

第一节 介绍

随着MRI（磁共振成像），PET（正电子发射断层扫描），计算机断层扫描（CT）扫描等各种成像技术在医学检查中的突破，人们为此付出了很多努力来处理，模拟和解释结果计算机辅助诊断（CAD）的研究对医疗专业人员至关重要。同样，一些研究人员已进行了以MRI为主要生物标志物的各种研究，以有效开发用于阿尔茨海默氏病诊断和检测的计算机辅助诊断（CAD）系统。

Y.Zhang等。[1] 提出了一种使用奇异值分解（SVD）算法提取脑部段特征的阿尔茨海默氏病（AD），轻度认知障碍（MCI）和正常对照（NC）的分类方法，并使用主成分分析（PCA）进行特征约简。他们最终使用了22个表示特征，这些特征将通过内核SVM决策树进行分类。Chaplet等。文献[2] 提出了带有Daubechies小波分解的二维离散小波变换（2D-DWT），以获得近似系数，并利用了自组织映射和支持向量机（SVM）。Maitra等人使用Slantlet变换。[3]，这是DWT的即兴版本，用于智能MRI分类系统。El-Dahshan等。文献[4] 使用DWT的多分辨率分解提取了所有系数，从而使用PCA在较小的维度上缩小了特征。张等。[5] 通过使用前馈反向传播神经网络和规模混沌人工蜂群（SCABC）对正常和异常MRI图像进行分类，获得了100%的成功率。

第二节 背景

在2012年，A. Krizhevsky等人成功地将卷积神经网络（CNN）用于最小错误率的大型数据库。[6] 在ImageNet数据库中用于分类1000种图像类型（类）。后来，不同的研究人员提出了CNN的各种变体和改进，例如Resnet [7]，GoogLeNet [8] 和R-CNN [9] 等，用于对象识别和图像分类。关于CNN在医学领域的意义，使用MRI X射线成像也已成功测试。Nima Tajbakhsh等。[10] 在医学图像中对CNN进行了多聚检测和肺栓塞检测，并在其中强调了经过预训练或微调的CNN表现良好，而经抓伤训练的CNN表现出色，并建议逐层调整以提高实际性能。同样，Hoo-Chang Shin等。[11] 测试了用于淋巴结检测和间质性肺疾病分类的CNN体系结构，他们还测试了预训练的CNN网络（Alexnet，GoogLeNet和CifarNet [12]），还使用了来自该CNN的转移学习技术。

A. CNN和转学

设计用于对象检测的卷积神经网络可用于图像分类，分割，模式识别等。由于其自主的工作性质，它已发展成为机器视觉和AI的重要工具。

CNN中的转移学习可以通过两种方式完成，要么将所有CNN结构的权重级联到具有分类层输出的另一个CNN层，要么简单地使用“现成的CNN功能”[13]，其中CNN充当通用类特征提取器有待进一步评估。我们将对这两种想法进行比较分析，然后简化操作过程并使CAD系统更加灵活。

B. 方法和方法论

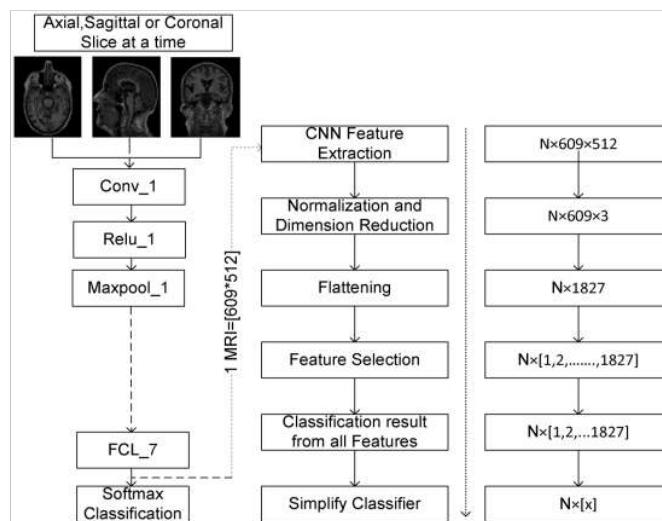
我们已将阿尔茨海默氏病神经影像学倡议（ADNI）数据库（<http://www.loni.ucla.edu/ADNI>）用于我们的实验。ADNI于2003年由2018年生物医学工程国际会议（BMEiCON-2018）美国国家老龄研究所（NIA），美国国家生物医学成像与生物工程研究所（NIBIB），美国食品药品管理局（FDA）启动。培训和测试集改编自Rémi Cuingnet等人。

Down

PD在这里, 我们使用了从原始MRI文件生成的现成特征, 以在单个框中获取每个切片的特征。对于单个患者, 生成的CNN特征尺寸为 609×512 (230轴切片, 230冠状切片和149矢状切片, 一些非信息性切片已被排除)。609表示总切片数, 而512表示从CNN的“FCL_7”层输出的每个图像的激活特征数。然后, 将PCA + TSNE应用于特征以减小尺寸, 因为这对于分类非常复杂。缩小后的尺寸现在变成了单个患者的 $609 \times 3 = 1827$ (经过展开, 其中 230×3 是轴向特征, 230×3 是冠状特征, 149×3 是矢状特征), 因此, 现在我们选择使用所有特征或部分特征。

如果应用了全部特征, 则将 $T1 \times 1827$ 特征用于训练, 将 $T2 \times 1827$ 特征应用于测试分类器模型, 其中 $T1$ 代表训练集患者的数据, $T2$ 代表测试集患者的数据。稍后, 通过应用特征选择过程来识别最佳数量的特征, 从分类器模型中分析性能参数, 因此我们完成了分类过程。关于分类器, 我们选择了两个工作原理不同的分类器来比较结果, i) Navies Bayes分类器-用于处理每个预测器/特征的逐级条件概率; ii) KNN是一种简单的机器学习技术, 用于计算距离 (例如, 欧几里得, 马哈拉诺比斯, 余弦等)。

所提出的方法与沿着过程进行的特征向量的尺寸一起显示在图1中。MRI处理过程中最重要的问题之一是, 要处理多少个切片以及要获取哪个方向的切片? 我们尝试使用我们提出的方法在某种程度上解决这个问题。



图。1
提议的方法以及侧面的尺寸, “N”表示所研究对象的总数, “x”表示用于构建用于训练和测试的分类器模型的特征数量



图2
从单个MRI图像 (轴向切片) 中的第一个卷积 (176×220) 到最后一个FCL_7 (512) 层进行特征转换。

表I AD-MCI-NC的3类分类的精度表, x = 表示用于构建用于训练和测试的分类器模型的特征数量, *大数组。

Method	Random Accuracy: Scratch trained CNN	Optimal Accuracy: CNN+FR+FS+NB Classifier	Optimal Accuracy: Trained CNN+FR+FS+KNN Classifier	Optimal Accuracy: Alexnet CNN+FR+FS+NB	Optimal Accuracy from Alexnet CNN+FR+FS+KNN
Axial features	41.62	42.47(x=671)	43.55(x=4)	41.94(x=9)	44.09(x=52)
Sagittal features	43.4	42.31(x=1)	45.16(x=104)	46.24(x=3)	43.01(x=2)
Coronal features	39.83	40.32(x=2)	42.47(x=3)	41.94 (x=203)	40.30(x=7)
All features (trained CNN)	NA*	38.17(x=3)	44.09(x=17)	41.94(x=3)	45.70(x=882)

表II 使用所有特征 (轴向, 矢状和冠状特征) 分别针对经过划痕训练的CNN特征和Alexnet CNN特征分别计算的精度条形图

	AD-MCI-NC	AD-MCI	AD-NC
All features (trained CNN)	38.17(x=3), 44.09(x=17)	54.36(x=3), 53.69(x=27)	57.14(x=1), 64.76(x=36)
All features (Alexnet CNN)	41.94(x=3), 45.70(x=82)	51.86(x=1), 60.40(x=863)	67.62(x=2), 67.62(x=301)

PDF

每一层都以分层的方式自动研究要素，例如从边缘，斑点，线条等低层要素到颜色，形状，细节等高层要素。像ReLU这样的激活层有助于使这些功能更加清晰和可计算。因此，我们可以轻松地从训练后的模型中为每个MRI图像提取特征。

第三节。 结果与观察

实验结果列于表I 和 表II中。表I 显示了与提出的想法的经过训练的CNN相比3类分类的结果，表II 显示了具有3类和2类分类结果的预训练Alexnet模型的经过训练的CNN的比较准确性。

结论

因此，我们尝试了将学习从CNN转移到其他分类器的想法，并遵循顺序步骤。我们可以得出以下结论：

- 从训练有素的CNN转移学习到的参数/特征可以是用于训练分类器的区别特征。
- 如果明智地进行特征转换，选择和分类，经过CNN特征训练的分类器将比CNN网络本身具有更好的性能。
- 如果可以对CNN架构进行良好的修改，微调，并且对分类器进行优化，则可以提高性能。

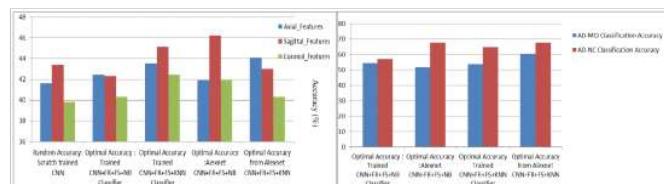


图3
使用图形下方提到的方法分别计算轴向，矢状和冠状特征的精度条形图。FR-特征约简(PCA + TSNE)，FS- (特征选择，ReliefF)，KNN (k最近邻)，NB (Navies Bayes 分类器) 与 表II中 针对“x”个特征数的二进制分类精度

致谢

这项研究得到了韩国科学技术与未来计划部(NRF2014M3C7A1046050)资助的韩国国家研究基金会的大脑研究计划的支持。这项工作得到了韩国政府资助的韩国国家研究基金会(NRF-2017R1A2B4006533)的支持。通讯作者为Goo-Rak Kwon(grkwon@chosun.ac.kr)。

该项目的数据收集和共享由阿尔茨海默氏病神经成像计划(ADNI)(美国国立卫生研究院拨款U01 AG024904)资助。ADNI由美国国家老龄研究所，美国国家生物医学成像与生物工程研究所提供资金，并通过以下机构的慷慨捐助：雅培，阿斯利康(AstraZeneca)，拜耳先灵医药公司，百时美施贵宝(Bristol-Myers Squibb)，卫材全球临床发展，义隆(Elan)公司，Genentech，GE Healthcare，GlaxoSmithKline，Innogenetics，Johnson and Johnson，礼来公司，Medpace公司，默克公司，诺华公司，辉瑞公司，霍夫曼·拉罗氏，先灵-雅，Sinarc，Inc.和惠氏(Wyeth)以及非营利性合作伙伴，阿尔茨海默氏症协会和阿尔茨海默氏症药物发现基金会，并获得了美国食品和药物管理局的资助。www.fnih.org。受赠组织是北加利福尼亚研究与教育学院，该研究由

作者

Down

P 数据



参考文献



关键词



指标



IEEE个人帐户

采购明细

档案信息

需要帮忙?

跟随

更改用户名/密码

付款方式

通讯首选项

美国和加拿大: +1 800 678 4333



查看购买的文件

职业与教育

全球: +1 732 981 0060

技术兴趣

联系与支持

[关于IEEE Xplore](#) | [联系我们](#) | [帮助](#) | [无障碍](#) | [使用条款](#) | [非歧视政策](#) | [网站导航](#) | [隐私权和退出Cookie](#)

IEEE是一个非营利性组织，是世界上最大的技术专业组织，致力于为人类的利益而发展技术。

©版权所有2020 IEEE-保留所有权利。使用本网站表示您同意条款和条件。

IEEE Account

Purchase Details

Profile Information

Need Help?

» [Change Username/Password](#)

» [Payment Options](#)

» [Communications Preferences](#)

» **US & Canada:** +1 800 678 4333

» [Update Address](#)

» [Order History](#)

» [Profession and Education](#)

» **Worldwide:** +1 732 981 0060

» [View Purchased Documents](#)

» [Technical Interests](#)

» [Contact & Support](#)

[About IEEE Xplore](#) | [Contact Us](#) | [Help](#) | [Accessibility](#) | [Terms of Use](#) | [Nondiscrimination Policy](#) | [Sitemap](#) | [Privacy & Opting Out of Cookies](#)

A not-for-profit organization, IEEE is the world's largest technical professional organization dedicated to advancing technology for the benefit of humanity.

© Copyright 2020 IEEE - All rights reserved. Use of this web site signifies your agreement to the terms and conditions.