基于仿真脑磁共振数据的信噪比在医学影像质量 量化上的一致性研究

代广喆^{1,2} 王朝阳^{1,2} 陈 倩^{1,3} 余绍德^{1,4} 谢耀钦¹

¹(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055) ²(东北大学中荷生物医学与信息工程学院 沈阳 110819) ³(深圳大学数学与统计学院 深圳 518060) ⁴(中国科学院大学深圳先进技术学院 深圳 518055)

摘 要 医学成像过程复杂,且影响成像质量的因素非常多,导致医学影像质量的量化一直非常具有挑战性。信噪比是一种被广泛采用的医学影像质量量化方法,被定义为感兴趣区域的信号均值与背景噪声的标准差的商。它的计算和执行勾画的操作者及勾画的区域密切相关,因此有必要对其一致性进行系统的研究。文章共计使用了 324 例仿真的磁共振脑影像,分为正常脑和多发性硬化病变两类影像;并将脑脊液区域和白质区域作为感兴趣区域;最后采用 Wilcoxon 秩和检验来检验操作者间的差异性,并用 Pearson 相关系数和 Spearman 秩相关系数来验证感兴趣区域间的一致性。实验结果发现,对相同模态的相同组织区域,不同观察者间的信噪比值没有显著性差异(Wilcoxon 秩和检验, *P*>0.70);对相同模态的相同观察者,Pearson 相关系数 *r_p*>0.71(*P*<10⁻⁵),而 Spearman 秩相关系数 *r_s*>0.97(*P*<10⁻³),即信噪比对磁共振影像质量的评价不受操作者以及感兴趣组织的选择而出现差异。进一步的临床数据验证有利于挖掘信噪比在临床应用中的使用条件和潜在局限。

关键词 医学影像质量评价; 信噪比; 磁共振成像; 一致性 中图分类号 TG 156 文献标志码 A

A Consistency Evaluation of Signal-to-Noise Ratio in Medical Image Quality Assessment: A Simulation Study on Human Brain Magnetic Resonance Images

DAI Guangzhe^{1,2} WANG Zhaoyang^{1,2} CHEN Qian^{1,3} YU Shaode^{1,4} XIE Yaoqin¹

¹(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

²(Sino-Dutch Biomedical and Information Engineering School, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

³(College of Mathematics and Statistics, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

⁴(Shenzhen College of Advanced Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

收稿日期: 2016-10-02 修回日期: 2016-11-16

基金项目:广东省创新研究团队项目(2011S013);国家重点研发计划(2016YFC0105102);深圳市技术攻关项目(JSGG20160229203812944) 作者简介:代广喆,本科生,研究方向为生物医学工程、医学影像;王朝阳,本科生,研究方向为模式识别、计算机辅助诊断和影像组学;陈 倩,硕士生,研究方向为数理统计;余绍德,博士生,助理研究员,研究方向为医学影像处理和模式识别;谢耀钦(通讯作者),研究员,博士 生导师,研究方向为图像引导放射治疗和医学物理,E-mail: yq.xie@siat.ac.cn。

Abstract Medical imaging is a complicated procedure and acquired images are with intrinsic characteristics. As a tool to quantify the image quality, signal-to-noise ratio (SNR) is widely accepted by physicians in clinical situations. It is defined as the quotient of the mean signal intensity in a tissue region of interest and the standard deviation of the signal intensity in a region outside the anatomy of the object imaged. However, insufficient knowledge on its consistency with respect to different observers and tissue regions is known. In this paper, the consistency is studied with 324 simulated MR images of human brain. The consistency of SNR is validated between two observers and between tissues of white matter and cerebral spinal fluid. For the same type of tissues in each modality, Wilcoxon rank sum test suggests no significant difference between two observers (P > 0.70). For the same modality and observer, SNR between tissues correlates well (Pearson correlation coefficient $r_p > 0.71 (P < 10^{-5})$, and Spearman's rank correlation coefficient $r_s > 0.97 (P < 10^{-3})$. This study indicates that SNR is consistent and robust regarding to different observers and tissues in objective quality assessment of magnetic resonance images. Further research will be carried on clinical images for objective assessment.

Keywords medical image quality assessment; signal-to-noise ratio; magnetic resonance imaging; consistency

1 引 言

医学影像质量在疾病筛查、异常检测、疾病 诊断、治疗计划和预后监测等方面都有很重要的 作用。越来越多的影像模态被用于临床方面^[1], 如超声、X射线、计算机断层成像(CT)、磁共 振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)和正 电子发射断层成像,并且还有大量的先进影像设 备在临床试验和发展中^[2-6]。医院每天都要对大 量的病人进行扫描,随之需要收集和分析数以万 计的医学影像。这些影像给临床提供了最直接的 信息,因此客观医学影像质量评价与影像的可读 性、可分析性和可解释性都起着至关重要的作用。

医学影像质量评价是一个很具有挑战的话题^[7]。最直接的评价方法源自于成像设备操作者的主观评价:找出将要被扫描部位和成像切面,然后用预定义的扫描参数对目标进行成像。主观医学影像质量评价费时费力,容易带有主观偏见,且获取的影像不一定适合临床诊断需求。另一方面,客观医学影像质量评价指标很少。客观影像质量度量方法主要分为有参考和无参考两类

方法^[8-13]。其中,有参考方法是指有高质量的影 像作为对照,用算法来分析当前影像的质量。如 在术前,病人常会被要求采集高质量的 CT 影像 来设计治疗计划,但是在术中由于时间紧迫,采 集的影像质量较差。另外,在影像去噪或去伪影 的算法设计中,作者都会采集高质量影像来对照 分析算法所取得的效果。常用的方法包括均方根 误差、峰值信噪比和 Shannon 信息量等^[11-14]。由 于成像模态的特异性以及成像内容的差异性,无 参考影像质量度量方法则更具有实际应用价值。 Woodard 与 Carley-Spencer^[15]提出分析两种方差 来研究 MRI 影像的质量:一种是基于自然场景 统计,另一种是用于衡量影像压缩造成的信息失 真。通过仿真实验,他们发现用小波系数进行 的自然场景统计方法具有最好的影像质量度量精 度。Mortamet 等^[16]通过探讨背景区域信息来对 三维 MRI 影像进行建模。占据 40% 空间的背景 区域能够用来检测不完全激活、模糊和伪影导致 的影像质量下降。Nakhaie 与 Shokouhi^[17]基于扩 展频谱和小波变换提出一种数字水印方法来度量 医学影像质量。通过仿真实验,与均方根方差和 峰值信噪比对比发现,该方法能反映影像失真的 强度。Kalayeh 等^[18]提出两个基于 Baysian 回归 的数值观察模型。两个模型都尝试对心脏扩散缺 陷检测中人的观察行为,并通过仿真模型进行了 详细的对比研究。Joyita 等^[19]通过计算影像的分 辨率和协方差,并用定量统计方法来度量医学影 像质量,最后基于定点分析和迭代分析方法来给 出量化值。Eck 等^[20]提出可检测的概念,因为影 像质量度量的终极目的在于能够检测到可疑的病 变区域。该模型考虑了成像剂量、影像分辨率、 对比度和重建算法四个因素,并能够判定重建算 法的优劣。Racine 等^[21]也进行了类似的研究并发 现提出的模型跟观察者具有很好的一致性。

在临床上, 信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR) 是一个用于医学影像质量量化的主要指标^[22-24]。 它常用于成像设备的质量保证和临床影像质量度 量,但是跨模态的 SNR 比较还是非常困难^[25]。 一方面, SNR 的计算取决于勾画的组织区域和空 气区域。由于特定的目的, 勾画的组织区域有所 不同,即使是基于相同研究目的,不同观察者或 同一观察者先后勾画的内容也是不尽相同的。另 一方面,对于不同影像模态,很多因素会直接关 系到成像的质量。以 MRI 为例,这些影响因素 包括但不仅限于设备生产商、磁场强度、脉冲序 列、视野大小、层面厚度和重建方法等^[26],尤其 是医学影像质量由于系统噪声和呼吸作用不可避 免地存在噪声和伪影。总体来说, 医学影像质量 度量的最大挑战源于不同的成像内容以及不同影 像模态各自具有的成像特点。

信噪比被广泛应用,但却很少有研究来探讨 不同观察者和不同组织勾画间的一致性问题。本 文基于单一模态的相同脑影像,累计收集了 324 张脑仿真 MRI 影像(PD,T1 和 T2 加权),并由 两名观察者独立勾画脑脊液和脑白质组织,最后 采用统计分析方法来评估 SNR 结果在观察者间 和组织间的一致性。

2 方 法

2.1 仿真数据

脑仿真 MRI 影像来源于 BrainWeb(http:// brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/)^[27]。本研究 选取了正常的以及多发性硬化病变两类脑影像进 行处理分析。在接下来的实验和分析中,用 S1 表示正常影像,S2 表示多发性硬化病变影像。 这些影像分为 3 种不同模态(T1 加权像、T2 加 权像和 PD 加权像)。各种模态的影像有 3 种不 同的层面厚度(1 mm、3 mm 和 5 mm),每个层 面厚度的影像分别添加了 0、1%、3%、5%、 7% 和 9% 的高斯白噪声。最后,不同噪声的影 像分别被 3 种灰度不均匀场所扭曲(0、20% 和 40%)。总共 324 张影像,仿真影像数据描述如 表1所示。

表1 仿真 MR 脑影像数据

Table 1 Simulated	human	brain	MR	images
-------------------	-------	-------	----	--------

实验指标	参数
成像模态	PD, T1, T2
物理分辨率(mm)	1, 3, 5
噪声级别(%)	0, 1, 3, 5, 7, 9
灰度不均匀性级别(%)	0, 20, 40

PD: proton density, 质子密度

2.2 信噪比定义

两名观察者分别独立地勾画出脑影像中的脑脊液(Cerebral Spinal Fluid, CSF)区域和脑白质(White Matter, WM)区域以及两个空气区域(AIR)。将组织区域的均值和空气区域的标准差分别求出并将其比值作为评价影像质量的一个指标,定义为 SNR,可表达为:

$$SNR_{roi} = \frac{\mu_{roi}}{\sigma_{air}}$$
 (1)

其中, SNR_{roi} 是指勾画出感兴趣区域 (Region of Interest, ROI)的信噪比; μ_{roi} 是感兴趣区域的均值; σ_{air} 是空气区域的标准差。

为了证明随着各观察者勾画区域的不同,

以及各组织间存在对比度的差异,该指标在影像 质量评价方面都具有一致性,我们应用皮尔逊 相关系数 (Pearson Correlation Coefficient, r_p), 斯皮尔曼相关系数 (Spearman's Rank Correlation Coefficient, r_s) 以及 Wilcoxon 秩和检验等方法对 SNR 数据进行统计分析。

2.2.1 影像预处理

首先,将 MRI 体数据的最中间横断面作为 研究对象。然后采用公式(2)对影像的灰度值进 行归一化处理,标准化后的纹理特征值都分布在 0~255。最后,通过交互的方式来勾画两个感兴 趣区域(CSF 和 WM)以及两个空气区域^[28]。

$$I' = 255 \times \frac{I - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}}$$
(2)

其中, I 为预处理前的影像; I' 为转换后的影像; I_{\min} 和 I_{\max} 分别为 I 的最小值和最大值。

图 1 展示了 3 张来自 S1 数据集的影像。其 中 WM、CSF 和两个空气区域分别为红色、蓝色 和黄色圈内的区域。在图 1 中,红色星形点为医 生定义的原始点,彩色线为 Hermit 曲线拟合结 果。首先,观察者确定同质的 WM 和 CSF 感兴 趣区域,然后是两个空气区域(AIR₁ 和 AIR₂), 最后通过公式(1)计算出 *SNR_{wm}* 和 *SNR_{csf}*, 另外 统计了勾画的感兴趣区域的体素点个数。







(0)

Fig. 1 Three examples of simulated MRI from S1 2.2.2 皮尔逊相关系数

图 1 仿真 MRI 数据(S1)

皮尔逊相关系数是一种评价两个变量间相 关程度的方法,用 *r_p* 表示(式 3)。其中 cov(*x*,*y*) 为向量 *x* 和 *y* 将的协方差; *σ* 为标准差。*r_p* 取值 介于-1和1之间。其中,1表示变量完全正相关,0表示无关,-1表示完全负相关。

$$r_p = \frac{\operatorname{cov}(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \tag{3}$$

2.2.3 斯皮尔曼相关系数

斯皮尔曼秩相关系数反映的是两组变量之间 联系的密切程度,取值在-1到+1之间。它建 立在等级的基础上计算,用 r_s表示。计算公式如 下所示:

$$r_{s} = 1 - \frac{6\sum d_{i}^{2}}{n(n^{2} - 1)}$$
(4)

其中, *d_i* 为向量 *x* 和 *y* 中第 *i* 个分量间的差值; *n* 为向量的维度。

2.2.4 Wilcoxon 秩和检验

Wilcoxon 秩和检验用来决定两个独立样本是 否来自相同的或相等的总体,是基于样本数据秩 和的假设检验方法。该方法是先将两样本看成是 单一样本,然后由小到大排列统一编秩。如果原 假设两个独立样本来自相同的总体为真,那么 秩将大约均匀分布在两个样本中,反之则分布 不均匀。

3 结 果

3.1 勾画区域内体素点统计

两名观察者分别勾画的组织和空气区域的像 素数量总体分布如图 2 所示。其中第一行和第二 行分别来自不同的观察者。图 2 表明两名观察者 所勾画的组织和空气区域的像素点数量分布大体 一致,并且勾画出的像素点数量足够大,具有统 计学意义,从而保证随机误差较小。

3.2 观察者间的差异性分析

表 2 是将两名观察者所勾画的相同区域所得 到的 SNR 结果进行 Wilcoxon 秩和检验,以检验不 同观察者的实验结果之间的显著性差异。由表 2 可 知,实验所得 P 值均大于 0.70,即在 0.05 显著性



图 2 影像勾画区域内的体素点统计

Fig. 2 Distribution of voxel numbers in delineated regions by different observers

表 2 观察者间的差异性分析

 Table 2
 Inter-observer difference analysis using Wilcoxon

 rank sum test

影像种类	+# -+-	Р	<i>P</i> 值		
	快心	脑白质	脑脊液		
S1	PD	0.9828	0.7055		
	T1	0.9828	0.9828		
	T2	0.9828	0.8562		
S2	PD	0.9975	0.8755		
	T1	0.7239	0.9779		
	T2	0.7424	0.9339		

水平下两名观察者的实验结果没有显著性差异。

3.3 组织间的相关性分析

表 3 是将两名观察者勾画的不同组织区域 所得到的信噪比结果进行 Pearson 相关系数和 Spearman 秩相关系数检验得到的统计结果。每 个观察者的最小 *r_p* 和最小 *r_s* 用加粗显示,且相 关性检验方法的 *P* 值均小于 10⁻³。由表 3 可知, 在 0.05 显著性水平下,这两个相关系数非常稳 定,且都体现了较强的相关性,表明脑不同组织 区域在评价医学影像质量问题上具有一致性。

表 3 组织间的相关性分析

Table 3 Inter-tissue difference analysis

影像种类 模	描大	观察	观察者 A		观察者 B	
		r_p	Γ_{S}	r_p	r_s	
	PD	0.788	0.980	0.890	0.970	
S 1	T1	0.871	0.974	0.937	0.983	
	T2	0.816	0.977	0.717	0.982	
	PD	0.861	0.974	0.879	0.981	
S2	T1	0.853	0.977	0.866	0.988	
	T2	0.888	0.985	0.996	0.981	

4 讨 论

基于包括正常的和多发性硬化病变的 324 例 仿真脑 MRI 数据,本文验证了 SNR 在医学影像 质量评价上具有一致性,即不同观察者间和不同 组织间的无差异性,实验结果非常理想。仿真实 验考虑了两种大脑状况、三种成像模态、三种物 理分辨率、六种噪声级别以及三种不同的灰度不 均匀性。值得注意的是,磁共振成像是一个复杂 的过程。除以上可仿真的情况外,它还包括更多 的磁共振成像模态、器官或组织的运动、各种伪 影以及更复杂的噪声组合等。减少数据成像中的 不确定性是医学成像中的关键问题,可以从快速 成像技术和控制呼吸门限方法来逐步解决^[29,30]。 本文为真实临床数据的 SNR 一致性研究做好了 铺垫,在医学影像质量评价的临床应用上具有重 要的意义。

从组织间 SNR 结果的相关性分析中发现, 皮尔逊相关系数在不同模态上具有一定差距,但 都具有强相关性(*r*_p>0.71),而斯皮尔曼相关系 数具有更强的线性相关(*r*_s>0.97)。皮尔逊系数 描述的是 SNR 数据的线性相关,受各个观察值 的影响,而观察值来源于感兴趣区域的勾画。另 外,不同加权像的相关系数之间的差异是由不同 加权像反应组织的不同特性导致,且与组织勾画 的难易程度、观察者的临床经验均有一定关系。 相对地,斯皮尔曼相关系数讨论对应 SNR 值的 排序情况,其线性相关说明即使 SNR 观察值间存 在一定差异,但其表征的等级差异性非常小。

本文研究的 SNR 属于局部或者特定组织的 视觉质量度量,而整体影像质量度量可以定义为 影像内所有组织区域的均值与背景噪声的比值。 Welvaert 和 Rosseel^[25]探讨了 SNR 在功能 MRI 上 的定义并系统比较了六种医学影像度量方法,认 为 SNR 还不足以区分被激活和静息态的局部脑 区域。更加有潜力的磁共振影像质量度量方法来 自于利用香农理论来表征影像的信息并用影像的 空间谱功率密度来建模^[11]、影像空气区域信息分 析^[16]以及病变区域可检测性的量化^[20]。需要指 出的是,SNR 的自动计算方法以及借助于体模实 现磁共振影像的质量度量等^[16,22,23,31-34],能够对成 像设备的运行状况进行量化和修正,具有实际应 用意义。

医学影像质量度量关系到很多影像采集技术、影像重建算法以及后处理算法的设计,医生也愿意选择高质量的影像来进行临床诊断等工作。但是,由于人眼视觉与计算机视觉的差异,高的医学影像质量并不直接意味着更高的诊断精度。临床上,一些疾病,如脑癌需要综合更加全面的信息。这些信息相辅相成,体现了同一疾病的不同表征。一些研究尝试着将二者进行关联^[26],或者采用可疑区域的可检测性来衡量影像的质量^[20]。这些尝试将使影像质量和诊断精度相关联的研究具有非常重要的意义。

对医学影像的质量进行客观的评价是一个很 重要也很有挑战的研究^[7,35]。它在一定程度上弥 补了主观质量评价的不足,但客观质量评价与主 观质量评价的精准度差异是客观存在的。我们的 建议包括以下几个方面。首先,由底到上的算法 设计,即先考虑单模态影像后考虑该算法的泛化 能力,这是由于不同模态的影像具有各自的特 性。若设计或使用无参考的影像质量度量方法, 我们需要充分考虑医学影像的特异性、影像内容 以及伪影等情况。其次,由仿真数据到真实医学 数据进行研究。本文是仿真数据的一次探讨,而 Chow 等^[36]已经开始尝试这方面的研究。最后, 无参考的影像质量度量方法更具有应用意义, 尤其是在临床上,这是因为临床无法提供可供 参考的金标准影像。另外,影像质量的度量并 不是临床的最终目标。我们期望这种度量不仅 能够体现影像的质量,还有对临床诊断精度的 影响。

5 结 论

本文验证了 SNR 在仿真磁共振影像质量评 价上的一致性。结果显示,这种一致性为真实临 床数据的 SNR 一致性研究做好了铺垫,而系统 进行临床 SNR 数据的分析将有利于验证和挖掘 SNR 在临床应用中的使用条件和潜在局限。另 外,设计客观的医学影像质量度量方法是一个有 意义的研究方向。

参考文献

- Krupinski EA, Jiang Y. Anniversary paper: evaluation of medical imaging systems [J]. Medical Physics, 2008, 35(2): 645-659.
- [2] Sandhu GY, Li C, Roy O, et al. Frequency domain ultrasound waveform tomography: breast imaging using a ring transducer [J]. Physics in Medicine and Biology, 2015, 60(14): 5381-5398.
- [3] Ahmad M, Bazalova-Carter M, Fahrig R, et al. Optimized detector angular configuration increases the sensitivity of X-ray fluorescence computed tomography (XFCT) [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2015, 34(5): 1140-1147.
- [4] Zhang ZC, Yu SD, Liang XK, et al. A novel design of ultrafast micro-CT system based on carbon nanotube: a feasibility study in phantom [J]. Physica Medica, 2016, 32(10): 1302-1307.
- [5] 李成, 邝忠华, 都军伟, 等. 高分辨率高效率三维 正电子发射断层扫描成像探测器研发 [J]. 集成技 术, 2016, 5(4): 1-13.
- [6] 朱霞丽, 向馗, 李炳南. 瞬态磁共振弹性成像的仿 真与算法研究 [J]. 集成技术, 2016, 5(6): 24-35.
- [7] Chow LS, Paramesran R. Review of medical image quality assessment [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2016, 27: 145-154.
- [8] Gu K, Li L, Lu H, et al. A fast computational metric for perceptual image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017.
- [9] Chen LM, Jiang F, Zhang HF, et al. Edge preservation ratio for image sharpness assessment

[C] // 2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), 2016: 1377-1381.

- [10] Li LD, Cai H, Zhang YB, et al. Sparse representation-based image quality index with adaptive sub-dictionaries [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(8): 3775-3786.
- [11] Fuderer M. The information content of MR images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1988, 7(4): 368-380.
- [12] Shiao YH, Chen TJ, Chuang KS, et al. Quality of compressed medical images [J]. Journal of Digital Imaging, 2007, 20(2): 149-159.
- [13] Geissler A, Gartus A, Foki T, et al. Contrast-tonoise ratio (CNR) as a quality parameter in Fmri
 [J]. Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2007, 25(6): 1263-1270.
- [14] 梁晓坤, 牛田野, 周勤煊, 等. 直线加速器机载锥 形束 CT 图像散射的修正方法 [J]. 中国医学影像 技术, 2016, 32(4): 619-622.
- [15] Woodard JP, Carley-Spencer MP. No-reference image quality metrics for structural MRI [J]. Neuroinformatics, 2006, 4(3): 243-262.
- [16] Mortamet B, Bernstein MA, Jack CR, et al. Automatic quality assessment in structural brain magnetic resonance imaging [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2009, 62(2): 365-372.
- [17] Nakhaie AA, Shokouhi SB. No reference medical image quality measurement based on spread spectrum and discrete wavelet transform using ROI processing [C] // 2011 24th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 2011: 000121-000125.
- [18] Kalayeh MM, Marin T, Brankov JG. Generalization evaluation of machine learning numerical observers for image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2013, 60(3): 1609-1618.
- [19] Joyita D, Ahn S, Li QZ. Quantitative statistical methods for image quality assessment [J]. Theranostics, 2013, 3(10): 741-756.
- [20] Eck BL, Fahmi R, Brown KM, et al. Computational and human observer image quality evaluation of low dose, knowledge-based CT iterative

reconstruction [J]. Medical Physics, 2015, 42(10): 6098-6111.

- [21] Racine D, Ba AH, Ott JG, et al. Objective assessment of low contrast detectability in computed tomography with channelized hotelling observer [J]. Physica Medica, 2016, 32(1): 76-83.
- [22] Henkelman RM. Measurement of signal intensities in the presence of noise in MR images [J]. Medical Physics, 1985, 12(2): 232-233.
- [23] Kaufman L, Kramer DM, Crooks LE, et al. Measuring signal-to-noise ratios in MR imaging [J]. Radiology, 1989, 173(1): 265-267.
- [24] Cao Z, Park J, Cho ZH, et al. Numerical evaluation of image homogeneity, signal-to-noise ratio, and specific absorption rate for human brain imaging at 1.5, 3, 7, 10.5, and 14T in an 8-channel transmit/ receive array [J]. Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2015, 41(5): 1432-1439.
- [25] Welvaert M, Rosseel Y. On the definition of signalto-noise ratio and contrast-to-noise ratio for fMRI data [J]. PloS One, 2013, 8(11): e77089.
- [26] Cosman PC, Gray RM, Olshen RA. Evaluating quality of compressed medical images: SNR, subjective rating, and diagnostic accuracy [J]. Proceedings of the IEEE, 1994, 82(6): 919-932.
- [27] Collins DL, Zijdenbos AP, Kollokian V, et al. Design and construction of a realistic digital brain phantom [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17(3): 463-468.
- [28] Zhou W, Xie Y. Interactive contour delineation and refinement in treatment planning of image-guided radiation therapy [J]. Journal of Applied Clinical Medical Physics, 2014, 15(1): 4499.
- [29] Peng X, Ying L, Liu Q, et al. Incorporating

reference in parallel imaging and compressed sensing [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2015, 73(4): 1490-1504.

- [30] Varian DB. Control of respiratory motion by hypnosis intervention during radiotherapy of lung cancer I [J]. International Journal of Radiation Oncology Biology Physics, 2013, 87(2): 574934.
- [31] Firbank MJ, Harrison RM, Williams ED, et al. Quality assurance for MRI: practical experience [J]. The British Journal of Radiology, 2000, 73(868): 376-383.
- [32] Peltonen JI, Mäkelä T, Sofiev A, et al. An automatic image processing workflow for daily magnetic resonance imaging quality assurance [J]. Journal of Digital Imaging, 2016: 1-9.
- [33] Firbank MJ, Coulthard A, Harrison RM, et al. A comparison of two methods for measuring the signal to noise ratio on MR images [J]. Physics in Medicine and Biology, 1999, 44(12): N261-N264.
- [34] Jenkins CH, Naczynski DJ, Yu SJS, et al. Automating quality assurance of digital linear accelerators using a radioluminescent phosphor coated phantom and optical imaging [J]. Physics in Medicine and Biology, 2016, 61(17): L29-L37.
- [35] Cavaro-Ménard C, Zhang L, Callet PL. Diagnostic quality assessment of medical images: challenges and trends [C] // 2010 2nd European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP), 2010: 277-284.
- [36] Chow LS, Rajagopal H, Paramesran R, et al. Correlation between subjective and objective assessment of magnetic resonance (MR) images [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2016, 34(6): 820-831.