

**研究生课程（论文类）试题**

**2 019 /2 020 学年第 一 学期**

**课程名称： 科技写作**

**课程代码： 19000061**

**论文题目： 深度神经网络技术在心血管影像识别中的应用**

**学生姓名： 孙运文**

**专业﹑学号： 192672210**

**学院： 医疗器械与食品学院**

|  |
| --- |
| **课程（论文）成绩：** |
| **课程（论文）评分依据（必填）：**   |  |  |  | | --- | --- | --- | | 项目 | 分值 | 得分 | | 选题结合专业、联系实践 | 15 |  | | 题目与内容相符、内容新颖 | 20 |  | | 结构严谨、逻辑性强、表达正确、结论可靠 | 25 |  | | 格式正确、语句通顺、准确 | 20 |  | | 文献资料全面充分 | 20 |  |   **任课教师签字：**  **日期： 年 月 日** |
| **课程（论文）题目：深度神经网络技术在心血管影像识别中的应用** |
| 深度神经网络技术在心血管影像识别中的应用  孙运文  上海理工大学医疗器械与食品学院，上海 200093  摘 要：心血管疾病是我国居民的首位死因，发病率呈逐年上升趋势。近年来人工智能技术快速发展，临床医生和研究人员也有比以往更多的机会参与开发和评价新的图像分析算法，如何将人工智能技术与心血管医学影像更好地结合，并深入地参与到心血管疾病的诊治是未来研究的重点与热点。本文主要综述了深度神经网络技术在肿瘤细胞识别的最新研究进展，详细阐述卷积神经网络、深度信念网络、生成对抗网络、深度残差网络的原理及其应用实例，比较基于不同模型的神经网络，对各类模型在应用层面上的精准度和性能进行分析，提出心血管图像识别领域中面临的问题及未来的发展趋势。  关键词：深度神经网络；卷积神经网络；人工智能；心血管影像；综述  **Application of deep neural network in cardiovascular imaging recognition**  Sun Yunwen  *School of Medical Instrument and Food Engineering，*  *University of Shanghai for Science and Technology (Shanghai, 200093)*  **Abstract:** Cardiovascular disease is the leading cause of death in China. In recent years, with the rapid development of artificial intelligence technology, clinicians and researchers also have more opportunities than ever to participate in the development and evaluation of new image analysis algorithms. How to better combine artificial intelligence technology with cardiovascular medical imaging and deeply participate in the diagnosis and treatment of cardiovascular diseases is the focus and hot spot of future research. This article mainly summarized the depth of neural network technology in the latest research progress of tumor cell recognition, detailed convolution neural network, deep belief network, generated against the principle of network, the depth of the residual network and its application examples, the comparison is based on different models of neural networks, to each kind of model in application layer on the surface of the precision and performance analysis, put forward in the field of cardiovascular image recognition are faced with the problem and the future trend of development.  **Keywords**：deep neural network; convolutional neural network; artificial intelligence; review  引言  随着互联网技术的迅速发展，需要处理的数据量越来越庞大，大数据时代降临，人工智能应运而生。目前，人工智能已经渗透到各个领域，如无人驾驶、医学、金融贸易、重工业、运输、远程通讯、游戏和音乐等领域。其中，将人工智能与医学结合可以辅助医生诊断、治疗一些疾病，提高医生的效率及诊断的准确率，缩短治疗时间。日本东京大学医学研究院的科学家利用美国国际商用机器（IBM）公司研发的“沃森”人工智能系统在10分钟内就判断出一名60岁女性患有罕见的白血病，并向研究人员提出了治疗方案。此事激发了科学家对将人工智能应用于医学领域的兴趣。疾病的早期诊断一直是医学界的难题。本文对现有涉及人工智能识别心血管影像的文献进行了综述和总结。人工智能通过分析海量数据辅助早期诊断，大大提高了医生的效率，防止了病情的恶化，为病人提供了准确的治疗方案，降低了误诊率，缓解了医疗资源不足的问题。因此，将人工智能应用于医疗领域具有广阔的应用前景。 1人工智能在心血管影像中的应用 近年来，随着心血管影像尤其是心脏磁共振成像(cardiac magnetic resonance, CMR )技术的飞速发展，各类数据呈指数增长，其中蕴含的大量信息都可以通过人工智能技术加以分析利用。目前心血管影像领域人工智能研究尚在起步阶段，而据现有的研究结果显示，AI在心血管影像的一系列研究方向中，包括图像采集重建、图像自动分割识别、疾病识别分类及预后判断等方面已表现出巨大的潜能。 影像的后处理 人工智能在影像的配准、数据的压缩、影像的增强和噪声的抑制方面是一个有用的工具[1-4]。影像配准是影像后处理的基本步骤，是同一患者不同时期影像或同一患者不同检查方式的影像进行比较和图像融合之前的重要步骤。影像配准能提高影像质量，提高自动化的定量和影像分析。配准的目的就是标准化影像质量。有两种影像配准的算法：区域为基础的方法和特征为基础的方法,前者依靠影像结构，后者根据影像特征的不同进行配准。配准之后就是图像的分割, 图像分割在医学影像中非常具有挑战性，只有准确地进行图像分割，才能进行下一步的正确分析[5]。 左室和右室的自动分割 心腔的分割对于定量心腔的容积、室壁的厚度、心肌的质量、室壁的运动和功能是必不可少的第一步[6-8]。Angelie等[9]在2005年就已采取了心室心肌边缘自动分割方法,其能优化提高定量左室功能的分析过程，提高它的可重复性。自动分割算法通常对于影像质量敏感，特别依靠采集程序，对于不同的程序，优化算法参数是获得理想结果的必要条件。近年来Yang等[10]使用卷积神经网络识别自由呼吸的CMR的收缩末期和舒张末期。总之，尽管商业上有一些相对有效的方法用于左室的分割,大多数仍需使用者输入选择关键的解剖参考点、收缩末期舒张末期的适时选择。而且，仍需使用者进行质量的控制及精细的调整，而且需大量的数据集和广泛的交互。许多研究证实了右室功能在心血管疾病中的预后价值，但这些年来它的意义一直被低估[11-12]。最近的研究显示其在维持血流动力学稳定性和心脏功能方面的重要性[13]。CMR是右室临床评价的首选方法。与左室分割相比，右室分割的研究是一个比较年轻的领域，存在许多挑战，主要归因于右室的解剖。这些可概括为：右室小梁的存在，其信号强度与肌细胞相似。右室的复杂新月形,从基部到顶点各不相同，在顶端的图像切片中反映出不均匀性[14]。目前, 只有有限的研究侧重于右室分割，然而，要建立一个足以涵盖所有可能的右室形状和动力的模型很困难[15-17]。Avendi等[18]在2017年采用深度学习算法，主要应用卷积神经网络和叠置自动编码器对右室进行自动检测和初始分割，取得了不错的效果。 卷积神经网络模型与应用 受Hubel和Wiesel在1962年对猫视觉皮层电生理在1989年正式提出将反向学的研究启发，Lecun等[19]传播算法用于神经网络，并提出一种新的深度学习架构，即CNN。自2012年，Krizhesky等[20]使用GPU图形处理单元，设计出更深程度的神经网络AlexNet之后，使得 CNN技术逐步趋于完善，如今CNN已在医学图像的形态识别和影像质量测评方面有了更广泛的应用。经过多年的发展，已构成很多以CNN为架构的变体[21]3种不同类型的层组成：卷积层、池化层与全连接层[22]。如图1所示。以LeNet-5 CNN为例，它的特征表现具有多样性，为了将不同映射的特征计算后提取，需将卷积层设计成由多个卷积核构成的形式。池化层旨在聚合特征、通过降低维度来减少运算量，例如对一块区域中的数据进行采样处理，求得该区域最大值或平均值并替代该区域中所有数据。在池化过程中有可能会发生数据信息的损失，但能使该区域的特征信息更为具体，提高了模型泛化能力，更有利于进行图像识别。全连接层将上一层全部人工神经元信息与当前层进行全连接，生成全局特征信息，通常用N维向量作为输出结果，最终交给分类器或回归方程。最后一层为输出层，常用归一化指数函数（Sotfmax）和支持向量机（SVM）线性分类器作为分类任务[23]，两者有着截然不同的损失函数。Softmax线性分类器的损失函数用于计算相对概率，也称为交叉熵损失。SVM输出一个能精准分类正确样本与错误样本的超平面，并在训练过程中，使其分类样本的精度达到最优化。任湘等[24]将深度卷积神经网络应用于乳腺癌分子分型预测，依据乳腺癌分子分型为 Luminal A、Luminal B、HER-2、Basal-like 4种。首先收集原始乳腺癌病灶区域MRI影像图像，然后对乳腺癌病灶信息进行人工标注。使用CNN对其进行卷积运算并进行特征提取，反复训练网络获得判别模型。最后，使用训练模型对乳腺癌分子分型MRI影像测试集进行验证，并分析其预测效果。实验结果表明，通过CNN 对乳腺癌病理图像进行分析，其工作特征曲线下面积最高值为0.697，基本完成了预测任务。CNN能在众多分类任务中取得良好的成绩，归因于其多层高级堆叠、局部连接、权值共享和池化的特点。在医学图像分类领域中，通常会把CNN作为首选。   2总结与展望 未来的研究将探索开发更通用的方法来分析范围更广的心血管图像。例如从不同机器获取的多站点图像,使用不同的成像参数，将自动分割结果集成诊断报告中以及图像的自动解释。还需一个基于该标注数据集的标准测试平台或标准数据库,这将极大地推动心血管图像分析算法的发展。  但挑战仍是巨大的,例如:任何人工智能工具的输出都高度依赖于输入数据的数量和质量。在数据较少的情况下，例如罕见疾病，数据难以获得。相信人工智能不会取代医生,但重要的是医生需为即将到来的人工智能时代做好准备,知道如何充分利用人工智能产生假说、进行大数据分析，优化人工智能在临床实践中的应用。  参考文献   1. Shang L,Lv JC, Yi Z. Rigid medical image registration using PCA neural network[J]. Neurocomputing,2006,69： 1717-1722. 2. Jaiswal RR, Gaikwad AN. Neural network assisted effective lossy compression of medical images [J]. Iete Tech Rev ,2006,23 ：119\_126. 3. Suzuki K, Abe H, MacMahon H, et al. Image-processLng technique for suppressing ribs in chest radiographs by means of massive training artificial neural network (MTANN) [J]. IEEE Trans Med Imagingt2006,25(4) ：406^16. 4. Hainc L,Kukal J. Role of robust processing in ANN denoising of 2D image [ J ]. Neural Network World ,2006,16:163-176. 5. Meftah B, Lezoray 0, Benyettou A. Segmentation and edge detection based on spiking neural network model[ J]. Neural Process Lett,2010,32:131-146. 6. Kim Y,Chung Y,Hyeon Y. Biomedical signal processing and control automatic localization of anatomical landmarks in cardiac MR perfusion using random forests[ J] . Biomed Signal Process Control,2017,38 ：370\_378. 7. Kurkure U,Pednekar A,Muthupillai R,et al. Localization and segmentation of left ventricle in cardiac cine-MR images [ J ]. IEEE Trans Biomed Eng,2009,56 right ventricular failuref J]. Circulation,2008,117 ： 1717-1731. 8. Grosgeorge D, Petitjean C, Caudron J, et al. Automatic cardiac ventricle segmentation in MR images: a validation study [ J ]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2011,6(5):573-581. 9. Angelie E, Koning PJH, Danilouchkine MG, et al. Optimizing the automatic segmentation of the left ventricle in magnetic resonance images [ J ]. Med Phys, 2005,32(2) ：369-375. 10. Yang F,He Y,Hussain M,et al. Convolutional neural network for the detection of end-diastole and end~systole frames in free-breathing cardiac magnetic resonance imaging[ J]. Comput Math Methods Med,2017,2017 ： 1640835. 11. Haddad F,Doyle R,Murphy DJ,et al. Right ventricular function in cardiovascular disease, part H . Pathophysiology, clinical importance, and management of right ventricular failuref J]. Circulation,2008,117 ： 1717-1731. 12. Sanz J, Conroy J, Narula J. Imaging of the right ventricle[ J]. Cardiol Clin, 2012,30(2)：189-203. 13. Vitarelli A,Terzano C. Do we have two hearts? New insights in right ventricular function supported by myocardial imaging echocardiography [ J ]. Heart Fail Rev,2010,15(1)：39-61. 14. Petitjean C,Zuluaga MA,Bai W,et al. Right ventricle segmentation from cardiac MRI：a collation study[ J] . Med Image Anal,2015,19(1) ： 187-202. 15. Petitjean C, Dacher JN. A review of segmentation methods in short axis cardiac MR images]J]. Med Image Anal,2011,15(2) ： 169-184. 16. Grosgeorge D, Petitjean C, Dacher JN, et al. Graph cut segmentation with a statistical shape model in cardiac MRI [ J ] . Comput Vis Image Underst, 2013, 117:1027-1035. 17. Ringenberg J, Deo M, Devabhaktuni V, et al. Fast, accurate, and fully automatic segmentation of the right ventricle in short-axis cardiac MRI [J]. Comput Med Imaging Graph, 2014,38(3) ： 190-201. 18. Avendi MR, Kheradvar A t Jafiarkhani H. Automatic segmentation of the right ventricle from cardiac MRI using a learining-based approach[ J]. Magn Reson Med,2017,78(6) ：2439-2448. 19. LECUNY, BENGIOY, HINTON G. Deep learning［J］. Nature, 2015, 521: 436-444. 20. KRIZHESKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks［C］// International Conference on Neural Information Processing System. 2012: 1097-1105. 21. KUMARAN, VERMAR. Convolutional neural networks for wavelet domain super resolution［J］. Pattern Recognit Lett, 2017, 90: 65-71. 22. ZHANG J J, SHAO K. Small sample image recognition using improved convolutional neural network［J］. J Vis Commun Image Represent, 2018, 55: 640-647. 23. GOTTAPU R D, DAGLI C. Entity resolution using convolutional neural network［J］. Procedia Comput Sci, 2016, 95: 153-158. 24. 任湘, 张朋, 范明, 等. 基于卷积神经网络的乳腺癌分子分型预测研 究［J］. 杭州电子科技大学学报(自然科学版), 2018, 38(5): 66-71. REN X, ZHANG P, FAN M, et al. Molecular typing prediction of breast cancer based on convolutional neural network［J］. Journal of Hangzhou Dianzi University (Natural Sciences), 2018, 38(5): 6671. |

页数不够，可续页