化又

Journal of Neuroradiology 000 (2021) 1-8



Available online at

ScienceDirect www.sciencedirect.com Elsevier Masson France

EM consulte



原创文章

扫描后处理降噪系统对图像质量和形态分析的影响

Noriko Kanemaru*, Hidemasa Takao, Shiori Amemiya, Osamu Abe

放射科,日本东京大学

文章信息	摘要
	目的 :磁共振图像质量和后续的颅脑形态分析不可避免的受噪声影响。本研究目的为了评估基于人工智能扫描后处 理降噪系统——智能快速磁共振(iQMR)对磁共振图像质量和颅脑形态分析的影响。
关键词:	 方法:我们使用了从阿尔茨海默病神经影像学计划1数据库中获得的1.5T MP-RAGE(磁化准备的快速采集梯度回
颅脑皮层厚度	波序列)的MR图像。其中21例患者图像使用横断面分析,15例患者图像使用纵向分析。纵向分析中,使用超过2年
降噪	间隔的两个时间点。每个受试者在每个时间点被扫描两次。采用FreeSurfer颅脑皮层厚度分析方法,从视觉和客观 上比较隆噪系统处理和不处理后的磁共振图像。
FreeSurfer(脑影像	
分析的实用小工具) 磁共振成像 形态 基于表面的形态(SBM)	结果: 降噪系统以良好的灰白质对比度(噪声: <i>p</i> <0.001; 对比度: <i>p</i> =0.49)实现降低噪声。对比皮层厚度的平均 组内相关系数(ICCs),经降噪系统(0.739/0.859/0.883; 半峰宽高斯核平滑(full width at half maximum, FWHM半峰宽是核的宽度)=0/10/20)处理后的图像比未处理图像(0.718/0.854/0.880)的略好。纵向分析中, 与未处理的图像(0.167/0.325/0.404)相比,经降噪系统(0.202/0.349/0.431)处理后的图像对称百分比变化的平 均ICCs有所提高。此外,降噪系统可以提高对颅脑皮层厚度显著萎缩的检测能力。
	结论:我们证实了基于人工智能的降噪系统可以在保持对比度的同时有效降低噪声。我们也证实了降噪系统对 颅脑形态分析的可靠性和可检测性的提高。
	© 2021 Elsevier Masson SAS. 版权所有

说明

颅脑形态学分析在各种神经退化疾病和精神失常的诊断和评估中越 来越重要¹⁻³。例如,在阿尔茨海默病中,纵向萎缩率已被用作监测疾病 进展、预测预后和评估修改疾病疗法的生物标志物^{2,4-6}。高对比度的三 维MR图像是鉴别灰白质分界以及检测疾病相关变化的最佳方法。数学 和计算技术的最新进展也使颅脑形态分析更容易、更可靠、更稳健。

然而,颅脑MR图像经常受到各种质量劣变的影响。较差的图像质量 会影响形态测量。为了将形态计量分析作为一种可靠和稳健的生物标志 物,高质量的MR图像是必不可少的。为了将形态计量分析作为一种可 靠和稳健的生物标志物,高质量的MR图像是必不可少的。为了提高图 像质量,人们提出了几种成像校正技术,如N3/N4偏置场校正⁷,以减少 剩余非均匀性,以及Gradwarp校正梯度非线性引起的几何失真⁸。

一种重要的成像校正技术是降噪。特别是,扫描后处理降噪技术具 有不增加采集时间的优点。因此,几种扫描后处理降噪技术被引入,如 非局部均值⁹,奇异值分解¹⁰,稀疏表示算法¹¹,基于机器学习的技术以 及这些技术的组合¹²。

智能快速磁共振 (iQMR; 以色列提拉特卡尔迈勒市Medic Vision影像 解决方案公司¹³) 是一款扫描后处理降噪系统,基于人工智能辅助迭代 图像重建技术,使用多个GPU并行处理。

引用这篇文章: N. Kanemaru, H. Takao, S. Amemiya等, 扫描后处理去噪系统对图像质量和形态学分析的影响, 《神经放射学杂志》(2021年)https://doi.org/10.1016/j.neurad.2021.11.007

缩写: FWHM半峰宽, full width at half maximum; iQMR智能快速磁共振, intelligent Quick Magnetic Resonance; ICC组内相关系数, intraclass correlation coefficient

本文所使用的数据来自阿尔茨海默病神经成像计划(ADNI)数据库(adni.loni.usc.edu)。因此, ADNI內部的调查人员参与了ADNI的设计和实施和/或提供了数据,但没有参与本报告的分析或撰写。ADNI调查人员的完整名单可在这里查看: http://adni.loni.usc.edu/wp-content/uploads/how_to_apply/ADNI_Acknowledgement_List.pdf

^{*} 联系:美国放射学, 东京大学日本都文京区本乡7-3-1, 邮编113-8656, 日本. *邮箱地址*: kanemaru-tky@umin.ac.jp (N. Kanemaru).

https://doi.org/10.1016/j.neurad.2021.11.007 0150-9861/© 2021 Elsevier Masson SAS. 版权所有

N. Kanemaru, H. Takao, S. Amemiya et al.

该算法基于Medic Vision公司的SafeCT算法,适用于处理MRI图像。 SafeCT算法为CT图像提供了降噪和图像增强,且已经在一些出版物中 被评估和报道^{14,15}。对于iQMR, Tanenbaum等发表文章称,在视觉评 估中,提速约30%的短协议下经过降噪处理的图像与标准协议¹⁶获得的 图像相当,但没有定量评估。

类似iQMR这样的扫描后处理降噪系统不仅有可能改善MR图像质量,也有可能改善形态计量分析的质量。然而,其在临床和研究实践中的 有效性尚未得到完全评估,据我们所知,目前还没有评估扫描后处理降 噪系统在形态计量分析中的有效性的报告。

本研究的目的是定性和定量地评估基于人工智能的扫描后处理降噪系统(iQMR)对图像质量和颅脑形态分析的影响。采用全自动表面形态测量分析软件FreeSurfer客观评价该系统对灰白质分界对比和形态测量分析的影响。作为经典降噪算法的代表,我们还评估了中值滤波器的性能,以查看降噪对MR图像的总体影响。

材料和方法

基于人工智能的扫描后处理降噪系统(iQMR)¹³

iQMR利用容积MR图像中噪声分布的统计先验,以及用于改善信噪 比、图像增强和迭代重建的最先进的方法,以恢复在相对较差的曝光参 数(如快速或低分辨率扫描)下获得的MRI扫描的图像细节和质量。

将输入数据集(MR图像)分解为三维块。通过计算每个图像块的多个 特征,将这些块转化为特征空间。然后,根据独特的相似性衡量标准对 它们进行分组。结合块之间的相似性信息和统计噪声估计,对信号和噪 声进行联合估计和分离。这个过程不断迭代,直到达到一定的收敛标准

核心迭代重建算法的性能可以由影响最终图像的参数来控制,例如 创建更柔和/更锐利的图像,增强边缘等。

机器学习模块将输入图像与特定的参考图像进行比较,找出特定输入图像的最优处理参数集,因此输出结果将尽可能接近参考图像。然后将这些参数输入迭代重建算法,以提供最佳的输出图像。参考图像是 iQMR安装过程中使用同一扫描仪获取的高质量图像。此外,某些滤波 器可以用于增强某些特征(如边缘)和恢复图像的"外观和感觉",以满 足用户(放射科医生)的特定偏好。最后,将数据集重建到所需的层厚。

受试者

数据来自阿尔茨海默病神经成像计划(ADNI)数据库

(http://adni.loni.usc.edu)。由首席研究员Michael W. Weiner博士领导的ADNI于2003年作为一种公私合作伙伴关系启动。ADNI的主要目标 是测试串行磁共振成像(MRI)、正电子发射断层扫描(PET)、其他生物标志物和临床和神经心理学评估,是否可以结合来测量轻度认知障碍(MCI)和早期阿尔茨海默病(AD)的进展。

橫断面分析包括21名受试者(5名女性和16名男性,平均年龄为75.7±6.9岁,年龄范围为56—86岁),在飞利浦扫描仪(Philips Medical Systems, Best, The Netherlands)上获得1.5T和3.0T MR图

Journal of Neuroradiology 00 (2021) 1-8

像(4名阿尔茨海默病患者,9名轻度认知障碍患者,8名相对正常患者)。 纵向分析包括15名受试者(4名女性,11名男性,平均年龄=74.6±7.4岁 ,年龄范围=58岁-86岁),2年后同样的时间段,在相同的飞利浦扫描仪 上获得1.5T和3.0T MR图像(3名阿尔茨海默病患者,4名轻度认知障碍 患者,8名相对正常患者)。每个受试者在每个时间点采集两张1.5T MP-RAGE图像。本研究未使用3T图像。

图像采集

三维矢状T1加权图像集从公开的ADNI 1数据库中下载。MP-RAGE 序列用于在7分钟12秒内获得T1加权图像,参数如下: TR: 2300 ms, TE: 4 ms, TI: 1000 ms, 翻转角度: 8°, 可视距离: 24 cm, 层厚: 1.2 mm, 采集矩阵: 192X192X170, 采集体素大小: 1.28X1.28X1.2 mm, 重建矩阵: 256X256X170, 重建体素大小: 0.94X0.94X1.2 mm。

扫描后处理

使用不同的降噪技术处理每幅图像, iQMR和中值滤波器。对于 iQMR降噪,使用了以下参数:滤波器=default,边缘增强=low。然后 ,利用N3算法对所有图像(原始图像、iQMR图像和中值滤波器处理后 的图像)进行偏置场校正,以降低剩余强度的不均匀性^{7,17,18}。

横断面分析的视觉评价

两位对降噪技术的类型丝毫不了解的放射科医生分别评估了未降噪 的图像("原始"),以及使用iQMR("基于人工智能降噪")或中值滤波 器("中值滤波器")处理的图像的质量。噪声和灰白质分界对比度被分 别用优秀、良好、较差和最差评分。评分标准如表1所示。然后,通过 协商讨论达成一致。视觉评估只包括每位受试者的一次扫描。

使用FreeSurfer进行横断面自动形态测量分析

皮层厚度的测量使用公开的系统包FreeSurfer 6.0.1系统(#),使用基于表面的方法研究皮质和皮质下解剖。在FreeSurfer中,每幅图像都用横断面处理流进行处理。通过视觉检查表面检测和分割的准确性。由于表面模型的质量几乎是令人满意的,所以表面模型的手动编辑没有完成。用0、10和20毫米的半峰宽(FWHM)表面核高斯平滑皮层厚度,以减少测量的局部变化,以便进一步分析。

x	1								
还	分标	准	Ħ	포	÷п	2	证.	I.S.	

± 1

评分等级	噪声	灰白质分界	
优秀	没有明显的噪声	清晰的分离	
良好	轻微噪声	几乎全部分离	
较差	对处理有不利影响	部分分离	

论文

Journal of Neuroradiology 00 (2021) 1-8

N	Kanemaru	Н	Takao	S	Amemiua	et i	1
•••	icancinaria,		ranao,	<i>U</i> .	21111011111914		***

n = 21	噪声			灰白质分界对比度				
	优秀	良好	较差	最差	优秀	良好	较差	最差
原始	0	17	4	0	11	8	2	0
基于人工智能降噪	15	5	1	0	15	6	0	0
中值滤波器	18	2	1	0	1	15	5	0
p值*	p < 0.001				p < 0.001			

*弗里德曼测试.

使用FreeSurfer进行纵向自动形态测量分析

利用横断面分析的结果,使用纵向分析创建一个来自所有时间点受 试者的平均问题剖析模板。然后,利用模板中的信息对每个时间点进行 分析,并运行单个横断面数据来初始化设定多个分割算法。因此,在不 改变受试者之间变异性的前提下,可以有效地减少受试者变异性和处理 过程中的变化¹⁹。

统计分析

横断面分析的视觉评价

使用弗里德曼测试,发现原始图像、基于人工智能的降噪图像和中 值滤波器图像之间的噪声和对比度存在显著差异。如果发现显著差异, 则进行后续两两比较,并对多次比较进行Bonferroni校正。显著性水平 为p<0.05。

使用FreeSurfer进行横断面自动形态测量分析

对原始图像、基于人工智能的降噪图像和中值滤波器图像计算皮层 厚度的基于顶点的组内相关系数(ICCs)。组内相关系数(ICC)是衡量受 试者间可变性的信度系数指标^{20, 21}。使用双向混合模型,信度的绝对同 意度,单次测量的可信度进行研究。

使用FreeSurfer进行纵向自动形态测量分析

用基于顶点的组内相关系数ICC的对称变化率测量皮质变薄的可靠性。对称变化率的计算方法如下:

对称变化率=100£(时间点2的厚度测量-时间点1的厚度测量)/[(时间点 2-时间点1)£0.5£(时间点1的厚度测量+时间点2的厚度测量]。ICC计算使 用双向混合模型,信度的绝对同意度,单次测量的可信度进行研究。

使用单样本t检验评估对称性变化率中显著的皮质萎缩。在每个受试 者的两个纵向成对比对中,将图像质量最好的比对纳入统计分析。多重 比较校正采用基于顶点的错误发现率,使用p < 0.05的阈值。

结果

横断面分析的视觉评价

图1显示未处理和处理的图像(原始,基于人工智能降噪,和中值滤波器)。基于人工智能的降噪在保持灰白质分界对比度的同时降低了噪声。 中值滤波器降低了噪声,但模糊了解剖结构的细节和边界。统计学上, 原始降噪、基于人工智能降噪和中值滤波器在噪声和灰白质分界对比度 方面存在显著差异(p<0.001,表2)。

与原始降噪相比,基于人工智能的降噪方法降低了噪声(p < 0.001)。 基于人工智能降噪后灰白质分界对比度与原始降噪相比有改善的趋势, 但无显著差异(p=0.49)。中值滤波器的噪声小于原始(p<0.001),而中值 滤波器与基于人工智能的降噪无显著差异(p=1.00)。与原始和基于人工 智能的降噪相比,中值滤波器的灰白质分界对比度要更模糊(两者 p<0.001)。

自动皮层厚度横断面分析

图2 显示了在原始、基于人工智能的降噪和中值滤波器皮层厚度基于顶点的组内相关系数ICC,并使用不同的平滑核(0、10和20mm)映射到表面。



图1. MR 图像 (A) 没有降噪 (B) 用智能快速磁共振处理和 (C) 使用中值滤波器



论又

N. Kanemaru, H. Takao, S. Amemiya et al.

Journal of Neuroradiology 00 (2021) 1-8



图2 未降噪(原始)图像皮层厚度的组内相关系数、经智能快速磁共振(人工智能降噪)处理和不同平滑核(0、10和20mm)的中值滤波器(Median filter)处理后的图像。由于颅脑半球之间的相似性,只显示左半球。阈值=0.75-1.0。



图3 不同平滑核(bin width=0.005)的皮层厚度的组内相关系数(ICCs)分布图。采用基于人工智能的降噪系统(AI-based denoising)处理后的图像的ICCs略好于未降噪(Original)和采用中值滤波器(median filter)的图像。半峰宽=半最大值的全宽度

主り

[m5G;December 11, 2021;16:15]

噪声	和对	比度

降噪方法通常不仅去除噪声,还会去除结构细节,如解剖边界22。因 此,我们评估了噪声和灰白质分界对比度,以确定对比度是否因降噪而 恶化。主要的经典降噪技术之一,中值滤波器的性能也被评估,从而看 到降噪对磁共振图像的一般影响。除了视觉检查,我们还使用 FreeSurfer研究图像的皮层厚度。选择用FreeSurfer分析皮层厚度有几 个原因。首先,我们需要一个全自动的分析方法来客观地评价。其次, 在其他的测量和系统中,我们认为基于表面的皮层厚度分析对灰白质分 界对比度更容易有不好的效果,良好的对比对区分和分割灰白质分界至 关重要,基于表面的方法比基于体积的配准方法提供了更好的皮层标记 对齐23。第三,由于可以对每个顶点的结果进行评估,测量的可变性与 体积分析相比会增加,在降噪和不降噪的情况下,可以更容易和更详细 地检测图像之间的差异。在视觉检测中,基于人工智能的降噪系统在降 低噪声的同时对比度较好,而中值滤波器在降低噪声的同时牺牲了边缘 清晰度和纹理细节。在使用FreeSurfer进行的横断面和纵向分析中,经 过人工智能降噪处理的图像的皮层厚度ICCs值高于未经过降噪处理的图 像,表明人工智能降噪处理在保持对比度的同时具有更好的降噪质量。

原始、人工智能降噪和中值滤波器的可检测性比较

基于人工智能的降噪相对于原始和中值滤波器在纵向变化上也表现 出良好的可检测性,ICCs在对称百分比变化方面也有改善。FWHM为 20时,基于人工智能的降噪与原始和中值滤波器相比,对称百分比变化 的表面显性图显示出更强、更广泛的萎缩,主要在内嗅区和海马旁区并 延伸至扣带峡和楔前叶区。这些萎缩区域几乎与先前的报告一致,显示 出阿尔茨海默病患者²⁴中颞内侧和外侧、扣带峡和眶额区有明显的萎缩 。对于半峰宽为0和10时,超过2年的表面显性图未发现明显的萎缩区域 。这部分可能是因为样本量不够大,无法检测到萎缩。



图4 映射到表面的对称百分比变化的组内相关系数(ICCs)。由于颅脑半球之间的相似性,只显示左半球。基于人工智能的降噪系统(AI-based denoising)处理的图像对称百分比变化的ICCs高 于未降噪的图像(Original)和中值滤波器(median filter)处理的图像。阈值= 0.3-0.8。

不同半峰宽的皮层厚度的	的平均组内相关系数(ICCs)

半峰宽(mm)		皮层厚度的半均组 内 相	关系数
	原始	基于人工智能降噪	中值滤波器
0	0.718	0.739	0.741
10	0.854	0.859	0.843
20	0.880	0.883	0.863

图3 皮层厚度ICCs的分布图。表3显示了半峰宽(0/10/20)下,原始平均 ICC值(ICC=0.718/0.854/0.880)、人工智能降噪

(ICC=0.739/0.859/0.883)和中值滤波器(ICC= 0.741/0.843/0.863)的。 为每个半whm(0/10/20)。

自动皮层厚度纵向分析

ICC的对称百分比变化

图4显示映射到表面的对称百分比变化的基于顶点的组内相关系数 ICCs。对称百分比变化的ICCs分布如图5所示。FWHM(0/10/20)下, 对称百分比变化的平均ICCs分别为原始的0.167/0.325/0.404和基于人工 智能降噪的0.202/0.349/0.431和中值滤波器的0.200/0.345/0.428(表4)。

超过两年的皮层明显变薄

图6 在原始、基于人工智能的降噪和中值滤波器中,显示了2*年以上的皮层明显变薄*。对于半峰宽为20时,原始、基于人工智能的降噪和中值滤波器在内嗅区和海马旁区的皮质显示明显变薄。半峰宽为0或10时,未检测到显著变化。半峰宽为20时,基于人工智能降噪的显著萎缩更广泛地出现在楔前叶、额叶和顶叶区域。

讨论

经人工智能降噪系统处理后,视觉噪声降低,灰白质分界对比度良好。在横断面和纵向形态测量分析中,人工智能降噪系统处理后的磁共振图像的皮层厚度ICC和对称百分比变化与未降噪的图像相比均更好。此外,利用基于人工智能的降噪系统进行处理,提高了显著萎缩的可检测性。

N. Kanemaru, H. Takao, S. Amemiya et al.

[m5G;December 11, 2021;16:15]

Journal of Neuroradiology 00 (2021) 1-8



图5 对称百分比变化(bin width = 0.005)的组内相关系数(ICCs)图。与未降噪(Original)和中值滤波器(median filter)处理的图像相比,基于人工智能的降噪系统(AI-based denoising)处理的图像对称百分比变化的ICCs更高。半峰宽=半最大值的全宽度。

表 4	
不同半峰宽对称百分比变化的平均组内相关系数(ICCs)。	

半峰宽 (mm)	对称百分	对称百分比变化的平均组内相关系数						
	原始	基于人工智能去噪	中值滤波器					
0	0.167	0.202	0.200					
10	0.325	0.349	0.345					
20	0.404	0.431	0.428					

半峰宽=半最大值的全宽度.

不同半峰宽对形态测量分析的影响

先前的研究表明,在横断面皮层厚度分析中,适度的平滑处理可以 降低噪声和主体内部的变异性,从而提高可靠性和可检测性,同时平滑 处理也会恶化空间。当半峰宽过大时,会低估局部小的变化²⁵⁻²⁷。在横 断面和纵向皮层厚度分析中也观察到了类似的趋势,在较大的平滑度下 (FWHM=0,10,20)显示了更高的可靠性。此外,与半峰宽为0或10时相 比,半峰宽为20时的表面显性图分布广泛。

不同降噪技术对形态计量分析的影响

横断面分析中,中值滤波器在半峰宽=0时ICC值最高,在半峰宽= 10和20时ICC值最低。与原始和人工智能降噪相比,中值滤波器对ICC 的改善程度较小。这可能是因为中值滤波器以牺牲解剖结构的细节为代 价,具有较少的靠近顶点的可变性,因此与原始和基于人工智能的降噪 相比,平滑的影响较小。 N. Kanemaru, H. Takao, S. Amemiya et al.

[m5G;December 11, 2021;16:15]



图6两年以上的半峰宽(FWHM)为20时的显著变化。未降噪的图像(Original),经过基于人工智能的降噪系统处理(AI-based denoising),经过中值滤波器(median filter)处理后的图像呈现明显的下降,主要集中在内嗅区和海马旁区。基于人工智能降噪的显著萎缩更广泛地在楔前叶、额叶和顶叶区域被观察到。由于没有明显的变化,FWHM=0和10时没有显示。由于颅脑半球之间的相似性,只显示左半球。统计差异的颜色标度表示错误发现率校正后的p值。深蓝色和浅蓝色区域代表明显的皮层厚度萎缩。

在纵向分析中,中值滤波器降噪的ICC值低于基于人工智能的降噪, 而高于原始降噪。在纵向分析中使用受试者模板初始化处理图像,在横 断面分析中¹⁹使用默认模板。因为受试者模板是在每个时间点从图像创 建的,其质量也不可避免地受到每个图像质量的影响。与默认模板相比 ,使用受试者模板可能更容易受到图像质量差异的影响。

限制

这项研究有几个局限性。首先,我们只对FreeSurfer进行了形态计量分析,因为基于表面的皮层厚度分析对灰白质分界对比的变化更敏感。其次,该降噪系统仅用于1.5T的MP-RAGE图像,本研究未评估其对其他序列或3.0T图像的有效性。我们之所以选择1.5T MR图像而不是3.0T MR图像,是因为假设1.5T图像降噪效果更明显,图像质量可能会低于3.0T图像。第三,我们没有更深层次的研究(即尸检),且不知道真正的萎缩率。然而,基于人工智能的降噪中观察到的萎缩区域与以往关于阿尔茨海默病和轻度认知障碍的数据是一致的,这意味着有一定的可靠性²⁴。

第四,研究对象数量较少(21例进行横断面分析,15例进行纵向分析),因为本研究采用的是Philips扫描仪上的1.5T和3.0T图像的两次检测数据。最后,由于我们使用中值滤波器来研究降噪对视觉图像质量和形态分析的一般影响,而不是比较基于人工智能的降噪和其他降噪方法的性能,因此本研究只包含了中值滤波器来进行比较。

结论

总之,我们证实了基于人工智能的降噪系统提供了在保持对比度的同时降噪图像的前景,这一点通过全自动形态计量分析在视觉和客观上都得到了验证。我们还证实了在三维MP-RAGE图像中纵向分析的可靠性和可检测性的改进。

资助

作者提交的作品没有得到任何组织的支持。

利益冲突/竞争利益 没有利益冲突需要披露。

日期和材料的可用性

这些数据来自于以下公开资源:阿尔茨海默病神经成像倡议数据库 (adni.loni.usc.edu)。

致谢

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 国国立卫生研究院赠款U01 AG024904)和国防部ADNI(国防部奖励编 号W81XWH-12-2-0012)资助。ADNI由美国国家衰老研究所、美国国 家生物医学成像和生物工程研究所以及后续的慷慨捐赠所资助,资助名 单如下:AbbVie,阿尔茨海默氏症协会;阿尔茨海默病药物发现基金会; Araclon Biotech;美考伯医药科技(上海)有限公司;渤健;百时美施贵 宝公司;CereSpir公司;Cogstate;卫材(中国)药业有限公司;Elan Pharmaceuticals有限责任公司;美国礼来公司;EuroImmun;F. Hoffmann-La Roche有限责任公司;美国礼来公司;EuroImmun;F. Hoffmann-La Roche有限责任公司;杨森阿尔茨海默病免疫治疗研究&发 展有限责任公司;强生制药研发有限责任公司;Lumosity;Lundbeck;美 国默克集团;Meso Scale诊断有限责任公司;NeuroRx研究;Neurotrack 技术;诺华制药公司;辉瑞公司;Piramal成像;法国施维雅公司;武田药 品有限公司和 Transition Therapeutics。

加拿大卫生研究院正在提供资金支持加拿大的ADNI临床医院。美国 国立卫生研究院基金会(www.fnih.org)推进了私营单位的捐款。资助机 构是北加州研究与教育研究所,以及该研究由南加州大学阿尔茨海默氏 病治疗研究所协调。ADNI数据由南加州大学神经成像实验室发布。

参考文献

- Pantelis C, Velakoulis D, McGorry PD, et al. Neuroanatomical abnormalities before and after onset of psychosis: a cross-sectional and longitudinal MRI comparison. *Lancet.* 2003;361. https://doi.org/10.1016/S0140-6736(03)12323-9. 281-8.
- Risacher SL, Shen L, West JD, et al. Longitudinal MRI atrophy biomarkers: relationship to conversion in the ADNI cohort. *Neurobiol Aging*. 2010;31:1401–1418. https://doi.org/10.1016/j.neurobiolaging.2010.04.029.
- Barnes J, Bartlett JW, van de Pol LA, et al. A meta-analysis of hippocampal atrophy rates in Alzheimer's disease. *Neurobiol Aging*. 2009;30:1711–1723. https://doi.org/ 10.1016/j.neurobiolaging.2008.01.010.
- Hua X, Leow AD, Parikshak N, et al. Tensor-based morphometry as a neuroimaging biomarker for Alzheimer's disease: an MRI study of 676 AD, MCI, and normal subjects. *Neuroimage*. 2008;43:458–469. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2008.07.013.
- Fennema notestine C, Jr DJH, Mcevoy LK, et al. Structural MRI Biomarkers for Preclinical and Mild Alzheimer 's Disease. *Hum Brain Mapp.* 2009;30:3238-3253. https://doi.org/10.1002/hbm.20744.

- Mcdonald CR, Mcevoy LK, Gharapetian L, et al. Regional rates of neocortical atrophy from normal aging to early Alzheimer disease. *Neurology*. 2009;73:457-465. https://doi.org/10.1212/WNL.0b013e3181b16431.
- Sled JG, Zijdenbos AP, Evans AC. A nonparametric method for automatic correction of intensity nonuniformity in MRI data. *IEEE Trans Med Imaging*. 1998;17:87-97. https://doi.org/10.1109/42.668698.
- Jovicich J, Czanner S, Greve D, et al. Reliability in multi-site structural MRI studies: effects of gradient non-linearity correction on phantom and human data. *Neuro*image. 2006;30:436–443. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2005.09.046.
- Buades A, Coll B, Morel J-M. A Non-Local Algorithm for Image Denoising. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05. IEEE; 2005:60–65.
- Manjon JV, Coupe P, Buades A, et al. New methods for MRI denoising based on sparseness and self-similarity. *Med Image Anal.* 2012;16:18-27. https://doi.org/ 10.1016/j.media.2011.04.003.
- Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries. *IEEE Trans Image Process*. 2006;15:3736–3745. https://doi. org/10.1109/tip.2006.881969.
- Leal N, Zurek E, Leal E. Non-local SVD denoising of MRI based on sparse representations. Sensors. 2020;20:1–26. https://doi.org/10.3390/s20051536.
- 13. iQMR. https://medicvision.com/en/iqmr. Accessed 8 November 2021.
- Johnson JO, Robins JM. CT imaging: radiation risk reduction-real-life experience in a metropolitan outpatient imaging network. J Am Coll Radiol. 2012;9:808-813. https://doi.org/10.1016/j.jacr.2012.06.026.
- Padole A, Singh S, Ackman JB, et al. Submillisievert chest CT with filtered back projection and iterative reconstruction techniques. AJR Am J Roentgenol. 2014;203:772–781. https://doi.org/10.2214/AJR.13.12312.
- MEDIC VISON. https://medicvision.com/en/mri-scan-time-reduction-asnr-2019presentation. Accessed 8 November 2021.
- Takao H, Abe O, Ohtomo K. Computational analysis of cerebral cortex. Neuroradiology. 2010;52:691–698. https://doi.org/10.1007/s00234-010-0715-4.
- Takao H, Abe O, Hayashi N, et al. Effects of gradient non-linearity correction and intensity non-uniformity correction in longitudinal studies using structural image evaluation using normalization of atrophy (SIENA). J Magn Reson Imaging. 2010;32:489-492. https://doi.org/10.1002/jmri.22237.
- Reuter M, Schmansky NJ, Rosas HD, Fischl B. Within-subject template estimation for unbiased longitudinal image analysis. *Neuroimage*. 2012;61:1402–1418. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2012.02.084.
- Shrout PE, Fleiss JL. Intraclass correlations: uses in assessing rater reliability. Psychol Bull. 1979;86:420–428. https://doi.org/10.1037/0033-2909.86.2.420.
- McGraw KO, Wong SP. Forming inferences about some intraclass correlation coefficients. *Psychol Methods.* 1996;1:30–46. https://doi.org/10.1037/1082-989X.1.1.30.
- Fan L, Zhang F, Fan H, Zhang C. Brief review of image denoising techniques. Vis Comput Ind Biomed. 2019. https://doi.org/10.1186/s42492-019-0016-7. art 2:7.
- Mills KL, Tamnes CK. Methods and considerations for longitudinal structural brain imaging analysis across development. *Dev Cogn Neurosci*. 2014;9:172–190. https:// doi.org/10.1016/j.dcn.2014.04.004.
- McEvoy LK, Fennema-Notestine C, Roddey JC, et al. Alzheimer disease: quantitative structural neuroimaging for detection and prediction of clinical and structural changes in mild cognitive impairment. *Radiology*. 2009;251:195–205. https://doi. org/10.1148/radiol.2511080924.
- Lerch JP, Evans AC. Cortical thickness analysis examined through power analysis and a population simulation. *Neuroimage*. 2005;24:163-173. https://doi.org/ 10.1016/j.neuroimage.2004.07.045.
- Han X, Jovicich J, Salat D, et al. Reliability of MRI-derived measurements of human cerebral cortical thickness : the effects of field strength, scanner upgrade and manufacturer. *Neuroimage*. 2006;32:180–194. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.02.051.
- Liem F, Merillat S, Bezzola L, et al. NeuroImage Reliability and statistical power analysis of cortical and subcortical FreeSurfer metrics in a large sample of healthy elderly. Neuroimage. 2015;108:95–109. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2014.12.035.