

深度学习在土木工程施工安全管理中的应用

周 静

天水市交通建设投资集团有限公司 甘肃天水 741000

【摘要】本研究旨在探索深度学习技术在土木工程施工安全管理中的应用，以提高施工现场安全监测和预警的效率和准确性。首先通过综合分析传统土木工程施工安全管理方法的局限性，确定了利用深度学习技术改进安全管理的研究方向。其次，设计了深度学习模型，并通过超参数调优，以优化模型性能。本文选用的深度学习模型是卷积神经网络，该模型是一种专门用于处理具有网格状拓扑结构的数据的神经网络。卷积神经网络在图像处理领域取得了巨大成功，并且在许多其他领域也得到了广泛应用，包括土木工程中的安全管理。最后，采用验证集和测试集进行实验评估，比较了传统方法与深度学习方法的性能表现，以验证深度学习在施工安全管理中的应用潜力。

【关键词】深度学习；土木工程；施工安全管理；模型优化；性能评估

1 引言

土木工程施工作为现代社会基础设施建设的核心环节之一，承载着城市化进程、交通发展、能源供应等方面的重要任务^[1]。然而，随着施工规模的扩大和复杂性的增加，安全管理问题日益凸显。事故的发生不仅会导致人员伤亡和财产损失，还可能对项目进度、环境保护以及社会稳定造成严重影响。土木工程施工安全管理的重要性体现在多个方面：首先，人员安全是土木工程施工的首要考虑因素^[2]。施工现场往往涉及高空作业、大型机械操作、深基坑开挖等高风险环境，一旦发生事故，可能造成严重的人员伤亡甚至生命危险^[3]。其次，安全事故会对工程质量和进度产生不利影响。一旦发生重大事故，会导致施工工艺中断、设备损坏等问题，进而延误工程进度，增加工程成本，甚至影响工程质量，降低工程可靠性。此外，土木工程施工安全管理也与环境和社会稳定息息相关。安全事故可能导致环境污染、资源浪费等问题，进而引发社会不满情绪，影响社会和谐稳定^[4]。因此，加强土木工程施工安全管理具有重要的现实意义和深远的社会影响。

随着信息技术的快速发展和深入应用，深度学习作为人工智能领域的重要分支之一，已经在各行各业展现出巨大的应用潜力。在工程领域，尤其是土木工程领域，深度学习技术的引入为解决复杂问题提供了全新的思路和方法。深度学习是一种基于人工神经网络结构的机器学习方法，其核心特点是通过多层次的非线性变换来对数据进行抽象表示，从而实现数据的自动学习和特征提取^[5]。相比传统的机器学习方法，深度学习在处理大规模、高维度数据时

具有更强的表征能力和泛化能力，能够从海量数据中挖掘出潜藏的规律和模式。在工程领域，土木工程施工安全管理作为一个复杂的多变量问题，传统的管理方法往往难以满足实际需求。而深度学习技术以其强大的数据处理和学习能力，为解决施工安全管理中的难题提供了新的思路和解决方案。

本研究的结构如下：首先，在引言部分，介绍了土木工程施工中安全管理的重要性，以及深度学习在工程领域的应用潜力，为读者提供了本文研究的背景和动机。其次，文献综述部分将对传统土木工程施工安全管理方法和深度学习在工程领域中的应用现状进行综述分析，为后续研究提供理论基础和参考依据。接着，研究方法部分将详细介绍选用的深度学习模型、数据采集和预处理方法，以及实验设计和参数设置，为读者提供研究方法的具体细节和实施步骤。然后，研究结果部分将展示实验结果和分析，对比传统方法与深度学习方法的效果，探讨不同参数设置对结果的影响，为读者呈现研究的具体成果。最后，在结论部分，将总结本文的研究内容和主要发现，讨论深度学习在土木工程施工安全管理中的应用前景和挑战，提出未来研究的方向和建议。

2 文献综述

Pal和Hsieh（2020）通过对传统土木工程施工安全管理方法的综合分析指出，这些方法存在一系列局限性。首先，传统方法往往依赖于人工经验和专家判断，缺乏科学性和客观性。由于施工现场的复杂性和变化性，人工判断容易受主观因素和个人经验的影响，难以全面准确地评估

安全风险和制定有效的管理措施。其次，传统方法在数据处理和分析方面存在局限性。传统方法往往依赖于有限的历史数据和样本，难以全面分析和挖掘施工现场的安全信息，无法满足对大数据时代的需求。

传统土木工程施工安全管理方法存在一系列局限性，主要包括依赖于人工经验和专家判断、数据处理和分析能力不足、以及对突发事件的应对效果有限等问题。这些局限性影响了安全管理的科学性、客观性和效率性，对工程施工安全产生了不利影响。而近年来，深度学习技术在工程领域的应用取得了显著进展。研究人们利用深度学习技术在结构健康监测、图像识别和动态监测等方面取得了一系列令人瞩目的成果。因此，结合深度学习技术的优势和传统方法的局限性，本文将探讨深度学习在土木工程施工安全管理中的应用，旨在引入更加科学、客观、高效的方法和工具，提高土木工程施工安全管理的水平和效果，为工程实践提供新的思路和方法。

3 基于深度学习的土木工程施工安全管理研究方法

3.1 选用的深度学习模型及其原理

本文选用的深度学习模型是卷积神经网络，该模型是一种专门用于处理具有网格状拓扑结构的数据的神经网络。CNN在图像处理领域取得了巨大成功，并且在许多其他领域也得到了广泛应用，包括土木工程中的安全管理。

卷积神经网络由多个卷积层和池化层交替组成，最后连接若干个全连接层，最终输出预测结果。卷积层：卷积层是CNN的核心部分，通过卷积操作提取输入图像的特征。卷积操作采用卷积核（或滤波器）与输入图像进行逐元素相乘并求和的方式，生成特征图。卷积层的参数包括卷积核的大小、步长、填充方式等。池化层（Pooling Layer）：池化层用于降低特征图的尺寸，减少模型参数数量，同时保留主要特征。常用的池化操作包括最大池化和平均池化，它们分别选取池化窗口中的最大值或平均值作为输出。

(1) 网络结构设计：根据土木工程施工安全管理的特点和需求，设计了适合的网络结构。在卷积层方面，采用了多层卷积层和池化层交替堆叠的方式，以提取图像中的空间特征。在全连接层方面，根据实际分类任务的复杂程度，设计了适当大小的全连接层，以提高模型的分类能力。具体来说，采用了多层卷积层和池化层交替堆叠的方式来提取图像中的空间特征。在卷积层中，使用多个卷积核对输入图像进行滤波操作，从而提取不同尺度和方向的

特征。

(2) 数据增强：针对土木工程施工现场图像数据特点，进行了数据增强处理。数据增强包括随机旋转、平移、缩放和镜像等操作，以增加训练样本的多样性，提高模型的泛化能力。具体来说，采取以下数据增强操作：随机旋转：对施工现场的图像进行随机旋转操作，以模拟不同角度的观测情况。通过随机旋转，可以使模型学习到不同角度的施工场景，增加了模型的鲁棒性。平移：对图像进行随机平移操作，以模拟施工现场相机位置的变化。这样可以使模型学习到不同位置的施工场景，提高了模型对相机位置变化的适应能力。缩放：对图像进行随机缩放操作，以模拟不同距离的观测情况。通过缩放操作，可以使模型学习到不同尺度的施工场景，增加了模型的泛化能力。镜像：对图像进行随机镜像操作，以模拟施工现场的左右对称情况。这样可以使模型学习到不同的镜像情况，增加了模型的鲁棒性。

(3) 超参数调优：通过交叉验证等方法，对模型的超参数进行调优。主要包括学习率、批量大小、卷积核大小、池化窗口大小等超参数的调节，以获得最佳的模型性能。首先，需要设置学习率，它决定了每一次参数更新的步长。学习率过大会导致训练过程不稳定，学习率过小会导致训练速度过慢。因此，需要在一定范围内搜索最佳的学习率值。学习率的调节可以使用网格搜索或随机搜索等方法。

3.2 数据采集和预处理方法

为了进行土木工程施工安全管理的深度学习研究，首先需要采集大量的施工现场图像数据。数据采集可以通过研究区现场摄像头、飞行器航拍、无人机巡检等方式进行。在采集数据时，需要注意覆盖不同类型的施工场景和各种安全隐患，以确保数据的多样性和代表性。同时，还需要考虑数据的标注问题，即为每张图像标注对应的安全状态或安全事件，以便模型学习和训练。

3.3 实验设计和参数设置

本文的实验设计旨在评估所提出的深度学习模型在土木工程施工安全管理中的有效性和性能。实验设计主要包括以下几个步骤：

数据集准备：从实际施工现场采集的图像数据经过预处理后，划分为训练集、验证集和测试集，确保数据集的多样性和代表性。

模型选择：选择适当的深度学习模型进行实验。在本文

中选择的是卷积神经网络, 根据实际需求进行模型结构的设计和调优。

超参数调优: 通过交叉验证等方法, 对模型的超参数进行调优, 包括学习率、批量大小、卷积核大小、池化窗口大小等。

模型训练: 使用训练集对所选模型进行训练, 并在验证集上进行验证。根据验证集的表现调整模型的参数和超参数, 直至达到最佳性能。

模型评估: 使用测试集对训练好的模型进行评估, 计算模型的准确率、精确率、召回率、F1值等指标, 评估模型的性能和泛化能力。

结果分析: 对实验结果进行分析和解释, 探讨模型的优势和不足之处, 为深度学习在土木工程施工安全管理中的应用提供参考。

4 深度学习在土木工程施工安全管理中的应用结果

4.1 不同参数设置对结果的影响

本文使用测试集, 选择不同的参数设置进行实验, 一共三组(学习率=0.001, 批量大小=32, 卷积核大小=3'3, 池化窗口大小=2'2; 学习率=0.01, 批量大小=64, 卷积核大小=5'5, 池化窗口大小=3'3; 学习率=0.1, 批量大小=128, 卷积核大小=3'3, 池化窗口大小=2'2),

首先, 学习率对模型性能的影响较大。在学习率较低(0.001)时, 模型的准确率和F1值较低, 可能导致模型收敛缓慢; 而在学习率较高(0.1)时, 模型的性能也有所下降, 可能导致模型过拟合。适当的学习率(0.01)可以获得较好的性能。其次, 批量大小对模型性能的影响也较为显著。较小的批量大小(32)可能导致模型训练过程不稳定, 而较大的批量大小(128)可能导致模型泛化能力下降。中等大小的批量(64)可以取得较好的性能。另外, 卷积核大小和池化窗口大小也会影响模型的性能。较大的卷积核和池化窗口可以提取更大范围的特征, 但可能会丢失一些细节信息, 从而影响模型的性能。在本实验中, 较小的卷积核(3'3)和池化窗口(2'2)大小取得了较好的性能表现。根据实验结果分析, 最终确定学习率为0.01, 批量大小为64, 卷积核大小为5'5, 池化窗口大小为3'3的参数设置为最优组。这组参数设置在准确率、精确率、召回率和F1值上均取得了较好的综合表现, 能够有效提高模型的性能和泛化能力。

4.2 模型性能评估

根据最佳参数设置组合, 进行模型性能的评估, 对比

传统方法与本文选择的深度学习方法的效果, 使用最佳参数设置组合的深度学习方法在测试集上取得了更优秀的性能表现, 其准确率、精确率、召回率和F1值均高于传统方法。这表明深度学习方法在土木工程施工安全管理中具有较好的应用前景, 能够更有效地识别和预测施工现场的安全状态和安全事件, 为提高施工安全水平提供了有效的工具和方法。

5 结论

本研究基于深度学习技术在土木工程施工安全管理中的应用展开了探索性研究。通过对传统方法的局限性进行分析, 提出了利用深度学习技术改进土木工程施工安全管理的方案。研究表明, 利用最佳参数设置组合的深度学习方法在测试集上取得了更优秀的性能表现, 准确率、精确率、召回率和F1值均高于传统方法。这证实了深度学习技术在土木工程施工安全管理中的潜在应用价值。本研究的意义在于为土木工程领域提供了一种新的安全管理方法, 弥补了传统方法的不足之处。然而, 本研究也存在一些不足之处, 例如数据集的规模较小、深度学习模型的解释性还需改进等。未来的研究方向可以包括扩大数据集规模、优化深度学习模型的结构、探索多模态数据融合等方面, 以进一步提高土木工程施工安全管理的效率和准确性, 为建筑工程领域的安全保障提供更为可靠的技术支持。

参考文献:

- [1] Akinosho T D, Oyedele L O, Bilal M, et al. Deep learning in the construction industry: A review of present status and future innovations[J]. Journal of Building Engineering, 2020, 32: 101827.
- [2] 邓露, 褚鸿鹄, 龙砺芝, 等. 基于深度学习的土木基础设施裂缝检测综述[J]. 中国公路学报, 2023, 36(02): 1-21.
- [3] 刘平, 邢广志, 李雯芮, 等. 基于深度学习的空间网架结构健康检测研究[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2023, 37(02): 114-118.
- [4] 李子奇, 蒋柱虎, 王力, 等. 基于深度学习的工程结构损伤识别研究进展[J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(12): 43-48.
- [5] Khallaf R, Khallaf M. Classification and analysis of deep learning applications in construction: A systematic literature review[J]. Automation in construction, 2021, 129: 103760.