

大数据时代计算机智能信息处理技术的研究

丁焕雯 常盼

(郑州电子信息职业技术学院 郑州 451450)

摘要 在图像识别、自然语言处理等领域,深度学习的应用日益广泛,推动着智能化系统的革新与进步。文中剖析了深度学习的核心机制与应用场景,重点分析了卷积神经网络(CNN)和残差网络(ResNet)在图像分类中的卓越表现。最后,构建了一种基于深度学习的图像识别模型,并通过详尽的数据分析展示了模型的性能。此外,还探讨了计算机智能信息处理技术在各大领域中的实际应用,展现了深度学习在信息处理领域的应用潜力。

关键词: 深度学习;计算机智能;图像识别

中图分类号 TP399

Research on Computer Intelligent Information Processing Technology in the Era of Big Data

DING Huanwen and CHANG Pan

(Zhengzhou Professional Technical Institute of Electronic & Information, Zhengzhou 451450, China)

Abstract In the fields of image recognition and natural language processing, the application of deep learning is increasingly widespread, promoting the innovation and progress of intelligent systems. This paper analyzes the core mechanism and application scenarios of deep learning, focusing on the excellent performance of convolutional neural networks (CNN) and residual networks (ResNet) in image classification. Finally, an image recognition model based on deep learning is constructed, and the performance of the approximate model is demonstrated through detailed data analytics. In addition, the practical application of computer intelligent information processing technology in various fields is also discussed, showing the application potential of deep learning in the field of information processing.

Key words Deep learning, Computer intelligence, Image recognition

0 引言

当前,计算机智能信息处理技术正逐渐应用于各个领域,该技术能自动化地从海量数据中筛选出有价值的信息。深度学习凭借其出色的特征提取能力快速崛起,成为智能信息处理的核心,在计算机视觉、自然语言处理等领域展现出了应用潜力。本文探讨了基于深度学习的计算机智能信息处理技术的研究动态,并通过实验验证了其在图像识别领域的应用效果。

1 相关技术概述

1.1 大数据

近年来,大数据的特征已由早期的3V特征——规模大(Volume)、速度快或时效快(Velocity)及种类多(Variety),发展到现在的5V特征,增加了价值(Value)和可靠性(Veracity)两个特性。这反映了大数据技术的目的是处理超大规模的数据,保证数据的时效性,从多样的数据集中提取出有价值的信息,并确保原始数据的可靠性,从而产生具

有较高效益的创新数据,以辅助观察、决策和过程控制^[1]。

1.2 信息处理技术

计算机信息处理技术能利用先进的机器学习算法从海量数据中提取出有价值的特征和信息,帮助人工智能更准确地理解并适应复杂多变的环境。在语音识别领域,计算机信息处理技术可通过深度学习算法对大量语音数据进行训练,使人工智能系统能更准确地识别和理解人类的语言。在图像识别领域,计算机信息处理技术能通过学习大量的图像数据,使人工智能系统更快地识别出图像中的物体和场景^[2]。

1.3 计算机智能

计算机智能是一种应用计算机技术模拟并增强人类智能活动的技术,能为计算机赋予感知、推理、学习、决策等能力。它汲取了人工智能各分支的精华,如机器学习、深度学习、计算机视觉、自然语言处理等^[3]。

1.4 计算机视觉

计算机视觉致力于帮助计算机模拟人类的视觉系统,以理解图片或视频中的信息,它通过图像处理与分析来实

作者简介:丁焕雯(1998—),本科,助教,研究方向为计算机科学与技术;常盼(1991—),本科,助教,研究方向为计算机科学与技术。

现物体识别、目标跟踪、场景理解等功能。近年来,计算机视觉在深度学习技术的帮助下取得了显著进展,被广泛应用于自动驾驶、安防监控、医学影像分析等领域,推进了计算机的智能化发展。

1.5 深度学习

作为机器学习的重要分支,深度学习可以通过建立多层次的神经网络来模仿人脑的学习机制。此外,深度学习算法能智能抽取数据的深层特征,在图像识别、语音识别、自然语言处理等领域具有广泛应用。

1.6 自然语言处理

自然语言处理(NLP)是计算机科学中的重要分支,致力于实现计算机对人类自然语言的深入理解和灵活应用。其在机器翻译、语音识别、文本分析及自动摘要等领域中具有重要作用。深度学习的融入为NLP注入了新活力,提升了其准确性与处理能力,推动了智能语音助手、客服机器人等产品的发展,提高了人机交互的体验。

2 基于深度学习的计算机视觉图像识别技术研究

2.1 卷积神经网络(CNN)

卷积神经网络(CNN)是一种用于处理图像数据的深度学习模型,其凭借在自动特征提取方面的优势,成为计算机视觉领域的重要核心技术(其核心源于自动特征提取能力),其由卷积层、池化层和全连接层构成。卷积层通过卷积核(也被称为滤波器)对输入图像进行局部感知,能捕捉图像的边缘、纹理等基本信息。在训练过程中,模型通过反向传播算法自动调整全连接层中的权重矩阵和偏置项,让模型的预测结果与实际结果更加接近。卷积神经网络模型的拓扑结构如图1所示。

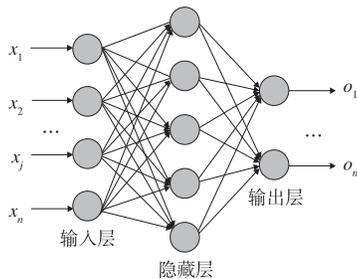


图1 卷积神经网络模型的拓扑结构图

池化层可以缩减特征图的尺寸,并通过对特征图进行下采样来降低计算复杂度,并防止过拟合现象的发生。这使得CNN在处理高维数据时能更加稳健、可靠。全连接层能将经过层层提炼的高维特征映射到最终的分类结果上。它可以将卷积层和池化层学习到的信息整合起来,输出为具体的分类或回归结果。CNN在图像识别、目标检测、面部识别等任务中表现优异,这主要得益于其强大的自动特征学习能力。

2.2 残差网络(ResNet)

残差网络(ResNet)攻克了神经网络在堆栈更多层数时存在的梯度消失和梯度爆炸问题。深层神经网络虽然在特征提取方面具备更强大的能力,但随着网络层数的逐步累加,传统的网络架构在训练时往往会面临梯度难以传递的困境,从而导致网络训练效果逐渐衰退。ResNet引入了一种名为“残差块”的结构设计,用于解决这一棘手的问题。这种残差块内含有一种独特的短路连接机制,允许输入信息跳过一层或多层直接传递到后续层。这种设计使得网络在深度增加时依然能保持良好的训练效果^[4]。ResNet使得构建数百甚至数千层的深度网络得以实现。它在ImageNet等多个图像识别竞赛中表现优异,不仅提升了图像分类的准确性,更推动了深度学习在视频分析、目标检测、图像分割等复杂计算机视觉任务中的广泛应用。

2.3 深度学习在图像分类中的应用

卷积神经网络(CNN)的应用促进了图像分类领域的变革。通过层层递进的卷积操作,深度学习模型能精准地从图像中抽取各种级别的特征,并据此进行准确的分类。这种能力并不依赖于手工设计的特征提取方式,而是借助大量数据实现模型的自我优化,在大规模数据集上大放异彩^[5]。从人脸识别到商品分类,从自动驾驶到医学诊断,深度学习图像分类技术广泛应用于各行各业。

3 基于深度学习的图像识别模型构建

3.1 数据预处理

在基于深度学习的图像识别过程中,数据预处理确保着模型训练的稳定性与准确性,其包括图像标准化、缩放调整、数据增强与清洗等多重步骤,为模型的精确识别奠定了基础。将输入图像的像素值从原始范围(通常为0~255)归一化到0~1之间,或将其标准化为均值为0、方差为1的正态分布,如式(1)所示:

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

其中, \$x\$ 为原始像素值, \$\mu\$ 为像素均值, \$\sigma\$ 为标准差。

将图像调整为固定大小,使其能被模型的输入层接收,常见的输入大小为 \$224 \times 224\$。为增加训练数据的多样性,数据增强可通过旋转、平移、翻转、缩放、剪切等方式生成多样化的样本,提高模型的泛化能力。

3.2 模型选择

常用的模型包括深度学习中的CNN、ResNet及DenseNet等。以CNN为例,其卷积层是核心;卷积操作遵循特定公式,通过滑动卷积核与输入图像逐点相乘并求和,以捕捉图像的局部特征,进而实现精确识别。模型选择的恰当与否直接关系到图像识别的效果。以卷积神经网络为例,卷积层是CNN的核心组件,其卷积操作如式(2)所示:

$$y_{i,j} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} x_{i+m,j+n} \cdot w_{m,n} \quad (2)$$

其中, x 为输入图像, w 为卷积核, y 为卷积操作后的输出。

3.3 参数调优

训练效果的好坏与模型参数的选择和优化存在复杂的联系。在众多可调整的参数中,学习率、正则化系数、批量大小等至关重要。学习率可以控制模型参数更新的步长,通常用梯度下降法进行优化。为防止模型过拟合,正则化方法如 L2 正则化可以在损失函数中加入惩罚项,如式(3)所示:

$$J(\theta) = J(\theta) + \lambda \sum_{i=1}^n \theta_i^2 \quad (3)$$

其中, θ 为模型参数, λ 为正则化系数。批量大小决定了每次更新参数时所用的样本数量,小批量训练可以平衡训练时间和模型稳定性。

3.4 训练及验证过程

在训练途中,模型会接受训练数据的反馈,通过前向传播计算输出结果。之后,通过损失函数评判输出与实际标签间的差异。交叉熵损失函数是一种常用的损失函数,如式(4)所示:

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \lg(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \lg(1 - \hat{y}_i)] \quad (4)$$

其中, y_i 为真实标签, \hat{y}_i 为预测值, N 为样本数。

在每一轮训练(Epoch)中,模型通过反向传播算法更新权重。反向传播的核心是利用链式法则计算损失函数对每一层参数的梯度,从最后一层开始向前传播更新参数。在验证过程中,可以将验证集输入模型,评估模型的准确性与损失,以确定模型是否存在过拟合或欠拟合的问题。训练完成后,可通过验证集和测试集评估模型的性能。模型的评估指标通常包括准确率、召回率、F1 分数等。

3.5 超参数调优

在 CNN 模型中,存在许多不能通过反向传播算法来优化的超参数,如卷积核大小、卷积核数量、步幅、填充、池化大小、Dropout、学习率等。为追求最佳的模型性能,选择这些超参数时往往需要进行实验和调整,从而找到最佳的参数组合形式^[6]。

4 基于深度学习的计算机智能信息处理技术的应用

4.1 实验环境和工具

本文采用搭载了高性能 GPU 的计算服务器来进行模型训练与推理。GPU 型号为 NVIDIA Tesla V100(具有 32 GB 显存),适用于处理大规模数据和深度网络的训练任务。在软件选择方面,将 TensorFlow 和 PyTorch 作为主要的深度学习框架,利用它们高效的 API 支持来构建和训练卷积神经

网络(CNN)、残差网络(ResNet)等模型。开发环境采用 Python 3.8,同时依赖 Numpy、Pandas、Matplotlib 等工具包进行数据处理和可视化分析。

4.2 实验结果

在图像识别任务中,本文采用深度学习模型 ResNet-50 并结合 CIFAR-10 数据集进行研究,该数据集包含 60 000 张 32×32 大小的彩色图像,涵盖 10 类常见物体。为提高模型性能,本文还对学习率、正则化系数等超参数进行了调整和优化。通过实验,得出了不同参数设置下模型分类准确率和损失值,如表 1 所列。这些实验结果可以帮助研究者深入了解深度学习模型在图像识别任务中的表现。

表 1 不同参数设置下模型分类准确率和损失值

参数设置	学习率	正则化系数	准确率/%	损失值
设置 1	0.001	0.000 1	85.6	0.45
设置 2	0.005	0.000 1	88.2	0.42
设置 3	0.001	0.000 5	87.1	0.43
设置 4(最终)	0.003	0.000 1	90.3	0.39

通过对模型参数的调整,提高了 ResNet-50 在验证集上的准确率至 90.3%,损失值为 0.39。这表明了基于深度学习的图像识别模型在处理复杂图像数据时具有高效性和准确性。除图像识别外,深度学习还在自然语言处理领域发挥着重要作用,如情感分析、语音识别等。通过构建深度神经网络模型,可以提升智能信息处理系统的自动化和准确性,在智能家居、智能客服等领域展现出了应用潜力。

5 结语

卷积神经网络、残差网络等模型在图像识别领域具有明显的优势和潜力,这些深度学习模型在大规模数据集上能显著提高图像分类的准确性。未来,深度学习将成为推动计算机智能信息处理技术的重要力量,并广泛应用于图像识别、自然语言处理等智能化领域,促进各行业的进一步发展。

参考文献

- [1] 徐维坚. 基于大数据时代下的计算机信息处理技术研究[J]. 电脑与信息技术, 2024, 32(4): 76-80.
- [2] 马瑾. 大数据时代计算机信息处理技术探讨[J]. 通讯世界, 2024, 31(4): 181-183.
- [3] 翟爱平. 大数据时代下的计算机信息处理技术分析[J]. 科技资讯, 2024, 22(1): 5-8.
- [4] 侯玉林. 大数据时代下计算机电子信息处理技术研究与应用[J]. 信息记录材料, 2024, 25(1): 38-40.
- [5] 姚轶峰. 大数据时代计算机信息处理技术的应用分析[J]. 信息记录材料, 2023, 24(4): 116-118.
- [6] 朱骏宇. 基于卷积神经网络的图像识别的技术分析[J]. 长江信息通信, 2023, 36(8): 66-68.