pj})^2 \quad (16)。$$

[0091] 步骤(2) 将待测隧道掌子面裂隙化作点云图像；

[0092] 步骤(3) 点云图像预处理；

[0093] 通过设备获取隧道掌子面裂隙点云图像,包括对图像进行灰度化、锐化、去噪、图像增强、RANSAC算法、Hough变换等操作。

[0094] 具体如下:如图3所示,为基于三维点云的数据获取图。首先利用设备对隧道掌子面进行扫描,获取三维点云图像。然后进行点云数据的预处理,包括以下几个步骤:

[0095] 首先进行灰度化操作,通常得到的图像是彩色图像,由于色彩和阳光等干扰,容易产生多余的信息干扰,在很多图像处理的算法中,都是将图像进行灰度化,再以灰度化的图像进行算法的设计和改进。可根据公式计算:

$$[0096] \quad \text{Gray} = 0.30 \times R + 0.59 \times G + 0.11 \times B \quad (17)$$

[0097] 在裂隙图像采集的过程中,由于各种因素会存在裂隙模糊的情况,这种情况会影响裂隙的识别效果,进一步对后续参数的输出影响准确性,因此,通常采用图像锐化的方法,图像锐化是一种补偿图像的轮廓的数学计算方法,目的在于增强图像的边缘,获取更清晰的图像。采用卷积算法实现这个过程,首先设置奇数维度的矩阵作为模板,使得所有像素点分别与模板上的元素对应相乘,将所得数据之和赋予区域中心点,计算公式如下:

$$[0098] \quad A = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 & A_3 \\ A_4 & A_5 & A_6 \\ A_7 & A_8 & A_9 \end{bmatrix} P = \begin{bmatrix} P_1 & P_2 & P_3 \\ P_4 & P_5 & P_6 \\ P_7 & P_8 & P_9 \end{bmatrix}$$

$$[0099] \quad A_5 = \sum_{i=1}^9 A_i P_i \quad (18)$$

[0100] 常用的图像锐化处理模板如下,通常采用以下 $3 \times 3$ 模板。

$$[0101] \quad \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ -2 & 19 & -2 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

[0102] 由于中值滤波对噪声处理效果良好且能保持良好的画面清晰度,所以选用中值滤波对图像进行去噪处理。

[0103] 中值滤波的基本原理是将数字图像中的每一点的像素值用其领域各点的中值代替,利用一个领域大小为 $3 \times 3$ 或者更大的窗口完成。这样生成的像素值更接近实际情况,其计算公式为:

$$[0104] \quad Y(x, y) = \text{Med} \{y(s, t) \mid (s, t) \in S_{xy}\} \quad (19)$$

[0105] 选用直方图均衡化对图像效果进行增强,改善视觉效果。直方图均衡化实际上是将图像的灰度值范围进行扩充,通过一定计算将图像较为集中的灰度级转变为更为分散的状态,从而达到图像增强的作用。综合各种实际条件,采用直方图均衡化对隧道掌子面图像进行处理是较合适的。灰度统计直方图函数如下:

$$[0106] \quad p_s(s_k) = \frac{n_k}{n} (0 \leq s_k \leq 1 \text{ 且 } k = 0, 1, \dots, L-1) \quad (20)$$

[0107] 式中: $p_s(s_k)$ 代表原始图像中第k个灰度级的出现概率, $n_k$ 是灰度为 $s_k$ 的像素个数, $n$ 是图像中总的像素个数,0代表黑色, $L-1$ 代表白色。

[0108] 将裂隙分为条带状裂隙和不规则状裂隙进行识别。由于隧道掌子面上的裂隙多种多样,只能选择较为重要的裂隙进行分析,这些裂隙的地方往往是最容易发生事故的地方,

容易被发现,这类裂缝一般都成组出现,角度统一。条带状裂隙大多数是由岩体结构中的夹层和裂缝组成,裂缝颜色呈土黄色,横向生长成组出现。不规则裂隙是指无法用统一的标准来描述的裂隙。这种裂隙数量庞大但真正要提取的不多,需要提取的是面积较大且较深的裂隙。

[0109] 通过RANSAC算法对隧道掌子面的结构进行简化、增强,分割的效果根据设定的具体阈值来确定。基于RANSAC算法的分割过程为:

[0110] (1) 给定原始点云 $P$ ,最小采样集大小为 $m$ ,从 $p$ 中随机抽取包含 $m$ 个点的 $P$ 的子集 $P'$ 初始化模型 $M$ 。

[0111] (2) 遍历余集 $R=P-P'$ 中的所有点与模型 $M$ 误差,将小于某一设定的阈值的点同 $P'$ 一起构成 $P^*$ , $P^*$ 认为是模型 $M$ 的有效集。

[0112] 如 $P^*$ 中的点个数达到指定的阈值 $N$ ,就可以认为 $M$ 为正确的模型,重新执行步骤1和2。

[0113] 完成指定采样次数 $MAX$ 后,如果没有找到正确的模型则算法失败,否则选择有效集最大的模型。

[0114] 采用Hough变换对图像的特征进行提取,本发明主要用于识别隧道掌子面缝隙。Hough变换的基本思想就是利用点线的对偶性,即图像空间共线的点对应在参数空间里相交的线。在参数空间中相交与同一个点的所有直线或曲线在图像空间里都有共线的点与之对应。

[0115] 在图像空间 $XY$ 中,所有共线的点 $(x,y)$ 都可以用直线方程描述为:

$$[0116] \quad y=mx+c \quad (21)$$

[0117] 其中 $m$ 为直线的斜率, $c$ 为截距,同时上述公式也可以改写为:

$$[0118] \quad c=-xm+y \quad (22)$$

[0119] 上述公式可以看做是参数空间 $M-C$ 中的一条直线方程,其中直线的斜率为 $x$ ,截距为 $y$ 。比较以上公式,图像空间中的一点 $(x,y)$ 对应参数空间中的一条直线,而图像空间中的一条直线又是由参数空间的一个点 $(m,c)$ 来决定的。

[0120] 本发明结合卷积神经网络和三维点云产生数据的结果进行分析,将二维特征过度到三维特征,既能解决三维点云旋转后造成的识别结果不稳定,又进一步的提高了卷积神经网络在识别二维图像的基础上的准确度,也体现的卷积对点云数据处理的鲁棒性。

[0121] 步骤(4),基于步骤(1)已训练成熟的卷积神经网络对点云图像进行特征识别;

[0122] 本发明结合卷积神经网络和三维点云产生数据的结果进行分析,将二维特征过度到三维特征,既能解决三维点云旋转后造成的识别结果不稳定,又进一步的提高了卷积神经网络在识别二维图像的基础上的准确度,也体现的卷积对点云数据处理的鲁棒性。

[0123] 具体结合卷积神经网络识别点云图像的方法有如下优点:利用卷积神经网络识别点云图像数据具有准确、高效等特点的情况下,可对点云图像进行多方位、多角度的特征识别,相比利用卷积神经网络识别二维图像,通过识别三维图像可以得到更加精准的识别结果。

[0124] 通过设备扫描隧道,获取大量的点云数据,通过对点云图像的预处理,得到简化后的点云数据图像,具体反应了被扫描物质的特征,对隧道掌子面裂隙后续可能存在的裂隙发展方向进行预测,利用算法对隧道掌子面裂隙进行预测后显示在计算机上。

[0125] 步骤(5)点云图像二次处理,对识别到的隧道掌子面裂隙点云图像进行反卷积,将隧道掌子面裂隙点云图像变换成更清晰、特征明显的点云图像,再对清晰的点云图像进行识别,每进行一次迭代,对隧道掌子面裂隙点云图像识别的准确率进一步提高;

[0126] 如图4所示,在使用卷积神经网络对点云图像直接识别的基础上,为了增加准确率,在残差网络Residual加入了如下的辅助做法,并且通过加入反卷积,对点云图像进行二次处理,对识别到的隧道掌子面裂隙点云图像进行反卷积,将隧道掌子面裂隙点云图像变换成更清晰、特征明显的点云图像,再对清晰的点云图像进行识别,每进行一次迭代,对隧道掌子面裂隙点云图像识别的准确率进一步提高,识别结果更精准,具体步骤如下:

[0127] a.隧道掌子面裂隙的选点,经特征识别输出特征层;

[0128] 采取最远点法采集隧道掌子面裂隙特征,随机选择初始点,选择离初始点距离最远的点加入起点,直到迭代出隧道掌子面裂隙横向最大距离和纵向最大距离。

[0129] 以横向和纵向最大距离的线的交点为中心,进而将隧道掌子面裂隙分为四个区域,选取一个区域,以交点为中心点,选取区域内离中心点的最短距离点,于是一个区域内的选点完成。

[0130] 再对其他三个区域采用相同的做法,利用最近点法得到满足要求的点,至此一个隧道掌子面裂隙的选点完成,再对其进行特征识别,以上述横向纵向最大距离的交点为中心进行特征识别。对裂隙较细且呈现出弧度的直接选取裂隙的两端为起点,裂隙的中间区域为中心点。

[0131] b.将输出的特征层输入反卷积模块;

[0132] 将输出的特征层输入反卷积模块,采用一个 $3 \times 3$ 的反卷积层,对输入图像恢复特征图像素。通过一个 $3 \times 3$ 、步长为2的卷积层,将点云图像的宽和高进行压缩,此时我们可以获得一个特征层,在经过Relu函数输出结果,当Relu函数的输入大于0时,直接输入该值;当Relu函数的输入小于0时,则输出为0。

[0133] 再对上述输出的特征层进行一次 $1 \times 1$ 的卷积和一次 $3 \times 3$ 的卷积,再经过一次Relu函数输出结果。

[0134] 相比于上采样的方法,反卷积不仅是临近像素的填充,还多了一步参数学习的过程,在增大分辨率的同时,可以得到更充分的特征信息。进而通过对隧道掌子面裂隙的反卷积处理,得到更清晰的隧道掌子面裂隙图像。

[0135] c.经过反卷积操作后,将输出的特征层加上起始特征层,得到最终输出特征层,通过多次循环迭代,直到输出结果符合实际要求。

[0136] 通过大量收集爆破后隧道掌子面裂隙的数据,包括裂隙数量、裂隙种类和裂隙分布情况,在一次BQ法进行围岩分级后,实时采集隧道掌子面裂隙数据,可通过上述深度学习识别完成。

[0137] 步骤(6)利用钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型,得到岩石单轴抗压强度,并应用到BQ法模型;

[0138] 如图5所示,为隧道掌子面区域划分简图,主要描述了通过凿岩台车获取钻进参数,并得到岩石单轴抗压强度,再利用隧道掌子面裂隙与围岩等级的相关性,对BQ法围岩分级进行修正,进而对围岩区域分级。

[0139] 利用钻进参数与岩石单轴抗压强度关系模型,得到岩石单轴抗压强度,并应用到

BQ法模型。首先根据BQ法围岩基本质量指标BQ的计算,是根据定量指标的岩石单轴抗压强度 $R_c$ 和岩体完整性系数 $K_v$ ,按下列公式计算:

$$[0140] \quad BQ = 90 + 3R_c + 250K_v \quad (23)$$

[0141] 应用时如果 $R_c > 90K_v + 30$ 时,应以 $R_c = 90K_v + 30$ 代入计算BQ,如果 $K_v > 0.04R_c + 0.4$ 时,应以 $K_v = 0.04R_c + 0.4$ 代入计算BQ。

[0142]  $R_c$ 采用钻进参数与岩石单轴抗压强度的公式计算,公式如下:

$$[0143] \quad \sigma_c = fW \left( \frac{4}{\pi D^2} + \frac{8\mu\Omega}{3VD} \right) \quad (24)$$

[0144] 式中: $\sigma_c$ 为岩石单轴抗压强度,MPa; $W$ 为钻头上的轴压,N; $\Omega$ 为转速,r/min; $V$ 为钻进速率,m/min; $D$ 为钻头直径,m; $f$ 为能量传递率; $\mu$ 为钻头滑移摩擦系数。

[0145] 其中改进后的BQ法公式如下:

$$[0146] \quad BQ = 90 + 3\sigma_c + 250K_v \quad (25)$$

[0147] 围岩完整系数 $K_v$ 值一般采用围岩的弹性波测试值计算:

$$[0148] \quad K_v = (V_{pm}/V_{pv})^2 \quad (26)$$

[0149] 式中: $V_{pm}$ 为岩体岩石的弹性纵波速度,km/s; $V_{pr}$ 为岩石的弹性纵波速度,km/s。

[0150] 步骤(7)通过识别结果,输出隧道掌子面裂隙种类信息,并通过Pearson线性相关系数计算公式得出隧道掌子面裂隙影响系数,并应用到BQ法修正模型;

[0151] 考虑到地下水、不利结构、地应力状态对围岩的状态影响,对BQ值按下式进行修正:

$$[0152] \quad [BQ] = BQ - 100(K_1 + K_2 + K_3) \quad (27)$$

[0153] 式中: $K_1$ 为地下水影响修正系数; $K_2$ 为主要软弱结构面产状影响修正系数; $K_3$ 为初始应力状态影响修正系数。

[0154] 采用Pearson线性相关系数计算公式计算隧道掌子面裂隙和围岩分级指标的相关系数,Pearson线性相关系数计算公式如下:

$$[0155] \quad r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (28)$$

[0156] 式中: $n$ 是样本数量, $X_i$ 、 $Y_i$ 是变量 $X$ 、 $Y$ 对应的 $i$ 点观测值, $\bar{X}$ 是 $X$ 的样本平均数, $\bar{Y}$ 是 $Y$ 的样本平均数。计算得到的相关系数 $r$ ,其正负代表两个变量具有正相关性或者负相关性,大小在(0,1)之间,一般任务 $r$ 值大于0.3时具有相关性,数值越大,表示相关性越强。

[0157] 通过上述公式计算得出,闭合裂隙、微张裂隙、张开裂隙、宽张裂隙对围岩分级的影响程度,于是得出闭合裂隙影响系数 $r_1$ 、微张裂隙影响系数 $r_2$ 、张开裂隙影响系数 $r_3$ 、宽张裂隙影响系数 $r_4$ 。

[0158] 将影响系数应用到围岩分级当中,将隧道掌子面大致划分为S1~S5,5个区域,在划分区域内选择多个钻进点位作为圆心,规定可以基本覆盖划分区域的半径 $R$ 大小,可视实际情况对范围进行调整。识别半径 $R$ 范围内的裂隙种类,具体分为闭合裂隙、微张裂隙、张开裂隙、宽张裂隙,根据拟定的影响系数 $r_1$ 、 $r_2$ 、 $r_3$ 、 $r_4$ ,对每个划分半径区域内的围岩等级划分进行修正,具体公式如下:

[0159]  $[BQ]^1 = BQ - 100 (K_1 + K_2 + K_3 + r_1 + r_2 + r_3 + r_4)$  (29)

[0160] 式中： $K_1$ 为地下水影响修正系数； $K_2$ 为主要软弱结构面产状影响修正系数； $K_3$ 为初始应力状态影响修正系数， $r_1$ 为闭合裂隙影响系数、 $r_2$ 为微张裂隙影响系数、 $r_3$ 为张开裂隙影响系数、 $r_4$ 为宽张裂隙影响系数。

[0161] 步骤(六)将步骤(五)中的BQ法修正模型结合深度学习对隧道掌子面裂隙信息识别，通过BQ法模型得出的BQ值，应用到BQ法修正模型，得到修正后的BQ值，进而对岩体进行智能快速区域分级。

[0162] 通过BQ法模型得出的BQ值，应用到BQ法修正模型，得到修正后的BQ值，即完成围岩分级。通过对隧道掌子面划分区域并且针对区域内的不同裂隙对围岩等级的影响程度，对围岩等级进行区域划分，通过使用修正后的BQ法公式，进而对掌子面岩体进行区域分级，具有准确性高，容易操作等优点。

[0163] 以上述依据本发明的理想实施例为启示，通过上述的说明内容，相关工作人员完全可以在不偏离本项发明技术思想的范围内，进行多样的变更以及修改。本项发明的技术性范围并不局限于说明书上的内容，必须要根据权利要求范围来确定其技术性范围。

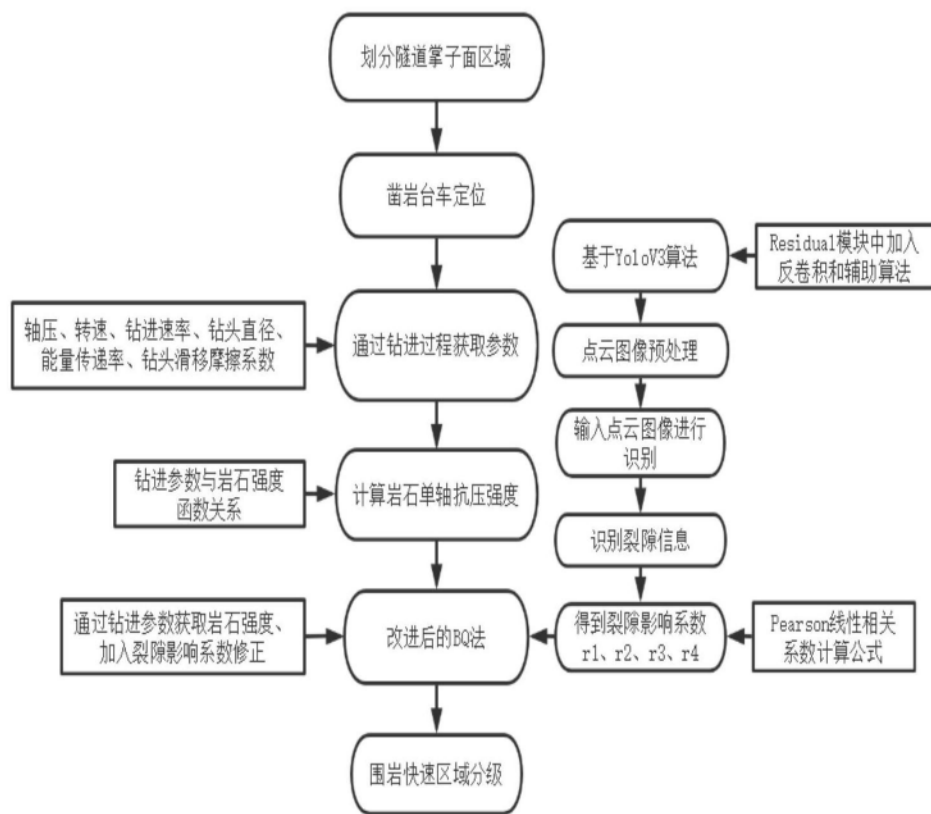


图1

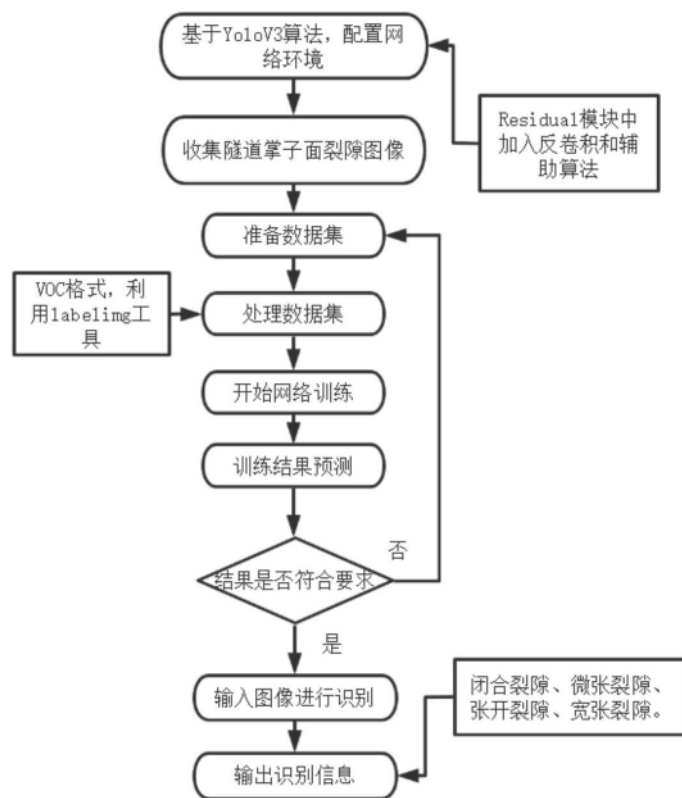


图2



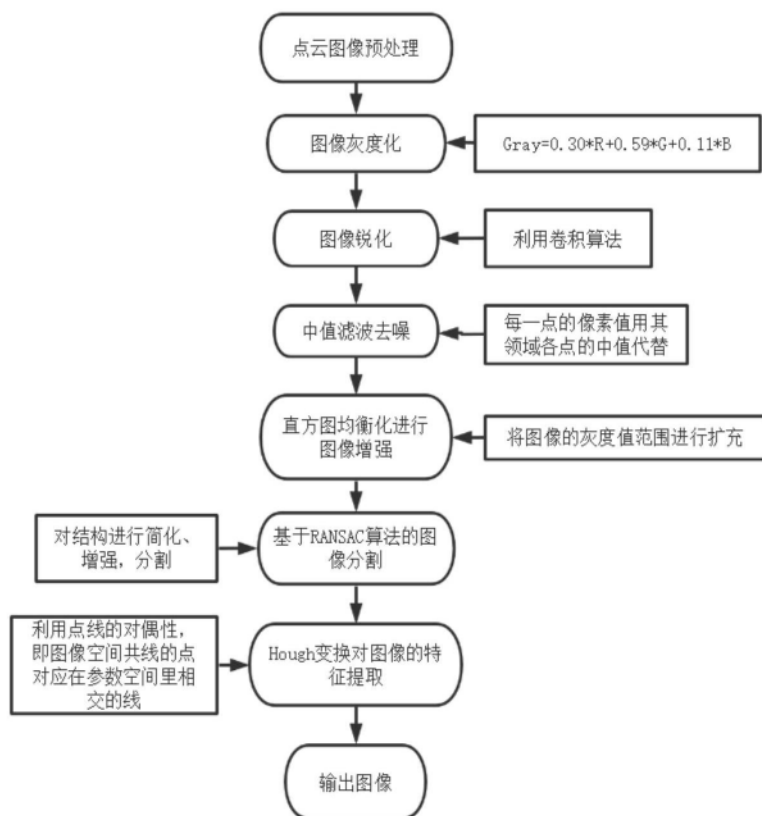


图3

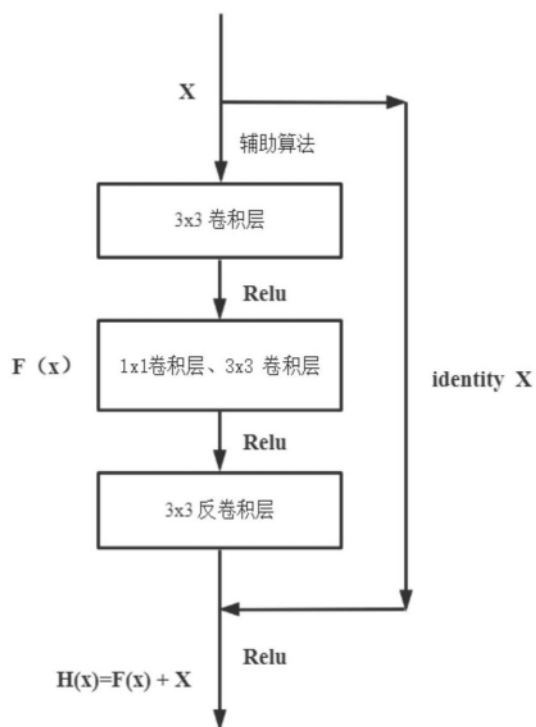


图4

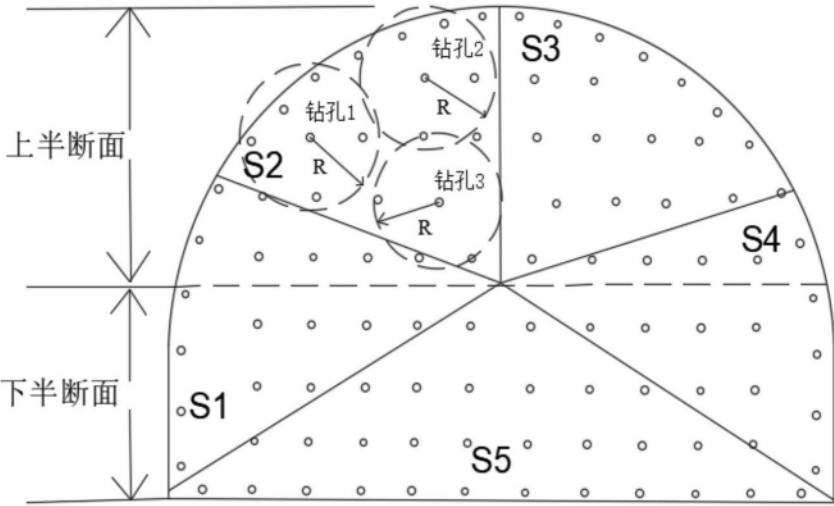


图5