

基于卷积神经网络的医学图像分割的数据增强方法研究

高琦

(包头医学院 包头 014040)

【摘要】医学图像分割在病理图片的自动分析、放疗区域的靶区勾画以及常见疾病的早期筛查中有广泛应用。本文提出了一种基于卷积神经网络的数据增强方法，即病变镜像技术。该技术可以在原始图像的基础上以50%几率随机生成新的图像和注释，让医学图像中的病变区域更加清晰，从而达到医学图像分割的目的。为了验证该技术的应用效果，设计了传统数据增强(TDA)与Mixup、Cutmix、病变镜像的对照实验，并选择Dice相似系数作为评价标准。结果显示，病变镜像对医学图像的分割结果优于其他3种技术，数据增强效果明显。

【关键词】卷积神经网络；医学图像分割；病变镜像；数据增强

在智慧医疗发展背景下，医学影像的自动化和智能化处理，为医学鉴定图像和诊断疾病提供了巨大帮助。特别是对于脑部疾病，使用医学图像分割技术能够对脑损伤进行定量分析，节约了人工标注图像的时间，提高了病变区域的划分精度。在医学图像分割中，数据增强技术可以起到加强病变区域的效果，让医学图像中病变区域与背景区域的对比更加显著、边界更加清晰、分割更加彻底。基于卷积神经网络的医学图像分割，通过构建深度学习模型的方式，以海量的医学图像作为训练样本，经过多次训练后进一步提高了数据增强效果和图像分割精度，具有广阔的应用前景。

1 基于卷积神经网络的数据增强方法

运用医学图像分割技术可以准确区分病变区域与正常区域，为医生确定病人的病情，以及制定相应的治疗方案提供了重要帮助。但是在实际应用中，许多医学图像的病变区域复杂、边界模糊不清，很难做到清晰、准确的图像分割。这种情况下就需要采取图像增强措施。基于卷积神经网络(CNNs)的数据增强技术，可以对医学图像做旋转、平移、翻转等处理，同时配合图像组合与随机擦除等技术，让图像分割更加精确。另外，卷积神经网络在深度学习方面也有突出优势，可以将待处理的医学图像直接作为网络输入，而省略了繁琐的特征提取与数据重建等处理步骤，对提高处理效率和分析精度有积极帮助。

病变镜像是一种基于卷积神经网络的数据增强方法，其原理如下：假设有两组脑损伤图像，分别记为 A_i 、 A_j ，这里的 i 和 j 表示组内第 i 和 j 张图像，对应的图像注释记为 B_i 、 B_j 。在病变镜像中采用二元分

割思想，将医学图像中病变区域的强度设为1，表示病变；将非病变区域的强度设为0，表示背景。用符号“&”表示体素级乘法。经过病变镜像分割后生成的新图像(A)与新注释(Y)分别为：

$$A = A_i \& (1 - B_i^*) + A_j^* \& B_i^*$$
$$B = B_i \& (1 - B_i^*) + B_j^* \& B_i^*$$

上式中， A_i 表示未进行任何处理的脑损伤图像， B_i 表示该图像中的病变区域， A_i^* 表示原始图像经过旋转、平移等变换处理后的图像， B_i^* 表示病变区域经过旋转、平移等处理后的图像。以原始脑损伤图像的中心为原点，建立XYZ三维坐标系。计算机以50%概率随机选择是否将 A_i 和 B_i 进行镜像对称。在体素上， A_i^* 和 B_i^* 的数学表示式为：

$$voxel : (X, Y, Z) = \begin{cases} (X, Y, Z) \\ (X, Y, -Z) \\ (X, -Y, Z) \\ (-X, Y, Z) \\ (-X, Y, -Z) \\ (-X, -Y, Z) \\ (X, -Y, -Z) \\ (-X, -Y, -Z) \end{cases}$$

经过病变镜像处理后，脑损伤图像中病变区域与非病变区域之间的界限变得更加清晰，可以辅助医生更加准确、直观地了解病患脑损伤的位置与面积。

2 数据增强方法在医学图像分割中的应用对比

早期的脑疾病诊断主要依赖于CT断层扫描影像，但是由于脑组织结构复杂，如何将病变区域与非病变区域准确分割成为影响疾病诊断的主要因素。传统的自动分割算法具有易受噪声干扰、鲁棒性低等弊端，

无法满足精准诊断的需求。随着人工智能 (AI) 和虚拟现实 (VR) 等技术的发展, 基于神经网络的图像分割逐渐受到重视。

2.1 实验方法

随着图像处理技术的发展, 目前可用于医学图像的数据增强方法有若干种, 除了上文介绍的病变镜像外, 还有 Mixup 技术、Cutmix 技术等。Mixup 技术采用随机线性组合的方式处理多张带有注释的医学图像, 从而创造大量新的训练图像, 按照特定的规则将训练图像与对应的注释一起转换, 从而达到图像分割的目的; Cutmix 技术可以生成新图像, 新图像中的一个区域来自于图像 A, 其他区域来自于图像 B, 新图像中的不同区域的面积是随机的, 按照特定规则进行线性组合, 组合后产生新的图像和注释, 达到数据增强、图像分割的目的。从实际应用效果来看, Mixup 和 Cutmix 技术虽然都具备图像分类的功能, 但是也存在一定的弊端。例如 Mixup 技术对两张医学图像进行线性结合, 并未体现出病变区域在图像中的占比情况; 而 Cutmix 技术没有考虑原始图像在新图像中的比例。相比之下, 病变镜像增强技术则采用了 nnU-Net 分割框架, 可以模拟旋转、缩放、镜像、平移等传统数据增强方法。为了验证本文提出的病变镜像数据增强技术的应用效果, 使用上述 3 种数据增强技术设置了对照试验。对照组采用传统数据增强 (TDA), 实验组分别使用 Mixup、Cutmix 和病变镜像技术。

2.2 实验内容

选择 300 张具有 1mm 各向同性体素的医学图像, 将其中 50 张作为测试集, 剩余的 250 张作为训练集。在开始网络训练前, 需要对医学图像进行预处理。将脑肿瘤核磁共振图片裁成 160mm×160mm 大小, 并提出其中的无病灶切片。完成上述处理后, 继续采用翻转、旋转、添加噪声等方式, 实现数据增强。从训练集中, 分别使用了 250、125、63、31 个标注训练图像, 分别占可用标注图像总数的 100%、50%、25%、12.5%, 训练次数为 500 次。分别使用 TDA、Mixup、Cutmix 和病变镜像四种数据增强技术进行训练、测试。

为了消除实验结果的误差, 在网络训练中包括 TDA 在内的 4 种数据增强技术均采用相同的训练次数和批量处理。医学图像分割方法如下:

步骤 1: 从医学图像测试集中随机选取样本图像, 即为 x ; 分别使用 4 种技术对 x 进行数据增强处理,

完成树立后输出新的样本图像 x_1 ;

步骤 2: 将 x_1 作为输入量, 输入到含有 N 个卷积块的编码器中;

步骤 3: 利用卷积神经网络对样本图像做卷积、池化处理, 再进行图像数据的归一化处理, 得到卷积神经网络的最终输出结果 y , 如下式:

$$y = \lambda \cdot x_i + \beta$$

上式中, λ 表示输入数据分布的方差, β 表示输入数据分布的偏移, x_i 表示第 i 个样本图像;

步骤 4: 将最终输出值 y 作为输入, 经过解码器解码后, 得到不同尺寸的特征编码, 以集合形式表示 $m = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$;

步骤 5: 对 m 做反卷积处理, 记录最后一个卷积块的输出值;

步骤 6: 重复步骤 1 ~ 5, 直到达到最大迭代次数为止。输出此时生成的医学分割图像。

完成图像分割后, 本文使用 Dice 相似系数作为评价标准, 对比两个样本之间的相似度。取值范围为 $[0, 1]$, 越接近 1, 说明图像分割效果越好; 越接近 0, 说明分割效果越差。

2.3 实验结果

图像分割结果见表 1。

表 1: 分割结果 (%)

数据增强方法	训练数量			
	100%	50%	25%	12.5%
TDA	58.40	55.13	48.66	40.95
Mixup	58.22	57.31	48.09	41.60
Cutmix	55.20	53.36	40.20	24.48
病变镜像	59.27	55.53	51.26	47.05

结合表 1 数据可知, 在相同训练数量下, 病变镜像的图像分割结果在 4 种方法中表现较好。当训练数量为 100%、25% 和 12.5% 时, 病变镜像的图像分割结果最优; 当训练数量为 50% 时, 病变镜像的图像分割结果仅次于 Mixup。

在医学图像分割的基础上, 对病变镜像的应用效果进行定性评估。横向对比医学图像的原始图像, 以及经过人工标注处理后的图像、TDA 图像、Mixup 图像、Cutmix 图像、病变镜像图像。可以发现使用病变镜像技术处理后的图像分割结果, 与注释最为接近, 说明本文使用的病变镜像技术能够显著提高医学图像的分

割精度,让图像中病变区域和非病变区域之间的界限更加清晰,为医生判断病人的病情以及制定科学的治疗方案提供了参考。

3 结语

精准的医学图像分割在帮助医生进行临床诊断以及确定资料方案等方面发挥了重要价值,成为智慧医疗发展背景下的一项热门研究课题。将卷积神经网络应用到医学图像分割中,在深度学习的基础上利用数学模型从医学图像中自动提取特征信息,并经过一系列的变换处理后,让病变区域从背景区域中凸显出来,保证了病变区域边界更加清晰,达到了图像增强、精准分割的效果。从对比情况来看,基于卷积神经网络的病变镜像数据增强技术,在医学图像分割方面比TDA、Mixup等技术表现出更好的应用效果,具有广泛应用前景。

参考文献:

[1] 金燕,薛智中.基于循环残差卷积神经网络的医学图像分割方法和装置[J].计算机辅助设计与图形学学报,2022(8):11-12.

[2] 秦志远,朱峻洸,张琛.基于ResNet34-UNet的静脉超声图像分割方法研究[J].临床超声医学杂志,2022(1):52-55.

[3] 朱双玲,古丽娜孜.基于卷积神经网络的遥感图像语义分割方法研究[J].计算机科学与应用,2021(2):146-149.

[4] 明子雯.基于卷积神经网络的医学图像分割的数据增强方法研究[J].信息记录材料,2022(005):023.

[5] 陈大千,张凡,郝鹏翼等.结合多尺度通道注意力和边界增强的2D医学图像分割[J].计算机辅助设计与图形学学报,2022,34(11):1742-1752.

[6] 陈屹东,张琴,兰蓝等.深度卷积神经网络方法在医学图像分割应用中的综述[J].中国卫生信息管理杂志,2021,18(02):278-284.

[7] 王天任,李伊宁,王弘熠等.医学图像数据增强技术的研究现状与进展[J].中国当代医药,2021,28(03):34-37+44.

[8] 徐航,随力,张靖雯等.卷积神经网络在

医学图像分割中的研究进展[J].中国医学物理学杂志,2019,36(11):1302-1306.

[9] 姚力,刘佳敏,谢咏圭,等.基于细胞神经网络的图像分割及其在医学图像中的应用[J].中国科学:技术科学,2001(02):72-76.

[10] 马其鹏,谢林柏,彭力.改进的卷积神经网络在医学影像分割中的应用[J].激光与光电子学进展,2020,57(14):7.

[11] 杨培伟,周余红,邢岗,等.卷积神经网络在生物医学图像上的应用进展[J].计算机工程与应用,2021,57(7):15.

[12] 周信宏,黄钢.PET-CT多模态融合在图像语义分割的应用进展[J].中国医学物理学杂志,2023,40(6):683-694.

[13] 林岚,吴玉超,王婧璇,等.基于卷积神经网络的语义分割技术及其在脑神经影像应用中的研究进展[J].北京工业大学学报,2021,47(1):8.

[14] 伍佳,梅天灿.顾及区域信息的卷积神经网络在影像语义分割中的应用[J].科学技术与工程,2018. DOI:CNKI:SUN:KXJS.0.2018-21-042.

[15] 陈艳霞.基于卷积网络模型优化学习的磁共振成像的研究[D].中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院),2020.

[16] 何炎柏.卷积神经网络在医学影像分割上的现状与挑战[J].计算机与网络,2020,46(17):2.

[17] 王霄,朱恩照,艾自胜.卷积神经网络的原理及其在医学影像诊断中的应用[J].中国医学物理学杂志,2022,39(12):1485-1489.

[18] 黄江珊,高娃,宿静,et al.基于卷积神经网络与长短期记忆网络的医学影像数据管理方法研究[J].医学与社会 2020年33卷6期,84-89,110页,ISTIC PKU,2020:上海城建职业学院2020年度校级科研项目.

课题项目:

2023年包头医学院校内专项科研平台—2023年自然科学类青苗计划—基于深度卷积神经网络方法的医学图像分割应用研究,项目号:BYJJ-ZRQM 202315。