DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)08-0076-07

# 基于卷积神经网络的图书自动识别系统设计

马 博[1], 王雅坤[2], 石 晨[2], 亢玉红[2]

(1.陕西省林业科学院, 西安 710082; 2.榆林学院 化学与化工学院, 陕西 榆林 719000)

**摘 要**:图书馆是当代社会承载信息传播、文化传承与公共阅读服务的核心基础设施,是群众获取知识、开展文化交流的重要公共空间。然而,放错地方的书籍给读者带来了寻找它们的麻烦。研究提出一种基于卷积神经网络的书标识别算法,帮助图书馆员通过扫描书标来发现错位的图书。系统设计涵盖硬件、软件及关键算法3大模块。硬件层面,集成传感器、摄像头、存储单元与硬件加速器;软件架构由预处理、识别、后处理模块构成;关键算法则聚焦输入层、卷积层、池化层及全连接层的设计与优化。通过系统的实验数据发现,与传统的识别技术相比,其工作有效率由70.2%增加到了93.5%,而图书馆用户对于图书管理工作的满意度提升了19.1%。该系统可有效优化图书馆运维模式、提升管理与服务质量,为智能图书整理系统的研发与应用提供可靠的技术支撑。

**关键词**:图像处理技术;卷积神经网络;图书馆;自动识别;系统设计;标签识别

**中图分类号**: TP391.41;TP183;G250.7 **文献标志码**: A **文章编号**: 1003-7241(2026)08-0076-07

# Design of book automatic recognition system based on convolutional neural networks

Ma Bo[1], Wang Yakun[2], Shi Chen[2], Kang Yuhong[2]

(1. Shaanxi Academy of Forestry Sciences, Xi'an 710082, China;
2. School of Chemistry and Chemical Engineering, Yulin University, Yulin 719000, Shaanxi, China)

**Abstract**: The library is the core infrastructure in contemporary society that undertakes information dissemination, cultural inheritance and public reading services. It is also an important public space where the public can acquire knowledge and engage in cultural exchanges. However, misplaced books cause trouble for readers in finding them. A research is proposed a book label recognition algorithm based on convolutional neural networks to assist librarians in discovering misplaced books by scanning the book labels. The system design includes three major modules: hardware, software and key algorithms. At the hardware level, sensors, cameras, storage units and hardware accelerators are integrated; the software architecture consists of preprocessing, recognition and post-processing modules; the key algorithms focus on the design and optimization of the input layer, convolution layer, pooling layer and fully connected layer. Through the experimental data of the system, it is found that compared with traditional recognition technologies, the working efficiency increases from 70.2% to 93.5%, and the satisfaction of library users for book management work increases by 19.1%. This system can effectively optimize the operation mode of the library, improve management and service quality, and provide reliable technical support for the research and application of intelligent book sorting systems.

**Keywords**: image processing technology; convolutional neural networks; library; automatic identification; system design; label identification

图书馆一直是信息传递的重要枢纽。随着科技的迅速发展,图书馆在信息时代的角色正在经历深刻的变革。随着内部资源的不断积累和数字化的迅速发展,传统图书馆面临着一个挑战:读者如何在海量的图书资源中迅速准确地定位所需信息[1]。为了寻求有效的解决方案,数字图书馆应运而生。数字图书馆以数字化的方式存储、管理和展示图书馆的文献资源,为读者提供了更便捷、高效的信息获取途径[2]。通过数字化技术,读者可以在电子平台上进行检索、浏览和借阅图书,无需受制于传统纸质图书的物理位置和数量限制[3]。同时,数字图书馆还提供了个性化推荐、交互式学习和多媒体资源等功能,丰富了读者的阅读体验,满足了不同读者群体的需求。因此,数字图书馆不仅是传统图书馆的延伸和补充,更是适应了信息时代的发展趋势,为图书馆行业带来了全新的发展机遇和挑战[4]。通过数字化技术的应用,图书馆可以更好地满足读者的需求,推动图书馆服务的创新和提升,为知识传播和学术研究提供了更广阔的空间和可能性[5]。在此背景下,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)技术展

**收稿日期**:2025-01-17;**录用日期**:2025-03-15

**基金项目**:国家自然基金(22368049和22068038);陕西省科技厅基金(2024JC-YBQN-0115);陕西省教育厅基金(23J0748);榆林市青年人才托举项目(20240603和20240671)和榆林学院高层次人才项目(2023GK59)

**作者简介**:马 博(1989—),女,博士研究生,馆员,研究方向为图书资料管理与文献检索。

**通信作者**:石 晨(1993—),男,博士,讲师,研究方向为仪表控制和工艺流程技术。

**引用本文**:马博,王雅坤,石晨,等.基于卷积神经网络的图书自动识别系统设计[J].自动化技术与应用,2026,45(8):76-81,188.(Ma Bo, Wang Yakun, Shi Chen, et al. Design of book automatic recognition system based on convolutional neural networks[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(8):76-81,188.)

示了其在图书馆资源自动化管理中的潜力。CNN 可以通过图像识别技术实现自动化的图书分类、标签识别和图书位置定位,从而提高图书馆的工作效率[6]。此外,CNN 在光学字符识别(optical character recognition,OCR)领域的应用,能够将纸质文献扫描并数字化处理,方便存储、检索和分享[7-9]。为了克服 CNN 在数字化过程中面临的高昂成本和信息质量问题,本文提出了卷积神经网络技术在图书馆中的应用研究,以促进数字图书馆的持续发展和进步。

# 1 系统整体框架设计

错序图书自动识别系统的整体框架设计思想,主要是利用图像处理和深度学习技术来实现自动化的错序检测。因此基于以上的思路将错序图书自动识别系统分为 6 个部分:1) 图像采集与预处理。系统通过摄像头或图像扫描设备采集图书脊图像,并对原始图像进行去噪、灰度化等预处理,以此提升检测精度。2) 索书号定位与提取。在预处理后的图像中,系统需要使用图像处理技术(如边缘检测、形态学操作等)来准确定位索书号的位置。定位到索书号后,系统需要进行区域提取,以获取索书号的图像区域,并可能需要进行字符分割以获取单个字符图像。3) 字符识别。对提取到的单个字符图像进行识别,通常采用深度学习模型,如卷积神经网络,将字符识别的结果映射到对应的字符类别或数字。4) 错序检测。基于索书号的顺序关系,对识别到的索书号实施错序判断。判断的依据是根据当前图书的索书号是否在其前后两本书的索书号范围内,若不在则判定为错序图书,反之是顺序图书。5) 结果反馈与处理。对识别结果进行整理和分析,将错序图书的位置输出或记录下来。可以将结果反馈给图书馆管理系统或其他相关系统,以便后续处理或纠正错序。6) 系统优化与性能调优。不断优化算法和模型,提高系统的识别准确率和效率。根据实际应用场景进行性能调优,包括硬件优化、并行计算等。整体框架设计的核心思想是结合图像处理和深度学习技术,实现对图书索书号的自动识别和错序检测,从而提高图书馆管理的效率和准确性。

# 2 系统功能设计

## 2.1 图书自动识别系统的硬件设计

为了帮助图书馆员通过扫描书标来发现错位的图书,进而提高图书管理员的效率,引入卷积神经网络设计下的图书馆自动识别系统,其主要硬件包括传感器和摄像头、移动平台、电源和充电系统、人机交互界面等。

### 2.1.1 传感器和摄像头

对于图书馆标签自动识别系统,选择合适的传感器和摄像头至关重要,因为它们直接影响到机器人的感知和识别能力。敏感元件直接感知被测对象并输出物理信号,转换元件将其转换为电信号,转换电路则对电信号进行放大调制。此外,转换元件与转换电路通常需辅助电源供电以保障正常工作[10-11]。

传感器涵盖光电、距离、红外线传感器,以及加速度计和陀螺仪。具体功能如下,光电传感器:可以用于检测书架上标签的存在,以触发摄像头拍摄图像的动作;距离传感器:可以帮助机器人避免碰撞或者调整摄像头的距离,确保拍摄到清晰的图像;红外线传感器用于环境检测,辅助机器人导航避障;加速度计与陀螺仪则助力机器人维持移动时的平衡与稳定。

图书馆标签识别机器人的摄像头工作原理是基于光学成像和电子传感技术的结合,通过捕捉光信号并将其转换为电信号,实现图像的捕捉和处理,其主要包括高分辨率摄像头、广角摄像头和自动对焦功能等。高分辨率摄像头,选择分辨率足够高的摄像头,以确保拍摄到清晰的标签图像,便于后续的 OCR 识别;广角摄像头,选择具有广角视野的摄像头,能够覆盖更多的书架区域,减少机器人移动的次数;自动对焦功能,如果可能,选择具有自动对焦功能的摄像头,以适应不同距离和高度的标签。这些传感器和摄像头的选择可以根据具体的应用场景和需求进行调整和优化,以确保机器人在图书馆环境中能够准确、高效地完成标签识别任务。

### 2.1.2 存储单元设计

信息存储器是图书馆标签识别机器人的核心硬件设备之一。图 1 为图书馆标签识别机器人文献信息存储器示意图。图书馆标签识别机器人文献信息存储器采用随机存取存储器作为基础结构。随机存取存储器由存储单元数组组成,每个存储单元数组包含存储器单元和地址译码器,实现数据快速读写。存储器单元通常由 1 个触发器(如锁存器或触发器)组成,用于存储一个位或一个字节的信息。它们可以存储二进制数据,如 0 或 1。地址译码器是用于根据输入的地址信号选择要读取或写入的存储器单元。地址译码器通过解码机制,将输入的二进制地址信号解析并转换为特定的控制信号。这些控制信号能够精准定位并激活对应的存储器单元,实现对指定存储位置的高效访问与数据读写操作。

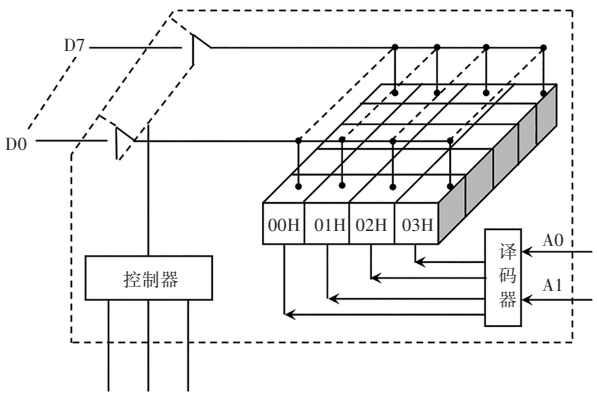



**图 1 信息存储器示意图**

Fig. 1 Schematic diagram of information storage device

### 2.1.3 加速器单元设计

如图 2 为卷积神经网络硬件加速器架构。卷积神经

网络硬件加速器的架构旨在优化卷积神经网络算法的执行效率,从而减少标签识别时间的延迟,提升服务的响应速度和用户体验。该架构通常包括卷积计算单元、激活函数单元、池化单元、内存单元、数据流控制单元、数据接口单元、加速器控制单元和片上存储单元等关键部件。这些部件协同工作,以并行化、流水线化和优化存储访问等方式,加速卷积神经网络的推理和训练过程,从而降低标签识别的时间成本,提高效率和服务质量。

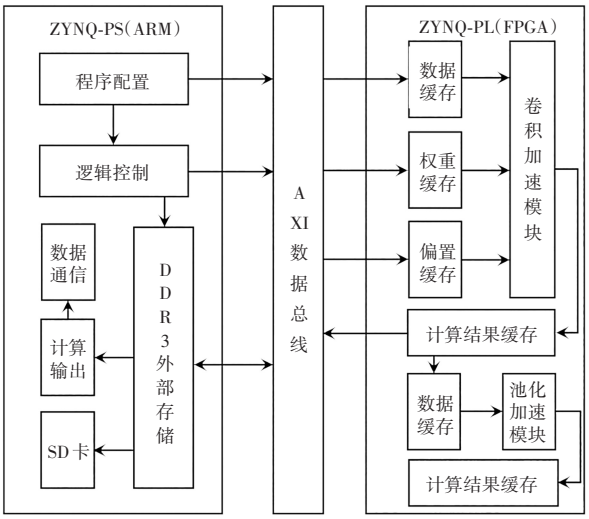



**图 2 卷积神经网络硬件加速器架构**

Fig. 2 Architecture of convolutional neural network hardware accelerator

虽然机器人的硬件设计与配置已经完成,但目前尚无法实现图书馆标签识别功能。因此,需要设计机器人的软件模块来实现这一功能。

## 2.2 图书自动识别系统的软件设计

错序图书自动识别系统基于模块化架构设计搭建而成,这种设计方式极大地提升了系统的灵活性,同时也让系统的维护与扩展变得更加便捷,有力保障了系统长期稳定且高效地运行。该系统由三大核心功能单元协同运作,各单元分工明确又紧密配合。首先是预处理模块,它如同系统的“眼睛”,主要负责图像采集与优化工作。该模块配备了高分辨率摄像头或先进的扫描设备,能够精准捕捉图书脊部的原始图像。识别模块作为系统的“大脑”,是整个系统的核心关键,它借助前沿的深度学习模型来完成复杂的模式识别任务。经过预处理的图像输入到该模块后,它会利用卷积神经网络(CNN)等先进的神经网络架构,从图书脊部图像中提取出独特的特征信息。这些特征可能包括文字样式、条形码、色彩渐变,或是每本书特有的图形元素等。通过将提取到的特征与庞大的图书信息数据库进行比对,系统即便面对细微差异或部分遮挡的情况,也能精准判断图书的正确排列顺序。后处理模块则像是系统的“质检员”和“输出终端”,主要负责对识别结果进行优化和输出。它首先会对识别模块生成的数据进行严格校验,将识别结果与现有的图书馆馆藏记录或其他验证标准进行交叉比对,最大程度降低错误率。接着,该模块会依据预先设定的参数,如图书类别、作者、书架位置等,对识别出的图书进行分类整理,方便图书馆工作人员管理和重新排列错序图书[12]。

### 2.2.1 预处理模块

为实现高精度的在架图书书脊分割,本研究设计了基于边缘分析与方向约束的直线跟踪算法。如图 3 所示,该算法主要分为 3 个处理阶段:图像预处理、特征筛选和目标提取。在图像预处理阶段,将原始彩色图像转换为灰度图像,有效去除色彩干扰,同时增强书脊与背景的对比度,为后续处理奠定基础。核心处理环节中,算法利用书脊边界的直线特征,通过边缘检测算子提取图像中的潜在边缘线段。基于确定的书脊边缘线,采用轮廓追踪方法构建图书的最小外接矩形框,将单本书脊从复杂背景中完整分离。这种处理方式不仅实现了书脊的精确分割,还为后续的文字识别、图书信息提取等任务提供了标准化的图像数据,显著提升了图书管理系统的自动化处理效能[13]。

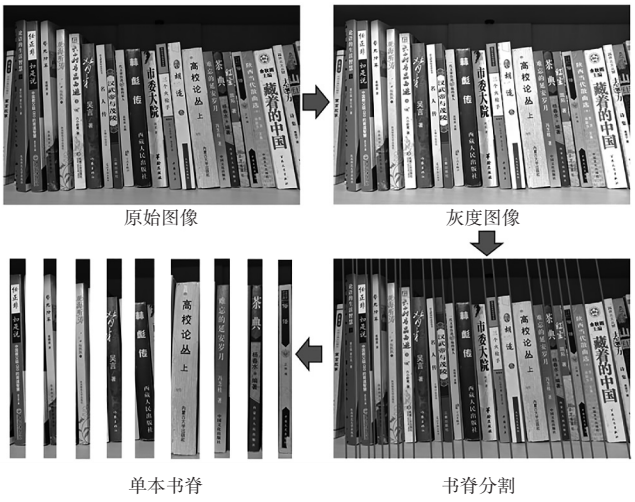



**图 3 书脊分割流程**

Fig. 3 Workflow for book spine segmentation

针对单本书脊图像,本研究采用 HSV 色彩空间对 H(色调)和 S(饱和度)通道进行分析,以精准定位索书号标签区域 ROI。在假定索书号字符独立、无粘连的前提下,通过水平与垂直投影法对 ROI 内的字符进行分割处理。具体而言,首先利用水平投影确定字符的行分布,再通过垂直投影将每行字符逐一分离,最终得到标准化的单个字符图像序列。这些图像数据将作为关键输入,直接传输至识别模块进行后续处理,具体流程详见图 4。

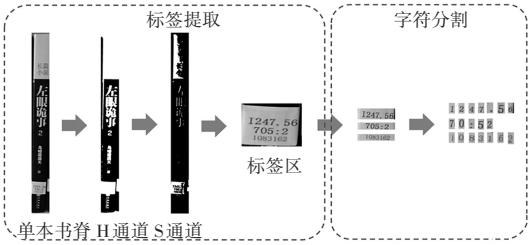



**图 4 标签提取和字符分割**

Fig. 4 Label extraction and character segmentation

2.2.2 识别模块

识别模块基于 Caffe 框架的 C++ 接口,调用预训练的神经网络模型实现字符识别。首先,将预处理后的单字符图像序列统一缩放至网络标准输入尺寸(如 28 px×28 px),并执行均值归一化操作以消除数据偏差。随后,经标准化处理的图像数据输入神经网络进行前向传播计算。最终,通过解析 Softmax 层输出的概率分布,选取概率值最高的类别对应的 ID 编号,即可获取准确的字符识别结果。

2.2.3 后处理模块

后处理模块承担识别结果的深度分析、结构化整理及可视化反馈任务,通过与图书馆数据库的实时交互实现数据校验与错序检测。实际应用中,因书脊遮挡、字符模糊等问题导致的索书号信息缺失,系统引入正则表达式构建模糊查询机制,通过模式匹配与语义分析补全残缺数据,显著提升识别准确率。在错序检测环节,系统采用动态索引比对策略。通过逐行扫描图书序列,依据相邻图书索书号的逻辑顺序进行判断:若当前图书索书号介于前后两本图书之间(即满足“前者索书号←当前索书号←后者索书号”),则判定图书位置正确,同步递增 3 个索引值;若不满足该条件,立即标记当前图书为错序,并输出其在书架中的具体位置。检测逻辑采用前向滑动窗口机制,保持前者索引不变,动态更新当前与后者索引值,持续对后续图书进行序列校验。这种迭代式检测方法有效实现了图书排列顺序的自动化核查,为图书馆智能排架提供可靠数据支持。

## 2.3 关键算法设计

通过卷积神经网络算法对文献信息进行自动分类,可为后续文献检索提供便捷,节省检索时间,从而提升用户的文献检索体验[14]。传统的光学字符识别(OCR)技术主要针对数字化平面和纸质文档,在图书馆标签识别等应用中发挥了重要作用。然而,近年来基于视觉的图书馆标签识别方法仍主要依赖于传统的 OCR 技术[15]。但是,将传统 OCR 技术应用于自然场景图像时遇到了挑战,因为自然场景中的文本具有分布错杂、字体多样、光照不均、分辨率低、遮挡、方向不一致以及大量噪声等问题,导致传统 OCR 技术效果不佳。在当前大数据时代,手工设计有效特征或选择适合的浅层模型进行数据分析变得困难,因为海量数据的复杂性和多样性很难通过传统方法处理。因此,人们迫切需要利用深度学习模型自动从海量数据中学习有效特征,通过多层非线性变换来建模数据内部的复杂函数关系。这种方法能够更好地应对图书馆标签识别中的挑战,提高识别准确性和效率。

卷积神经网络的架构设计蕴含两大核心优势:其一,通过卷积层的局部连接特性,确保模型对数据平移、缩放及局部形变具备一定的鲁棒性,降低因输入数据位置偏移导致的识别误差;其二,权值共享机制大幅减少网络参数数量,有效缓解过拟合问题,增强模型的泛化能力[16]。本文基于 CNN 的基础架构,引入优化后的网络结构,通过改进卷积核配置与层级组合,进一步提升模型对复杂数据模式的表征能力。同时,选用高效激活函数替代传统方案,在维持网络非线性表达能力的前提下,显著加速梯度下降过程,将平均训练时长缩短约 30%。具体网络架构细节可参见图 5,该结构在保留 CNN 经典层级设计的基础上,创新性地融合了跨层连接与注意力机制,为错序图书自动识别任务提供了更优的解决方案。

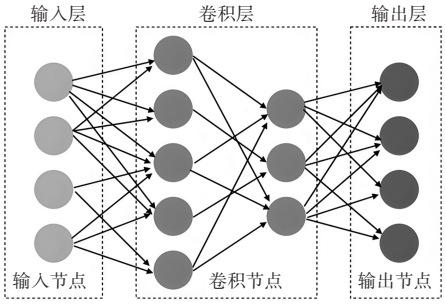



**图 5 深度学习神经网络结构**

Fig. 5 Structure of deep learning neural network

2.3.1 输入层

卷积神经网络凭借其独特的架构设计,能够直接将二维视觉模式作为原始输入,这种特性使其在处理索书号字符图像等任务时展现出显著优势。传统的机器学习模型通常需要对图像数据进行复杂的特征工程预处理,如人工提取边缘、角点等特征,而 CNN 通过卷积层中可学习的卷积核在二维图像上进行滑动扫描,自动提取图像的局部特征,从底层的像素边缘、纹理到高层的语义结构。在索书号字符图像识别场景中,CNN 的二维输入特性尤为关键。索书号字符以特定的二维布局排列,包含字符的形状、间距以及整体结构信息。CNN 可以直接利用二维卷积操作,并行处理整幅图像,有效捕捉字符间的空间关系和上下文信息。通过多层卷积、池化和非线性激活的组合,网络能够逐层抽象出字符的轮廓、笔画走势等关键特征,最终实现对索书号字符的准确识别。此外,CNN 的权值共享机制,使得同一卷积核在图像的不同位置共享参数,不仅大幅减少了网络参数数量,降低计算复杂度,还增强了模型对字符位置偏移、大小变化的鲁棒性,能够适应不同拍摄角度、光照条件下的索书号图像,显著提升识别的准确率和稳定性。

为了提高识别准确率,对输入图像进行白化操作是必要的。白化操作是一种常见的数据预处理技术,它可以使输入数据的特征具有零均值和单位方差,从而提高模型的稳定性和性能。实现白化操作的方法包括主成分分析(principal component analysis, PCA)、零相位成分分析(zero-phase component analysis, ZCA)等。这些方法能够有效地去除输入数据中的冗余信息和相关性,使得模型更加关注数据中的重要特征,从而提高了识别准确率和泛化能力。因此,数据 $\boldsymbol{x}$ 与正交数据 $\boldsymbol{y}$ 的计算公式如下[17],即

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Lambda}^{-1/2}\boldsymbol{x} \tag{1}$$

其中,$\boldsymbol{x}$ 表示原始节点表示向量;$\boldsymbol{y}$ 表示白化处理后节点表

示向量;$\boldsymbol{\Phi}$ 表示协方差矩阵分解得到的特征向量矩阵;$\boldsymbol{\Lambda}$ 表示协方差矩阵分解得到的特征值对角矩阵;$\boldsymbol{\Lambda}^{-1/2}$ 表示特征值矩阵的逆平方根缩放矩阵。

2.3.2 卷积层

卷积层作为卷积神经网络(CNN)的核心组件,承担着从输入数据中提取特征的关键任务。通过卷积操作,该层能够有效捕捉数据中的空间或时间特征。具体而言,卷积核以滑动窗口的方式遍历输入数据,通过逐元素乘积和求和运算,将局部区域的信息聚合为单个输出值,从而实现特征提取。不同的卷积核参数设置决定了其特征提取的侧重点,使其能够针对性地识别图像中的边缘、纹理等基础特征。在 CNN 架构中,多层卷积层的级联设计能够实现特征的分层提取。从底层的像素级特征开始,逐步向上抽象出高层语义信息,从而为后续的分类任务提供丰富的特征表示。本系统基于经典字符识别网络架构,采用 5×5 规格的卷积核,并创新性地引入连续双卷积策略。该策略通过连续两次卷积操作,在保持计算效率的同时,显著增强了网络对图书索书号字符细节特征的捕捉能力。特别是在提取字符轮廓和笔画结构等关键信息方面,连续双卷积策略表现出更高的效率,为实现精准识别提供了有力支持。

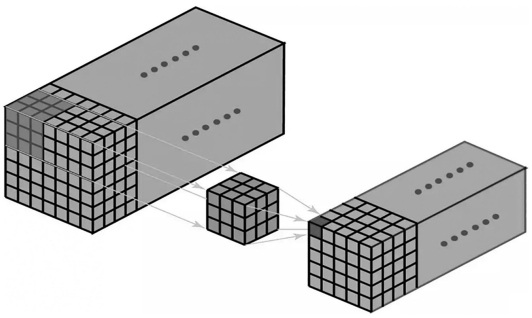


**图 6 卷积运算提取图像特征示意图**

Fig. 6 Schematic diagram of image feature extraction through convolution operation

2.3.3 池化层

在卷积神经网络(CNN)架构中,池化层作为核心组件,通过对特征图进行下采样操作,实现数据维度压缩与特征提炼的双重目标。该层通常部署于卷积层之后,形成“卷积-池化”的经典层级结构。其核心机制在于以固定窗口(如 2×2、3×3)遍历特征图,通过最大值池化、平均值池化等运算规则,将局部区域的特征信息聚合为单一数值,有效降低特征图的空间尺寸(长、宽维度)。这种降维操作具有三重优势:其一,显著减少网络参数数量,降低计算复杂度,提升模型训练与推理效率;其二,通过特征聚合保留关键语义信息,抑制冗余细节,增强模型对图像局部变化的鲁棒性;其三,赋予网络平移不变性,使模型对目标位置偏移具备更强的适应性[18-20]。如图 7 所示,池化层通过结构化降采样过程,在维持特征表达能力的同时,优化网络结构,为后续高层特征提取与分类任务奠定基础。

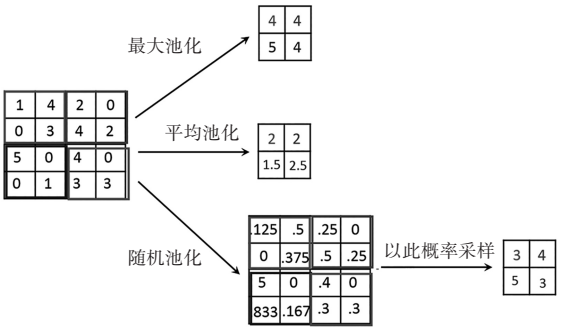



**图 7 池化层的计算过程**

Fig. 7 The calculation process of the pooling layer

2.3.4 全连接层

全连接层是深度神经网络的重要组成部分,其每个神经元均与输入数据的所有元素相连,通过综合处理输入信息生成输出结果。在网络架构中,全连接层承担着连接卷积层与池化层的关键作用,负责整合这些层级提取的多维特征。借助神经元的全互联拓扑结构,全连接层能够深度挖掘特征间的复杂关系,将抽象特征映射到目标输出空间,为分类、回归等任务提供决策基础。这种独特的连接方式赋予网络强大的特征融合能力,实现从局部特征到全局语义的有效转换,是神经网络完成高层语义理解的重要保障。全连接层的显著特点:一是参数量庞大。由于层内每个神经元均与上一层全部神经元相连,形成全互联结构,导致权重参数呈指数级增长。大量参数赋予模型强大的特征融合能力,但也显著增加了计算复杂度与内存开销,训练时需频繁计算梯度,易引发过拟合问题,对硬件资源与优化算法提出更高要求;二是学习复杂模式,全连接层能够学习到输入数据中的复杂模式和特征之间的非线性关系,从而实现更加复杂的任务;三是信息整合,这意味着它可以将之前层级中的各种局部特征结合起来,形成更加综合和抽象的特征表示。通过这种整合和组合,全连接层有助于网络学习到更加复杂的数据模式和关系,从而提高了网络对输入数据的理解和处理能力。接着,利用全连接层将这些特征转化为适合进行分类、回归等任务的形式,即将它们映射到最终的输出空间。这个过程可以被视为从原始数据到抽象特征再到最终预测结果的转化过程。通过这种方式,网络能够逐步提炼数据中的关键信息,并将其用于解决具体的任务。在某些网络结构中,还可以采用全局平均池化等方法来替代全连接层,以降低模型的参数数量和计算复杂度。这种方法将整个特征图或特征张量进行池化,将每个特征图的所有元素求平均值,然后将这些平均值作为特征向量输入到后续的层中。这种做法能够有效地减少模型中需要学习的参数数量,并且能够更加有效地利用提取到的特征,从而在保持模型性能的同时降低计算成本[21]。

## 3 图书索引号识别和效果分析

### 3.1 索书号识别结果分析

因为图书索书号字符标签的数据集尚未建立,且不同

图书馆所使用的标签字符的字体和大小各不相同,因此缺乏统一的标准。如图 8 所示,本文采用榆林学院图书馆的图书索书号,涵盖了数字、大写英文字母以及特殊字符,共 37 个模式类。每个模式类中包含了大约 100 张图像,覆盖了各种实际情况下可能出现的字符样式。为了训练和测试网络的分类能力,将这些图像分为训练集和测试集,其规模比例为 1∶3,且两者之间不存在重叠图片。这样的设置可以确保模型在未见过的数据上具有一定的泛化能力,从而更好地应用于实际场景中。网络模型分类结果如图 9 所示,从实验结果可以看出,训练集的识别率达到了 99%,测试集的识别率为 95%。

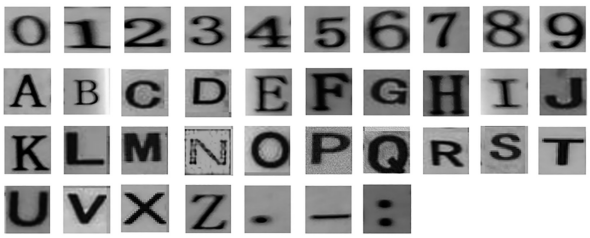


**图 8　图书索书号**

Fig. 8　Library call number

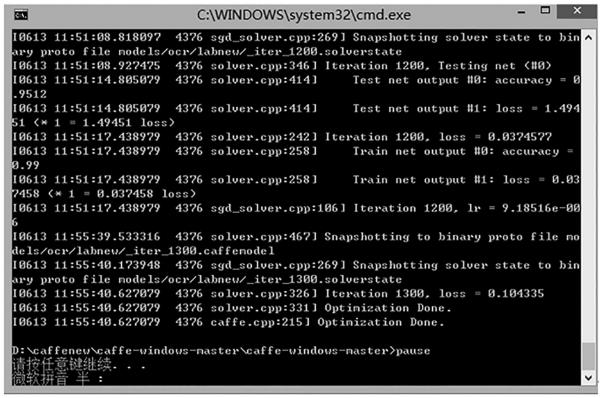



**图 9　测试结果**

Fig. 9　Test results

### 3.2　应用效果分析

本研究对所设计的错序图书自动识别系统开展了全面评估,具体统计数据详见表 1。研究结果表明与之前系统相比,设计的错序图书自动识别系统的工作效率实现大幅跃升,从之前的 70.2% 增加到了 93.5%,增幅达 23.3%。同时,图书馆用户对图书管理工作的满意度也有了显著提升,从实验之前的 75.8% 提升到了 94.9%。这些量化数据充分证明,该自动识别系统的应用不仅显著优化了图书管理工作效能,还切实提升了用户服务体验,展现出良好的实用价值与应用潜力。

**表 1　实验前后错序图书自动识别系统评价表**

Tab. 1　Evaluation form of the automatic misordered book recognition system before and after the experiment　%

| 项目 | 工作效率 | 用户满意度 |
|---|---|---|
| 实验前 | 70.2 | 75.8 |
| 实验后 | 93.5 | 94.9 |
| 变化 | +23.3 | +19.1 |

## 4　结论

针对现代化图书馆在信息同步、智能管理及高效借阅等方面面临的挑战,本研究基于图书馆现有基础设施,提出一种融合图像处理与卷积神经网络的在架错序图书自动识别技术。该技术相较于传统方法,在显著提升识别准确率的同时,有效控制成本投入,具备良好的推广适用性。在技术创新层面,设计了前馈连续双卷积神经网络模型。该模型集成数据预处理模块与 Dropout 正则化机制,通过连续双卷积层结构强化特征提取能力,并采用 ReLU 激活函数模拟神经元响应。这种多技术融合策略,不仅增强了网络的特征识别能力,有效规避过拟合问题,还大幅缩短了模型收敛时间,在索书号识别任务中展现出优异性能。系统架构层面,完整构建了包含预处理、识别与后处理的自动化处理流程。其中,预处理模块优化图像质量,识别模块依托深度学习模型完成字符解析,后处理模块实现数据校验与错序检测。大量实验数据表明,该系统为图书馆智能化管理提供了可靠技术支撑。图书馆可基于现有条件快速部署该系统,辅助管理员高效处理图书管理事务,有效缓解馆藏规模扩张与读者需求增长带来的管理压力,对突破现代图书馆管理瓶颈具有重要现实意义。

## 参考文献

[1]刘勇,王晓艳,王瑞,等. 文献阅读对化学化工类研究生创新能力培养的研究与实践[J]. 化工管理,2023 (33):25-28.
[2] Wang S. Application ofdeep convolutional neural networks in image recognition and classification in library management [J]. Wireless Personal Communications,2023 (33):25-28.
[3]李川川,任鑫博. 基于纹理约束与对抗式神经网络渲染的数字绘画着色研究[J]. 自动化与仪器仪表,2026 (4):264-268.
[4]王红芳,武薛,宣静雯,等. 图书馆在架图书乱架错序检测系统设计与实现[J]. 微型电脑应用,2023,39(8):26-28,35.
[5]扎西卓玛. 基于超高频 RFID 的图书馆在架错序资源检测系统[J]. 电子设计工程,2023,31(18):32-36.
[6]潘子哲,高峰,宫传政,等. 选择注意力与方向特征增强的遥感图像语义分割[J]. 中国图象图形学报,2026,31(4):1272-1284.
[7]张静,张晓玲,钱鹏,等. LVQ 神经网络在图像边缘检测中的应用[J]. 曲阜师范大学学报(自然科学版),2026,52(2):79-84.
[8]张馨月. 基于卷积神经网络的图书馆文献自动检索机器人研究[J]. 自动化与仪器仪表,2022 (8):194-198,203.
[9]羌栋强,王雅楠,张蝶. 基于卷积神经网络的智能寻书机器人设计与实现[J]. 机器人技术与应用,2021 (2):41-44.
[10]李晓英,白海龙. 基于卷积神经网络的图书馆信息安全的验证码识别方法研究[J]. 科技资讯,2019,17(17):161-165,170.
[11]马锐. 结合卷积神经网络的 PDE 图像分割优化[J]. 信息系统工程,2026 (4):145-148.
[12]高文凯,杜景林,倪银浩,等. 改进双流神经网络的遥感图像分类研究[J]. 计算机应用与软件,2026,43(4):263-271.
[13]许可. 卷积神经网络在图像识别上的应用的研究[D]. 杭州:浙江大学,2012.
[14]徐冰冰,岑科廷,黄俊杰,等. 图卷积神经网络综述[J]. 计算机学报,2020,43(5):755-780.
[15]熊婷. 基于卷积神经网络深度学习模型的质壁分离图像自动识别[J]. 生物学教学,2026,51(4):53-55.

(下转第 188 页)