



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 Tajbaksh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), 美国食品药品监督管理局 (FDA) 启动。培训和测试集改编自RémiCuingnet等人。

[14]。受试者总数包括用于训练的81 NC，69 AD和38 MCI和用于测试的81 NC，68 AD和37 MCI。

Down

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 $609 \times 3 = 1827$ （经过展平，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 $T_1 \times 1827$ 特征用于训练，将 $T_2 \times 1827$ 特征应用于测试分类器模型，其中 T_1 代表训练集患者的数量， T_2 代表测试集患者的数量。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处理过程中的重要问题之一是，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。

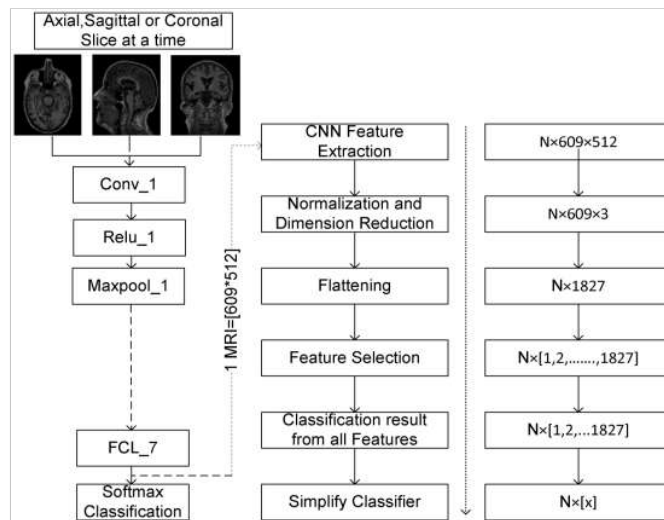


图. 1
提议的方法以及侧面的尺寸，“N”表示所研究对象的总数，“x”表示用于构建用于训练和测试的分类器模型的特征数量



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: Trained 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=882) | 51.86(x=1), 60.40(x=863) | 67.62(x=2), 67.62(x=301) |

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。

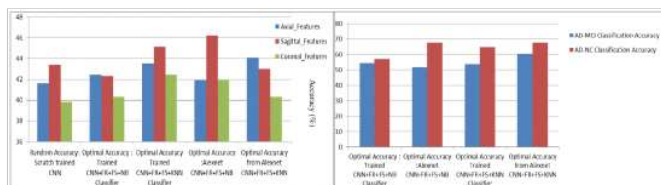


图3

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和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

数据

参考文献

关键词

指标

Contents

IEEE个人帐户

更改用户名/密码

采购明细

付款方式

查看购买的文件

档案信息

通讯首选项

职业与教育

技术兴趣

需要帮忙?

美国和加拿大: +1 800 678 4333

全球: +1 732 981 0060

联系与支持

跟随



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，致力于为人民的利益而发展技术。

©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

- » Change Username/Password
- » Update Address

Purchase Details

- » Payment Options
- » Order History
- » View Purchased Documents

Profile Information

- » Communications Preferences
- » Profession and Education
- » Technical Interests

Need Help?

- » **US & Canada:** +1 800 678 4333
- » **Worldwide:** +1 732 981 0060
- » 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.