基于深度学习算法的 MRI 影像在脑挫伤时间推断中的模型构建与法医学验证

张鹏

(云南云通司法鉴定中心)

【摘要】在法医学领域，脑挫伤时间推断至关重要。本研究创新性地融合深度学习算法与 MRI 影像技术，构建精准的脑挫伤时间推断模型，并进行严谨的法医学验证。通过深入剖析深度学习算法原理，精心处理 MRI 影像数据，成功搭建高效模型。经法医学验证，该模型展现出良好的性能。此研究为脑挫伤时间推断提供新思路，有望提升法医学鉴定的准确性与科学性。

【关键词】深度学习算法；MRI 影像；脑挫伤时间推断；模型构建；法医学验证

Model construction and forensic verification of MRI imaging based on deep learning algorithm

Zhang Peng

(Yunnan Yuntong Judicial Appraisal Center)

[Abstract] In the field of forensic medicine, infer the timing of brain contusion is crucial. This study innovatively integrates deep learning algorithm and MRI imaging technology to construct an accurate brain contusion time inference model and conduct rigorous forensic verification. Through in-depth analysis of deep learning algorithm principle and careful processing of MRI image data, the efficient model is successfully built. Verified by forensic medicine, the model showed good performance. This study provides a new idea for the time inference of brain contusion, which is expected to improve the accuracy and scientificity of forensic identification.

[Key words] deep learning algorithm; MRI image; time inference of brain contusion; model construction; forensic validation

引言

脑挫伤时间推断是法医学鉴定的关键环节，对案件性质判定、责任认定等具有重要意义。传统推断方法多依赖肉眼观察和经验判断，主观性强且准确性有限。随着医学影像技术和人工智能的发展，利用深度学习算法对 MRI 影像进行分析，为脑挫伤时间推断带来新契机。

一、相关理论基础

1.1 深度学习算法概述

深度学习作为机器学习的分支，通过构建具有多个层次的神经网络模型，自动从大量数据中学习复杂的模式和特征表示。其发展历经多个阶段，从早期的简单神经网络到如今的深度卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）及其变体如长短期记忆网络（LSTM）等，性能不断提升。CNN 在图像识别领域表现卓越，通过卷积层、池化层和全连接层的组合，有效提取图像的空间特征。RNN 及其变体则擅长处理序列数据，能捕捉数据中的时间依赖关系。在本研究中，深度学习算法将发挥核心作用，挖掘 MRI 影像中与脑挫伤时间相关的潜在特征。

1.2 MRI 影像原理及在脑损伤中的应用

MRI 成像基于原子核在强磁场下的磁共振现象。人体组织中的氢原子核在磁场中发生共振，通过接收和处理共振信号，生成不同组织的对比度图像。因其对软组织具有高分辨率，能清晰显示脑部的细微结构和病变，在脑损伤诊断中应用广泛。在脑挫伤检测方面，MRI 可呈现挫伤部位的形态、大小、信号强度变化等特征。不同时间阶段的脑挫伤在 MRI 影像上表现出不同的信号特点，如早期出血在 T1 加权像和 T2 加权像上呈现特定信号改变，随着时间推移，这些信号特征会发生动态变化，为脑挫伤时间推断提供重要依据。

1.3 脑挫伤时间推断的法医学理论

脑挫伤发生后，机体在不同时间会出现一系列病理生理变化。早期，局部组织发生出血、水肿，随后炎症细胞浸润，逐渐出现组织修复和纤维化等过程。法医学正是依据这些病理生理改变的时间规律来推断脑挫伤时间。例如，伤后数小时内，水肿处于急性期，红细胞完整，在 MRI 影像上呈现特定信号；伤后数天至数周，水肿进入亚急性期，红细胞开始溶解，MRI 信号随之改变。同时，炎症反应的程度、胶质细胞的增生等指标也与损伤时间相关。这些法医学理论为基于 MRI 影像的脑挫伤时间推断模型构建提供了重要的

理论支撑。

二、基于深度学习算法的 MRI 影像数据处理

2.1 MRI 影像数据收集

数据收集是整个研究得以稳健开展的基石。本研究广泛搜罗 MRI 影像数据，其来源覆盖多家不同地域、不同规模的医院的临床病例，这种多元的数据源能够全面涵盖脑挫伤在不同条件下的表现，有力确保了数据具备高度的代表性。在收集进程中，始终将医学伦理规范奉为圭臬，严格获取患者或家属的明确知情同意，充分尊重患者权益。纳入数据的标准清晰明确，仅选取那些经过权威诊断确诊为脑挫伤，并且临床资料完备无缺的病例，这些资料详细记录了受伤时间、临床症状以及各类相关检查结果，为后续分析提供了丰富线索。与此同时，对用于采集影像的设备以及扫描参数进行严格的统一规范，如同为所有图像设定了统一的“标尺”，保障图像质量的高度一致性。收集的 MRI 影像数据包含 T1 加权像、T2 加权像、FLAIR 等多种序列，从不同维度全面反映脑挫伤的病理特征，为后续模型训练构筑起一座丰富的数据宝库。

2.2 数据预处理

原始的 MRI 影像数据，由于受到设备差异、扫描环境等因素影响，普遍存在噪声干扰以及灰度不均匀等问题，这些问题若不解决，将严重影响模型训练效果，因此数据预处理势在必行。首先运用滤波算法来净化图像，其中高斯滤波凭借其出色的平滑特性，能够有效削减随机噪声干扰，使图像更加清晰。紧接着，实施灰度归一化处理，如同给不同出身的图像穿上统一“制服”，将不同设备、不同扫描条件下获取的图像灰度值规整到相同范围，显著增强图像之间的可比性。对图像进行配准操作尤为关键，它能让不同序列的图像在空间位置上精准对齐，如同将拼图的各个部分准确拼接，便于后续进行综合分析。针对尺寸不一致的图像，采用图像缩放或裁剪的方式进行标准化处理，确保所有图像在分辨率和尺寸上整齐划一，完全契合深度学习模型的输入要求。

2.3 数据标注

数据标注这一环节，就如同为 MRI 影像数据贴上精准的“时间标签”，是模型训练迈向成功的关键一步。为此，组建了一支由经验丰富的法医学专家与神经影像科医生构成的精英标注团队。他们依据脑挫伤时间推断的法医学理论，并紧密结合详实的临床资料，对预处理后的 MRI 影像展开细致入微的标注工作。标注内容不仅涵盖脑挫伤的具体发病部位，还精确划分损伤时间阶段，如急性期、亚急性期、慢性期等，甚至给出更为精确的时间范围。为切实提高标注的准确性与一致性，精心制定了详细的标注指南以及严谨的审核流程。在标注过程中，标注人员需要反复比对影像特征

与临床信息，力求精确无误。一旦遇到存在争议的标注情况，便通过团队成员深入讨论，或者邀请相关领域专家进行会诊，最终确定准确无误的标签，从而确保标注数据达到高质量标准，为后续模型训练输送可靠的监督信息。

三、脑挫伤时间推断模型构建

3.1 模型选择与架构设计

基于研究需求和数据特点，卷积神经网络（CNN）因其在图像特征提取方面的卓越能力，成为基础模型的首选。脑挫伤的 MRI 影像包含丰富的空间特征信息，而 CNN 能够凭借其独特的架构自动学习这些特征模式。所设计的特定网络架构中，卷积层通过卷积核在图像上的滑动卷积操作，像敏锐的“探测器”，精准提取图像的局部特征，不放过任何细微之处。池化层则如同“精简大师”，对卷积层输出进行下采样，有效减少数据维度，降低计算量，同时又巧妙保留主要特征，确保关键信息不丢失。在网络深层，全连接层发挥“整合中枢”的作用，将之前提取的特征进行有机整合，并精准映射到脑挫伤时间的预测结果。为进一步增强模型的泛化能力，引入正则化技术，如 Dropout，它就像一个随机“筛选器”，随机丢弃部分神经元，有效防止模型过拟合，使模型在面对不同数据时都能稳定发挥。

3.2 模型训练过程

模型训练依托大规模的标注 MRI 影像数据展开。在训练伊始，合理将数据划分为训练集、验证集和测试集。训练集作为模型参数学习的“训练场”，为模型提供丰富的样本数据用于知识汲取；验证集则如“调试助手”，专门负责调整模型超参数，时刻警惕过拟合现象的发生；测试集则是最终检验模型实力的“考场”，用于评估模型的最终性能。为衡量模型预测结果与真实标签之间的差异，精心选择均方误差损失函数（MSE），它能精确量化这种差异。采用随机梯度下降（SGD）及其变体算法，如 Adagrad、Adadelta 等，如同为模型参数优化装上“智能引擎”，使损失函数值不断减小。在训练过程中，精细设置合适的学习率、批次大小等超参数，通过多次迭代训练，让模型逐步探索并学习到 MRI 影像与脑挫伤时间之间错综复杂的映射关系。同时，密切监控训练过程中的损失值和验证集上的性能指标，如准确率、均方误差等，如同为模型训练装上“实时监测仪”，根据指标变化及时、灵活地调整超参数，确保模型训练始终保持稳定且高效。

3.3 模型评估指标确定

为全面、精准评估脑挫伤时间推断模型的性能，精心确定多个评估指标。准确率作为一个关键指标，如同模型预测能力的“整体晴雨表”，它衡量的是模型预测正确样本数占总样本数的比例，能直观反映模型在整体上的预测能力。对

于脑挫伤时间推断这一任务而言,准确判断损伤时间阶段无疑是重中之重,而准确率恰好能清晰直观地体现模型在这方面的表现。均方误差(MSE)则像是模型预测精确程度的“放大镜”,用于评估模型预测值与真实值之间的平均误差平方,MSE值越小,表明模型预测结果与真实值越接近,预测精度越高。此外,召回率、F1值等指标如同“多面镜”,能从不同角度综合评估模型在不同损伤时间阶段的预测性能,尤其是在处理样本不均衡问题时,这些指标能更全面、细致地反映模型的优劣,为模型的优化和实际应用提供科学、可靠的依据。

四、法医学验证相关内容

4.1 验证数据集划分

将收集的MRI影像数据按照科学合理的比例划分为训练集、验证集和测试集,这是确保法医学验证科学、可靠的重要基础。采用分层抽样的方法,就像精心筛选样本的“滤网”,确保每个时间阶段的脑挫伤样本在不同数据集内的分布比例相似。例如,按照7:1:2的经典比例划分,其中70%的数据作为训练集,为模型的训练提供充足的“养分”,使其能充分学习数据特征;10%的数据作为验证集,用于精细调整模型超参数,保障模型的泛化能力;剩余20%的数据作为测试集,用于最终全面评估模型的性能。在划分过程中,充分考虑数据的随机性和独立性,严格避免不同数据集之间存在样本重叠或相关性,如同为模型的验证之路铺上坚实的基石,确保测试集能真实、准确地反映模型在未知数据上的泛化能力,为后续的法医学验证提供合理、可靠的数据基础。

4.2 法医学验证方法

采用多种全面且严谨的法医学验证方法对模型进行评估。首先,开展内部验证,巧妙利用训练集和验证集的数据,通过交叉验证的方式,如K折交叉验证,就像从不同角度对模型进行“打磨”,多次划分训练集和验证集,训练多个模型并全面评估其性能,以此细致观察模型的稳定性和泛化

能力。接着,进行外部验证,将模型应用于来自其他医院或不同时间段收集的独立数据集,如同让模型在不同“战场”上接受考验,检验模型在不同数据来源下的适应性和准确性。此外,邀请多位资深法医学专家对模型预测结果进行盲评,如同引入权威的“裁判团”,对比模型预测的脑挫伤时间与专家依据传统方法推断的结果,从法医学专业的深度和广度上评估模型的可靠性和实用性,确保模型在实际法医学鉴定中具有高度的可信度。

4.3 验证结果分析

对法医学验证结果展开深入、细致的分析。从内部验证结果来看,模型在训练集和验证集上呈现出较高的准确率和较低的均方误差,这如同给模型的性能打了一个高分,表明模型具有良好的拟合能力和泛化能力,能够较好地学习和应用数据特征。在外部验证中,模型在独立数据集上也能维持一定的准确性,说明模型具备一定的跨数据集适应性,如同一位适应力强的“选手”,在不同环境下都能发挥一定水平。然而,分析结果也敏锐地揭示出一些问题,如在某些特殊病例或复杂损伤情况下,模型预测准确率有所下降。进一步深入剖析原因,可能是由于这些病例的MRI影像特征不典型,如同特殊的“谜题”,难以用常规方法破解,或者数据标注存在一定误差,影响了模型的判断。通过对验证结果的全面分析,为模型的进一步优化精准指明方向,如同为模型的提升绘制了详细的“路线图”,有助于显著提高模型在实际法医学鉴定中的应用价值。

五、结论

本研究成功构建基于深度学习算法的MRI影像脑挫伤时间推断模型,并通过法医学验证。在相关理论基础上,完成数据处理、模型构建与验证。模型在准确率、均方误差等指标上表现良好,为脑挫伤时间推断提供了新的有效方法,提高推断准确性与科学性。数据标注可能存在主观性,影响模型精度;模型对复杂病例适应性有待提高。未来可通过优化标注流程、增加样本多样性改进。

参考文献:

- [1]刘伟平,沈梅英.急性颅脑损伤的CT和MRI影像对比研究[J].现代医院,2008,(07):68.
- [2]秦涛.小灶性脑挫伤的影像学检查时机及MRI序列选择[J].中国现代医药杂志,2007,(05):41-43.
- [3]叶小卫.脑外伤的影像学检查时机及MRI序列选择——附79例小灶性脑挫伤的MRI分析[J].当代医学(学术版),2007,(05):40-41.
- [4]杨先春,陈莉,左敏,等.隐匿性小灶性脑挫伤的多模态影像诊断及临床应用价值[J].临床放射学杂志,2019,38(11):2042-2046.
- [5]陈莉,杨先春,吴汉斌,等.磁敏感加权成像对急性隐匿性小灶性出血性脑挫伤诊断价值[J].社区医学杂志,2019,17(21):1335-1338.