

项目结题验收单

专家验收表（主持人所在单位组织 3-5 名专家对项目进行验收、自评。）

项目名称	基于深度学习的高校学科文献检索服务优化研究	
主持人	李晶晶	职务/职称 馆员
所在单位	黑龙江八一农垦大学图书馆	
专家意见	<p>2025年5月16日，黑龙江八一农垦大学图书馆组织专家，对2024年中报的CALIS课题研究项目进行了结题验收和自评。专家组听取了李晶晶所承担的《基于深度学习的高校学科文献检索服务优化研究》课题汇报，通过认真审阅课题研究报告，查看课题研究相关资料，经讨论，形成如下鉴定意见：</p> <p>研究紧密围绕研究目标，系统构建了理论框架与实践模型，完成了预定任务。研究团队通过案例分析与试验研究相结合的方法，成功开发了基于卷积神经网络（AlexNet）的农业工程学科文献图像分类模型，实现对学科图像的智能识别与分类，平均准确率达82.97%。</p> <p>研究率先将深度学习技术深度融合于农业工程学科文献检索体系，突破传统关键词检索的局限性，通过图像分类技术实现多模态文献信息处理，有效提升检索精准度与用户体验。开发的图像分类模型不仅助力科研人员快速定位前沿文献，还为教师备课、学生学习提供了精准文献支持，满足不同用户群体的差异化需求，推动学科服务智能化转型。</p> <p>研究通过深度学习语义分析与图像检索技术，系统成功匹配“农业区块链应用”“人工智能病虫害防治”等新兴领域文献，为科研创新提供了高效知识支持。研发的“科技文献检索农业机械图片识别系统”等软件成果，可为高校图书馆及文献服务机构</p>	

的技术升级提供了可复用的解决方案。

项目成果丰硕，撰写2篇学术论文，申请2项软件著作权，并在实际应用中支撑了1项国家级课题、3项省级课题申报，助力10名硕士研究生及2名博士研究生顺利完成科研选题与论文撰写，充分体现研究的实践价值与推广潜力。

经验收专家组评议，该课题研究方法科学严谨，技术路线清晰，成果兼具理论深度与实践价值，为高校学科文献检索服务优化提供了创新性范式，研究团队在深度学习与农业工程交叉领域展现了突出的技术研发能力与学科服务意识，成果对推动农业工程学科知识传播、科研效率提升及教学改革具有重要示范意义。验收专家组一致认为，项目完成预期目标，提交验收材料齐全，达到结题标准，同意结题。

专家签字	 沈鸣	张华	王建国
职务/职称	教授	副研究员	副研究员



项目编号：2024020

CALIS 全国农学文献信息中心研究项目 结题报告

项目名称：基于深度学习的高校学科文献检索服务优化研究

项目关键词：深度学习、高校学科、文献检索、农业工程

项目单位（盖章）：黑龙江八一农垦大学图书馆

通信地址：（详细地址含邮编）黑龙江省大庆市黑龙江八一农垦大学图书馆 163319

项目主持人：李晶晶

联系电话：13504679289

电子邮件：lijingjing201011@126.com

提交日期：2025年5月20日

基于深度学习的高校学科文献检索服务优化研究

一以农业工程学科为例

关键词:深度学习、学科文献、检索服务、农业工程

1 研究背景、目的及意义

1.1 研究背景

随着信息技术迅猛发展,学术文献数量呈现井喷式增长。在高校学科研究领域,海量文献资源为科研工作提供了丰富素材,但也带来了严峻挑战,高校传统文献检索服务难以高效、精准筛选出有用内容。现有的检索系统往往依赖关键词的搜索方式,无法充分捕捉用户查询中的语义细微差别和上下文信息,用户常常被大量不相关的文献淹没,导致信息获取效率低下。

深度学习作为人工智能领域前沿技术,在自然语言处理、图像识别等领域取得了突破性进展,其强大的数据分析与模式识别能力,为优化高校学科文献检索服务提供了思路与方法。通过对文献数据的深度挖掘与分析,能够有效提升检索系统对用户需求的理解,进而实现更加精准、高效的文献推荐与检索。

农业工程学科的关注度逐年增强,该学科对推动农业农村全面现代化及农业生产方式和生态环境改善作出了独特的贡献。作为农业现代化的重要支撑,农业工程研究的范围也越来越广泛,相关文献信息量急剧

增加。开展基于深度学习的高校学科文献检索服务优化研究，以农业工程学科为例，对提升农业高校学科信息检索效率和准确度具有较强的现实意义。

1.2 研究目的及意义

本研究主要目的是利用深度学习技术优化高校农业工程学科的**文献检索服务**。通过算法融入现有系统，旨在提高文献检索准确性和效率，适应农业工程学科的多样化需求，减少用户获取相关信息所需的时间和精力，进而更有效地支持农业工程学科学术研究和教学活动。

通过将深度学习技术应用于文献检索，显著**提高信息获取质量和速度**，提升高校图书馆的学科服务水平和信息检索能力，提高用户满意度和服务质量。

2 研究内容及方法（思路、方法、具体内容）

2.1 研究内容

1. **深度学习在文献检索中的应用分析**。深入剖析深度学习在文献检索领域的应用，通过广泛梳理相关研究成果，详细解析基于图像特征和基于深度学习的两类主流检索方法原理，探究深度学习技术在优化文献检索流程方面的多元表现，同时关注其在应对文献规模、类型及用户需求变化时的动态发展趋势。

2. **农业工程学科文献特征与用户需求分析**。广泛收集农业工程学科

各类文献资源，深入分析文献主题分布规律，明确不同研究主题在学科发展中的地位与作用；统计关键词使用频率，挖掘学科领域的高频关键词与新兴关键词；研究文献引用规律，包括引用频次、引用文献类型、引用时间分布等，探索文献之间的知识关联与传承关系。同时，分析不同文献类型在学科研究中的独特价值与应用场景，以及随着时间推移文献特征的动态演变趋势。

3. 基于深度学习的农业工程学科文献检索模型构建与优化。根据前期对农业工程学科文献特征与用户需求的分析，针对农业工程学科图像数据，选用基于卷积神经网络的图像分类模型对农业工程相关图像进行深度理解与类别判断，有效提取图像关键特征。构建包含数据预处理层、特征提取层、模型训练层和检索结果输出层的完整检索模型体系，提升模型对农业工程学科图像的理解与检索能力，为用户提供更精准的图像检索结果。

2.2 研究思路

围绕高校农业工程学科文献检索服务，分析深度学习在文献检索中的应用，揭示该领域的研究热点。在明确研究现状的基础上，聚焦农业工程学科，通过大规模采集学科文献数据，深入解析该学科文献资源的主题分布、知识结构特征与用户需求。针对分析发现的文献检索精准度不足等问题，构建基于深度学习的学科文献智能检索模型，采用卷积神经网络算法对文献语义特征进行深度挖掘，通过数据清洗、特征工程、模型训练等环节。以准确率、召回率等指标评估筛选最优模型，实现智

慧图书馆环境下农业工程学科文献资源的精准化知识服务，为高校图书馆等信息服务机构提供推广应用建议，促进服务升级。

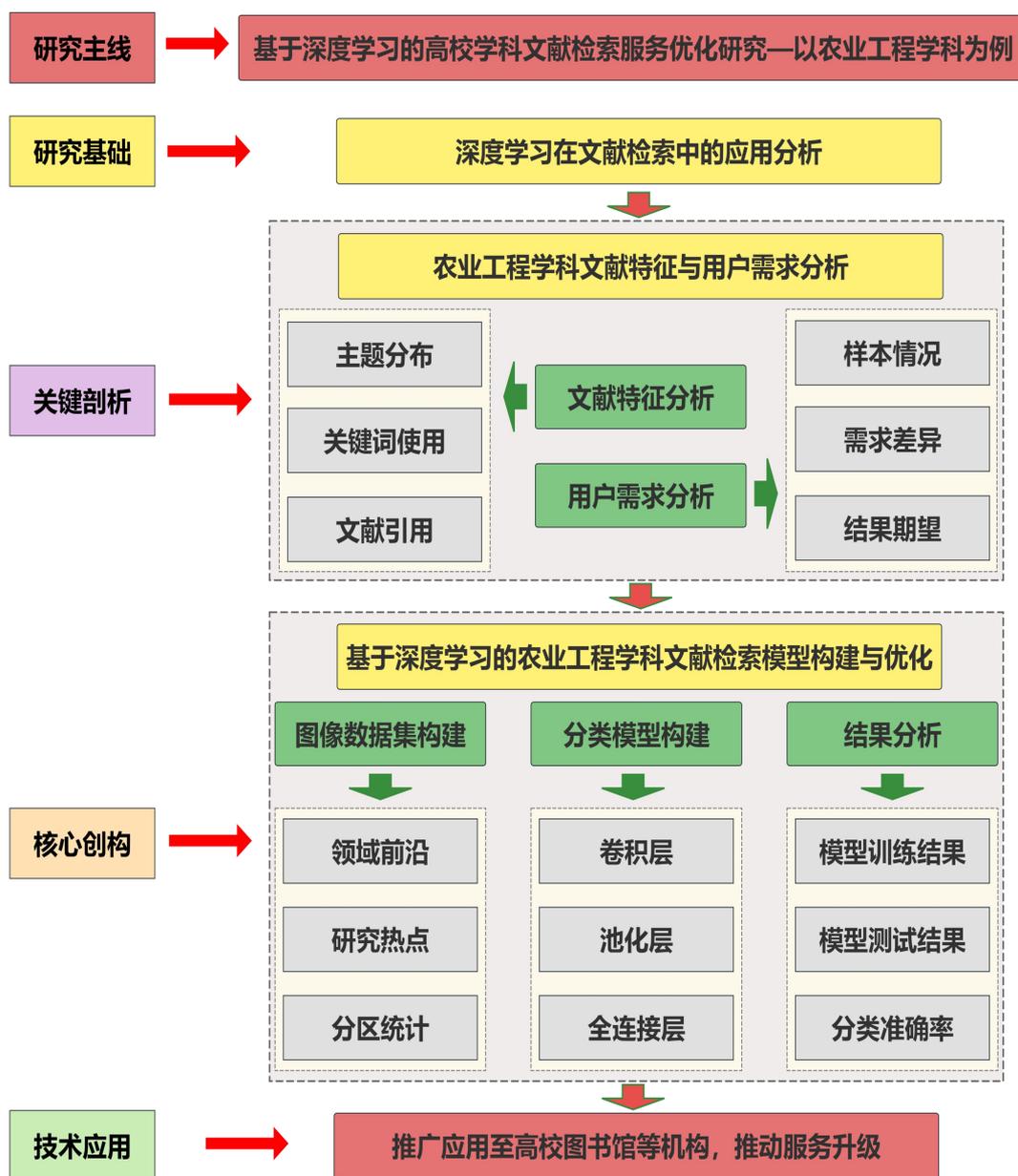


图 1 研究技术路线

2.3 研究方法

1. **案例分析法**。选取农业工程学科作为典型案例，收集农业工程学科各类文献数据，包括学术论文、学位论文、专利文献、技术报告等，详细分析文献类型构成、主题分布、引用关系等特征，为后续模型构建提供真实可靠的数据基础与现实依据。

2. **试验研究法**。构建基于深度学习的农业工程学科文献检索模型，采用卷积神经网络对文献内容进行特征提取与分类。运用收集到的农业工程学科数据对模型进行针对性训练，设置不同试验参数，通过检索准确率、召回率、F1 值等多个指标全面评估模型性能。

2.4 研究结果

1. 深度学习在文献检索中的应用分析

随着信息技术的迅猛发展，学术文献数量呈爆炸式增长，传统文献检索方法难以满足用户高效获取准确信息的需求。深度学习技术的兴起为文献检索领域带来了新的变革契机，其强大的特征学习和模式识别能力正重塑文献检索的格局，在提升检索效率与精度方面展现出巨大潜力。

深度学习在文献检索领域已广泛渗透，众多研究聚焦于利用各类深度学习模型优化检索流程。从早期基于简单神经网络尝试，发展到如今运用复杂深度学习架构，涵盖了从文本、图像到多媒体文献的多模态检索。大量实验和实际应用表明，深度学习显著提升了文献检索性能，尤

其在处理大规模、复杂文献数据集时优势明显。

(1) 基于文本的深度学习文献检索

深度学习模型，如词嵌入模型（Word2Vec、GloVe），能将文本中的单词映射到低维向量空间，捕捉词汇语义关系，为后续检索提供更丰富语义特征。在学术论文检索中，通过词嵌入可将论文标题、摘要等文本转化为向量，使语义相近的文献在向量空间中距离更接近，便于检索匹配。

循环神经网络（RNN）及其变体长短期记忆网络（LSTM）、门控循环单元（GRU），能有效处理文本序列信息，理解上下文语义，对长文本如学术专著章节检索有较好效果，可捕捉文本中长距离依赖关系，精准提取关键语义特征用于检索。

基于深度学习的排序模型被广泛应用。深度神经网络排序模型（DNN Ranking），通过学习用户检索历史和点击行为数据，优化检索结果排序。在搜索引擎中，根据用户对不同检索结果的点击反馈，模型调整文献相关性评分，使更符合用户需求的文献排在前列。

注意力机制在文本检索模型中崭露头角。如 Transformer 架构，通过自注意力机制让模型关注文本中不同部分重要性，对检索关键词与文献文本进行更精准匹配，提升检索精度。在多文档检索场景下，能快速聚焦关键信息，提高检索效率。

(2) 基于图像的深度学习文献检索

图像分类技术在文献检索服务中发挥重要作用，其通过依据特定特征对文献内图像实施自动分类与抽取操作，提升文献管理与检索效率。

当前研究集中在基于图像特征和基于深度学习的两类检索方法。

基于图像特征的检索方法聚焦图像颜色、纹理和形状等固有特征。颜色特征方面，Swain 和 Ballard 提出的色彩直方图方法，因简单且对图像大小、旋转变化的不敏感，被广泛应用于基于内容分类的图像数据库系统，后续还发展出全局与局部色彩特征索引等改进方式，色彩直方图实现流程如图 2 所示。

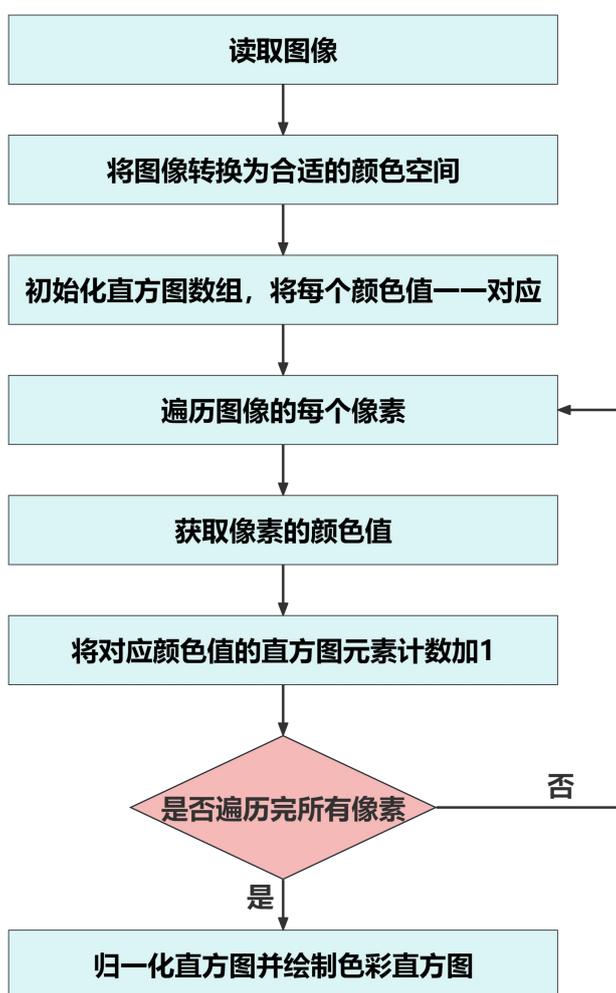


图 2 色彩直方图实现流程

色彩直方图能够直观地展示图像中各种颜色的分布情况。如果某一颜色通道的直方图在某个值附近有较高的峰值，说明图像中具有该颜色值的像素数量较多。通过观察色彩直方图，可以大致了解图像的颜色倾

向，如整体偏红、偏蓝等，也能看出颜色的分布是否均匀等特征。

纹理特征方面，Haralick 等人提出的灰度共生矩阵表示法，通过建立矩阵并提取统计量作为纹理特征向量，开启了纹理特征在图像分类应用的先河，灰度共生矩阵表示法实现流程如图 3 所示。



图 3 灰度共生矩阵表示法实现流程

灰度共生矩阵通过分析图像中特定空间关系的像素对灰度值的共现频率来描述纹理结构。其核心思想是统计在给定距离和方向上，某一灰度值的像素与另一灰度值的像素同时出现的概率。计算过程通常包括图像灰度化、参数设定、矩阵构建、归一化及特征提取等步骤。其优势在于能够捕捉纹理的局部空间依赖性，但计算效率受灰度级和参数选择影响较大，通常需结合降维或优化方法提升实用性。

形状特征描述涉及轮廓边界与区域描述，像 Eakins 等人采用区域与边界特征结合方式，利用重画规则简化形状轮廓表达，并通过定义函数对形状分类，区域与边界特征结合方式实现流程如图 4 所示。

区域与边界特征结合通过多步骤融合提升图像分析效果：首先对图像预处理（灰度化、去噪），并行提取区域特征（基于分割获取面积、纹理等）和边界特征（通过边缘检测得到轮廓、曲率等），再通过特征拼接、加权或深度学习模型融合两类特征，最终用于分类、识别等任务。区域特征描述目标内部属性，边界特征刻画外形结构，二者互补能更全面表征目标，尤其在复杂场景中显著提高精度。

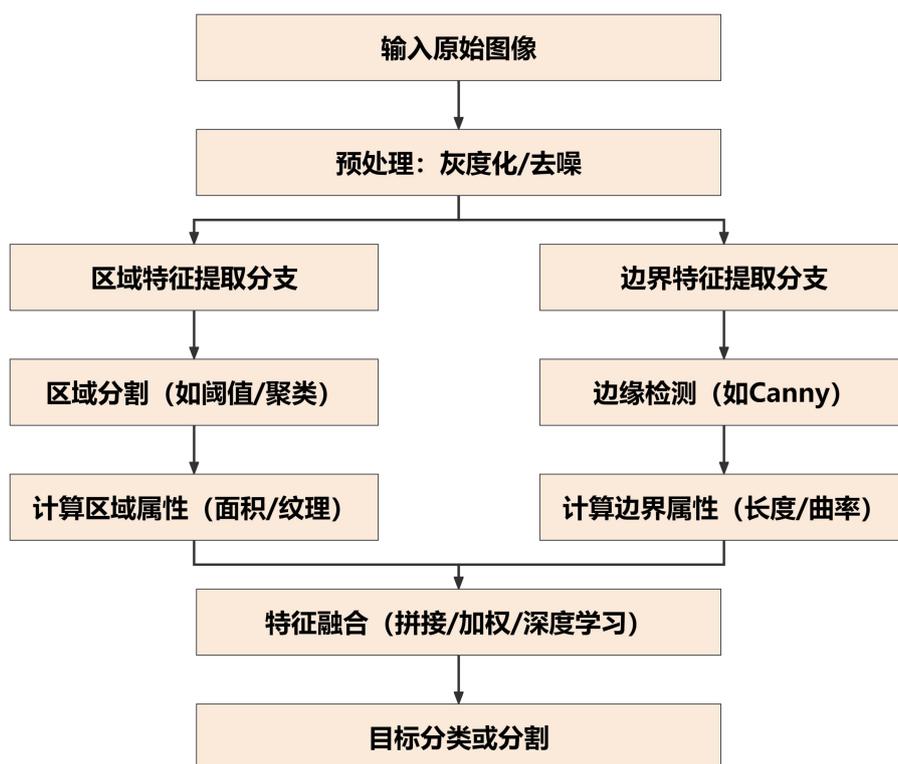


图 4 区域与边界特征结合方式实现流程

借助卷积神经网络（CNN）等前沿深度学习技术实现图像特征提取。CNN 通过卷积层、池化层等多层结构，自动学习丰富抽象语义特

征，并将其映射到语义空间进行比对。在大规模图像数据集检索任务中，能准确识别具有相似语义内容但视觉外观差异大的图像，这是传统基于图像特征检索方法难以做到的。

在文献检索流程优化中，深度学习技术可利用 CNN 对图片深入分析与特征抽取，构建精准高效索引体系，与文献检索系统无缝匹配，加快检索速度并提高精度。同时，深度学习技术能自动识别并提取文献关键图像信息，提高效率、减少输入错误，挖掘潜在信息资源。

(3) 基于深度学习的文献检索对农业工程应用启示

深度学习技术已在文献检索领域取得了丰硕成果。在文本检索方面，从高效的特征提取到智能的检索模型构建，极大提升了基于文本信息的文献检索效率与精准度。而图像分类技术作为深度学习应用于文献检索的重要分支，无论是传统基于图像特征的方法，还是前沿的基于深度学习的方法，都在不断优化文献检索流程，尤其在对图像类信息丰富的文献处理上优势显著。

农业工程学科文献的独特性决定了**图像分类技术**的重要价值，后续研究有望借助已有的深度学习图像分类成果，针对农业工程领域特性，开发出更适配的文献检索模型。

2. 农业工程学科文献特征与用户需求分析

对于文献特征，从主题分布、关键词使用以及文献引用等多个维度，对农业工程学科的学术论文、学位论文、专利文献等各类文献资源进行梳理，以揭示农业工程学科文献的内在规律与发展趋势。在用户需求分析方面，通过大规模问卷调查与面对面访谈相结合的方式，针对科研人

员、教师和学生等不同用户群体，深入探究他们在文献检索过程中的实际需求、遭遇的问题以及对检索结果的期望，为后续基于深度学习构建和优化农业工程学科文献检索模型提供坚实的数据支撑与方向指引。

(1) 文献特征分析

主题分布。对农业工程学科各类文献，包括学术论文、学位论文、专利文献等进行深入剖析。

通过文本挖掘技术和主题模型分析，发现其主题主要围绕“农业机械化智能化”“农业资源高效利用”“生态农业工程”“农产品加工与保鲜”等领域展开，如表 1 所示是各主题文献数量及典型研究对比。

表 1 各主题文献数量及典型研究对比

主题领域	文献总量 (篇)	占比	学术论文典型案例	学位论文典型案例
农业机械化智能化	1524	32.6%	果园采摘机器人 (286 篇)	智能农机导航算法研究 (85 篇)
农业资源高效利用	1200	25.3%	滴灌系统优化 (198 篇)	物联网农田水资源管理 (127 篇)
生态农业工程	800	17.0%	农田碳汇监测 (135 篇)	农业面源污染控制 (92 篇)
农产品加工与保鲜	900	19.1%	冷链物流保鲜技术 (156 篇)	果蔬深加工工艺优化 (110 篇)

其中，“农业机械化智能化”相关主题的文献占比最高，达到 32.6%。在这一主题下，又细分为“农业机器人研发”“智能农机装备设计”“农机自动驾驶技术”等多个研究方向。在学术论文中，关于农业机器人在果园采摘中的应用研究论文有 286 篇，占该主题文献的 18.4%。“农业资源高效利用”主题的文献占比为 25.3%，主要涉及“水资源高效利用”“土壤养分管理”“农业废弃物资源化利用”等方面。在学位论文中，以“基于物联网的农田水资源精准管理研究”为主题的论文有 127 篇，占该主题学位论文的 22.5%。

关键词使用。对文献中的关键词进行统计分析，“精准农业”“农业传感器”“智能灌溉”“农业大数据”等高频词汇凸显了研究重点。其中，“精准农业”出现的频次最高，达到 568 次。随着农业现代化的发展，精准农业成为农业工程领域的重要研究方向，通过利用先进的技术手段实现农业生产的精准化管理。“农业传感器”的频次为 423 次，农业传感器作为获取农业生产环境和作物生长信息的关键设备，在农业智能化发展中发挥着重要作用。同时，新兴关键词如“农业区块链应用”“人工智能在农业病虫害防治中的应用”等也开始涌现。“农业区块链应用”虽然出现频次相对较低为 86 次，但呈现出逐年上升趋势，表明该领域研究正在逐渐兴起。

文献引用。对文献引用情况的分析显示，近十年的文献引用率较高，如表 2 所示是农业工程学科高被引文献引用情况统计表。

表 2 农业工程学科高被引文献引用情况统计表

分析维度	具体数据
高被引文献总量	325 篇（引用次数>100 次）
近五年高被引文献数量	222 篇（占比 68.4%）
五年前高被引文献数量	103 篇（占比 31.6%）
引用文献类型占比	学术论文：85.6%；学位论文：7.2%；专利文献：5.4%；其他：1.8%
引用时间分布	近五年：78%；6-10 年：18%；10 年以上：4%
前 50 高被引文献时间分布	近五年：42 篇（占比 84%）；6-10 年：7 篇（占比 14%）；10 年以上：1 篇（占比 2%）
前 50 高被引文献类型分布	学术论文：45 篇（占比 90%）；学位论文：3 篇（占比 6%）；专利文献：2 篇（占比 4%）
高被引文献高频关键词	农业机器人、智能农机、精准灌溉、农产品保鲜、废弃物资源化利用
高被引文献平均引用次数	185 次
高被引文献主要来源期刊	《农业工程学报》、《Transactions of the ASABE》、《Biosystems Engineering》

在数据集中，被引用次数超过 100 次的文献有 325 篇，其中近五年

发表的文献占比达到 68.4%。引用文献类型以学术论文为主，占比达到 85.6%，其次为学位论文和专利文献。引用时间集中在近五年，反映出农业工程学科发展的时效性与创新性。在引用次数排名前 50 的文献中，有 42 篇是近五年发表的。这些高被引文献往往代表了该领域的最新研究成果和发展趋势，对后续研究具有重要的参考价值。

(2) 用户需求分析

调研方法与样本情况。通过大规模问卷调查和面对面访谈方式，对农业工程学科师生进行用户需求调研。此次调研共发放问卷 200 份，回收有效问卷 175 份，有效回收率达 87.5%。在面对面访谈环节，精心选取了 30 名师生作为访谈对象，通过深入交流，全面了解他们在文献检索实践中遭遇的实际问题与需求。如表 3 所示是农业工程学科师生用户需求调研数据统计表，通过该表对不同用户群体的需求差异和用户对检索结果的期望进行分析。

表 3 农业工程学科师生用户需求调研数据统计表

分析维度	具体数据
调研基本情况	问卷发放量：200 份；有效问卷：175 份（有效回收率 87.5%）；访谈人数：30 人
用户群体划分	科研人员：65 人（问卷反馈）；教师：55 人（问卷反馈）；学生：55 人（问卷反馈）
科研人员需求	前沿论文需求：86.4%（56/65）；国自然项目人员高影响力论文需求：92.3%（12/13）
教师需求	综述文献需求：78.5%（43/55）；农业机械化课程教师综述引用：85.2%（18/21）
学生需求	基础技术标准需求：72.6%（40/55）；制图课程学生标准文献需求：88.3%（16/18）
检索结果准确性期望	总体需求：95.6%（167/175）；科研人员需求：98.2%（64/65）
检索结果相关性期望	总体需求：92.8%（162/175）；教师需求：94.5%（52/55）
检索结果时效性期望	总体需求：89.7%（157/175）；研究生前沿文献需求：75%（15/20）

不同用户群体的需求差异。科研人员更需求前沿研究性论文，以支持项目创新。在问卷反馈中，86.4%的科研人员表示在项目研究过程中，

需要获取最新的研究成果和创新性的研究思路。例如，在承担国家自然科学基金项目的科研人员中，92.3%的人表示在项目选题和研究方案设计阶段，需要大量阅读高影响力的学术论文。他们对文献的质量和权威性要求极高，希望能够获取到发表在国际顶尖期刊上的相关研究成果。在访谈中，一位从事农业机器人研发的科研人员提到：“在我们的研究中，需要及时了解国际上最新的机器人控制算法和传感器技术应用，这些信息往往只能从顶尖的学术期刊中获取。”

教师侧重综述性文献辅助教学备课。78.5%的教师表示在备课过程中，需要综述性文献来梳理学科知识体系，把握学科发展动态。例如，在教授农业机械化课程的教师中，85.2%的人会参考相关综述性文献，以便在课堂上向学生介绍最新的农业机械发展趋势。同时，教师也需要一些案例性文献，用于丰富教学内容，提高教学的生动性和实用性。一位教授农业工程专业课程的教师表示：“在讲解农业资源利用案例时，需要一些实际的应用案例文献，让学生更好地理解理论知识在实际中的应用。”

学生多需要基础技术标准与课程相关文献。在问卷调查中，72.6%的学生表示在课程学习过程中，需要参考基础技术标准和教材配套的文献资料。例如，在学习农业工程制图课程的学生中，88.3%的人会查阅相关的制图标准和规范文献。对于本科生来说，他们在完成课程作业和毕业论文时，对与课程内容紧密相关的文献需求较大。而研究生在进行课题研究时，除了需要基础文献外，也开始关注一些前沿研究文献，但对文献的理解和筛选能力相对较弱。一位研究生表示：“在开始课题研

究时，不知道如何筛选有价值的文献，希望能够得到一些指导。”

用户对检索结果的期望。不同用户群体对检索结果准确性、相关性与时效性均有较高期望。在对检索结果准确性期望方面，95.6%的用户表示希望检索结果能够与自己的检索需求高度匹配，避免出现大量不相关的文献。在相关性方面，92.8%的用户希望检索结果能够围绕自己的研究或学习主题展开，提供有针对性的信息。对于时效性，89.7%的用户希望能够获取到最新的研究成果，尤其是在农业工程这样快速发展的学科领域。其中，科研人员对文献权威性要求极高，98.2%的科研人员表示在选择文献时，会优先考虑文献的作者、发表期刊的影响力等因素。

(3) 农业工程学科文献与用户需求洞察及启示

农业工程学科文献在特征层面呈现出鲜明态势。主题分布里，“农业机械化智能化”引领潮流，相关研究持续向纵深拓展。关键词使用既凸显“精准农业”等传统重点的稳固地位，又见证“农业区块链应用”等新兴领域的蓬勃兴起。从文献引用来看，近五年高引用率搭配学术论文主导的格局，生动展现出学科紧跟时代步伐、不断创新发展的活力。

聚焦用户需求，不同群体差异显著。科研人员一心追逐前沿创新成果，为项目注入全新活力；教师着眼知识梳理与案例丰富，助力教学提质增效；学生主要依赖基础与课程适配文献，稳步夯实学业根基。值得注意的是，全体用户对检索结果的质量皆抱有极高期许。这些发现为借助深度学习优化文献检索服务筑牢根基，为打造契合学科特色、全方位满足用户需求的高效检索体系明确了方向，有力推动农业工程学科知识传播与科研教学迈向新高度。

3. 基于深度学习农业工程学科文献检索模型构建与优化

为实现农业工程学科文献检索服务的优化与提升，本研究引入深度学习中的图像分类技术，旨在借助其强大功能对农业工程学科文献中的图片信息进行自动识别与分类。图像分类技术在文献检索服务领域具有广泛应用前景，可高效应用于图书、论文等文献资源的自动分类、索引及标签生成等环节，极大地降低人工成本的同时显著提高检索准确度。此外，该技术能够对文献中的图片、图表等内容进行精准自动识别与分类，为用户提供更为直观便捷的文献查看体验，有效提升农业工程学科服务的水平与质量。

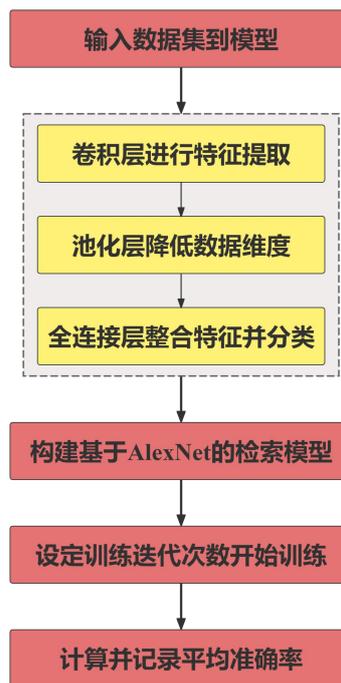


图5 模型整体实现流程

在具体研究过程中，本项目选用经典的图像分类模型 AlexNet 开展试验，以验证将图像分类技术应用于农业工程学科文献图片信息自动识别和分类的可行性。AlexNet 模型结构精巧，由输入层、卷积层、池化

层和全连接层协同运作，以实现卓越的图像分类性能。如图 5 所示是模型的整体实现流程。

(1) 输入层

输入层接收农业工程学科文献中的图像数据，图像涵盖农业设施、农作物生长状态、农业机械作业场景等丰富多样的农业工程领域内容。

如图 6 所示是构建图片数据集作为模型输入层的流程。

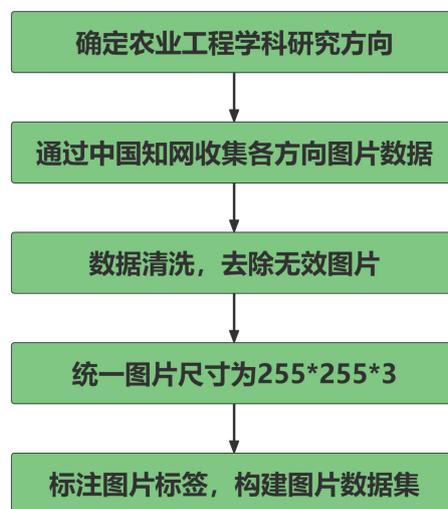


图 6 构建图片数据集流程

农业工程学科的研究方向众多，结合《全球工程前沿 2022 报告-农业领域》、“2022 年农业工程类期刊最新中科院分区”及“2022 农业 9 大学科领域研究热点前沿-农业信息与农业工程”，选择其中的 10 个研究方向/领域，通过中国知网的图片搜索功能查找、下载并保存图像。

在中国工程院、科睿唯安公司与高等教育出版社联合发布的《全球工程前沿 2022》报告中，报告了 9 个领域的工程研究前沿和工程开发前沿，通过研判工程科技创新前沿方向，引领工程科技未来创新发展。在农业领域的工程研究前沿和工程开发前沿如表 4 所示。

表 4 农业领域的工程研究前沿和工程开发前沿

序号	工程研究前沿	工程开发前沿
1	作物从头驯化及野生种质资源开发利用	新发和再现重大动物疫病监测与预警
2	重要动物病原的免疫抑制与逃逸机制	动物精准基因编辑育种技术
3	土壤高效固碳与调控机制	智能制种技术
4	园艺作物产品器官发育与品质调控	园艺作物基因编辑技术应用
5	水产动物多倍体育种	林木全基因组选择育种
6	作物绿色栽培技术	基于 RNA 干扰的病虫害防控技术
7	畜禽多基因聚合育种	农业自主作业机器人
8	粮食安全对气候变化的响应	有机污染物催化降解技术
9	木材形成的分子生物学机制	饲用抗生素替代技术与产品
10	植物抗病小体的发现	作物无人化智慧栽培技术
11	养殖环境-畜禽-肠道微生物-营养素代谢互作网络 机制	生态智能池塘养殖技术

2022 在北京召开的中国农业农村科技发展高峰论坛暨中国现代农业发展论坛中，遴选获得了 2022 农业 9 大学科 71 个农业研究热点，其中在农业信息与农业工程领域包含 12 个研究热点，如表 5 所示。

表 5 农业信息与农业工程领域的研究热点

类别	前沿名称
热点	区块链技术在农产品供应链中的应用
前沿	农林渔业废弃生物质定向转化与生物炼制
热点	机器视觉和图像处理技术在农业中的应用
热点	基于深度学习的植物病虫害识别
热点	生物基功能性食品薄膜包装材料的制备与应用
前沿	基于农业废弃物的生物炭材料制备与应用
热点	基于无人机的作物表型信息获取与解析
热点	农业机器人的设计、开发与应用
热点	农业废弃生物质微生物发酵转化与应用
热点	农林生物质高效分离与转化机制
热点	农业生物质基复合材料创制与应用
热点	纳米材料的绿色合成及农业应用

2022 年中科院分区表发布，根据 JCR2021 数据，全球有 14 种（新

增 3 种，总数达到 17 种) 农业工程类期刊被 SCI 收录，如表 6 所示为农业工程类期刊的中科院、JCR 最新分区信息统计。

表 6 分区信息统计

期刊名称	ISSN	中科院分区/大类学科	JCR 分区
BIORESOURCE TECHNOLOGY	0960-8524	1 区/工程技术	Q1
INDUSTRIAL CROPS AND PRODUCTS	0926-6690	1 区/农林科学	Q1
BIOSYSTEMS ENGINEERING	1537-5110	1 区/农林科学	Q2
BIOMASS & BIOENERGY	0961-9534	2 区/工程技术	Q1
AQUACULTURAL ENGINEERING	0144-8609	2 区/农林科学	Q2
International Journal of Agricultural and Biological Engineering	1934-6344	3 区/农林科学	Q2
JOURNAL OF IRRIGATION AND DRAINAGE ENGINEERING	0733-9437	4 区/工程技术	Q2
Journal of Agricultural Engineering	1974-7071	4 区/农林科学	Q3
Paddy and Water Environment	1611-2490	4 区/农林科学	Q3
Transactions of the ASABE	2151-0032	4 区/农林科学	Q3
Revista Brasileira de Engenharia Agricola e Ambiental	1415-4366	4 区/农林科学	Q4
APPLIED ENGINEERING IN AGRICULTURE	0883-8542	4 区/农林科学	Q4
Engenharia Agricola	0100-6916	4 区/农林科学	Q4
AMA-Agricultural Mechanization in Asia Africa and Latin America	0084-5841	4 区/农林科学	Q4
INMATEH-Agricultural Engineering	2068-4215	/	N/A
Journal of Cotton Science	1523-6919	/	N/A
AgriEngineering	N/A	/	N/A

通过在图片检索框中输入学科内的关键词，点击检索后得到众多图片信息，经过筛选后每个类别的图片选择 100 张进行保存，将图片尺寸统一修改为 255×255×3。分别建立文件夹并制定标签，构建农业工程学科图片数据集，作为深度学习模型的输入层，如图 7 所示为农业工程学科图片数据集中的部分图片，如表 7 所示为选择的 10 个研究方向/领域及其标签信息。



图 7 农业工程学科图片数据集及文件夹

表 7 图片数据集的详细信息

研究方向/领域	标签	原始图片数量
播种机	0	100
农业机器人	1	100
植保机械	2	100
农作物	3	100
收获机	4	100
生物质	5	100
病虫草害	6	100
成像传感器	7	100
图像处理/深度学习算法	8	100
纳米材料	9	100

(2) 卷积层

AlexNet 包含多个卷积层，是模型的核心特征提取模块。卷积层中的卷积核在输入图像上滑动，通过卷积操作提取图像的局部特征。在农业工程文献图像中，卷积核能够敏锐捕捉到诸如农作物叶片纹理、农机具轮廓线条等关键特征。随着卷积层的递进，卷积核尺寸逐渐减小，数量逐渐增多。这种设计使得模型能够从不同尺度、不同角度对图像特征进行全面且深入的挖掘，卷积过程如图 8 所示。

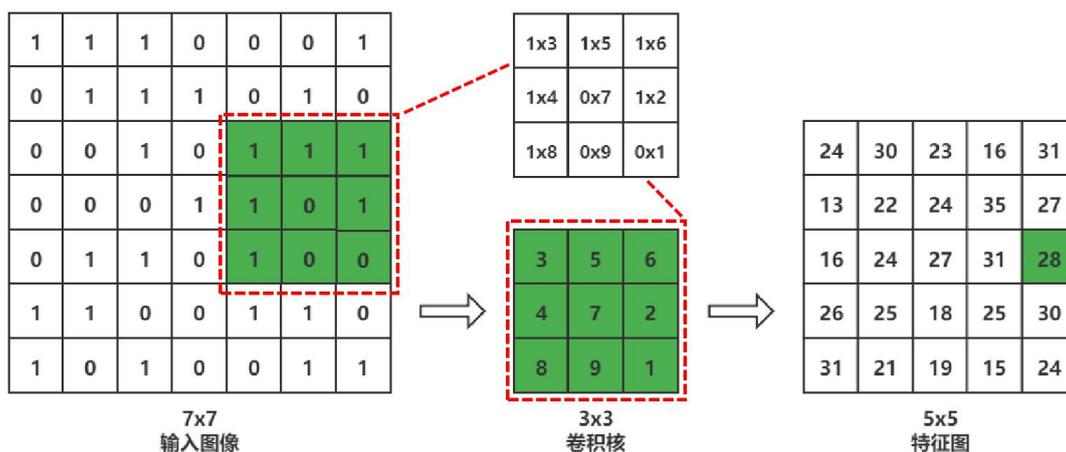


图 8 卷积过程

(3) 池化层

池化层紧跟卷积层，主要有最大池化和平均池化两种方式，通过选取池化窗口内的最大值，对卷积层输出的特征图进行下采样。在保留图像关键特征的同时，有效降低数据维度，减少后续计算量。在农业工程文献图像应用中，池化层能够对卷积层提取的大量特征进行筛选与整合，突出关键特征，可保留不同图像中的关键特征部位，去除冗余信息，使模型更聚焦于核心内容，提升处理效率，池化过程如图 9 所示。

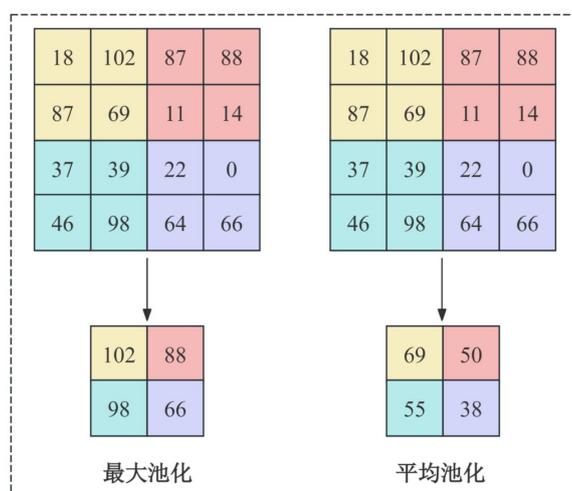


图 9 池化过程

(4) 全连接层

经过卷积层和池化层的特征提取与筛选后，数据进入全连接层。
AlexNet 设有三层全连接层，将前面提取的特征进行整合，并映射到最终
的分类空间。全连接层的神经元与上一层的所有神经元都有连接，通
过复杂的权重矩阵运算，对图像特征进行综合分析，输出图像属于不同
类别的概率。在农业工程学科文献图像分类任务中，全连接层可根据前
面各层提取的关于农业工程设施、作物生长阶段等特征，判断该图像所
属的农业工程领域具体类别，实现精准分类，全连接层如图 10 所示。

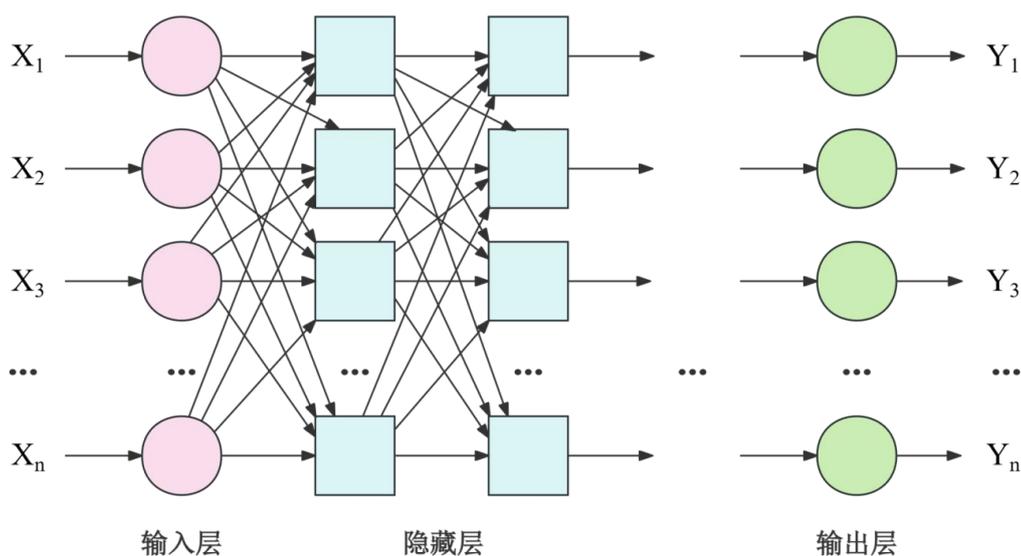


图 10 全连接层

(5) AlexNet 模型构建

AlexNet 网络通过多 GPU 进行训练，尽量使用更多特征图并减少计
算量，通过 LRN 归一化，抑制反馈较小神经元，放大反馈较大神经元，
通过 ReLU 激活函数加快模型收敛，引入 Dropout 防止过拟合。以
AlexNet 为基础构建了农业工程学科的图像检索分类模型。模型训练与
测试使用 Pycharm 作为 Python 语言编译器。处理器为 Inter(R)

Core(TM)i5-1035G1 CPU @1.00GHz 1.19, 运行环境为 Windows10 系统, 64 位, 显示适配器参数为 Inter(R) UHD Graphics、NVIDIA GeForce MX350。AlexNet 在 Pycharm 界面的运行情况如图 11 所示。

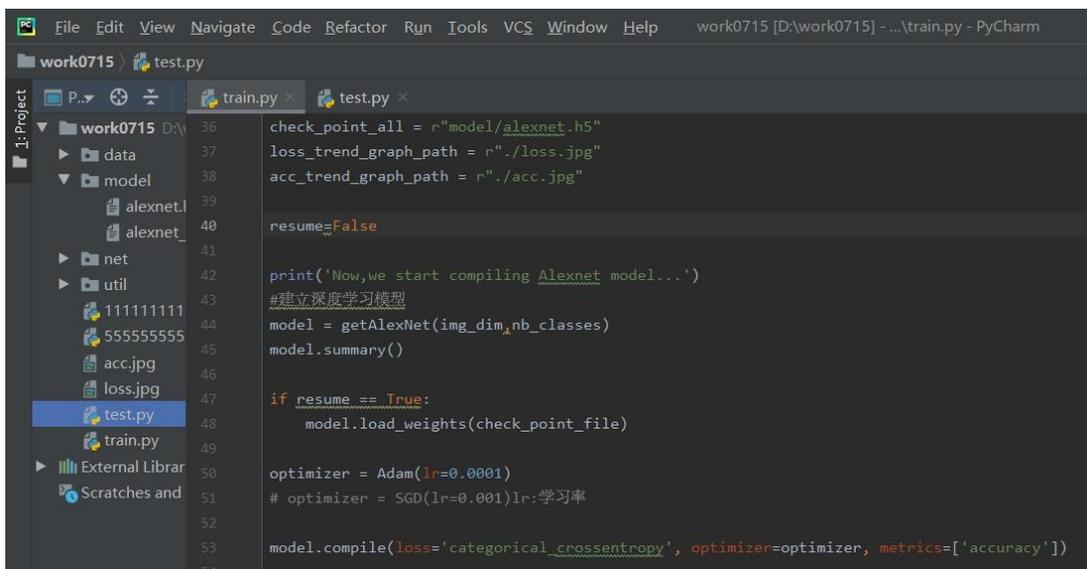


图 11 AlexNet 在 Pycharm 界面的运行情况

最终构建的 AlexNet 网络如图 12 所示, 训练与验证过程相关代码如附件 1、附件 2 所示。

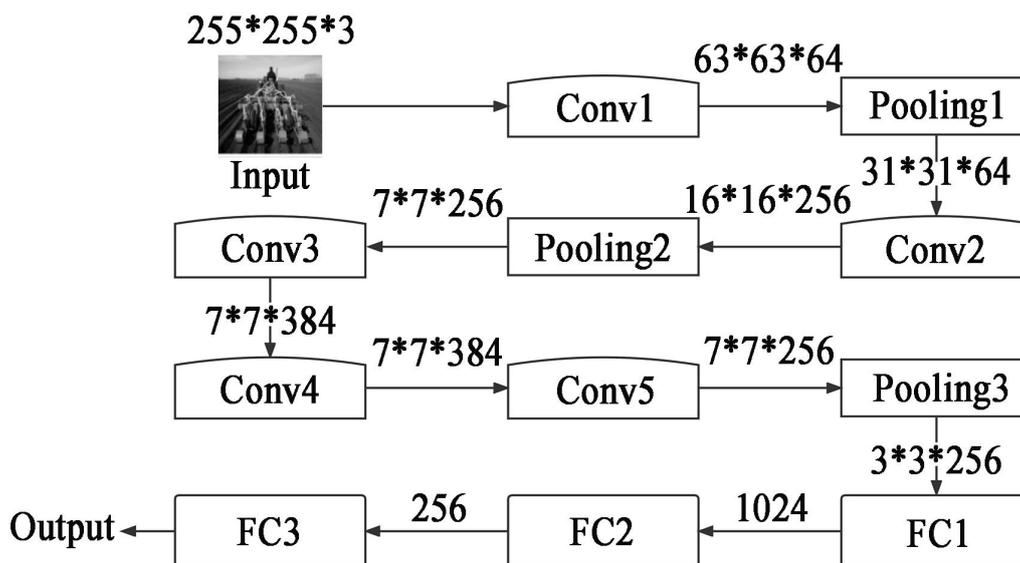


图 12 AlexNet 网络结构

输入图像大小为 $255 \times 255 \times 3$, 经过 5 层卷积 (Conv) 和 3 层池化

(Pooling) 得到 $3 \times 3 \times 256$ 特征图。卷积核从 7 到 5 再到 3 不断变小，特征图也通过重叠式最大池化在第 1、2、5 层折半式缩小，通过全连接层 (FC) 得到最终分类结果。

(6) 模型结果与分析

以准确率和平均准确率评价模型性能。模型训练过程中，需要设置一定迭代次数探究模型运行稳定性，设置迭代次数为 300，记录模型开始趋于稳定时的迭代次数，与总迭代次数取差值后，对这段范围内的模型迭代的准确率取平均值，记为模型平均准确率。如图 13 所示是模型评估与应用阶段的流程。

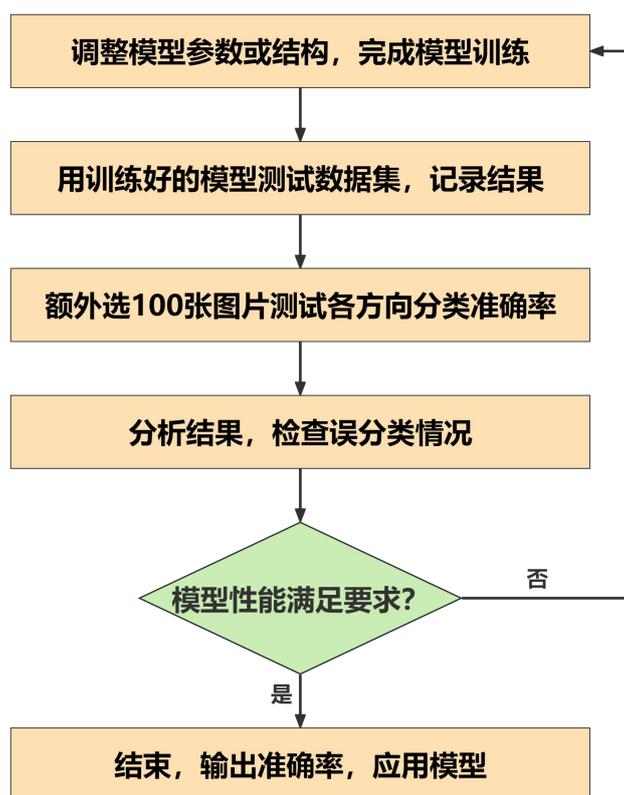


图 13 模型评估与应用阶段流程

使用模型对图片数据集进行训练与测试，迭代 300 次后的模型训练与测试结果如图 14 所示。

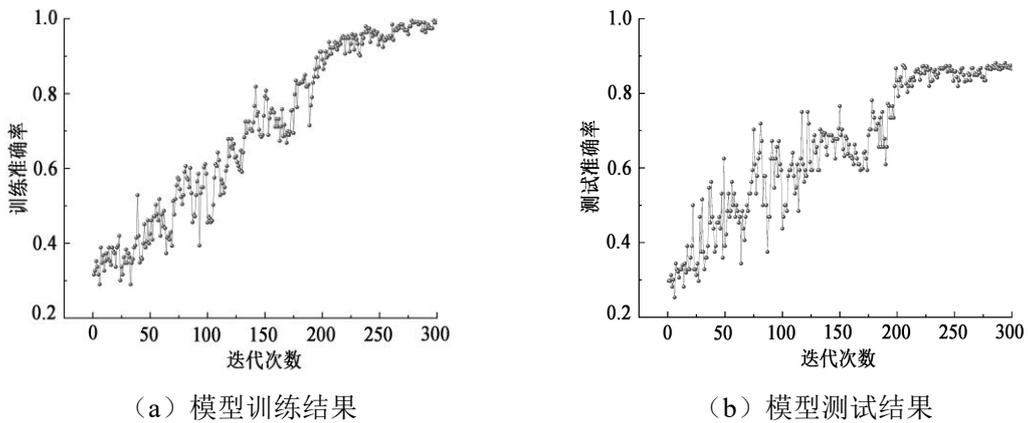


图 14 AlexNet 训练与测试结果

为了验证模型实际应用效果，在构建的数据集之外，额外选取 100 张图片输入模型中，得到如图 15 所示 10 个研究方向的图片分类准确率。其中，横坐标 0-9 代表 10 个研究方向的标签。

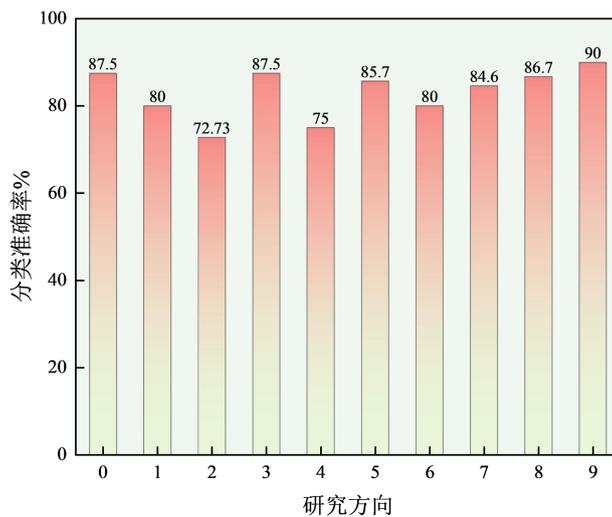


图 15 10 种研究方向的图片分类准确率

在进行图片分类的过程中，播种机、农业机器人、植保机械与收获机存在误分类的情况，比如将收获机械误分类为播种机械。除此之外，病虫害与农作物也存在一定的误分类情况。

试验验证结果表明，模型在实际使用时的最高分类准确率能够达到 **90%**，而对于大部分的研究方向来说，分类准确率能够达到 **80%** 以上，平均分类准确率为 **82.97%**。

本研究成功将 AlexNet 模型应用于农业工程学科文献中的图片分类任务。通过构建包含丰富农业工程领域图像的数据集，并借助模型各层结构的协同运作，有效实现了对农业工程文献图片信息的自动识别与分类。从模型结果来看，其在大多数研究方向上展现出较高的分类准确率，充分验证了将图像分类技术应用于农业工程学科文献检索服务优化的可行性，为提升该学科文献检索的效率与质量提供了有力支撑。

3 结论与建议

3.1 结论

本研究围绕基于深度学习的高校学科文献检索服务优化展开，以农业工程学科为例，通过多维度研究方法与实践，取得了一系列重要成果。

1.学科文献特征与用户需求剖析。农业工程学科文献呈现主题、关键词及引用特征，反映其在智能化、资源利用等领域的持续创新；用户需求具多样性，不同群体差异显著，凸显精准满足需求的必要性。该成果为理解学科知识生态提供关键视角，奠定后续研究基础

2.深度学习技术在文献检索领域实现创新应用。深度学习在文献检索领域实现文本与图像检索的双重应用：文本检索中精准捕捉语义特征，图像分类技术高效处理含图文献，显著提升检索效率与精度，为农业工程学科文献检索模型构建与优化奠定技术基础。

3.实现图像分类技术的应用与优化。基于 AlexNet 模型构建农业工程文献图片专属数据集，实现图像自动识别分类，平均分类准确率验

证技术可行性，有效提升检索效能。部分误分类问题明确模型改进方向，为检索服务优化提供迭代依据。

3.2 建议

1.深化技术融合与算法创新，提升检索模型综合效能。针对农业工程学科文献[文本-图像]复合特征，**重点推进多模态检索技术融合**，将语义理解（文本检索）与视觉特征分析（图像分类）深度耦合，构建[文本-图像]协同驱动的一体化检索模型。同时，通过伪标签生成、对比学习等技术降低对大规模标注数据的依赖，提升模型训练效率与泛化能力，推动检索服务向「高效化、智能化」升级。

2.强化精准服务与动态适配，构建个性化检索体系。基于深度学习算法**深度挖掘文献主题、关键词关联特征**，建立用户需求与文献内容的精准映射机制，实现检索结果的动态优化匹配。针对科研人员、学生等差异化群体，定制分层检索界面与推荐策略：为科研人员优先推送高被引前沿文献，为学生设置基础文献引导模块。同步**加强新兴领域（如智慧农业、可持续资源利用等）文献的动态采集与结构化处理**，确保检索体系紧跟学科发展脉络，全方位满足用户多元化信息需求。

3.聚焦模型优化与应用落地，打通技术转化链路。针对 AlexNet 模型在部分类别中的误分类问题，实施[结构调整+数据增强+参数优化]三维优化策略。模型性能显著提升后，**推动与中国知网等主流平台的技术对接**，构建[精准检索-智能推荐-知识传播]一体化服务生态，为农业工程领域科研与教学提供高效工具支撑，

4 项目成果（发表的文章、开发的软件、取得的实践效果等）

4.1 发表的文章

1. 李晶晶, 井荣娟, 李庆达. 基于深度学习农业工程学科文献检索服务优化研究[J], 现代教育与应用, 2025, 3(1):178-180. (附件 3)

2. 李晶晶, 李庆达. 田间作物精准除草技术与装备的研究现状与趋势分析[J], 现代化农业, 已录用待发表。(录用证明见附件 4)

4.2 开发的软件

1. 科技文献检索农业机械图片识别准确率校验系统, 受理号 2025R11S857500, 预计 5 月获批。(受理通知书见附件 5)

2. 农业工程学科机械装置图片识别系统, 受理号 2025R11L09282-26, 预计 5 月获批。(受理通知书见附件 6)

4.3 取得的实践效果

1. **精准文献检索有力支撑农业工程科研全流程。**通过深度学习语义分析与图像识别技术, 系统可自动匹配“农业机械化智能化”“精准农业”等学科前沿文献, 辅助师生快速定位高影响力论文、专利及行业报告, 直接支撑 1 项国家级课题、3 项省级课题申报, 有效提升文献检索的准确度。

2. **有效促进农业工程学科研究生开题报告质量提高, 选题创新性和可行性得到有效保障。**针对农业工程文献中机械示意图、作物生长图像, 采用 AlexNet 卷积神经网络构建图像分类模型, 实现对植保机械、病虫害图谱、农田设施等图片的自动识别, 解决了传统文本检索难以处

理图像信息的痛点，辅助提升研究生开题报告质量，累计服务 10 名硕士研究生，2 名博士研究生顺利毕业。

5 参考文献

- [1] 齐飞，朱明，周新群，等.农业工程与中国农业现代化相互关系分析[J].农业工程学报,2015,31(01):1-10.
- [2] 李莉，王应宽，傅泽田，等.世界农业工程学科研究进展及发展趋势[J].农业工程学报,2023,39(03):1-15.
- [3] 李南.高校开设文献检索与利用课的探索[J].黑龙江教育学院学报,2014,33(04):56-57.
- [4] 曾永松，苟廷颐.基于学科服务视角的文献信息检索技能探讨[J].山西科技,2019,34(04):55-57.
- [5] 许文松.科研工作中科技文献检索的重要作用[J].吉林工程技术师范学院学报,2022,38(01):55-57.
- [6] 夏志锋，李秋实，周秀会.SCI 收录论文的文献计量分析与学科评估研究——以天津工业大学为例 [J]. 图书馆工作与研
究,2008,No.154(12):37-40.
- [7] 何亮. 新工具让文献检索进入 AI 模式 [N]. 科技日报,2023-05-31(002).
- [8] 王家武，姜庆.Python 在医学文献检索与统计学课程教学实践中的应用[J].现代医药卫生,2023,39(09):1590-1595.
- [9] 姚克宇，陈超，朱兰，等.数据库技术辅助的文献检索与筛选方案研

究[J].中国中医药图书情报杂志,2022,46(03):1-6.

[10] M. J. Swain, D. H. Ballard. Color indexing[J]. International Journal of Computer Vision,1991,7(1):11-32.

[11] L. Fei-Fei, P. Perona. A Bayesian hierarchical model for learning natural scene categories[J]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.

[12] K. He, X. Zhang, S. Ren, et al. Deep residual learning for image recognition[J]. in Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.

[13] Y. Gong, L. Wang, R. Guo, et al. Lazebnik. Multi-scale orderless pooling of deep convolutional activation features[J]. in European Conference on Computer Vision, 2014.

[14] Cong S, Zhou Y. A review of convolutional neural network architectures and their optimizations[J]. Artificial Intelligence Review, 2022:1-65.

[15] 余萍, 赵继生.基于矩阵 2-范数池化的卷积神经网络图像识别算法[J].图学学报,2016,37(05):694-701.

[16] Basha S. H. Shabbeer, Dubey Shiv Ram, Pulabaigari Viswanath, et al. Impact of fully connected layers on performance of convolutional neural networks for image classification[J]. Neurocomputing, 2020, 378:112-119.

附件 1 : Alexnet 模型训练过程代码

```
import numpy as np
import os
import matplotlib
matplotlib.use('Agg')
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.callbacks import ModelCheckpoint, ReduceLROnPlateau

from util.data_input import getDataGenerator
from util.load_data import load_dataset
import pickle
import platform
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix

#define AlexNet parms
ROWS = 255
COLS = 255
CHANNELS = 3
nb_classes = 10
batch_size = 32
nb_epoch = 300
img_dim = (ROWS, COLS, CHANNELS)
# alexnet_depth = 40
# alexnet_growth_rate = 12

check_point_file = r"model/alexnet_check_point.h5"
check_point_all = r"model/alexnet.h5"
loss_trend_graph_path = r"./loss.jpg"
acc_trend_graph_path = r"./acc.jpg"

resume=False

print('Now,we start compiling Alexnet model...')
#建立深度学习模型
model = getAlexNet(img_dim,nb_classes)
model.summary()

if resume == True:
    model.load_weights(check_point_file)
```

```

optimizer = Adam(lr=0.0001)
# optimizer = SGD(lr=0.001)lr:学习率

model.compile(loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'],
              optimizer=optimizer)

print('Now,we start loading data...')
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_dataset("data")
x_train = x_train.astype('float32')
x_test = x_test.astype('float32')
y_train = tf.keras.utils.to_categorical(y_train, nb_classes)
y_test = tf.keras.utils.to_categorical(y_test, nb_classes)
train_datagen = getDataGenerator(train_phase=True)
train_datagen = train_datagen.flow(x_train, y_train, batch_size=batch_size)
validation_datagen = getDataGenerator(train_phase=False)
validation_datagen = validation_datagen.flow(x_test, y_test, batch_size=batch_size)

print('Now,we start defining callback functions...')
"""
lr_reducer = ReduceLROnPlateau(monitor='val_acc', factor=np.sqrt(0.1),
                              cooldown=0, patience=3, min_lr=1e-6)
"""
model_checkpoint = ModelCheckpoint(check_point_file, monitor="val_acc",
                                  save_best_only=True,
                                  save_weights_only=True, verbose=1)

# callbacks=[lr_reducer,model_checkpoint]
callbacks = [model_checkpoint]

print("Now,we start training...")
history = model.fit_generator(generator=train_datagen,
                             steps_per_epoch=x_train.shape[0] // batch_size,
                             epochs=nb_epoch,
                             callbacks=callbacks,
                             validation_data=validation_datagen,
                             validation_steps=x_test.shape[0] // batch_size,
                             verbose=1)

model.save(check_point_all)
model.save_weights(check_point_file)
print("Now,we start drawing the loss and acc trends graph...")
# summarize history for accuracy
#结果可视化
fig = plt.figure(1)
plt.plot(history.history["accuracy"])

```

```
plt.plot(history.history["val_accuracy"])
plt.title("Model accuracy")
plt.ylabel("accuracy")
plt.xlabel("epoch")
plt.legend(["train", "test"], loc="upper left")
plt.savefig(acc_trend_graph_path)
plt.close(1)

# summarize history for loss
fig = plt.figure(2)
plt.plot(history.history["loss"])
plt.plot(history.history["val_loss"])
plt.title("Model loss")
plt.ylabel("loss")
plt.xlabel("epoch")
plt.legend(["train", "test"], loc="upper left")
plt.savefig(loss_trend_graph_path)
plt.close(2)

print("We are done, everything seems OK...")
y_predict=model.predict(x_train)

y_predict=np.argmax(y_predict,axis=0)
y_train=np.argmax(y_train,axis=0)

coff_mat=confusion_matrix(y_train,y_predict)
print(coff_mat)

report=classification_report(y_train,y_predict)
print(report)
```

附件 2： Alexnet 模型验证过程代码

```
from tensorflow import keras
import numpy as np
import os
import matplotlib
matplotlib.use('Agg')
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.callbacks import ModelCheckpoint, ReduceLROnPlateau
from tensorflow.keras import backend as K
from tensorflow.keras.datasets import cifar10
from tensorflow.keras.models import load_model
from util.data_input import getDataGenerator
from util.load_data import load_dataset
import pickle
import platform

#define AlexNet parms
ROWS = 255
COLS = 255
CHANNELS = 3
nb_classes = 10
batch_size = 32
nb_epoch = 500
img_dim = (ROWS,COLS,CHANNELS)
# densenet_depth = 40
# densenet_growth_rate = 12

check_point_file = r"model/alexnet_check_point.h5"

model = getAlexNet(img_dim,nb_classes)
model.summary()
model.load_weights(check_point_file)

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_dataset("data")
x_train = x_train.astype('float32')
x_test = x_test.astype('float32')

y_predict=model.predict(x_test)
print(np.argmax(y_predict,axis=1)[:100])
print(y_test[:100])
```

附件 3： 论文 1



基于深度学习农业工程学科文献检索服务优化研究

李晶晶 井荣娟 李庆达

黑龙江八一农垦大学图书馆 黑龙江 大庆 163000

摘要: 农业工程学科对于农业现代化发展具有重要的支撑作用,文献检索在科学研究中具有重要作用。现有文献检索服务在实际操作中存在检索效率不高、精度不高、容易遗漏丰富信息等局限性。信息化手段的出现促进了文献检索服务的快速发展,本文通过深度学习中的图像分类模型进行了农业工程学科的图像分类试验。结果表明, AlexNet 模型对于农业工程学科检索图像的平均分类准确率为 82.97%,基于深度学习的农业工程学科文献检索服务的实现及优化是可行的,能够为农业工程学科文献检索服务提供新的思路和实践方法,为用户提供更为准确、快速、便捷的文献检索服务。

关键词: 深度学习; 农业工程; 检索服务; AlexNet 模型

引言:

近年来,农业工程学科逐渐受到关注,农业工程科学与技术对推动农业农村全面现代化及其生产方式、生活质量和生态环境改善作出了独特的贡献^[1]。农业工程学科的建设和发展始终是伴随农业农村现代化的需求演进而成长的^[2],作为农业现代化的重要支撑,农业工程研究的范围也越来越广泛,突出了其在现代农业发展中的重要作用。为了进行有价值的科学研究,文献检索在科研人员全面获取相关文献信息、及时了解学科的新问题、新观点,以开展进一步研究的过程中体现了其重要性^[3-4]。通过大量的文献检索和总结,专家学者能够更加准确把握学科未来发展走向,为中国式现代化提供更为高效、有力和可持续发展的学科及人才支撑^[5]。

基于深度学习检索方法在文献检索方面的研究已日趋成熟,其检索精度也不断提高。本文基于图像分类技术,重点在农业工程学科开展文献检索服务的实现及优化研究。以期科研人员提供更好的检索服务,为农业工程学科文献检索服务提供一种新的思路和实践方法,为用户提供更为准确、快速、便捷的文献检索服务。

一、材料与与方法

将深度学习中的图像分类技术应用于文献检索服务中,从而实现农业工程学科服务的优化和提高。在文献检索服务中,图像分类技术可用于图书、论文等文献资源的自动分类、索引、标签等方面,有效降低人工成本和提高检索准确度。图像分类技术还可以对文献中的图片、图表等内容进行自动识别和分类,让用户可以更加直观地查看文献内容。本文将利用图像分类技术实现农业工程学科文献中图片信息的自动识别和分类,提高农业工程学科服务的水平和质量。

(一) 图像数据集构建

农业工程学科的研究方向众多,本文通过结合《全球工程前沿 2022》报告-农业领域、2022 年农业工程类期刊最新中科院分区及 2022 农业 9 大学科领域研究热点前沿-农业信息与农业工程,选择其中的 10 个研究方向/领域,通过中国知网的图片搜索功能查找、下载并保存图像。

在中国工程院、科睿唯安公司与高等教育出版社联合发布的《全球工程前沿 2022》报告中,报告了 9

个领域的工程研究前沿和工程开发前沿,通过研判工程科技创新前沿方向,引领工程科技未来创新发展。在农业领域的工程研究前沿和工程开发前沿如表 1 所示。

表 1 农业领域的工程研究前沿和工程开发前沿

序号	工程研究前沿	工程开发前沿
1	作物从头驯化及野生种质资源开发利用	新发和再现重大动物疫病监测与预警
2	重要动物病原的免疫抑制与逃逸机制	动物精准基因编辑育种技术
3	土壤高效固碳与调控机制	智能制种技术
4	园艺作物产品器官发育与品质调控	园艺作物基因编辑技术应用
5	水产动物多倍体育种	林木全基因组选择育种
6	作物绿色栽培技术	基于 RNA 干扰的病虫害防控技术
7	畜禽多基因聚合育种	农业自主作业机器人
8	粮食安全对气候变化的响应	有机污染物催化降解技术
9	木材形成的分子生物学机制	饲用抗生素替代技术与产品
10	植物抗病小体的发现	作物无人化智慧栽培技术
11	养殖环境-畜禽-肠道微生物-营养代谢互作网络机制	生态智能池塘养殖技术

2022 在北京召开的中国农业农村科技发展高峰论坛暨中国现代农业发展论坛中, 遴选获得了 2022 农业 9 大学科 71 个农业研究热点, 其中在农业信息与农业工程领域包含 12 个研究热点, 如表 2 所示。

表 2 农业信息与农业工程领域的研究热点

类别	前沿名称
热点	区块链技术在农产品供应链中的应用
前沿	农林渔业废弃生物质定向转化与生物炼制
热点	机器视觉和图像处理技术在农业中的应用
热点	基于深度学习的植物病虫害识别
热点	生物功能性食品薄膜包装材料的制备与应用
前沿	基于农业废弃物的生物炭材料制备与应用
热点	基于无人机的作物表型信息获取与解析
热点	农业机器人的设计、开发与应用
热点	农业废弃生物质微生物发酵转化与应用
热点	农林生物质高效分离与转化机制
热点	农业生物质基复合材料创制与应用
热点	纳米材料的绿色合成及农业应用

(二) 模型搭建

本文选择比较常用的图像分类模型 AlexNet 开展试验, 通过对最终的试验结果分析, 验证提出的将图像分类技术应用于农业工程学科文献中图片信息的自动识别和分类的可行性。

AlexNet 网络通过多 GPU 进行训练, 尽量使用更多特征图并减少计算量, 通过 LRN 归一化, 抑制反馈较小神经元, 放大反馈较大神经元, 通过 ReLU 激活函数加快模型收敛, 引入 Dropout 防止过拟合。以 AlexNet 为基础, 构建农业工程学科的图像检索分类模型。卷积层从图像中某一小区域像素中就能有效提取更深层次特征信息。其计算过程如公式 (1) 所示。

$$Conv_{out} = \frac{Conv_n + 2p - F_{Conv} + 1}{S_{Conv}} \quad (1)$$

池化层通常应用在卷积层后, 以进一步减少运算量, AlexNet 网络采用最大池化 (Max-pooling), 通过保留图像中最显著特征, 减少信息丢失。其计算过程如公式 (2) 所示。

$$MP_{out} = \frac{MP_{in} - F_{Mp} + 1}{S_{Mp}} \quad (2)$$

式中, MP_{in} 代表最大池化中输入图像尺寸 (像素); F_{Mp} 代表池化层卷积核尺寸 (像素); S_{Mp} 代表池化步长。

模型训练与测试使用 Pycharm 作为 Python 语言编译器。处理器为 Inter(R) Core(TM) i5-1035G1 CPU @1.00GHz 1.19, 运行环境为 Windows10 系统, 64 位, 显示适配器参数为 Inter(R) UHD Graphics、NVIDIA GeForce MX350, 最终构建了如图 1 所示的 AlexNet 网络。

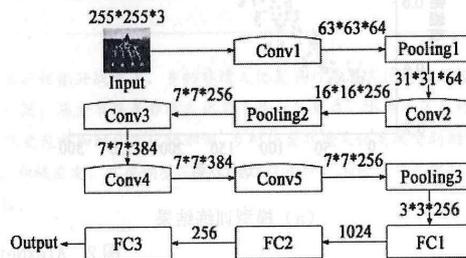


图 1 AlexNet 网络结构

输入图像大小为 $255 \times 255 \times 3$, 经过 5 层卷积 (Conv) 和 3 层池化 (Pooling) 得到 $3 \times 3 \times 256$ 特征图。卷积核从 7 到 5 再到 3 不断变小, 特征图也通过重叠式最大池化在第 1、2、5 层折半式缩小, 通过全连接层 (FC) 得到最终分类结果。

二、结果与分析

(一) 评价指标

以准确率和平均准确率评价模型性能。在模型训练过程中, 需要设置一定的迭代次数探究模型运行稳定性, 设置迭代次数为 300, 记录模型开始趋于稳定时的迭代次数, 与总迭代次数取差值后, 对这段范围内的模型迭代的准确率取平均值, 记为模型平均准确率。

模型准确率计算公式如下:

$$A = \frac{N_c}{N_T} \times 100\% \quad (3)$$

式中, A 代表准确率, 100%; N_T 代表所有样本数量; N_c 代表分类正确样本数量。

模型平均准确率的计算公式如下:

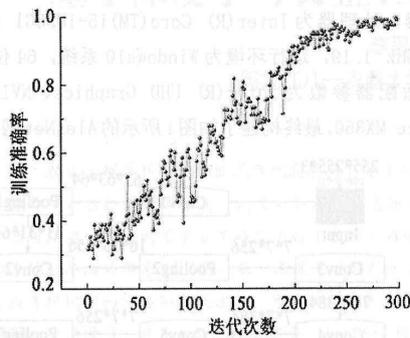
$$A = \frac{e_T}{e} \times 100\% \quad (4)$$

式中, e 代表模型稳定后剩余的迭代次数, epoch; e_T 代表剩余的每次迭代后分类准确率之和。

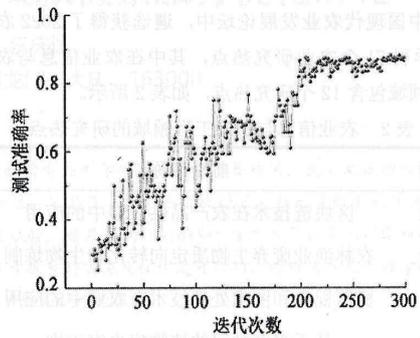
(二) 模型训练与测试结果

使用模型对图片数据集进行训练与测试, 迭代 300 次后的模型训练与测试结果如图 2 所示。

在模型训练过程中, 模型最高分类准确率能够达到 99.48%, 每次的训练时间为 2.73 s; 在测试过程中, 模型最高分类准确率达到 88.12%。模型在迭代次数为 200 次左右开始趋于稳定, 模型稳定后根据公式 (5) 计算得到模型训练时的平均分类准确率为 95.48%, 模



(a) 模型训练结果



(b) 模型测试结果

图2 AlexNet 训练与测试结果

型测试时的平均分类准确率为 85.47%。

(三) 展望

本文利用图像分类方法对农业工程学科文献中的图片进行分类取得了较好的效果，可以应用图像分类技术改进和完善农业工程学科的文献检索服务，对于该技术的未来展望如下：

(1) 尝试使用深度学习其他算法进行研究，寻找

更加匹配的算法；对算法进行改进、优化等操作，建立更适合农业工程专业领域的图片检索模型。

(2) 模型需要较大量的训练数据和计算资源，通过设计更具针对性的文献检索系统，不断优化，提高检索精度和效率。

(3) 利用图像分类技术和自然语言处理技术相结合，完善检索系统的精度和效率。

结 语：

应用 AlexNet 网络对农业工程学科 10 个研究方向的图片进行了分类，模型在迭代 200 次左右趋于稳定，模型训练时平均分类准确率为 95.48%，模型测试的平均分类准确率为 85.47%。应用深度学习技术，优化了文献检索流程，通过分析图片并从中抽取特征，提高了检索效率和精度。通过自动识别并提取文献的关键信息，能够减少输入错误，并开发更多的信息资源。

通过深度学习技术构建的学科分类模型在实际使用时的最高分类准确率能够达到 90%，对于大部分的研究方向来说，分类准确率能够达到 80% 以上，平均分类准确率为 82.97%。应用图像分类技术可以成为未来农业工程学科文献检索中的一种重要手段，为科研人员提供更好的检索服务。

参考文献：

- [1] 齐飞, 朱明, 周新群, 等. 农业工程与中国农业现代化相互关系分析 [J]. 农业工程学报, 2015, 31(01): 1-10.
- [2] 李莉, 王应宽, 傅泽田, 等. 世界农业工程学科研究进展及发展趋势 [J]. 农业工程学报, 2023, 39(03): 1-15.
- [3] 李南. 高校开设文献检索与利用课的探索 [J]. 黑龙江教育学院学报, 2014, 33(04): 56-57.
- [4] 曾永松, 苟廷颐. 基于学科服务视角的文献信息检索技能探讨 [J]. 山西科技, 2019, 34(04): 55-57.
- [5] 许文松. 科研工作中科技文献检索的重要作用 [J]. 吉林工程技术师范学院学报, 2022, 38(01): 55-57.

本文系 CALIS 全国农学文献信息中心研究项目“基于深度学习的高校学科文献检索服务优化研究”(项目编号: 2024020) 的研究成果。

作者简介: 李晶晶 (1988.1—), 女, 汉族, 辽宁锦州人, 硕士研究生, 馆员, 研究方向: 文献学。

附件 4： 论文 2 录用证明

《现代化农业》稿件录用通知

国内刊号：CN23-1137/S

国际刊号：ISSN1001-0254

论文题目：田间作物精准除草技术与装备的研究现状与趋势分析

论文作者：李晶晶^a，李庆达^b

作者单位：（黑龙江八一农垦大学 a. 图书馆;b. 工程学院，黑龙江 大庆 163319）

通讯作者：李庆达

拟发表时间：2026 年第 12 期

联系电话：0451-55399366

应交费用：900元（款项栏请空白或写技术服务费）

账号：23001867052050501061-0004

账户：黑龙江省农垦科学院

开户行：中国建设银行股份有限公司哈尔滨红旗大街分理处

地址、电话：哈尔滨市香坊区香福路101号0451-55399325

注：1. 由于我们是事业单位，发票中的款项名称只能写“技术服务费”，实际是“论文版面费”。

2. 《现代化农业》编辑部不是一个完全独立的法人单位，只是黑龙江省农垦科学院这个大事业单位中的一个部门，所以没有自己独立的财务账户。《现代化农业》对外开具的票据均为黑龙江省农垦科学院发票专用章。

特此说明。



附件 5： 软件著作权受理通知书 1

中华人民共和国国家版权局
计算机软件著作权登记证书

证书号： 软著登字第15606561号

软件名称： 科技文献检索农业机械图片识别准确率校验系统
V1.0

著作权人： 黑龙江八一农垦大学;李晶晶;李庆达

权利取得方式： 原始取得

权利范围： 全部权利

登记号： 2025SR0950363

根据《计算机软件保护条例》和《计算机软件著作权登记办法》的规定，经中国版权保护中心审核，对以上事项予以登记。





中华人民共和国国家版权局
计算机软件著作权
登记专用章
2025年06月06日

附件 6： 软件著作权受理通知书 2



软件登记受理通知书

流水号： 2025R11L0928226

软件名称： 农业工程学机械装置图片识别系统 [简称：] V1.0

登记类型： 计算机软件著作权登记

申请人： 李晶晶

代理人： 天眼推（重庆）知识产权服务有限公司

根据《计算机软件著作权登记办法》第十九条的规定，对申请人提出的上述计算机软件著作权登记申请，中国版权保护中心予以受理。

受理号:2025R11S0857455

经核实确认收到如下申请文件：

打印签字或盖章的登记申请表	4页
代理人天眼推（重庆）知识产权服务有限公司的统一社会信用代码证书复印件	1页
著作权人（1）- 黑龙江八一农垦大学的统一社会信用代码证书复印件	1页
著作权人（2）- 李晶晶的居民身份证复印件	1页
著作权人（3）- 李庆达的居民身份证复印件	1页
合作开发合同或协议	2页
程序鉴别材料 - 一般交存	65页
文档鉴别材料 - 一般交存	22页

2025年4月28日