

# 基于全景图像 CNN 的隧道病害自动识别方法

汤一平 胡克钢 袁公萍

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

**摘要** 针对目前隧道衬砌病害检测过程中难以快速、方便地获取隧道内壁全景图像以及难以自动检测识别各种病害等问题,提出一种基于全景图像 CNN 的隧道病害自动识别方法。首先通过一种全景视觉传感器快速获取隧道内壁的全景图像;然后对全景图像进行处理,主要通过全景图像展开、图像预处理、二值化处理等操作来提取疑似病害区域;最后,采用卷积神经网络对病害进行自动检测分类识别。实验结果表明,所提方法极大地简化了检测装置在获取隧道内壁全景图像的结构,通过端对端的卷积神经网络实现了各种隧道病害特征的自动提取、检测和识别,并具有 88% 的检测识别精度,为隧道的维护、竣工验收提供了有效的技术支持。

**关键词** 隧道,全景图像,病害检测,卷积神经网络

**中图分类号** TH183 **文献标识码** A

## Automatic Recognition Method of Tunnel Disease Based on Convolutional Neural Network for Panoramic Images

TANG Yi-ping HU Ke-gang YUAN Gong-ping

(School of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract** In light of the current difficulty of getting panoramic image of the tunnel lining fast and conveniently, and the difficulty of detecting various diseases automatically, in this paper, we put forward a disease recognition method based on convolutional neural network (CNN) to address such problems. First, a panoramic visual sensor which can fast obtain the panoramic image of the whole tunnel section were designed, and then through digital image processing technology the panoramic images was dealt with including panoramic image unrolling, image processing and binary processing to extract suspected disease regions. Finally, the diseases were classified automatically under convolutional neural network. The experiments demonstrate that the method can effectively simplify the structure of obtaining the panoramic image of the tunnel, achieve the automatic feature extraction detection and recognition through the end to end convolutional neural network, the rate of recognizing the diseases in panoramic image exceeds 88%, and this method provides effective technical support for tunnel maintenance and completion acceptance.

**Keywords** Tunnel, Panoramic image, Disease detection, Convolutional neural network

## 1 引言

隧道的健康监测可分为两个阶段:施工阶段和运营阶段。在隧道的运营过程中,隧道的安全问题主要受到以下几个方面的影响:1)运营过程中长期振动荷载引起的道床整体沉降;2)由于大多数长、大隧道处于复杂的地质条件中,车辆荷载引起的线路沿轴线方向的不均匀沉降;3)隧道周边建筑物和地质条件变化等。这些影响会造成隧道轮廓的开裂、变形、漏水甚至脱落等一系列安全问题<sup>[1-2]</sup>。

由于我国处于高速建设期,重建轻管,隧道运输运行管理过程中缺少长期有效的在线监测和检测数据,导致隧道的运行状况不清楚。目前我国对隧道的安全监测基本上还停留在人工排查的水平上。

隧道的健康监测在国内外科学界和政府管理部门已经受到广泛的关注和重视,成为了世界范围的热点问题。随着国

家基础设施建设速度的加快,尤其是城市地下空间的开发利用,有效地监控基础设施的结构健康是一个具有社会性的重大挑战。科学家和政府主管部门亟待回答的问题是:与我们出行紧密相关的基础设施安全性能如何?是否对人身安全构成威胁?结构损伤到什么程度才能危及其安全性能?

损伤检测是进行结构健康监测的基础,是健康监测的关键环节,一直以来都是非常活跃的研究领域。Sohn 和 Farrar<sup>[3]</sup>提出了损伤检测的 5 个层次:1)识别出结构中是否有损伤产生;2)确定损伤的位置;3)识别出损伤类型;4)量化损伤的严重程度;5)确定结构的剩余寿命。而目前开展的损伤研究中能达到第 3—5 层次的较少。

基于计算机视觉的隧道健康监测,由于低成本、高质量和易用性等原因,在过去的十几年中的应用成倍增加<sup>[4-5]</sup>。借助于计算机视觉对隧道缺陷进行定性和定量分析,其分析精度取决于所获取图像的质量及图像分析软件对缺陷的识别

本文受国家自然科学基金项目:主动三维立体全景视觉传感技术研究(61070134)资助。

汤一平(1958—),男,博士,教授,主要研究方向为全方位视觉传感器应用等,E-mail:typ@zjut.edu.cn(通信作者);胡克钢(1992—),男,硕士生,主要研究方向为全方位视觉传感器应用等;袁公萍(1992—),男,硕士生,主要研究方向为全方位视觉传感器应用等。

能力。为此,国内外专家学者对此进行了一些有益探索和工程实践。

韩国高速铁路隧道安装的健康监测系统<sup>[6]</sup>提出基于检测数据诊断隧道衬砌可能破损的新系统识别方法。

剑桥大学 Chaiyasarn K 等<sup>[7]</sup>采用标准的数码摄像机,提供了一种确保检测员能够通过自动或者交互的方法来创建一个包含拼接图的检测报告的系统,他从图像或隧道衬砌中创建一个大的拼接框架,通过将单独的图像进行拼接使之可视化。由于采用多个数码摄像机拍摄图像,需要进行拼接操作,增加了工作量,加大了检测难度。

Chaiyasarn K 等认为隧道检测系统需涵盖的缺陷检测和状态评估可以分为以下 3 个主题:检测、可视化和解释。隧道检测最关心的是裂缝病害<sup>[8]</sup>,基于视觉的裂缝检测通常涉及预处理步骤和裂纹的识别步骤。

Ukai<sup>[9]</sup>研发了一种基于隧道壁的变形的裂缝检测系统,该裂缝模型用 8 个量化指标来进行描述裂缝。Yamaguchi 等<sup>[10]</sup>基于过滤概念(流体渗透现象的物理模型)来模拟裂缝,该算法开始时确定初始化种子区域,然后基于过滤概念将相邻的区域标记为裂纹区。Paar 等<sup>[11]</sup>提出了基于行的跟踪算法,该算法假定裂缝是由一系列连接在一起的短直线构成,然后该算法从种子点开始搜索邻近区域内的线。Yu 等<sup>[12]</sup>提出了隧道混凝土裂缝的自动检测和移动机器人系统相结合的裂缝检测方法。

文献<sup>[15]</sup>应用支持向量机(SVM)来对裂纹进行识别。Mohammad 等<sup>[14]</sup>使用 PCA 算法,在减少了特征矢量的基础上提取图像中的裂纹。

如何对复杂环境下的隧道全景图像中的多种病害进行分类识别是当前研究的关键。传统的病害识别方法的步骤为病害目标分割提取-人工病害特征提取-人工特征描述计算-统计方法<sup>[15]</sup>或浅层网络识别(如 BP 神经网络<sup>[16]</sup>、支持向量机<sup>[13]</sup>)等。由于隧道内环境复杂,病害种类多,不同病害之间有很大的相似之处,靠人工方式来对各种病害特征进行有效描述和准确识别是很困难的,在很大程度上需要依靠个人经验,缺陷分割的统计模型或浅层网络模型存在很大的主观性。

近年来,卷积神经网络(CNN)<sup>[17]</sup>已成为图像识别领域的研究热点,广泛应用于人脸识别、字符识别等方面。CNN 是一种深度的监督学习下的机器学习模型,相比于传统的隧道病害判别方式,其只需要少量的图像预处理且不需要人工提取隧道病害特征。它具有局部感受野、权值共享、降采样三大特点,实现了图像的位移、缩放和扭曲不变性,相比于传统的神经网络,大幅减少了需要训练的参数。CNN 直接将图像作为网络的输入,避免了传统识别算法中复杂的特征提取和数据重建过程,同时表现出极强的学习能力,具有应用到隧道病害识别的潜力。

针对隧道视觉检测时全方位高效高保真地获取数据难和病害自动检测识别难等问题,本文提出了一种基于全景图像 CNN 的隧道病害识别方法。本文主要的技术及创新点如下:1)针对图像获取问题,采用全景视觉传感器获取隧道衬砌全断面图像,然后进行便于提取病害图像的预处理;2)通过 CNN 对病害进行分类并识别,有效地避免了人工病害特征提取和人工特征描述计算等复杂步骤,具有较高的准确率。

## 2 基于全景视觉的隧道病害检测装置构成

为了全方位高效高保真地获取隧道内壁图像数据,本文提出了一种基于全景视觉的隧道病害检测装置,其硬件系统包括隧道检测车、全方位视觉传感器(ODVS)、照明光源、计算机。图 1 给出了 ODVS 对隧道内壁进行全景视觉检测的示意图。图中的灰色区域是 ODVS 获取的隧道内壁 360° 全方位图像。这种全景获取方式由于采用了折反射成像,极大地简化了检测装置的结构,同时有效地避免了成像过程中的图像形变大、无缝拼接难、实时性较差等问题。

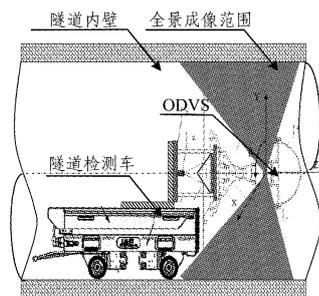


图 1 隧道内壁进行全景检测的示意图

### 2.1 ODVS

ODVS 是本实验室自主研发的用于获取 360° 全景视频图像的视觉传感器。它由一个摄像机和一个双曲面折反射镜面构成,如图 2(b)所示。

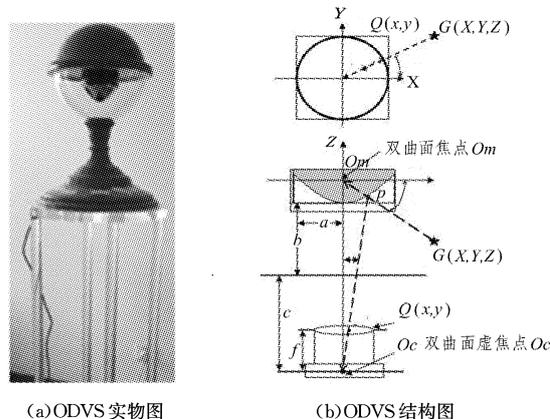


图 2 ODVS 的产品及结构

将双曲面折反射镜面的光轴与摄像头的光轴固定在同一轴心线上,摄像头分辨率为  $1280 \times 720$ ,视场范围为  $120^\circ \times 360^\circ$ ,ODVS 的详细设计参考文献<sup>[18-19]</sup>。

ODVS 安装在隧道检测车的前方中央位置,如图 1 所示,隧道检测车在行进过程中不断地快速获取隧道内壁的全景图像。图 2(a)是 ODVS 的实物图。

### 2.2 照明光源

由于隧道环境阴暗,而且衬砌表面的建筑材料一般也是比较暗的颜色,要满足图像处理与分析对图像质量的要求,照明系统的设计是一个关键问题。

前期的一些研究主要采用分布式光源和散射、反射、吸收等光学设计技术;有些则采用了亮度适当的点光源,即在照明光源设计上采用了直接照明法,利用 3 个小型直流钨丝灯泡照明,并对光源顶面作遮光处理。在早期的研究中,由于光源的性能不稳定,照明系统设计较繁琐而且效果不好。超高亮度 LED 取得突破性进展之后,照明系统也得到改进,有些研

究者采用 15 个白光 LED 组成照明光源均匀地布置在整个装置的前端。白光 LED 的使用较为方便、安全,且光色稳定、寿命长,由 LED 组成的光源已得到广泛的使用。

由于本文采用 ODVS 全景成像,为了实现小型和轻型化的设计要求,本文采用 LED 带光源,将其粘结在外罩上面,这样能较好地提供均匀的全景照明光源,同时也能有效避免隧道内壁光滑表面的镜面反射。

### 2.3 隧道检测车

视觉检测所用的隧道检测车本体采用了某自动化技术有限公司生产的 MT-R 机器人<sup>[20]</sup>,本文仅利用了该机器人中所提供的机器人运动控制接口及相关硬件设备。机器人自带工控机,工控机负责采集隧道内壁的全景图像,然后进行全景展开处理,最后将展开后的全景图像发送给远程计算机;远程计算机对接收到的全景图像进行图像预处理,找出疑似病害区域,最后用 CNN 检测并识别病害的种类。图 3 给出了基于全景视觉的隧道检测装置实物图。

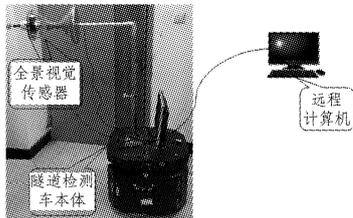


图 3 基于全景视觉的隧道检测车装置实物图

### 2.4 工控机及远程计算机

隧道检测车中的工控机的操作系统为 Windows7,远程计算机作为服务器采用 Linux 系统。隧道检测车行进过程中,工控机每隔时间  $T$  采集隧道内壁全景图像,时间  $T$  由隧道检测车的行进速度  $V$  以及全景视觉垂直成像范围  $F$  来决定。本文中全景图像采集间隔时间用式(1)计算得到。

$$T=0.8 \times F/V \quad (1)$$

其中, $T$  为 ODVS 的采样间隔, $V$  为隧道检测车的行进速度, $F$  为全景视觉垂直成像范围。

工控机通过无线接发送单元将携带着隧道空间位置信息的展开的隧道内壁全景图像发送给远程计算机。在工控机中采用 JAVA 语言实现隧道断面全景图像读取、全景图像展开等功能;在远程计算机中用 Python 语言实现图像预处理、基于卷积神经网络等功能。

## 3 图像处理

工控机中的图像处理主要包括隧道断面全景图像数据读取单元和隧道横断面全景图像展开单元。远程计算机中的图像处理主要包括隧道疑似病害图像预处理单元和隧道疑似病害图像提取单元。

### 3.1 隧道全景图像读取及全景图像展开

隧道断面全景图像数据读取单元每隔时间  $T$  通过 ODVS 来获取隧道内壁的一帧全景图像。接着,隧道横断面全景图像展开单元对全景图像进行展开处理,展开处理后的全景图像以隧道检测车的行走距离  $z_i$  为文件名保存。

全景柱状展开是以全景图像中心坐标为原点建立平面坐标系  $O(0,0)$ , $X$  轴水平向右, $Y$  轴竖直向上。选取合适的内径  $r_1$ 、外径  $r_2$ ,展开半径为  $R=(r_1+r_2)/2$ ,方位角为  $\theta=$

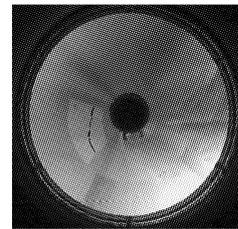
$\tan^{-1}(y/x)$ ;全景柱状展开图以坐标原点  $O^*(0,0)$ 、 $X^*$  轴、 $Y^*$  轴为平面坐标系,将全景图像坐标系下的点  $(r,0)$  作为全景柱状展开图的坐标原点  $O^*(0,0)$ ,以方位角  $\theta$  顺时针方向展开建立全景柱状展开图;建立全景柱状展开图像中任意一点像素坐标  $P^*(x^*,y^*)$  与全景图像中的像素坐标  $P(x,y)$  的对应关系,其计算公式为:

$$x=y/(\tan(360x^*/\pi(r_1+r_2))) \quad (2)$$

$$y=(y^*+r_1)\cos\theta \quad (3)$$

其中, $x^*,y^*$  为全景柱状展开图的坐标, $x,y$  为全景图像的坐标, $R$  为全景图像展开区域的外径, $r$  为全景图像展开区域的内径, $\theta$  为全景图像坐标的方位角。

图 4(a) 为 ODVS 拍摄的模拟隧道内壁全景图,图 4(b) 为模拟隧道内壁柱状展开图。模拟隧道内壁柱状展开图以隧道检测车的行走距离  $z_i$  为文件名保存,请求服务器来读取该图像文件。



(a)全景图



(b)柱状展开图

图 4 模拟隧道内壁全景图及柱状展开图

### 3.2 隧道疑似病害图像预处理

远程计算机得到从隧道检测车发送过来的读取请求后,读取暂时存储在工控机内的展开全景图像,递交给隧道疑似病害图像预处理单元进行图像预处理。其主要工作是对隧道柱状展开图像进行增强,包括灰度校正和图像平滑,这项工作的主要作用是提高图像质量,为后续隧道疑似病害检测识别的进一步处理做准备。

在图像预处理方面,本文采用自适应的图像直方图均衡处理方法,自适应的直方图均衡考虑了图像的位置信息,该方法根据图像像素点的局部统计特征对像素灰度值进行函数变换,变换函数由像素点周围某个大小的子图像的直方图确定。

在图像平滑方面,本文采用图像的自适应 wiener<sup>[21]</sup> 滤波方法,wiener 滤波将均方误差的数学期望取极小估值作为其最优标准。

### 3.3 隧道疑似病害的提取

隧道疑似病害的提取包括图像分割以及图像的形态学处理等。针对隧道疑似病害图像选择合适的方法,这里首先采用 Otsu 法对隧道疑似病害图像进行二值分割,然后对隧道疑似病害二值图像进行数学形态学处理,在数学形态学处理中先进行开运算再进行闭运算。

开运算是利用同一结构元素对象对同一目标图像依次进行腐蚀运算和膨胀运算,计算方法如式(4)所示。

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (4)$$

其中,  $A$  是隧道疑似病害的原始图像,  $B$  是结构元素图像。

闭运算是指对同一目标图像先进行膨胀运算, 后进行腐蚀运算, 计算方法如式(5)所示。

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \tag{5}$$

其中,  $A$  是隧道疑似病害原始图像,  $B$  是结构元素图像。

图 5 给出了经过隧道疑似病害提取单元处理后得到的全景图像, 图中框出的就是隧道的疑似病害区域。下面对疑似病害区域进行识别分类。

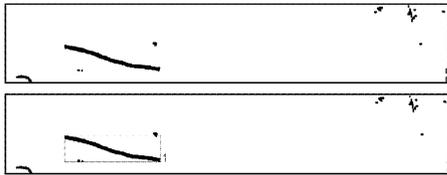


图 5 隧道内壁中疑似病害的提取

### 4 基于 CNN 的隧道病害识别分类

由于隧道内环境复杂, 病害种类多, 并且不同病害之间有很大的相似之处, 很难用人工的方式对各种病害进行有效描述和分类识别。

#### 4.1 卷积神经网络框架

隧道病害主要是通过形状及其纹理信息进行判定, 与手写字的判定有一定的相似性, 因此本文采用的隧道病害识别的卷积神经网络结构与 LeNet-5<sup>[22-23]</sup> 相似。卷积神经网络的结构为 6 层, 包括依次连接的输入层、C1 层、S2 层、C3 层、S4 层和输出层。其中 C1 层和 C3 层为卷积层, S2 层和 S4 层为下采样层, 输入层是大小为  $28 \times 28$  像素的图像, 输出层包括 4 个一维向量, 分别表示 4 类隧道病害: 1) 裂纹; 2) 裂缝; 3) 衬砌脱落; 4) 渗漏水。图 6 给出了本文采用的卷积神经网络结构图。

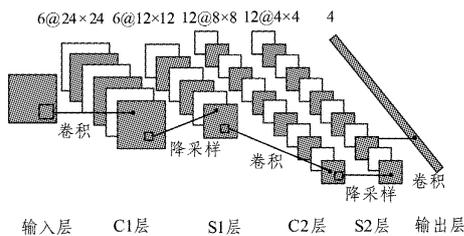


图 6 卷积神经网络结构图

隧道识别 CNN 框架的详细描述如下:

(1) 输入。输入图像为图像预理得到的  $28 \times 28$  的灰度疑似病害图像。

(2) C1 层。C1 层为卷积层, 用于提取图像特征。卷积核的大小影响着神经元感受野的大小, 当卷积核较小时, 无法提取有效的局部特征; 当卷积核较大时, 无法描述过于复杂的信息。对于  $28 \times 28$  像素的输入图像, 一般选用  $5 \times 5$  的卷积核就能够达到较好的效果, 得到  $24 \times 24$  像素的特征图。每个卷积核用于提取某一类特征, 这里采用 6 个卷积核对同一图像进行卷积, 得到 6 张不同的特征图。卷积核中各参数通过随机初始化设置在  $-1 \sim 1$  之间, 一般地, 随机初始化的卷积核有较好的边缘提取效果。

(3) S1 层。S1 层为降采样层, 它将 C1 层输出的特征图进行缩小。主要是将邻域内的像素求和成一个像素, 然后进

行  $W$  加权, 再增加偏置  $b$ , 最后通过 sigmoid 激活函数, 从而将 C1 层中得到的特征提取图映射为缩小后的特征映射图。一般缩放因子为 2 即可达到较好的效果。

(4) C2 层。C2 层为卷积层, 用于提取图像特征, 与 C1 层相似。C1 层是将 1 张原图通过 6 个卷积核获得 6 张特征提取图。而 C2 层则是将 6 张输入的特征映射图通过随机组合, 得到 12 张特征图, 然后通过不同的卷积核映射得到 12 张特征提取图。这是因为不完全的连接可以将原图像中某一区域的不同特征融合, 破坏了网络的对称性。

(5) S2 层。S2 层为降采样层, 与 S1 层基本相同。

(6) 输出层。输出层是与 S2 层的全连接。S2 层有  $12 \times 4 \times 4 = 192$  个神经元, 每一个神经元都与输出的一个神经元相连, 输出层暂时设定为 4 类, 即 4 个神经元, 总共有  $192 \times 4 = 768$  个连接, 这里可以将 S2 看作一个 192 维的线性向量, 而 S2 到输出层的映射相当于使用该向量进行分类, 这个分类器共有 768 个参数来对 4 种病害类别进行分类, 因此具有很强的描述能力。

#### 4.2 CNN 训练

卷积神经网络的训练需要大量数据。本文采用的隧道病害图像主要是通过检索网络上及其他相关论文里的隧道病害图像得到, 数据量偏少。通过真实拍摄获取部分模拟隧道病害图像, 作为初始的训练样本。为了增加数据量, 对病害区域进行下述操作。

- (1) 平移: 水平或垂直平移, 步长为 0.2 倍的病害区域大小。
- (2) 缩放: 对病害区域大小乘以比例因子  $[0.8, 1.2]$ 。
- (3) 旋转: 对病害区域进行  $60^\circ$  以下的旋转。
- (4) 翻转: 对病害区域进行上下、左右翻转。
- (5) 亮度调整: 对病害区域进行整体亮度调整。
- (6) 对比度调整: 对病害区域进行灰度线性或非线性拉伸。

对于每个种子图像, 随机选取  $K$  个变换, 然后将这些变换应用到每个种子图像上, 形成新的训练样本。图 7(a) 为种子图像, 分别对应裂纹、裂缝、衬砌脱落和渗漏水 4 种类型隧道病害。图 7(b) 为对图 7(a) 中的裂缝进行随机组合变换得到的图像。

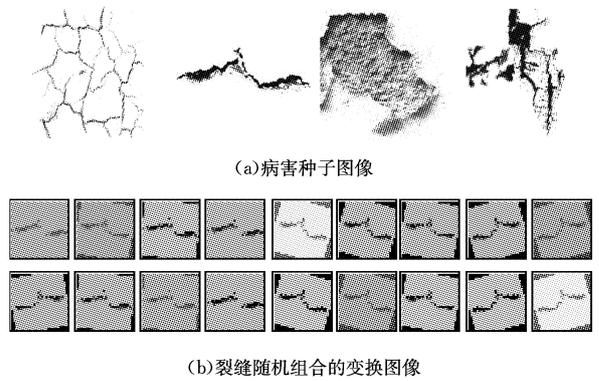


图 7 图像变换

卷积神经网络的性能对于学习速率的选择非常敏感, 若学习速率过大, 则算法可能振荡而导致不稳定; 若学习速率过小, 则收敛速率慢, 训练时间长。因此自适应调整学习速率。

### 5 实验验证

本文通过实验论证 CNN 算法对隧道病害分类的可行性。

本文主要选取了裂纹、裂缝、衬砌脱落和渗漏水 4 种类型病害进行分类识别。针对隧道病害识别,本文采用的训练样本集为 828 个,测试样本集为 324 个。

准确率与迭代次数的关系如图 8 所示。实验结果表明,随着训练的迭代次数的增加,准确率增加,其中训练准确率最高为 99%,测试准确率为 88%。训练过程中,迭代一次的平均耗时约为 6s。测试过程中,隧道病害识别的平均耗时为 4ms。

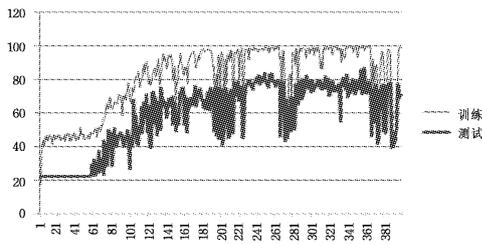


图 8 准确率与迭代次数的关系图

图 9 用灰度图像给出了裂缝在训练后的 CNN 模型中各层对应的特征图的变换结果。根据对输入层、C1 层、C2 层的比较可知,卷积操作主要提取了隧道病害的边缘、区域、纹理等信息,实现了病害的分类识别,表明了网络提取的特征可以分布在不同区域仍能进行判别,具有平移、旋转不变性。S1 层和 S2 层对图像进行抽样,去除图像中的冗余特征,保留图像的主要信息,提高网络的抗畸变能力,使之具有缩放不变性。

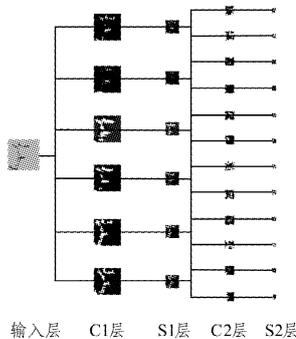


图 9 卷积神经网络中各层处理结果示例图

实验研究主要通过实验论证 CNN 算法对隧道病害分类的识别率及识别时间。其平均识别率为 88%，识别时间为 4ms,基本满足了实时全方位高效高保真的隧道病害视觉检测和识别。

本文实验还与基于统计学原理和支持向量机进行了对比分类实验,对比实验结果如表 1 所列。实验结果表明,本文采用的 CNN 的识别准确率高于基于统计学原理及支持向量机的分类方式的识别准确率。

表 1 检测精度对比结果/%

	统计学原理	支持向量机	CNN
准确率	65	80	88

**结束语** 本文针对隧道衬砌常见的病害进行检测,结合全景视觉技术获取隧道衬砌全景图像,首先对图像进行预处

理,然后提取隧道病害区域图像,最后根据 CNN 对病害进行分类识别,真正实现了隧道病害检测的自动化。实验结果表明,该技术能够快速获取隧道病害图像并对其分类识别,具有较高的检测精度,同时极大地降低了隧道病害检测的工作负荷,提高了检测效率。

今后的研究工作主要有:1)对 CNN 结构进行改进,增加 SoftMax 等分类器对提取的特征分类,进一步提高识别准确率。2)采用主动式全方位视觉技术对隧道衬砌进行激光切片扫描并对扫描图进行解析,实现隧道衬砌的 3D 测量与重构。3)在 3D 重构图中嵌入纹理信息,在隧道病害图像中标注深度信息。4)利用深度卷积神经网络检测出隧道内壁的各种病害;然后,通过三维测量结果明确给出各病害的量化值,利用隧道内表面点云数据计算量化信息,根据相关指标确定危害程度并提出维护建议;最后,给出发生病害的准确空间位置。

### 参考文献

- [1] 周奇才,孙月腾,陈海燕,等. 地铁隧道变形监测的数字图像处理技术研究[J]. 中国工程机械学报,2009,7(4):463-468.
- [2] 刘学增,桑运龙,苏云帆. 基于数字图像处理的隧道渗漏水病害检测技术[J]. 岩石力学与工程学报,2012(S2):3779-3786.
- [3] SOHN H, FARRAR C R. Damage diagnosis using time series analysis of vibration signals[J]. Smart Material and Structures, 2001,10(3):446-451.
- [4] ZAURIN R, CATBAS F N. Integration of computer imaging and sensor data for 912 structural health monitoring of bridges[J]. Smart Materials and Structures, 2010,19(1):015019.
- [5] KOCH C, GEORGIEVA K, KASIREDDY V, et al. A review on computer vision based defect detection and condition assessment of concrete and asphalt civil infrastructure[J]. Advanced Engineering Informatics, 2015,29(2):196-210.
- [6] LEE J S, CHOI I Y, LEE H U, 等. 隧道检测系统及其在韩国高速铁路隧道的应用[J]. 中国铁道科学, 2004,25(3):21-26.
- [7] CHAIYASARM K. Damage detection and monitoring for tunnel inspection based on computer vision [D]. University of Cambridge, 2014.
- [8] SOGA K, BENNETT P J. Micro-Measurement and Monitoring System for Ageing Underground Infrastructure (Underground M3) [C]// The World Forum on Smart Materials and Smart Structures Technology. 2007.
- [9] UKAI M. Technology for Measurement and Diagnosis. Development of Image Processing Technique for Detection of Tunnel Wall Deformation Using Continuously Scanned Image[J]. Quarterly Report of Rtri, 2000,41(3):120-126.
- [10] YAMAGUCHI T, HASHIMOTO S. Fast crack detection method for large-size concrete surface images using percolation-based image processing[J]. Machine Vision and Applications, 2010,21(5):797-809.
- [11] PAAR G, SIDLA O. Optical crack following on tunnel surfaces [C]//Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering. 2006:638207-638207-8.
- [12] YU S N, JANG J H, HAN C S. Auto inspection system using a mobile robot for detecting concrete cracks in a tunnel [J]. Automation in Construction, 2007,16(3):255-261.

不足以表达物体的细节特征。图 17(b)和图 18(b)是对三角网格模型全局锐化之后提取得到的平面线图,虽然绘制出了更丰富的线条,但是由于局部噪声的干扰,平坦区域上也绘制有线条,整个线图显得杂乱。图 17(c)和图 18(c)是采用本文方法,经过基于视觉曲率估算的特征区域检测,再进行局部锐化之后提取的线图,不但绘制出了丰富的细节,而且有效抑制了平坦区域的噪声干扰。

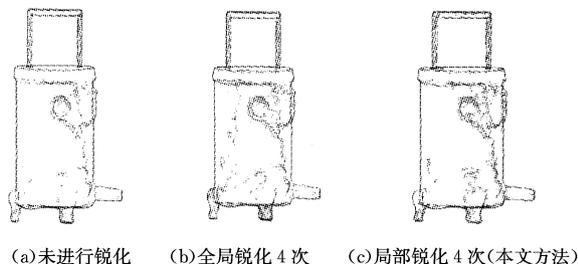


图 17 漏钟的平面线图

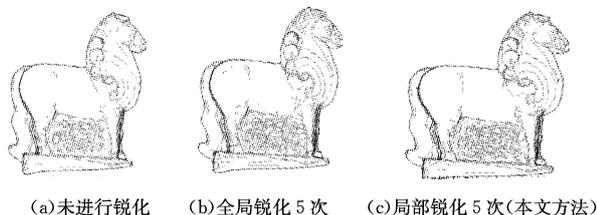


图 18 石马的特征线提取结果

**结束语** 针对表面粗糙、富含噪声的文物三维模型,如何精确选择需要锐化处理的特征区域,如何提取到符合人类视觉特征的文物线图,是解决考古线图自动绘制的难点。传统的主曲率估算依赖于法线的估算,而法线容易受噪声的影响。最小最大化法则同时估算曲面法线和主曲率,能获得高鲁棒的法线和主曲率,获取的多尺度视觉主曲率能在连续尺度空间上展现物体不同尺度的形状细节,从而更符合文物线图绘制的特定视觉处理要求。

本文提出了应针对不同材质的文物三维模型,在考古领域均值的基础上进行局部锐化预处理,基于视觉依赖曲率的估算提取文物模型的视觉轮廓线,进而绘制出符合考古专家

视觉感知的文物线图的可行解决方法。实践表明,本文方法能够在保留更多模型细节的同时使绘制的噪声线条更少,有效避免了因视点改变引起的大量计算,绘制出的线图更符合考古工作的实际需要,有效解决了手工考古绘图速度慢、精度低和工作强度大的问题。下一步的工作是引入机器学习方法,解决多尺度视觉曲率计算式(6)中 $\lambda$ 值的自动设置和模型区域的精确自动划分问题,为大规模考古线图的自动化准确绘制提供技术支撑。

## 参考文献

- [1] 马鸿藻. 田野考古绘图[M]. 北京:北京大学出版社,2010.
- [2] ZHOU M Q,GENG G H,WU Z K. Digital Preservation Technology for Cultural Heritage[M]. Springer,2012.
- [3] COLE F,SANIK K,DECARLO D,et al. How well do line drawings depict shape? [J]. ACM Transactions on Graphics,2009,28(3):341-352.
- [4] DECARLO L T. An application of signal detection theory[J]. Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition,2003,29:767-778.
- [5] JUDD T,DURAND F,ADELSON E. Apparent ridges for line drawing[J]. ACM Siggraph,2007,26(3):19.
- [6] 刘海荣. 形状的曲率表示与分解[D]. 武汉:华中科技大学,2009.
- [7] 方惠兰,王国瑾. 三角网格曲面上离散曲率估算方法的比较和分析[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2005,17(11):2500-2507.
- [8] 樊少荣,茹少峰,周明全,等. 破碎刚体三角网格曲面模型的特征轮廓线提取方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2005,17(9):2003-2009.
- [9] KOLOMENKIN M,SHIMSHONI I,TAL A. Demarcating curves for shape illustration[J]. ACM Transactions on Graphics,2008,27(5):32-39.
- [10] JING H,ZHOU B F. A 3D model feature- line extraction method using mesh sharpening[C]//Proceeding of Edutainment. Berlin:Springer,2006:840-848.
- [11] 李娜,耿国华,王小凤. 一种采用纹理分布特征的标定方法[J]. 计算机科学,2015,42(12):288-291.
- [12] TANG Y P,WANG Q,ZONG M L,et al. Design of Vertically Aligned Binocular Omnistereo Vision Sensor [J]. Chinese Journal of Sensors & Actuators,2010,7525(1):1-24.
- [13] MIYAMOTO A,KONNO M,BRUHWILER E. Automatic crack recognition system for concrete structures using image processing approach [J]. Asian J. Inf. Technol.,2007,6(5):553-561.
- [14] JAHANSHAHI M R,MASRI S F. Adaptive vision-based crack detection using 3D scene reconstruction for condition assessment of structures [J]. Automation in Construction,2012,22:567-576.
- [15] CASTLEEMAN K. Digital Image Processing [M]. Prentice-Hall,1996.
- [16] IYER S,SINHA S K,TITTMANN B R,et al. Ultrasonic signal processing methods for detection of defects in concrete pipes [J]. Autom. Construct.,2012,22:135-148.
- [17] 汤一平,韩国栋,鲁少辉,等. 基于 CNN 的炮身管全景图像疵病识别方法[J]. 仪器仪表学报,2016,4(37):871-878.
- [18] TANG Y P,WANG Q,ZONG M L,et al. Design of Vertically Aligned Binocular Omnistereo Vision Sensor [J]. Chinese Journal of Sensors & Actuators,2010,7525(1):1-24.
- [19] 徐海涛,周静恺,林璐璐,等. 基于 ASODVS 的全景点云数据获取技术的研究[J]. 计算机测量与控制,2014,22(7):2284-2287.
- [20] 汤一平,姜荣剑,林璐璐. 基于主动式全景视觉的机器人障碍物检测[J]. 计算机科学,2015,42(3):284-288.
- [21] NIXON M S,AGUADO A S. Feature Extraction and Image Processing,Second Edition [M]. Singapore:Elsevier Pte Ltd,2010.
- [22] 赵志宏,杨绍普,马增强. 基于卷积神经网络 LeNet-5 的车牌字符识别研究[J]. 系统仿真学报,2010,22(3):638-641.
- [23] SAINATH T N,MOHAMED A R,Kingsbury B,et al. Deep convolutional neural networks for LVCSR [C]//IEEE International Conference on Acoustics,2013:8614-8618.

(上接第 211 页)