

12-12-2019

## Design and Implementation of Interactive AR System for Campus Roaming

Shengwei Qin

1. South china Institute of Software Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510990, China; ;

Li Zhong

2. School of Science, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

Jinfeng Li

1. South china Institute of Software Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510990, China; ;

Zihao Chen

1. South china Institute of Software Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510990, China; ;

*See next page for additional authors*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Design and Implementation of Interactive AR System for Campus Roaming

## Abstract

**Abstract:** There are many kinds of navigation applications in universities recently. These applications have obvious shortcomings, which only indicate the outdoor locations without detail information; even some places cannot be found in the map; and it takes a lot of time to design a system. Meanwhile the system cannot achieve real-time interaction effect in virtual ramble. *An interactive campus roaming augmented reality (AR) system is designed combining with GPS module for locating outside the campus and utilizing deep learning technology to achieve locating the inside buildings of campus. Simultaneously AR technology will improve interactivity of the system.* The experiment results show that the interactive campus roaming AR system proposed in the paper is effective for locating in campus. The navigation service can provide the information of university in real time for the visitors and further provides a platform for culture communication.

## Keywords

augmented reality, Global Positioning System, deep learning technology, campus roaming

## Authors

Shengwei Qin, Li Zhong, Jinfeng Li, Zihao Chen, Jingqian Ding, and Wanshun Liu

## Recommended Citation

Qin Shengwei, Li Zhong, Li Jinfeng, Chen Zihao, Ding Jingqian, Liu Wanshun. Design and Implementation of Interactive AR System for Campus Roaming[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(7): 1367-1376.

## 校园漫游互动 AR 系统设计与实现

秦胜伟<sup>1</sup>, 李重<sup>2</sup>, 李金锋<sup>1</sup>, 陈梓浩<sup>1</sup>, 丁靖骞<sup>1</sup>, 刘万顺<sup>1</sup>

(1. 广州大学华软软件学院, 广州 510990; 2. 浙江理工大学理学院, 杭州 310018)

**摘要:** 各类高校导航应用层出不穷, 导航应用服务功能上依旧有所欠缺, 只能简单指示用户的室外位置, 不包含详细介绍信息, 甚至部分地点不能指明位置, 系统开发周期较长, 同时没有实时互动漫游效果。设计了一个校园漫游互动 AR 系统, 结合 GPS 模块进行室外定位, 运用深度学习技术实现校园室内定位, 采用增强现实(AR)技术提高系统的可交互性。实验结果表明, 提出的校园漫游互动 AR 系统能较为有效的进行校园定位, 在此基础上拓展的漫游服务能够为来访者实时提供高校信息, 进一步为校园文化传播提供平台。

**关键词:** 增强现实; Global Positioning System; 深度学习技术; 校园漫游

中图分类号: TP391.9      文献标识码: A      文章编号: 1004-731X (2019) 07-1367-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.18-VR0739

### Design and Implementation of Interactive AR System for Campus Roaming

Qin Shengwei<sup>1</sup>, Li Zhong<sup>2</sup>, Li Jinpeng<sup>1</sup>, Chen Zihao<sup>1</sup>, Ding Jingqian<sup>1</sup>, Liu Wanshun<sup>1</sup>

(1. South china Institute of Software Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510990, China;

2. School of Science, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** There are many kinds of navigation applications in universities recently. These applications have obvious shortcomings, which only indicate the outdoor locations without detail information; even some places cannot be found in the map; and it takes a lot of time to design a system. Meanwhile the system cannot achieve real-time interaction effect in virtual ramble. *An interactive campus roaming augmented reality (AR) system is designed combining with GPS module for locating outside the campus and utilizing deep learning technology to achieve locating the inside buildings of campus. Simultaneously AR technology will improve interactivity of the system.* The experiment results show that the interactive campus roaming AR system proposed in the paper is effective for locating in campus. The navigation service can provide the information of university in real time for the visitors and further provides a platform for culture communication.

**Keywords:** augmented reality; Global Positioning System; deep learning technology; campus roaming

## 引言

目前, 高校导航是新生或外来参观人士畅游高

校不可缺失的部分, 也是其了解高校的重要手段。优秀的高校导航系统不仅能为新生或外来人士提供高校内部设施的具体位置, 还能在他们参观该设施时为他们提供设施内的详细信息, 帮助用户快速熟悉校园环境。而现在, 大部分高校仍采用传统纸质地图方式介绍校园内部设施, 这种方式不仅会耗费大量的纸张, 其便利性也远不及手机应用。在手机应用方面现在使用较多的一种方式是通过地图



收稿日期: 2018-06-20      修回日期: 2018-11-02;  
基金项目: 国家自然科学基金(11671009), 广东省“创新强校工程”科研项目(2017KQNCX275), 2018 年国家级大学生创新创业训练计划项目(201812618005);  
作者简介: 秦胜伟(1989-), 男, 河北, 硕士生, 讲师, 研究方向为虚拟现实与计算机图形学。

<http://www.china-simulation.com>

• 1367 •

应用进行高校导航,其精度及准度并不能覆盖至高校建筑内部,且并无高校内设施的全面介绍。另一种常见方式则是虚拟校园,虚拟校园应用了全景拍摄技术,将特定地点进行收录,用户只需点击相应按钮即可进行简单的导航游览。但这种方式并不能对用户进行实时的定位,用户只能通过比对全景图与实景的区别了解自己当前的位置。因此,能在用户进行校园漫游时,既能与用户展开互动,又能对高校进行深入的全面介绍的手机应用在现代高校有重要意义。

针对传统地图导航系统无法对现代高校校园小规模建筑集群之间进行精准导航的问题,一些新的校园定位导航、校园漫游系统也逐渐被开发出来。这些新的系统应用,从其定位覆盖范围上可以分为 2 种:

(1) 基于 GPS 模块的传统校园漫游导航应用,在此类的应用设计中,兰燕等<sup>[1]</sup>设计的新生入学导航系统,在传统 GPS 导航应用的基础上,制作精细的校园矢量地图,将其与百度地图叠加,采用弗洛伊德算法来规划导航路径,并在此基础上提供附加服务功能。这种依托于 GPS 定位模块的校园道路导航系统,虽然具有较好的实时性,且室外定位精准度有所提高,但在制作新的地图数据时,需要精确地勘测校园各建筑地理位置,工作量且开发周期较长。赵海英等<sup>[2]</sup>设计了基于定位与姿态感知的虚实漫游方法。通过百度地图生成地图信息的 XML 文档,并将三维模型导入并转换模型坐标;检测用户位置,并实时获取三维景点模型来还原古迹风采;并用陀螺仪估计姿态来追踪虚拟场景以实现漫游服务。这种融入虚拟现实技术的 3D 漫游系统,虽然更好地展示景点的风貌以帮助游客了解名胜古迹,但为了带给用户真实细腻的体验,需要构建景点内多处建筑的仿真三维模型,工作量巨大。

(2) 结合了室内定位的新型校园漫游导航应用。随着室内定位技术的不断发展,一些能起到良好室内定位效果的系统也开始进入大家视线。随着 Wi-Fi 指纹信息定位的相关技术在无线网络的发展

过程中不断得到完善, Yang Z 等<sup>[3]</sup>提出 LIFS 定位方法,将不同虚拟空间的无线信号指纹特征通过无线信号衰减效应聚类,并构建了人在不同虚拟空间中移动的逻辑平面图,建立与不同物理房间的映射关系实现了房间级别定位。曾鹏飞等<sup>[4]</sup>设计了 DR/RSSI 组合室内定位系统,基于多传感器推算人体的航位,有机结合了步态检测、Wi-Fi 基点的 RSSI 定位模型,实现了基于智能移动终端的室内定位。虽在实际使用中需要保持终端与地面基本平行以保证步态检测能修正误差,但是也克服了单独的航位推算算法不稳定的缺陷。考虑到校园 Wi-Fi 的实际覆盖情况和用户体验,需要一个可使用范围更广泛,人机交互体验更好的高校漫游系统。GPS 定位的作用是指明方位与确定地点,在室内等环境因墙体阻隔信号可能会出现误差,此时就需要另一种方式来弥补这方面的缺点。而图像识别技术同样具备辨识的能力,且受室内光照等因素影响较小,因此可以通过引入图像识别技术来完善导航系统。在图像识别方面,近几年基于深度学习的各类图形图像识别技术被广泛应用到交通、刑侦、医疗等领域,由此可见基于深度学习技术的图像识别具备良好的准确性和通用性。本文提出了一个新的校园漫游互动 AR 系统,通过卷积神经网络识别各建筑的室内图像进行识别分类,将识别信息通过增强现实技术反馈到用户手机屏幕,与用户开展实时的人机互动。如此一来,用户不单可以在室外进行校园漫游,即便到了室内环境,也能通过与虚拟的三维模型进行互动了解室内环境信息。通过此应用,各高校能为来访者或新生提供生动的校内导航服务,摒弃过去纸质指引的方式,更为有效且方便地让他们获取精确的校内信息,实时了解校园文化,最终使他们达到畅游校园的目的。

## 1 校园漫游互动 AR 系统的框架设计

系统以 Android 系统为开发平台,参照 Android 系统的分层架构将其分为 3 层。它的总体框架如图 1 所示,由用户层、封装层、功能底层 3 部分组成。

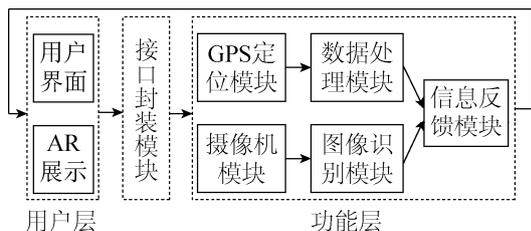


图 1 系统框架设计  
Fig. 1 System framework design

用户层包括用户界面和 AR 展示两部分, 与用户进行交互。封装层将用户层和功能层链接起来, 使得用户层轻松调用功能层中各个模块。功能层包括: GPS 定位模块、数据处理模块、摄像机模块、图像识别模块、信息反馈模块。GPS 定位模块承担了用户在室外漫游时的定位功能; 摄像机模块则负责获取用户周围环境图像; 数据处理模块和图像识别模块对各自上级模块的数据流进行分析处理, 将其结果传递到信息反馈模块, 由信息反馈模块通知用户层更新显示内容。

系统的设计目的是通过 GPS 定位和建筑特征的识别检测, 来达到室外定位与室内定点的衔接。在此基础上, 实现增强现实显示漫游介绍信息, 并与用户展开互动, 满足用户的服务需求。

### 1.1 室外定位与开发

室外定位功能是通过 LBS (Location Based Service) 的新应用——地理围栏实现的。预先用虚拟的围栏给高校各建筑划分出虚拟地理区域, 借助

高德地图提供的 SDK 获取用户的经纬度信息, 根据经纬度与围栏信息判断用户所处地理位置。用户在漫游校园时, 每进入一栋建筑的围栏范围, 系统都能给出用户所处位置信息, 与用户展开互动并介绍建筑物的详细信息。

在系统开发过程中需要获得建筑物范围来构建围栏, 从而实现建筑物室外定位, 在高德主页中有提供坐标拾取器工具, 但地图中没有明确的建筑轮廓作为参考, 需花时间校对, 且仍需人工记录及测算相关建筑物信息。而现场定位又有过多环境因素影响其准确性, 人工走动测量又需要花费大量时间和精力, 尤其对于漫游地点过大的场所更不便利。为了解决这些问题, 减少系统开发的工作量, 本文基于 HTML5+JavaScript+CSS 语言编写一套地理围栏获取系统。该系统能通过卫星图标记取点, 并计算出经纬度, 大量节省了现场定位所需的时间, 排除了环境对现场定位的影响。与高德的坐标拾取器相比, 该系统利用卫星图的真实地理面貌特点, 结合拾取坐标提供了更为直观的视觉判断。如果在漫游系统开发过程中, 能够获取建筑物平面数据, 地理围栏布局的精确度将更为精确。使用该系统可以快速在不同区域获得区域内所有建筑范围信息, 在快速构建大量地理围栏时提供快速、简便的方式, 如图 2 所示。

#### 高德地图坐标拾取工具 (GCJ-02坐标)

- 1、鼠标滚轮可以缩放地图, 拖动地图。
  - 2、点击地图, 即可获得GCJ-02的经纬度坐标, 即火星坐标。
- 113.494583, 23.450396  
广东省广州市从化区太平镇华软喷泉广场广州大学华软软件学院

#### 经纬度距离计算

■ A: 经度	113.494154	纬度	23.451578	距离=0.0888 Km
■ B: 经度	113.494454	纬度	23.451671	
■ C: 经度	113.494282	纬度	23.451144	
■ D: 经度	113.494583	纬度	23.450396	

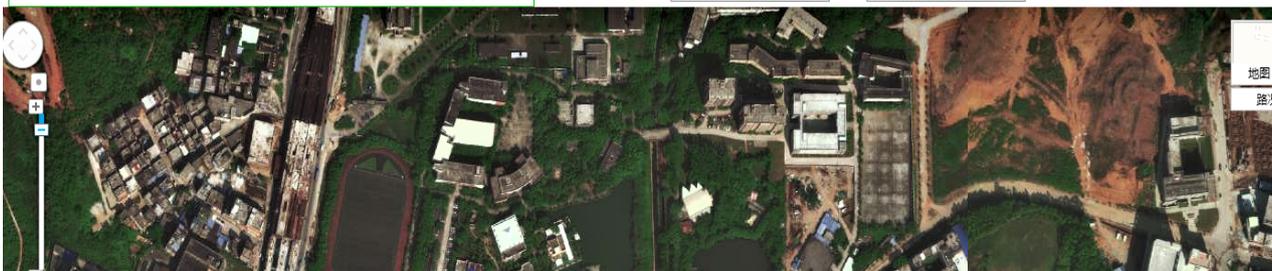


图 2 地理围栏获取系统  
Fig. 2 Geofence system

本文将系统获取的经纬度坐标与现场采点得到的经纬度信息进行比较,从而检验坐标的准确度。现场坐标数据采集工作使用的手机型号为红米 5 Plus,于晴天上午 9-10 点进行。如表 1 所示,系统获取的坐标精确度在一定程度上可认为现场获取的坐标,误差基本在 10 m 以内,且不与相邻建筑物存在交叉,尤其是综合楼,该位置甚至未在地图上被标试出来,本文通过周边建筑物信息与已知纸质地图进行计算,从而得到其地理围栏以及正门坐标,通过比较,正门坐标误差仅为 4.8 m,在实际应用中能够获得较好的体验。因此本系统相对人工踩点来说不受天气等现场情况的影响,更容易移植,开发更为方便,如果能够提供建筑物长宽信息,系统获取到的坐标将会更加准确。同时室外定位模块的开发对于处理相似的建筑建筑风格非常有效,不存在识别错误问题,但是当建筑物过近,且需要精确识别定位时,室外定位存在着一定的局限性,这也是后续软件开发的一个研究点。

表 1 不同方法下的经纬度坐标差异分析

Tab. 1 Difference comparison of longitudinal and latitude coordinates under different methods

地名	本文获取坐标	现场获取坐标	误差/KM
图书馆正门	(113.496 397, 23.450 434)	(113.496 35, 23.450 447)	0.005 0
综合楼正门	(113.494 471, 23.451 931)	(113.49 450, 23.451 897)	0.004 8
实验大楼正门	(113.493 708, 23.451 937)	(113.493 709, 23.451 978)	0.004 6

## 1.2 基于深度学习技术的室内定位

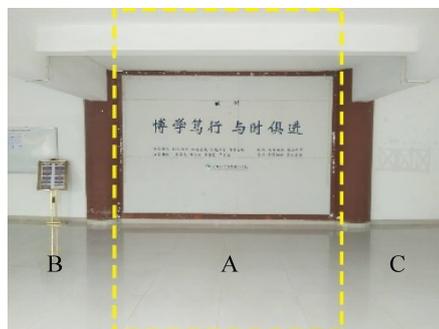
室内定位的准确度一直是 GPS 定位技术无法解决的一个难题。而目前,新兴的即时定位和地图构建(Simultaneous localization and mapping)技术虽然能够实现室内的定位导航,但需要多种传感器互相协调进行测距等工作,对设备要求较高,因此普及较为困难,不适用于目标用户群。而利用深度学习技术,通过对建筑物特征进行分类来实现定位,此方法对设备要求不高,开发成本较低,便于推广。

### 1.2.1 数据集制作

为了让神经网络能更为有效地识别特征进行分类,需要提供数量庞大的图片数据集供其学习。神经网络学习到的特征越多,其对图片的识别分类越是准确。针对神经网络训练所需的数据集十分庞大这个问题,为减少制作数据集的工作量,提高开发效率,本文提出一种全景图裁剪构造算法。

算法的基本步骤如下:

第 1 步,输入一张图片  $P$ ,手动选择主视角  $A$ ,如图 3 所示,两边为左右视角  $B, C$ ,将 3 张图片保存。

图 3 全景图裁剪构造  
Fig. 3 Panorama cutting

第 2 步,输入主视角图片  $A$  与右视角图片  $C$ ,获得图片  $A$  与  $C$  的宽  $Width_A$  和  $Width_C$ ,首先确定数据集中中偏右视角下图片张数  $N_r$  ( $N_r < N$ , 其中  $N$  为总数据集个数),然后分别为图片  $A$  与  $C$  确定裁剪步长  $Step_A$  与  $Step_C$  (其中,  $Step_A = \frac{Width_A}{2} \times \frac{1}{N_x}$ ,

$$Step_C = \frac{Width_C}{2} \times \frac{1}{N_x}), Step_A \text{ 的设置保证了预留主视$$

角图片  $A$  50% 的有效特征,最后根据裁剪步长,将图片  $A$  从左至右进行裁剪,图片  $C$  从右至左进行裁剪,2 张图片每裁剪 1 次,形成新的图片  $AC_i$  ( $i=1 \cdots N_r$ ).

第 3 步,输入主视角图片  $A$  与左视角图片  $B$ ,获得图片  $A$  与  $B$  的宽  $Width_A$  和  $Width_B$ ,首先求出数据集中中偏左视角下图片张数  $N_l$  ( $N_l = N - N_r$ ),然后分别为图片  $A$  与  $B$  确定裁剪步长  $Step_A$  与  $Step_B$

(其中  $Step_A = \frac{Width_A}{2} \times \frac{1}{N_1}$ ,  $Step_B = \frac{Width_B}{2} \times \frac{1}{N_1}$ ),

最后根据裁剪步长, 将图片 A 从右至左进行裁剪, 图片 B 从左至右进行裁剪, 2 张图片每裁剪 1 次, 形成新的图片  $AB_i (i=1 \dots N_1)$ 。

为了验证算法所得数据集图片质量的好坏, 本文通过常用衡量方法比较图 4 中两张图像的对比度、清晰度和图像熵, 来检验图像的质量。如表 2 所示, 无论是对比度、清晰度和图像熵, 通过全景图裁剪构造算法得到的图片在一定程度上都要优于手机相机正常拍摄的图片。



图 4 不同数据集采集方法的图片  
Fig. 4 Pictures of different data collection methods

表 2 不同数据集采集方法的图片质量对比  
Tab. 2 Comparison of image quality of different data collection methods

对比内容	本文算法所得的图	手机拍摄图
清晰度	1.53E+10	9.49E+09
图像熵	6.746 2	5.591 8
对比度	37.658 7	33.698 6

### 1.2.2 室内定位实现

室内定位在以前研究工作中一般通过 WI-FI 指纹定位或 AP 基站信号衰减等形式进行定位, 为了更加准确, 也会采用在室内布局传感器进行定位。但是上述研究工作不是前期工作过于复杂就是定位精度不高。因此, 本文从漫游获取到实时背景图片出发, 提出了基于卷积神经网络(CNN)<sup>[5-6]</sup>对室内建筑物特征进行识别, 从而实现门级定位。

#### (1) 网络训练与分类

CNN 是一种深度前馈神经网络, 通过提取图片细节和整体特征, 从而实现对图片的类别分类。而用户漫游可以实时得到用户拍摄的照片, 通过训

练 CNN 网络, 从而对不同的室内地点实现门级定位。这种方法不受 GPS 信号或其他外部硬件设备的限制。因此, 本文对 CNN 网络进行训练, 选取了常用的 CNN 网络结构对 6 个室内地点进行定位, 首先构建 6 个室内地点的训练数据集, 每个地点选取 3 000 张不同角度图片。将构建的数据集输入 CNN 网络进行模型训练。为了验证所训练的网络模型是否能进行准确的地点分类, 本文对训练的 6 个地点进行 10 次实验, 每次选取 20 000 张图片作为测试数据集, 其中 5 000 张为 CNN 训练过的地点图片, 15 000 张为未被训练过的不同与 6 个地点的图片, 如图 5 所示(单次选取结果, 10 次各有不同)。将测试数据集通过上述训练的 CNN 网络模型, 最终计算错误识别率。室内办公室门口的 10 次实验平均错误率高达 36%, S2 实验楼室内门口的平均错误识别率有 6.1%。上述数据只针对本文选取的数据集, 如果选取的数据集与 S2 实验楼门口的图片极其相似, 其平均错误识别率也将增加。经验证, 对于未经过训练的图片, 比如宿舍门口的图片, 输入训练的 CNN 网络内, CNN 网络会自动将其归类到最相似的类别, 从而将输入的宿舍门口图片归类到办公室门口这个类别, 造成错误识别率过大的情况。对于 CNN 网络产生的这种情况, 当用户进行校园漫游时, 会因为该应用识别地点错误而给予用户错误的指引信息。

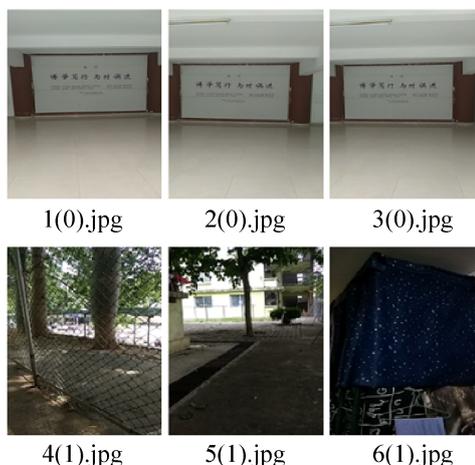


图 5 部分验证数据集图片  
Fig. 5 Partial verification dataset

## (2) 图片地点终反馈

当处于校园漫游时,不可能将所有物体分类数据集构建完整,对于不是数据集训练过的地点,此时应该考虑将其排除出分类信息。因而,在图片分类信息反馈之前,对图片进行相似度比对,如图6流程所示。本文借鉴孪生神经网络<sup>[7-8]</sup>的思想,通过阈值设定,预测出输入的图片是否为相应室内地点。如果输入图片的预测结果为错误,会提示该地点未收录等相关交互信息。

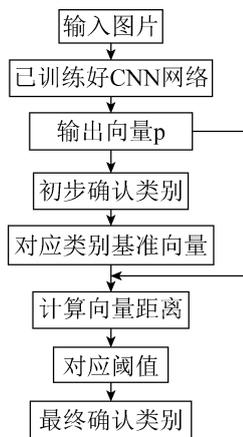


图6 相似性对比流程图

Fig. 6 Similarity comparison flow chart

要得到相似性比对的阈值,首先需要计算图7所示的基准向量。本文随机输入 $n$ 张( $n=20\ 000$ )同一地点图片,经过已训练好的网络进行计算,不需要网络最终确定地点,只需在网络中的分类器判别类别前,将全连接层输出的向量提取出, $n$ 张图片的输出组成向量集合 $M_1$ ,计算 $n$ 个向量的平均值作为基准向量 $M_3$ 。其次将基准向量放入图7所示的流程中,再随机输入 $n$ ( $n=20\ 000$ )张同一地点图片(保证70%不同于上述基准向量的计算图片)经过图7的流程,得出向量集合 $M_2$ ,计算基准向量 $M_3$ 与向量 $M_2$ 的欧式距离 $E_1$ ( $n$ 输入会得到 $n$ 个 $E_1$ ),选取最大的 $E_1$ 作为本地点的初始阈值 $S_1$ 。为得到更加准确的阈值,本文结合反向传播算法思想,设计了如图8所示的反向传播网络图用来更新阈值。

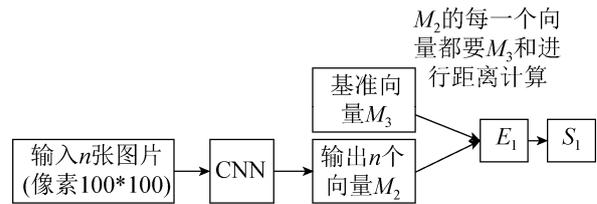


图7 最大阈值计算流程图

Fig. 7 Maximum threshold calculation flow chart

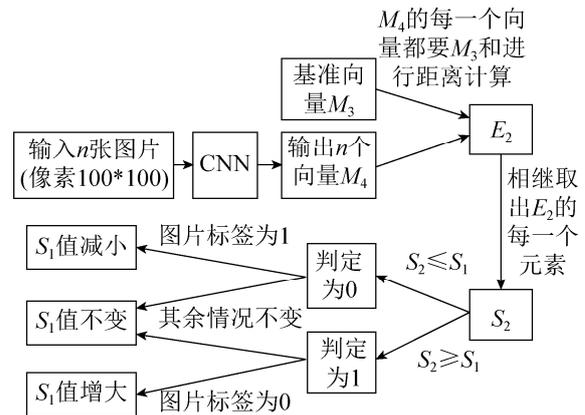


图8 反向传播网络结构图

Fig. 8 Counterpropagation network structure diagram

最后,为保证阈值计算的可靠性,从训练数据集中抽出 $l$ ( $l=5\ 000$ )张同一地点图片,并选取 $n-l$ ( $15\ 000$ )张非训练过的地点图片组成新的图片数据集,并对图片进行标签标定,训练过的这一地点图片( $5\ 000$ 张)标为0,非训练过的图片( $15\ 000$ 张)标为1,如图5所示,第1行图片标签为0,第2行图片为非训练数据集图片,标签为1。将新的图片数据集中的图片经过图7流程,输出向量集合 $M_4$ ,与基准向量 $M_3$ 求得欧式距离 $S_2$ 。若 $S_2 \leq S_1$ (初始阈值),两者之间欧式距离小于阈值,认定相似图片,即为同一地点,判定结果为0,如若图片标签为1,则分类错误,此时调整阈值使其变小,计算公式为 $S_1 = S_1 - S_1 * rate$ ( $rate$ 为学习率,本文设定为0.0005);若图片标签为0,分类正确,阈值不变;若 $S_2 > S_1$ ,判定结果为1,如若图片标签为0,则调整阈值使其变大,计算公式为 $S_1 = S_1 + S_1 * rate$ ;其他情况阈值 $S_1$ 不做改变。经过调整后的 $S_1$ 即为最终的相似性对比阈值。通过实验比较,调整前,阈值大小为17.865 905 492 552 3,图片检索查准率

为 61%; 调整后阈值为 17.291 082 616 905 2, 图片检索查准率为 92%。如果 CNN 训练数据集中, 需对多个地点进行分类, 则上述步骤需要进行多次计算, 并得到多个对应基准向量以及对应阈值。

将拍摄图片通过上述流程, 经由 CNN 网络得到输出向量, 根据向量初步判定其对应类别, 与对应类别基准向量计算两者欧式距离, 与对应类别的阈值判定。若该图片的欧氏距离小于阈值, 说明图片属于该分类地点, 便能顺利通过阈值判定环节, 正确的分类信息将得到反馈; 反之, 若大于阈值, 说明图片不属于该分类地点, 则阈值判定失败, CNN 网络的错误分类信息将会被拦截。因此, 在阈值判定环节, 对应类别与类别对应阈值是相关的, 不同类别的相对阈值互不影响, 因为在判定过程中, 根据图片特征会被归于最相似类别, 即于其他类别已经判定不相似了, 然后根据阈值来决定相似图片是否最终属于这一类别, 因此阈值的判定只需与对应类别比较即可。本方法在室内定位的准确度也与 Yang Z 等<sup>[3]</sup>设计的 LIFS 室内定位方法相比较, LIFS 定位的平均错误率为 10.91%; 而本文所提出的室内定位方法, 由表 3 的数据所求得平均错误率为 9.2% (总测试数据集大小为 30 000 张图片, 即 30 000 次测试)。系统对室内场景的平均识别率为 91.8%, 达到了可接受的精准度, 具备良好的室内定位能力。同时, 9.2% 的平均错误率是因为本文考虑了部分用户在光照欠佳条件下且不使用闪光灯拍摄的图片偏暗来做的极端实验。同时实际场景下用户多在白天使用, 若只考虑白昼光照充足的情况, 错误率将下降至 3.6%。与传统方法相比, 本文定位方法, 更具有竞争力。

最终, 为了验证该方法的先进性和高效性, 查看是否能保证系统室内信息反馈的正确性和可靠性, 通过查全、查准以及计算耗时综合评定, 并与现有的 SIFT 算法、直方图对比算法和未加入阈值判断的 CNN 网络算法进行了比较。本文在 Win10 系统的笔记本电脑三星 500R5L 环境下进行比较, SIFT 算法与直方图对比算法使用 matlab 软件进行

实验, CNN 实验框架均为 tensorflow, 4 种算法的计算环境同为该电脑环境。实验所用的图片数据库由随机选取的 15 000 张非训练数据集图片和 5 000 训练数据集图片构成, 实验结果记录如表 4。由实验数据可知, 本文算法仅在查准率上低于 SIFT 算法, 但在实际应用场景中, 虽然查准率为 92%, 0.14 s/张的计算速度远超 SIFT 算法, 将该算法移植到计算能力较弱的智能手机上, 时间差别上更为明显。

表 3 不同场景的平均识别率及其阈值  
Tab. 3 Average recognition rate and threshold of different scenes

场景	阈值	平均识别率/%
S2 大楼	54.681 713 313 036 3	92.5
办公室	9.247 914 065 275 09	95.5
综合楼	17.291 082 616 905 2	91.5
两创学院	3.154 263 204 956 31	89
行政楼	8.609 862 441 266 76	90.5

表 4 不同方法对图片识别能力的对比  
Tab. 4 Comparison of image recognition abilities by different methods

对比内容	查全率/%	查准率/%	每张耗时/s
SIFT 算法	100	97	50
直方图对比算法	100	40	2
CNN 无阈值	100	79	0.14
本文算法	100	92	0.14

### (3) 实验结果分析

为了验证本文中训练网络在校园漫游时能否实现室内场景识别功能, 使用“场景分类准确率”作为评价标准, 其定义为场景分类正确的数目除以测试样本数目。用该网络对四个不同类别的场景进行了两次场景分类实验。测试数据集分两个时间段采集, 分别为 10-12 时, 17-19 时, 以模拟实际应用中的不同光照条件, 图 9 为测试地点的拍摄效果, 实验结果如表 5 所示。

因 17-19 时室内无阳光, 灯光较弱, 识别结果较差, 但平均识别率仍有 91.8%; 同时考虑到系统所搭载智能手机设备的差异, 设定白昼条件下以两种不同规格的分辨率进行场景拍摄来进行数据集的采集。实验结果如表 6 所示, 通过实验数据可知,

平均场景分类准确率为 94.9%，分类效果良好，仅有个别地点识别率较差，但接近 90%。所以文中所提带阈值计算的 CNN 网络能满足校园漫游时对场景分类识别的要求。



(a) 10-12 点拍摄于办公室 (b) 17-19 点拍摄于办公室

图 9 不同时间段测试地点的图片

Fig. 9 Pictures of same place at different times

表 5 不同时刻下各场景的分类准确率

Tab. 5 Classification accuracies of different scenes with different times

场景	测试集总 样本数量	测试集单类 样本数量	10-12 点 的平均识 别率/%	17-19 点的 平均识别率 /%
S2 大楼	30 000	6 000	98	87
办公室	30 000	6 000	99	92
综合楼	30 000	6 000	96	87
两创学院	30 000	6 000	93	85
行政楼	30 000	6 000	96	85

注：图片分辨率均为 789×478

表 6 各场景在不同分辨率样本输入下的分类准确率

Tab. 6 Classification accuracies of different scenes with different resolution images

场景	总样本 数量	单类样 本数量	分辨率		
			789*478	960*540	1280*720
S2 大楼	30 000	6 000	100%	91%	94%
办公室	30 000	6 000	100%	90%	93%
综合楼	30 000	6 000	100%	93%	95%
两创学院	30 000	6 000	95%	89%	89%
行政楼	30 000	6 000	98%	92%	95%

## 2 系统的实现和效果分析

本系统的开发工具为 Android Studio 3.0，主要使用 Java 语言进行编译。开发环境需要配置 JDK 及 SDK，JDK 为 Java 的编程开发环境，SDK 为

Android 的编程开发环境。在此开发环境下，本系统采用如图 10 所示的处理机制。

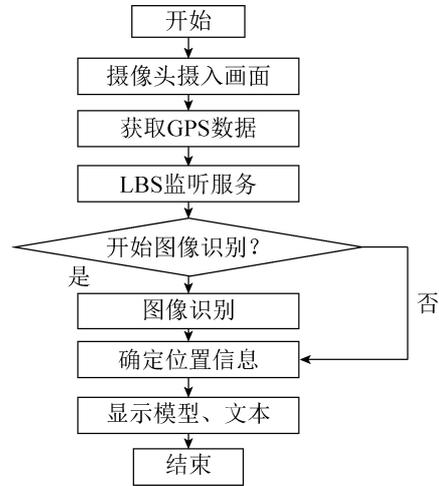


图 10 系统流程图

Fig. 10 System flow chart

系统应用搭载在 VIVO，魅族，三星等 Android 智能机型上进行测试，在室外漫游方面表现良好，屏幕上和用户互动的模型，以及建筑物的提示文本都能正常运作。用户点击屏幕时，应用会对用户所在建筑进行详细介绍。在室内定点方面，用户操作手机拍摄得到的场景如与已收录的场景相匹配，且无相似场景造成冲突，应用将反馈给用户室内的布局，方便用户快速获得目标位置。如果用户所在的建筑中存在多个装饰相似的房间，此时用户随机对其中一个展开场景识别，系统在得出分类信息后，一旦发现该地点存在多场景冲突的情况，就会给出各房间的菜单链表。用户则根据自己的需求选择查看哪一个房间的信息。流程处理如图 11 所示，当识别到图书馆内部书库大门时，发现冲突场景，弹出图书馆布局图及选择菜单，由用户根据布局图在菜单点击相应场景，从而弹出对应书库详细信息。

测试结果表明，当用户在校园漫游时，各建筑物的介绍信息都能正常与现实场景叠加显示，向用户介绍建筑功能。在室内定点方面，用户能通过布局图的指引，快速找到目标办公室位置或者教师座位，方便师生间纸质文件传递。同时系统整体的实时性和实用性较良好，深度学习室内定位响应速度在 0.3 s 左右，基本达到实时效果，如图 12 所示。

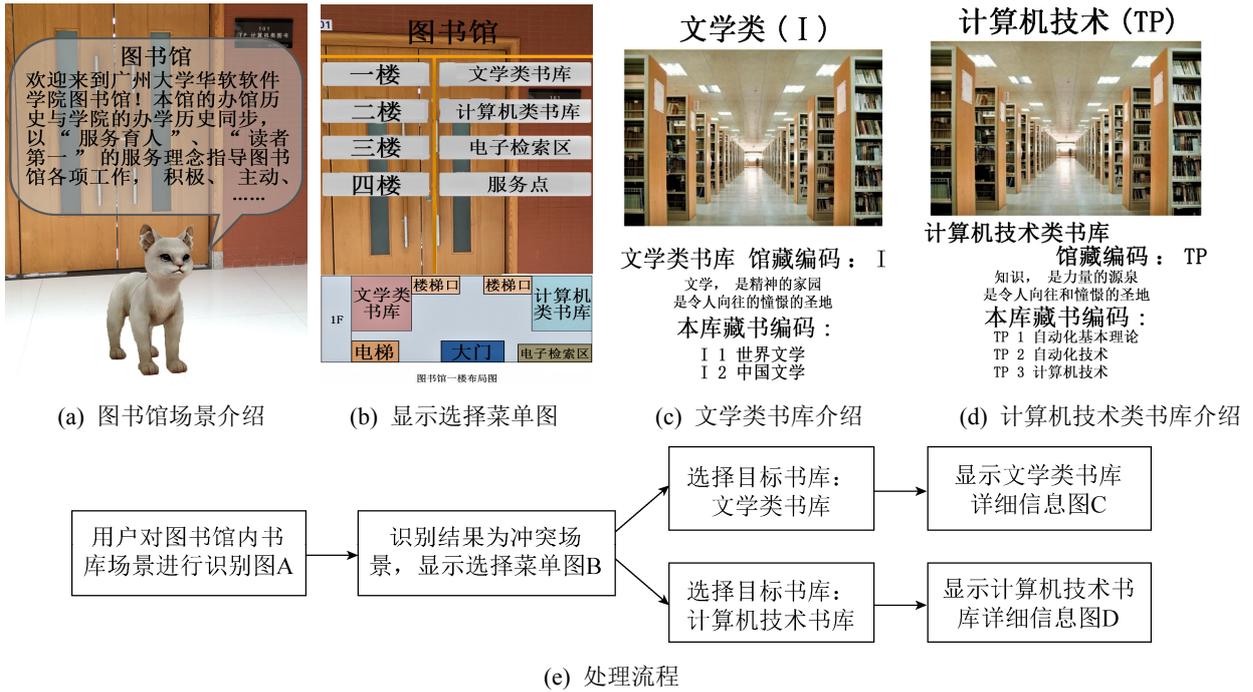


图 11 图书馆多个相似场景的处理流程  
Fig. 11 Flowsheet for handling multiple similar scenes in library



图 12 应用界面  
Fig. 12 Application interfaces

### 3 结论

本文基于深度学习技术, 以 Android 系统为开发平台设计并实现了校园漫游互动 AR 系统。该系统利用手机的 GPS 模块对校园各建筑区域进行定

位, 用深度学习技术的卷积神经网络来检测建筑的室内环境特征, 进行室内环境图像分类, 进而达到室内定位的目的, 在此基础上对用户所在环境展开详细介绍。它能在新生自主游览校园时, 实时帮助用户了解校园环境和功能建筑分布, 通过对建筑历

史的介绍, 让用户感受到校园的进步发展, 切身感知校园文化。还能与屏幕上的 3D 虚拟人物进行互动来获取室内环境的布局, 快速找到目标办公室、甚至获取教师们的桌位信息。本系统的设计与实现为室内外定位方式提供了一个新的思路与移植方法, 通过更换数据集的方式训练新的场景识别网络模型, 可以将系统移植到其他场景中, 例如博物馆、展廊等; 提供的地理围栏获取系统, 也为室外漫游快速移植提供方便。但该系统在室外建筑物过近时, 存在着一定的识别误差, 同时室内识别的准确度没有接近 100%, 对于室内相似场景的定位采用用户互动的方式来实现并不属于实时定位。因此如何实现过近建筑物室外定位以及室内定位的精确度和相似场景判别将是未来研究工作的重点。

### 参考文献:

- [1] 兰燕, 易鹏, 吴明东, 等. 基于移动终端的新生入学导航系统[J]. 测绘科学, 2016, 41(10): 170-175.  
Lan Yan, Yi Peng, Wu Mingdong, et al. Realization of campus mobile navigation system for freshmen[J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(10): 170-175.
- [2] 赵海英, 陈洪, 穆晓峰. 基于定位与姿态感知的虚实漫游方法应用研究[J]. 图学学报, 2016, 37(1): 110-114.  
Zhao Haiying, Chen Hong, Mu Xiaofeng. A Method of Positioning and Posture Perceiving Based on the Virtual-Real Roaming System[J]. Journal of Graphics, 2016, 37(1): 110-114.
- [3] Yang Z, Wu C, Liu Y. Locating in fingerprint space: wireless indoor localization with little human intervention[C]// International Conference on Mobile Computing and networking. New York: ACM, 2012: 269-280.
- [4] 曾鹏飞, 陈天啸, 虞致国, 等. DR/RSSI 组合室内定位系统设计与实现[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(6): 244-248.  
Zeng Pengfei, Chen Tianxiao, Yu Zhiguo, et al. Design and implementation of DR/RSSI integrated indoor positioning system[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(6): 244-248.
- [5] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.  
Zhou Feiyan, Jin Linpeng, Dong Jun. Review of Convolutional Neural Network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [6] SAN Abrahams, Danijar Hafner, Erik Erwit, et al. 面向机器智能的 TensorFlow 实践[M]. 段菲, 陈澎译. 北京: 机械工业出版社, 2017: 92-94.  
SAN Abrahams, Danijar Hafner, Erik Erwit, et al. TensorFlow for Machine Intelligence [M]. Duan Fei, Chen Peng Translated. Beijing: China Machine Press, 2017: 92-94.
- [7] Schroff F, Kalenichenko D, Philbin J. Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2015.
- [8] Chopra S, Hadsell R, Lecun Y. Learning a Similarity Metric Discriminatively, with Application to Face Verification[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society, 2005: 539-546.