

基于压缩感知的心脏磁共振快速成像的应用现状与发展趋势

衡 阳¹ 陈 峰² 徐剑峰³ 汤 敏^{1,4,5}

(南通大学电子信息学院 江苏 南通 226007)¹ (南通大学电气工程学院 江苏 南通 226007)²

(南通大学附属医院医学影像科 江苏 南通 226007)³ (通科微电子学院 江苏 南通 226007)⁴

(南通大学-南通智能信息技术联合研究中心 江苏 南通 226007)⁵

摘 要 为了改善心脏磁共振成像(Cardiac Magnetic Resonance,CMR)在实际应用中成像时间长且存在运动伪影等不足,将压缩感知理论(Compressed Sensing,CS)引入其中,充分利用 K 空间信息冗余的特性,实现由部分 K 空间数据重构心脏组织影像,在减少伪影、保证精度的同时加快成像速度。结合近 3 年的国内外文献,首先对 CMR 现状、常用序列和技术以及采样模式、压缩感知理论框架分别进行阐述;其次对 CMR 的最新成果及应用现状进行综述和概括;然后介绍压缩感知图像重构的相关定量评价指标,给出作者在 CS-CMR 图像重构方面的研究进展;最后总结当前研究中的不足,并展望未来的发展方向。

关键词 心脏磁共振成像,压缩感知,快速成像

中图分类号 TP391,TN919.81 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.01.006

Application Status and Development Trends of Cardiac Magnetic Resonance Fast Imaging Based on Compressed Sensing Theory

HENG Yang¹ CHEN Feng² XU Jian-feng³ TANG Min^{1,4,5}

(School of Electronics and Information Engineering,Nantong University,Nantong,Jiangsu 226007,China)¹

(School of Electrical Engineering,Nantong University,Nantong,Jiangsu 226007,China)²

(Department of Medical Imaging,Affiliated Hospital of Nantong University,Nantong,Jiangsu 226007,China)³

(Tongke School of Microelectronics,Nantong,Jiangsu 226007,China)⁴

(Nantong University-Nantong Joint Research Center for Intelligent Information Technology,Nantong,Jiangsu 226007,China)⁵

Abstract Cardiac Magnetic Resonance (CMR) has several shortcomings in practical application,such as slow imaging speed and inevitable artifacts.Compressed Sensing (CS) is applied to CMR to make full use of the redundancy of K space information,and the images are reconstructed from partial K space data to reduce artifacts and ensure image accuracy.This paper summarized a review according to the domestic and foreign literatures published in recent three years.Firstly,this paper described the current situation of CMR,the commonly used sequences,sampling mask and the compressed sensing theory,respectively.Then,it provided the latest fruits and applications of CMR with an introduction to objective quantitative indices and research progress of the authors in the CS-CMR field.Finally,it concluded the shortcomings of current researches and analyzed the further research trends.

Keywords Cardiac magnetic resonance,Compressed sensing,Fast imaging techniques

1 引言

磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging,MRI)是一种革命性的医学诊断工具,利用磁共振的物理原理,根据所释放的能量在物质内部不同结构环境中衰减的不同,通过外加梯度磁场来检测所发射出的信息,并据此绘制物体内部的结构图像。心脏磁共振成像在心脏成像领域已经成为一种非常全

面的技术,可以无创地一站式评价心脏的形态学特征、心血管功能、心肌灌注以及心肌病变等组织特性,具有较高的可重复性。相较于一般的 MRI 技术,CMR 具有以下特性:1)不仅要考虑呼吸运动伪影,还要考虑心脏搏动导致的运动伪影;2)由于心脏固有轴与人体轴线互相倾斜,无法使用标准扫描层面(矢状位、冠状位及横轴位),因此必须选取适当的扫描层面来获得心脏的固有的长、短轴位像;3)CMR 不仅限于单纯

到稿日期:2018-03-09 返修日期:2018-06-08 本文受国家自然科学基金项目(81371663),江苏省自然科学基金项目(BK20151273),江苏高校品牌专业建设工程资助项目(PPZY2015B135)资助。

衡 阳(1993-),男,硕士生,主要研究方向为医学图像处理;陈 峰(1977-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为机器人及智能信息处理;徐剑峰(1970-),女,硕士,副教授,主要研究方向为 MRI 疾病诊断;汤 敏(1977-),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为医学图像处理,E-mail:tangmnt@163.com(通信作者)。

地显示心脏的解剖结构,其重点在于心脏功能的研究;4)常规 MRI 致力于提高空间分辨率,而 CMR 则需要平衡空间分辨率和时间分辨率的关系,以获得最佳的动态图像效果。由此可见,CMR 成像内容更加丰富而且复杂,更具挑战性。

对于数字图像和视频的获取,依照奈奎斯特采样定理易导致海量采样数据,从而增加存储和传输的代价^[1]。另外,在信号采样过程中会产生大量的冗余数据,造成资源浪费,同时也会限制数据在特殊环境中使用^[2]。由于受到传统的奈奎斯特采样定理以及磁共振数据编码物理机制等因素的限制,传统 MRI 最明显的缺点在于其成像速度缓慢。MRI 扫描仪器采集的并非是原始图像像素,而是由全局傅里叶变换得到的频域图像,每一个频域像素都是时域像素的线性组合,即频域图像包含原始图像的所有信息^[3-4],因此 MRI 数据的冗余性更加明显,最理想的方法是从欠采样数据中精确重构原始图像。Donoho^[5]于 2006 年在相关研究的基础上正式提出压缩感知理论,其核心思想是利用信号在某变换域的稀疏性,同时进行压缩与采样,首先采集信号的非自适应线性投影(测量值),然后根据少量测量值利用重构算法重构原始信号。Lustig 等^[6]最早将压缩感知理论应用于 MRI 成像(CS-MRI),并提出 Sparse MRI 相关算法,通过 K 空间部分数据成功重构出原始图像,显著加快了成像速度。在传统 CMR 中,为获得高信噪比的心脏影像,必须增加扫描层的厚度(8~10 mm),从而降低图像的空间分辨率。另外,为捕捉不受心脏搏动影响的影像,需要在几十毫秒内获取一幅图像,这意味着需要极大地缩短扫描时间,从而导致仅能获取很少的扫描数据,使得图像中存在较多伪影。将压缩感知应用于 CMR 是指利用心脏图像在某个变换域具有的稀疏性的先验知识,采用伪随机投影获得少量观测值,通过相关重构算法从高度欠采样的数据中重构出时空分辨率都较高的心脏影像,从而有效减少伪影,在增加临床吞吐量的同时提高诊断的准确率。

本文对压缩感知理论在心脏磁共振快速成像方面的应用现状与发展趋势进行综述。第 2 节依次介绍 MRI 常用序列、相关技术和采样模式;第 3 节系统阐述压缩感知理论;第 4 节围绕 CS-CMR 成像的应用现状,分别从 CS 重构算法改进、结合低秩特性以及深度学习这 3 个方面进行综述和总结;第 5 节介绍压缩感知快速成像的质量评价指标;第 6 节介绍作者在 CS-CMR 领域的研究进展和研究成果;最后总结当前研究的不足,并对未来的发展趋势进行展望。

2 MRI 序列、常用技术及采样模式

2.1 MRI 序列

按照采集信号的类型,MRI 脉冲序列可分为如下几类。

(1)自旋回波类序列(Spin Echo, SE):指采集到的 MRI 信号是利用 180°复相脉冲产生的自旋回波,包括常规的自旋回波序列、快速自旋回波序列(Fast Spin Echo, FSE)、单次激发快速自旋回波(Single Shot Fast Spin Echo, SSFSE)等。该类序列结构简单,易于理解,图像质量较好。

(2)梯度回波类序列(Gradient Recalled Echo, GRE):指采集到的 MRI 信号是利用梯度场切换产生的梯度回波,包括常规梯度回波序列、扰相梯度回波序列(Spoiled Gradient Re-

called Echo, SPGRE)、稳态进动快速成像序列(Fast Imaging with Stead-state Precession, FISP)等。

(3)杂合序列(Hybrid Sequence):指采集到的 MRI 信号有两种以上的回波。

上述各类序列各具特点,如自旋回波序列通过使用不同的回波时间能显示特殊的组织特性^[7],从而区分脂肪和正常心肌组织。另外,随着半傅里叶采集单次激发的快速自旋回波序列(Half-Fourier Acquisition Single Shot Turbo Spin Echo, HASTE)等快速成像技术的发展,CMR 能够获得一系列的图像,并通过三维重构对心脏、大血管等解剖细节进行分析。

2.2 CMR 常用技术

相对于普通 MRI 静态成像,心脏电影成像(Cine Cardiac Magnetic Resonance, CCMR)能获得单个层面心动周期内不同时间的一系列图像。电影成像一般只能由梯度回波序列来完成,可评价心脏收缩功能、心肌质量、心室腔容积、血流情况等心功能指标,对于心脏疾病的诊断、方案的选择、效果的评价以及后续监测均具有重要的临床意义。

心肌灌注成像(Myocardial Perfusion Imaging, MPI)主要采用对比剂首次通过法,采用时间分辨率足够高的快速 MRI 成像序列对心肌进行连续多时相扫描,通过检测带有对比剂的血液首次流经心肌时引起心肌信号强度随时间的变化来反映组织的血流动力学信息,需要操作者权衡图像的空间分辨率和时间分辨率^[8]。心肌灌注成像主要用于评价心肌的血流供应,对缺血性心脏病的诊断十分重要^[9]。

脂肪抑制(Fat Suppression, FS)技术最常用的是频率选择饱和法,即利用水与脂肪化学位移效应所导致的二者进动频率的差别来成像^[10]。该项技术有利于区别心包周围的脂肪和肿瘤,更加清晰地显示被脂肪组织包裹的结构,如冠状动脉。

钆对比剂延迟增强成像(Delayed Gadolinium Enhancement, DGE)通常是从静脉注入钆对比剂后延迟一定时间,用反转恢复序列获得 T1 加权图像。对于急性和陈旧性心肌梗死、非缺血性心脏病甚至心脏肿瘤等疾病,DGE 成像是评价其心脏生理状态的有效方法。

此外,快速增强成像、心肌波谱成像、弥散张量成像等技术都是 CMR 常用技术的重要组成部分,可为心脏成像提供形态、功能、灌注、活性、代谢、血流动力学及生物力学等全方位的信息。

2.3 采样模式

MRI 成像过程中采集到的各点数据按一定轨迹顺序填充 K 空间,主要分为笛卡尔采样和非笛卡尔采样两类。笛卡尔采样的 K 空间填充方式为直线式逐行顺序填充,采样点落在相互平行的直线上,如图 1(a)所示。该方法简单方便,但采集时间较长,对运动伪影敏感。非笛卡尔采样的采样点不会落在平行直线上,主要包括径向采样、螺旋采样等。径向采样沿通过 K 空间中心的径向直线采集磁共振数据,如图 1(b)所示。径向采样的每个辐条含有等量的低频到高频的信息,对决定图像主要信息的中心数据进行过采样,因此采样质量较好,对物体运动不太敏感。螺旋采样是指按照螺旋线的轨迹进行采样,如图 1(c)所示。螺旋采样对流动不敏感,对梯

度功率的利用率高,可在一次或数次螺旋中采集覆盖整个 K 空间的感兴趣区域,因此其成像速度很快,适用于快速变化的 CMR 动态成像。

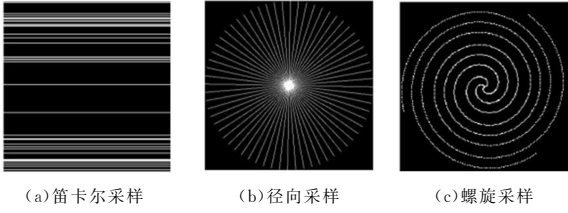


图 1 采样模式

Fig. 1 Sampling mask

近年来,径向黄金采样已成为 CMR 图像采集的研究热点。径向采样中相邻采样辐条之间的夹角是相等的;而径向黄金采样则以 111.25° 为角度增量来获取采样辐条,该角度是基于黄金分割比得到的,故称为黄金角度^[11]。随着采样辐条的增加,径向黄金采样能够使采样辐条均匀地分布于 K 空间中,而且不会出现重复采样的情况,如图 2 所示。对于重构过程所需的任意数目的采样辐条,尤其当辐条总数随斐波那契数列变化时,径向黄金采样能确保获得最优的 K 空间采样分布^[12]。目前,径向黄金采样已被广泛应用于 CMR 成像,但由于过大的角度增量会产生涡流,从而导致图像伪影较为严重,因此有学者在径向黄金采样的基础上提出小角度径向黄金采样模式,该模式不仅保留了原先黄金角度的优点,而且可以有效减少伪影^[13-14]。

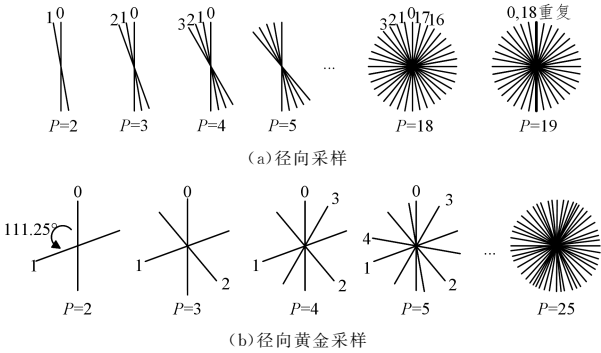


图 2 径向线性采样与径向黄金采样

Fig. 2 Radial trajectories and golden angle radial trajectories

3 压缩感知理论框架

压缩感知是一种与信号固有性质和内容相关的全新采样模式,包括 3 个核心步骤——稀疏表示、观测矩阵和重构算法,基本框架如图 3 所示。它不受奈奎斯特采样定理的约束,原始信号在某变换域内具有稀疏性是压缩感知的先验条件,通过观测矩阵将信号投影到低维空间得到测量值,然后通过求解约束优化问题精确重构原始图像。

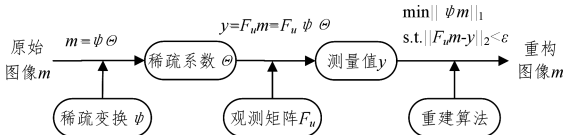


图 3 压缩感知理论框架

Fig. 3 Framework of compressed sensing theory

根据图 3,假设大小为 $N \times N$ 的图像 m 在稀疏变换域 Ψ 中具有稀疏性,对其进行稀疏变换得到变换系数 Θ ,即:

$$m = \Psi\Theta \tag{1}$$

那么利用一个与稀疏域 Ψ 不相关的测量矩阵 $F_u (M \times N, M \ll N)$ 对原始图像 m 进行测量,得到的测量值 y 仍保留了原始图像 m 的全部信息,即:

$$y = F_u m = F_u \Psi \Theta \tag{2}$$

如何通过优化算法实现从测量值 y 精确重构原始图像 m 的过程呢? Candes 等证明了可以通过求解最小 l_0 范数解决信号重构问题,即:

$$\min \|\Psi m\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \|F_u m - y\|_2 < \epsilon \tag{3}$$

其中, $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数,即向量中非零元素的个数。不等式 $\|F_u m - y\|_2 < \epsilon$ 约束 K 空间数据的一致性, ϵ 表示测量值重构的保真度。Donoho 指出:最小 l_0 范数是一个 NP-hard 问题,对于实际问题而言无法有效实现^[15],在一定条件下,可将求解最小 l_0 范数等价于求解最小 l_1 范数来获得近似解,即式(3)转化为:

$$\min \|\Psi m\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|F_u m - y\|_2 < \epsilon \tag{4}$$

其中, $\|\cdot\|_1$ 表示 l_1 范数,定义 $\|x\|_1 = \sum_i |x_i|$ 。进一步将式(4)转化为如下拉格朗日形式:

$$\tilde{\Theta} = \arg \min \|F_u m - y\|_2^2 + \lambda \|\Psi m\|_1 \tag{5}$$

其中, λ 为拉格朗日乘子。将由式(5)求解得到的近似变换系数 $\tilde{\Theta}$ 代入式(1),从而得到原始图像的精确重构 \tilde{m} ,即:

$$\tilde{m} = \Psi \tilde{\Theta} \tag{6}$$

在实际 MRI 成像过程中,原始图像是事先未知的,从患者身上扫描得到的数据经过线圈接收以及后续编码处理得到的是 K 空间数据。目前的理论研究均以 K 空间完整采样图像作为原始图像或金标准图像,通过相关优化算法从 K 空间欠采样数据中快速重构出的图像为 CS-MRI 的实际结果,将其视为金标准图像的近似。

3.1 稀疏表示

通俗地讲,稀疏性是指信号的绝大部分系数都为 0 或者接近 0,少量系数的绝对值较大。自然界中,只有部分信号本身具备良好的稀疏性,大部分信号在某些变换域变换后才表现出良好的稀疏性。信号的稀疏性是压缩感知理论的先决条件,信号越稀疏,重构该信号所需的采样点数就越少。只有保证了稀疏度,才能保证后续的重构精度。因此,变换域的选取至关重要。目前,常用的稀疏表示方法既有傅里叶变换、小波变换、Gabor 变换、脊波变换、曲波变换、轮廓波变换等固定的变换域方法,也可采用字典学习的方法得到自适应的稀疏表示。

3.2 观测矩阵

采用一个与稀疏变换矩阵不相关的观测矩阵来得到信号的线性投影,以保证精确地重构原始信号。为了重构稀疏信号,Candes 等^[16]给出并证明了观测矩阵必须满足约束等距性条件(Restricted Isometry Property, RIP); Baraniuk 给出 RIP 的等价条件是测量矩阵 F_u 与稀疏表示的基 Ψ 不相关,即要求 F_u 的行不能由 Ψ 的列表示,且 Ψ 的列不能由 F_u 的行表示^[17]。

通常满足条件的观测矩阵有 3 类:1)随机观测矩阵,包括高斯随机矩阵、伯努利随机矩阵、一致球矩阵、部分正交矩阵等。它们的优点在于与绝大多数稀疏基不相关,而且精确重构所需的测量值数目较少;缺点在于具有不确定性,不易于硬件实现,计算复杂度高,难以适用于大规模问题。2)确定性观测矩阵,包括 Toeplitz 和循环矩阵、轮换矩阵和分块多项式确定性矩阵等。确定性观测矩阵更有利于工程设计、降低内存以及快速计算;缺点是需要更多的观测次数来实现精确重构。3)结构随机矩阵^[18],如部分随机傅里叶矩阵。这类矩阵的性质介于上述两者之间,一般仅具有行随机性。

3.3 重构算法

由 M 维测量值重构出 N ($M \gg N$) 维图像的过程称为压缩感知重构,重构算法是压缩感知理论的核心内容^[19]。目前重构算法大致分为 4 类,如图 4 所示。

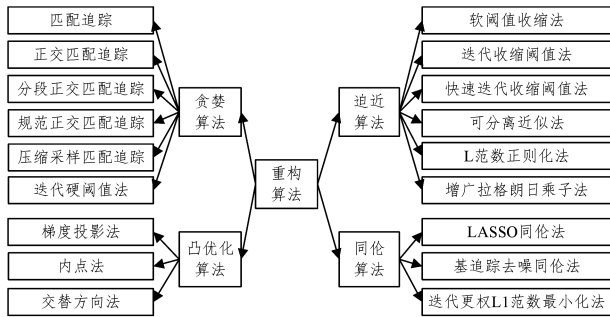


图 4 重构算法的分类框图

Fig. 4 Classification diagram of reconstruction algorithms

(1)贪婪算法。该类算法针对组合优化问题,通过每次迭代选择局部最优解来逐步逼近原始图像^[20];通过迭代方式寻找系数向量的支撑集,并使用受限支撑集最小二乘估计来重构原始信号。算法的复杂度大多是由找到正确支撑集所需要的迭代次数来决定,计算复杂度低,计算速度快,但重构精度低^[21]。

(2)凸优化算法。这类算法通过将非凸问题转化为凸问题来求解信号的逼近。其中最常用的是基追踪算法(Basis Pursuit, BP),该算法使用 l_1 范数替代 l_0 范数来获得全局最优解,重构精度高;但计算复杂度高,且抗噪性能较差。鉴于此,有学者提出自适应基追踪算法,其可根据原始信号的信噪比自适应地选取最佳重构参数,以达到提高信噪比的目的^[22]。相较于贪婪算法,凸优化算法具有唯一性和稳定性,重构效果好,但计算复杂度高。

(3)逼近算法。此类算法用于求解逼近算子不动点问题,重构图像时效果较好,计算复杂度也相对较低,实现简单,在处理稀疏模型的重构问题上具有明显优势。

(4)同伦算法。该类算法中迭代下降的同伦路径具有明显优势,可以较快地迭代重构出最优解。在重构精度方面,同伦算法优于贪婪算法;在重构速度方面,同伦算法优于凸优化算法。

4 CS 在 CMR 中的应用综述

4.1 基于算法改进的 CS-CMR 重构

针对 CMR 成像的特点,很多学者在已有算法的基础上

进行改进,以达到加速成像和减少伪影的目的。文献[23]将渐进最优的 kt-FOCUSS 算法应用于动态 CMR 成像,该算法的收敛速度快,可视效果好。此外,该文献还将 Bregman 迭代算法加速的 kt-SLR 应用于心肌灌注成像中,通过结合谱惩罚和 TV 正则化取得了较优的重构效果。文献[24]提出利用 CMR 信号的时空双稀疏性进行压缩感知重构,在提高欠采样率的同时获得了较好的重构效果。文献[25]提出将新颖的结合运动补偿技术的 CS 模型用于自主呼吸的 CMR 中,并且使用径向黄金采样来纠正重构心脏图像中的任意仿射或非刚性运动,从而达到降低甚至消除心脏运动伪影的目的。文献[26-27]将压缩感知与并行成像相结合后应用于高速动态 CMR 成像以及心脏灌注成像中,利用具有不同空间灵敏度的多个线圈接收欠采样 K 空间数据来重构图像,使得时空分辨率和成像速度明显提高,并且对运动伪影不敏感。文献[28]提出基于重构参考图像先验信息的动态心脏磁共振成像方法,该方法能得到单个时刻的图像,对比度和图像质量均较高。但是,动态图像中仍有较多图像噪声和运动伪影。针对这个问题,该文献还提出了基于字典学习的动态 CMR 方法,其用字典学习的方法替代 TV 全变差,充分利用了字典学习更好的稀疏性和去噪效果。

目前,已有部分学者应用 CMR 技术来检查心脏的相关功能。文献[29]将径向采样技术应用于胎儿 CMR,采用稀疏填充方式集中填充 K 空间中心区域,抑制平衡稳态自由进动序列引起的条带状伪影,在胎儿 CMR 诊断心外大血管畸形中具有良好的空间分辨率和诊断优势。文献[30]应用 CS-CMR 来评估左心室在单次呼吸中的功能,证实单次呼吸全心电影成像可以取代多次呼吸电影成像,对呼吸能力受损以及无法忍受长时间检查的病人来说大有益处。

4.2 结合低秩特性的重构算法

有不少学者利用 CMR 信号的低秩特性,提出了低秩+稀疏张量分解(Low Rank Plus Sparse Tensor Decomposition, L+S)的方法,该方法尤其适合动态图像重构,为进一步加快成像速度提供了可能。文献[31]提出通过 L+S 分解来加速动态 MRI 成像,重构高度加速的动态 MRI 数据,保证了更好的重构性能。文献[32-33]提出用低秩+稀疏张量分解的方法来进行动态 CMR 重构,以高效的交替方向乘法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)求解各个部分直至算法收敛,能保持较多的图像细节信息。文献[34]在低秩先验基础上引入稀疏约束作为图像额外的先验知识,建立基于全变差和低秩约束的 CS 图像重构模型,获得了更高质量的重构图像。文献[35]提出一种将稀疏和低秩先验分离的算法来加速动态 MRI 重构,建立相应的低秩矩阵和 x - f 域稀疏模型,有效减少了运动伪影,利于提取动态信息。文献[36]提出多尺度低秩矩阵分解模型,并将其用于动态对比增强 MRI 重构,以尺度逐块增加的低秩矩阵之和来构造多尺度低秩模型,取得了比普通低秩+稀疏模型更好的效果。文献[37]将传统的低秩模型拓展到特征空间,提出了基于核的低秩模型,并将其用于动态 MRI 图像的快速重构。文献[38]提出鲁棒主成分分析,将其用于三维多光谱 MRI 的加速成像,将共振信息视作主要成分并以秩一矩阵进行紧凑表示,而将

非共振信息视为稀疏误差,从而减少了重构误差,并有效降低了伪影。文献[39]结合低秩矩阵结构和哈达玛变换以获取更加稀疏的表达,提高了4D MRI的重构精度并缩短了扫描时间。文献[40]提出局部低秩(Locally Low-Rank, LLR)和空间稀疏正则化(Spatial Sparsity Regularization, SSR)相结合的方法,并将其用于多回波水-脂 MRI 的加速成像,有效去除了噪声和伪影。文献[41]提出低秩自适应稀疏信号模型(Low-Rank and Adaptive Sparse Signal, LASSI),将动态图像序列分解为低秩分量和自适应字典域上的稀疏分量,取得了比传统低秩+稀疏模型更优的重构效果。文献[42]提出基于低秩稀疏分解模型的模糊增广拉格朗日乘法(Inexact Augmented Lagrange Multipliers, IALM),并将其用于加速动态 MRI 成像,获得了较好的性能指标。文献[43]提出基于块的联合约束全变差并将其用于 MRI 加速成像,消除了传统全变差所导致的阶梯效应。文献[44]提出基于非凸低秩和稀疏约束的压缩感知重构算法,并将其用于欠采样 dMRI 图像的重构,以 ADMM 来解决非凸最优化问题,在保证快速成像的同时,获得了更高的性能指标。文献[45]结合基于压缩感知的全变差和时空低秩正则化模型以及并行成像技术,提出了多对比度快速梯度回波成像的重构,其具有较高的鲁棒性。文献[46]提出了稀疏和密度混合表示模型(Sparse and Dense Hybrid Representation, SDR),对不同的先验信息建立不同的子空间模型,并以统一的形式来描述稀疏和低秩特性,最后通过 ADMM 获得了较好的重构效果。文献[47]提出基于部分可分离性(Partial Separability, PS)模型的压缩感知动态 CMR 成像方法,将动态 CMR 信号分离至时间域和空间域分别进行采样,并在相位编码方向采用随机降采样的方法来弥补 PS 模型要求大量预扫描数据来估计相关参数的缺点,获得了更高的时空分辨率。文献[48]提出了运动补偿数据分解方法(Motion Compensated Data Decomposition, MCDD),其能够最小化运动伪影,获得了更佳的重构效果。文献[49]提出非刚体运动补偿算法,并将其用于心脏电影图像的压缩感知重构,有效去除了动态心脏图像中的模糊以及运动伪影,提高了重构质量。

4.3 基于深度学习的重构算法

基于深度学习的重构算法是当前的研究热点之一。文献[50]提出将深度级联的卷积神经网络应用于 CMR 图像的快速重构,并获得了比字典学习方法更高的重构精度。文献[51]提出将离线卷积神经网络应用于加速 MRI 成像,不仅补充了零填充图像所丢失的细节信息,还能与在线 CS-MRI 方法兼容,从而使成像更加高效。文献[52]提出将迁移学习应用于深度神经网络的训练中,用包含几千幅自然图像的数据集来训练网络,然后用数十幅 MRI 图像对网络进行微调,其重构效果可与用数千幅 MRI 图像训练出的网络效果相媲美。文献[53]将 CS-MRI 图像重构视为余量回归问题,采用深度卷积神经网络来学习伪影,其性能比现有方法以及并行成像方法更好,而且计算时间较短。文献[54]提出将级联深度卷积神经网络应用于 CMR 重构,心脏动态序列能在 10 s 之内完成重构,并且较好地保持了图像的解剖结构。文献[55]将卷积回归神经网络应用于 CMR 重构,结合时空序列相关性,使用回归隐层获得了更佳的学习效果。

文献[56]将对抗神经网络应用于 MRI 成像,利用一个基于生成式对抗网络的对抗损失函数来估测缺失样本,获得了比卷积神经网络更高的峰值信噪比。文献[57]提出了新型的生成式对抗网络,其特殊的生成模型与带有循环损失函数的判别模型在训练过程中相互竞争,取得了令人满意的重构精度和重构速度。文献[58-60]将去伪影生成式对抗网络用于 CS-MRI 的快速重构,利用精巧的学习算法来稳定生成模型,以达到减少伪影的目的,并对判别模型中的对抗损失函数进行改进,以更好地保留图像的细节与边缘。

文献[61-62]充分利用深度学习网络中参数学习的灵活性以及 ADMM 算法分而治之的高效性,在提高重构精度的同时加快了重构速度。文献[63]将 U-型网络应用于 MRI 重构,并对欠采样 K 空间数据增加少量低频信息,以便定位病变区域,用网络输出图像所对应的 K 空间数据对原欠采样 K 空间数据进行修正。文献[64]将变分网络应用于 MRI 重构,较好地保留了图像的重要特征,且重构速度较快。

5 图像重构质量的评价指标

主观评价和客观评价是传统图像质量评价方法中具有代表性的两类方法。主观评价是以人为观察者对被评价图像的优劣做出直观评价;客观评价是通过被评价图像偏离标准图像的误差或者与标准图像的相似程度来衡量图像质量。压缩感知图像重构算法中常用的客观评价指标主要包括:峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)、结构化相似度(Structural Similarity, SSIM)、均方误差(Mean Squared Error, MSE)、相对 l_2 范数误差(Relative l_2 Norm Error, RLNE)、正则化均方根误差(Root Normalized Mean Squared Error, RNMSE)等。以上指标的计算公式分别如下:

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{255}{\sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [x'(i, j) - x(i, j)]^2}} \quad (7)$$

$$SSIM = \frac{(2\mu_x \mu_{x'} + C_1) \cdot (2\sigma_x \sigma_{x'} + C_2) \cdot (\sigma_{xx'} + C_3)}{(\mu_x^2 + \mu_{x'}^2 + C_1) \cdot (\sigma_x^2 + \sigma_{x'}^2 + C_2) \cdot (\sigma_x \sigma_{x'} + C_3)} \quad (8)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [x'(i, j) - x(i, j)]^2}{M \times N} \quad (9)$$

$$RLNE = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |x'(i-j) - x(i, j)|^2}{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |x(i, j)|^2} \quad (10)$$

$$RNMSE = \frac{\|x(i, j) - x'(i, j)\|_F}{\|x(i, j)\|_F} \quad (11)$$

其中, $x(i, j)$ 和 $x'(i, j)$ 分别表示原始图像与重构图像,大小均为 $M \times N$ 。 $\|\cdot\|_F$ 为矩阵的 F 范数。PSNR 值越大,噪声在图像中所占的比重越小,重构效果就越理想。式(8)中, μ_x 和 σ_x^2 分别是原始图像的均值和方差, $\mu_{x'}$ 和 $\sigma_{x'}^2$ 分别是重构图像的均值和方差, $\sigma_{xx'}$ 是二者的协方差。 $c_1 = (k_1 L)^2$, $c_2 = (k_2 L)^2$ 和 $c_3 = (k_3 L)^2$ 是用来防止分母为 0 的常数, L 是像素值的动态范围,通常 $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$, $k_3 = 0.5$, $L = 255$ 。SSIM 对图像的亮度、对比度和结构分别进行了比较,其值越大,重构图像和原始图像之间越相似,重构效果越理想。MSE 和 RNMSE 分别描述重构图像与原始图像之间的均方

误差以及正则化均方根误差,其值越小,重构图像与原始图像之间的误差就越小。RLNE 用于描述两幅图像之间的 l_2 范数的相对误差,其值越小,误差就越小。

统计本文引用的近 3 年的相关参考文献(共计 36 篇)所采用的图像质量评价指标,如表 1 所列。

表 1 评价指标在本文相关参考文献中的使用分布

Table 1 Distribution of objective quantitative indices used in related references

| 评价指标 | 参考文献 | 所占比例/% |
|-------|--|--------|
| PSNR | [24],[32-35],[42-43],[48],[52],[55-59],[61-62] | 44.4 |
| SSIM | [24],[31],[35],[42],[44],[49],[52],[55],[57],[59-60],[63-64] | 36.1 |
| MSE | [23],[33],[35],[37],[48],[50],[54-55],[63-64] | 27.8 |
| RLNE | [43],[47] | 5 |
| RNMSE | [37],[39],[41],[53] | 11.1 |

从表 1 可以看出,大部分文献使用了至少一种客观评价指标。其中,由于 MSE 是 PSNR 公式中的分母,若将其归为一类,则 PSNR 指标的使用率高达 61.1%,其应用的广泛性可见一斑。SSIM, RLNE 和 RNMSE 的使用率分别为 36.1%, 5% 和 11.1%。此外,个别文章使用了信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)、高频正则化误差范数(High-Frequency Normalized Error Norm, HFEN)等指标来评价图像的质量,但由于其所占比例极小,因此未在表 1 中详细列出。另外,必须指出的是,客观评价指标虽然已经成为压缩感知图像重构领域中必不可少的评价手段,但是几乎所有文献都会列出重构结果图及其局部区域放大图,甚至包含剖分线图,以便人眼视觉系统共同评价图像的整体质量。

6 作者在 CS-CMR 方面的研究进展

作者认为,尽管 CMR 图像重构算法及其改进形式成千上万,但究其根本可以分为串行和并行两大类,算法流程如图 5 所示,其中虚线表示串行重构,实线表示并行重构。串行重构是指在重构算法运行之前必须搜集所有帧的 K 空间数据,利用整个数据的冗余性,采用运动补偿、字典学习、组聚类、低秩优化等方法重构整个图像序列。这类算法的重构精度较高,但是需要多次调参,因此计算速度较慢,难以满足实时性要求。并行重构则是假设相邻两帧图像之间的差异很小,通过稀疏正则化重构并更新图像。这类算法的特点是计算速度较快,但是由于存在误差累积,易导致重构结果不够精确,因此不适用于相对较长的序列图像的重构。

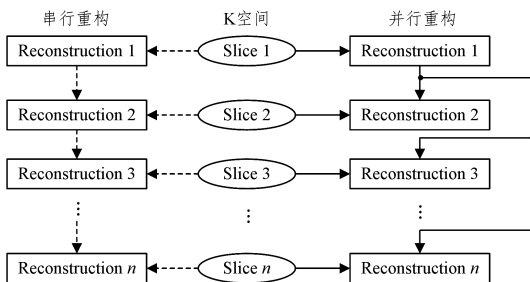


图 5 CMR 图像重构算法的分类及流程示意图

Fig. 5 Classification and flowchart of CMR reconstruction algorithms

下面简要介绍本文作者在 CS-CMR 方面的研究进展。因篇幅所限,未详细论述算法的推导,仅给出算法的基本思想和部分结果。

基于图像序列差分正则化的 CS-CMR 算法的基本思想是:以第一帧图像作为参考图像,从 K 空间数据重构出第一帧图像后,利用图像序列差分正则化使得后续帧的重构均以第一帧图像为参考,同时利用时间域和空间域的稀疏性。采用改进的 NESTA 算法对模型进行求解,提高算法的实时性。该算法的部分实验结果如图 6—图 8 所示。

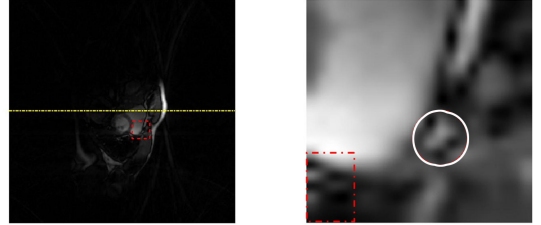


图 6 完整采样图像的第 16 帧及其局部区域的放大显示
Fig. 6 The 16th image of full-sampling sequence and its local region magnification

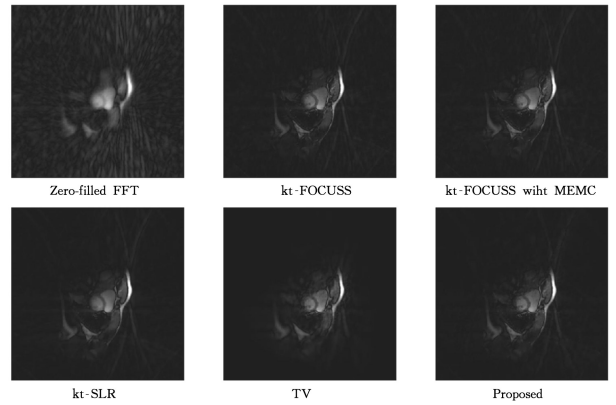


图 7 6 种算法的重构结果序列中第 16 帧图像的对比
Fig. 7 Comparison of the 16th image from different 6 reconstruction algorithms

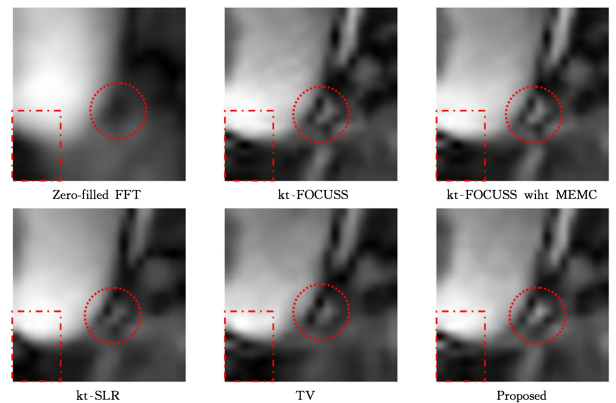


图 8 6 种算法的重构结果序列中第 16 帧图像局部区域的放大显示

Fig. 8 Comparison of local region magnification of the 16th image from different 6 reconstruction algorithms

基于多尺度低秩的 CS-CMR 算法的基本思想是:将多分辨率思想引入低秩稀疏分解理论,提出基于多尺度低秩分解

模型和 ADMM 算法的 CMR 图像快速重建算法。该算法的部分实验结果如图 9—图 11 所示。

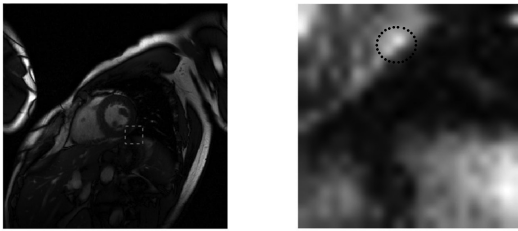


图 9 完整采样图像的第 12 帧及其局部区域的放大显示
Fig. 9 The 12th image of full-sampling sequence and its local region magnification

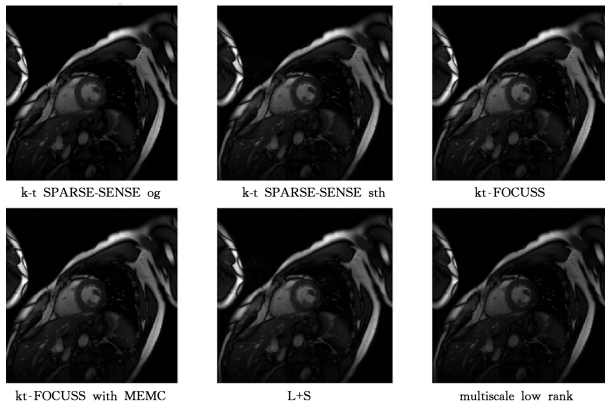


图 10 6 种算法的重构结果序列中第 12 帧图像的对比
Fig. 10 Comparison of the 12th image from different 6 reconstruction algorithms

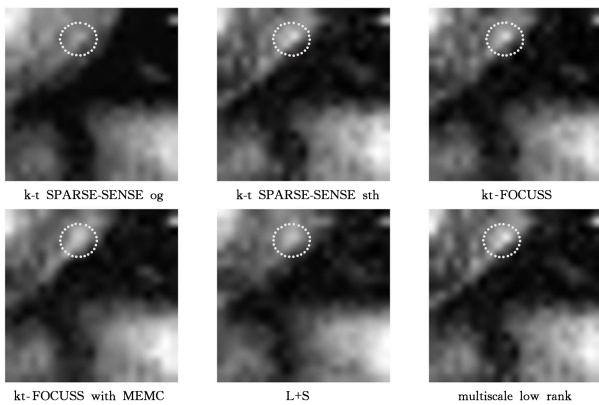


图 11 6 种算法的重构结果序列中第 12 帧图像局部区域的放大显示
Fig. 11 Comparison of local region magnification of the 12th image from different 6 reconstruction algorithms

从图 6—图 11 可以看出:作者提出的上述两种 CS-CMR 重建算法均以峰值信噪比 PSNR、相对误差 RLNE 和均方根误差 RMSE 为定量评价指标,结合人眼视觉感受、局部区域放大等定性分析方法,说明相对于其他主流算法而言,所提算法具有最佳的性能指标,同时对图像细节的处理和边缘轮廓的显示更接近完整采样图像,运行速度较快,很好地满足了医学图像处理精确性和实时性的双重要求。

结束语 本文首先对 CMR 的发展现状及研究价值进行阐述,其次简要介绍 CMR 常用序列、相关技术以及采样模式,然后对压缩感知理论框架进行较为详细的解释,最后分别

从 CS 重建算法改进、结合低秩特性的重建算法以及结合深度学习的重建算法这 3 个方面对近 3 年的相关文献进行了综述,同时分析了几种常用的图像质量评价指标,给出了作者在 CS-CMR 领域的最新研究成果。归根结底,将压缩感知理论应用于 CMR 的目的包括:1)缩短成像时间,有利于医生及时掌握患者病情,同时也有利于增加临床吞吐量;2)提高成像质量,有效抑制心脏运动伪影,更高分辨率的影像有利于提高诊断的准确性。

目前,CS-CMR 技术正处于发展阶段,虽然取得了一定的成像效果,但仍存在许多尚需进一步研究的问题。1)在压缩感知理论中寻找新的稀疏基,设计新的观测矩阵,提高重建算法的效率以及压缩感知的硬件实现等。2)构建专门针对 CMR 成像的客观评价指标。上文介绍的评价指标已被广泛用于 MRI 图像的质量评价,但这些都是基于图像整体的评价,均衡对待图像中的每一个像素,有时易导致评价结果与人眼主观视觉存在偏差,因此有必要寻找基于感兴趣区域(Region of Interesting, ROD)的与人眼主观视觉效果一致的新型评价指标。3)针对 CMR 特性,寻找更理想的心脏成像序列,开发有效消除心脏运动伪影的辅助工具,也将进一步促进 CMR 技术的临床推广和应用。

参考文献

- [1] LI S T, WEI D. A Survey on Compressive Sensing [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(11): 1369-1377. (in Chinese)
李树涛,魏丹. 压缩传感综述[J]. 自动化学报, 2009, 35(11): 1369-1377.
- [2] YIN H P, LIU Z D, CHAI Y, et al. Survey of Compressed Sensing [J]. Control & Decision, 2013, 28(10): 1441-1445. (in Chinese)
尹宏鹏,刘兆栋,柴毅,等. 压缩感知综述[J]. 控制与决策, 2013, 28(10): 1441-1445.
- [3] JIAO P F, LI L, ZHAO J. New Advances of Compressed Sensing in Medical Image Reconstruction [J]. CT Theory and Applications, 2012, 21(1): 133-147. (in Chinese)
焦鹏飞,李亮,赵骥. 压缩感知在医学图像重建中的最新进展[J]. CT 理论与应用研究, 2012, 21(1): 133-147.
- [4] GEETHANATH S, REDDY R, KONAR A S, et al. Compressed Sensing MRI: a review [J]. Critical Reviews™ in Biomedical Engineering, 2013, 41(3): 213-235.
- [5] DONOHO D. Compressed Sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [6] LUSTIG M, DONOHO D, PAULY J M. Sparse MRI: the Application of Compressed Sensing for Rapid MR Imaging [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58(6): 1182-1195.
- [7] TANG Y, YAMASHITA Y, NAMIMOTO T, et al. Characterization of Focal Liver Lesions with Half-fourier Acquisition Single-Shot Turbo-Spin-Echo (HASTE) and Inversion Recovery (IR)-HASTE Sequences [J]. Journal of Magnetic Resonance Imaging, 1998, 8(2): 438-445.
- [8] BIGLAND J D, RADJENOVIC A, RIDGWAY J P. Cardiovascular Magnetic Resonance Physics for Clinicians; Part II [J]. Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance, 2012, 20(14): 66.

- [9] COELHO-FILHO O R, RICKERS C, KWONG R Y, et al. Myocardial Perfusion Imaging [J]. *Radiology*, 2013, 266(3): 701-715.
- [10] GOMORI J M, HOLLAND G A, GROSSMAN R I, et al. Fat Suppression by Section-select Gradient Reversal on Spin-Echo MR Imaging, Work in progress [J]. *Radiology*, 1988, 168(2): 493-495.
- [11] WINKELMANN S, SCHAEFFTER T, KOEHLER T, et al. An Optimal Radial Profile Order Based on the Golden Ratio for Time-Resolved MRI [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, 26(1): 68-76.
- [12] WANG J. Coil Compression for Accelerated Imaging with Radial Acquisition [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016. (in Chinese)
王晶. 磁共振线圈通道压缩算法在径向快速采集中的应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.
- [13] WUNDRAK S, PAUL J, ULRICI J, et al. A Small Surrogate for the Golden Angle in Time-Resolved Radial MRI Based on Generalized Fibonacci Sequences [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 34(6): 1262-1269.
- [14] WUNDRAK S, PAUL J, ULRICI J, et al. Golden Ratio Sparse MRI Using Tiny Golden Angles [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2016, 75(6): 2372-2378.
- [15] DONOHO D. For Most Large Underdetermined Systems of Linear Equations, the Minimal L1-norm Solution is Also the Sparsest Solution [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(6): 797-829.
- [16] CANDÈS E, TAO T. Decoding by Linear Programming [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(12): 4203-4215.
- [17] BARANIUK R G. Compressive Sensing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118-121.
- [18] XU Z Q. Compressed Sensing: A Survey [J]. *Science China: Math*, 2012, 42(9): 865-877. (in Chinese)
许志强. 压缩感知[J]. *中国科学: 数学*, 2012, 42(9): 865-877.
- [19] SHAO W Z, WEI Z H. Advances and Perspectives on Compressed Sensing Theory [J]. *Journal of Image & Graphics*, 2012, 17(1): 4-15. (in Chinese)
邵文泽, 韦志辉. 压缩感知基本理论: 回顾与展望[J]. *中国图像图形学报*, 2012, 17(1): 4-15.
- [20] FANG H, YANG H R. Greedy Algorithms and Compressed Sensing [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(12): 1413-1421. (in Chinese)
方红, 杨海蓉. 贪婪算法与压缩感知理论[J]. *自动化学报*, 2011, 37(12): 1413-1421.
- [21] LI S, MA C W, LI Y, et al. Survey on Reconstruction Algorithm Based on Compressive Sensing [J]. *Infrared & Laser Engineering*, 2013, 42(s1): 225-232. (in Chinese)
李坤, 马彩文, 李艳, 等. 压缩感知重构算法综述[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(s1): 225-232.
- [22] SUN L H, YANG Z. Compressed Sensing of Noisy Speech Signal Based on Adaptive Basis Pursuit De-noising [J]. *Journal of Nanjing University of Posts & Telecommunications*, 2011, 31(5): 1-6. (in Chinese)
孙林慧, 杨震. 基于自适应基追踪去噪的含噪语音压缩感知[J]. *南京邮电大学学报(自然科学版)*, 2011, 31(5): 1-6.
- [23] LV C L. Rapid Dynamic Magnetic Resonance Imaging Based on Compressed Sensing [D]. Jinan: Shandong University, 2012. (in Chinese)
吕成林. 基于压缩感知的快速动态磁共振成像[D]. 济南: 山东大学, 2012.
- [24] ZAMANI J, MOGHADDAM A N, RAD H S. Compressed Sensing Cardiac MRI Exploiting Spatio-Temporal Sparsity [J]. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 2013, 15(1): 1-3.
- [25] USMAN M, ATKINSON D, ODILLE F, et al. Motion Corrected Compressed Sensing for Free-breathing Dynamic Cardiac MRI [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2013, 70(2): 504-516.
- [26] OTAZO R, LI F, CHANDARANA H, et al. Combination of Compressed Sensing and Parallel Imaging for Highly-Accelerated Dynamic MRI [C]// *International Symposium on Biomedical Imaging*. Barcelona: IEEE Press, 2012: 980-983.
- [27] OTAZO R, KIM D L, SODICKSON D K. Combination of Compressed Sensing and Parallel Imaging for Highly Accelerated First-pass Cardiac Perfusion MRI [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2010, 64(3): 767-776.
- [28] CHEN Z W. Real Time Cardiac Magnetic Resonance Imaging Based on Compressed Sensing [D]. Shenyang: North Eastern University, 2015. (in Chinese)
陈兆文. 基于压缩感知的心脏实时磁共振成像[D]. 沈阳: 东北大学, 2015.
- [29] ZHANG H, HU L W, WANG Q, et al. Application of Radial K-space Acquisition in Fetal Cardiac MRI [J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2016, 33(6): 580-583. (in Chinese)
张弘, 胡立伟, 王谦, 等. 径向 K 空间采样技术在胎儿心脏磁共振成像中的应用[J]. *中国医学物理学杂志*, 2016, 33(6): 580-583.
- [30] KIDO T, NAKAMURA M, WATANABE K, et al. Compressed Sensing Real-time Cine Cardiovascular Magnetic Resonance: Accurate Assessment of Left Ventricular Function in A Single-Breath-Hold [J]. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 2016, 18(1): 50.
- [31] OTAZO R, CANDÈS E, SODICKSON D K. Low-rank and Sparse Matrix Decomposition for Accelerated Dynamic MRI with Separation of Background and Dynamic Components [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2015, 73(3): 1125-1136.
- [32] ROOHI S F, ZONOABI D, KASSIM A A, et al. Dynamic MRI Reconstruction Using Low Rank plus Sparse Tensor Decomposition [C]// *International Conference on Image Processing*. Phoenix: IEEE Press, 2016: 1769-1773.
- [33] ROOHI S F, ZONOABI D, KASSIM A A, et al. Multi-dimensional Low Rank plus Sparse Decomposition for Reconstruction of Under-Sampled Dynamic MRI [J]. *Pattern Recognition*, 2017(63): 667-679.
- [34] CHEN C W, ZHU J. Compressed Sensing Image Reconstruction Based on Low-rank and Sparse Prior [J]. *Applications Research of Computers*, 2017, 34(3): 949-952. (in Chinese)
陈长伟, 朱俊. 基于低秩和稀疏性先验知识的压缩感知图像重构[J]. *计算机应用研究*, 2017, 34(3): 949-952.

- [35] CHEN S J, YANG X M, LV X S. Fast Dynamic MRI Reconstruction Based on Separation via Sparse Pluse Low-rank Prior [J]. *Applications Research of Computers*, 2016, 33(10): 3196-3200. (in Chinese)
陈思吉, 杨晓梅, 吕雪霜. 基于稀疏和低秩先验分离的快速动态MRI重建[J]. *计算机应用研究*, 2016, 33(10): 3196-3200.
- [36] FRANK O, LUSTIG M. Beyond Low Rank+ Sparse: Multiscale Low Rank Matrix Decomposition [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2016, 10(4): 672-687.
- [37] NAKARMI U, WANG Y H, LYU J Y, et al. A Kernel-based Low-rank (KLR) Model for Low-dimensional Manifold Recovery in Highly Accelerated Dynamic MRI [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(11): 2297-2307.
- [38] LEVINEE, STEVENSK, BEAULIEU C, et al. Accelerated Three-Dimensional Multispectral MRI with Robust Principal Component Analysis for Separation of On- and Off-Resonance Signals [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2018, 79(3): 1495-1505.
- [39] VALVANO G, MARTINI N, HUBER A, et al. Accelerating 4D Flow MRI by Exploiting Low-Rank Matrix Structure and Hadamard Sparsity [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2017, 78(4): 1330-1341.
- [40] LUGAUER F, NICKEL D, WETZL J, et al. Accelerating Multi-Echo Water-Fat MRI with a Joint Locally Low-Rank and Spatial Sparsity-Promoting Reconstruction [J]. *Magnetic Resonance Materials in Physics, Biology and Medicine*, 2017, 30(2): 189-202.
- [41] RAVISHANKAR S, MOORE B, NADAKUDITI R, et al. Low-rank and Adaptive Sparse Signal (LASSI) Models for Highly Accelerated Dynamic Imaging [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(5): 1116-1128.
- [42] CHEN J B, LIU S Y, HUANG M. Low-Rank and Sparse Decomposition Model for Accelerating Dynamic MRI Reconstruction [J]. *Journal of Healthcare Engineering*, 2017(12): 1-9.
- [43] LIU S J, CAO J X, LIU H Q, et al. MRI Reconstruction Using a Joint Constraint in Patch-Based Total Variational Framework [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2017, 46: 150-164.
- [44] LIU R W, SHI L, YU S C, et al. Reconstruction of Undersampled Big Dynamic MRI Data Using Non-Convex Low-Rank and Sparsity Constraints [J]. *Sensors*, 2017, 17(3): 509.
- [45] CAO P, ZHU X C, TANG S Y, et al. Shuffled Magnetization-Prepared Multicontrast Rapid Gradient-Echo Imaging [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2018, 79(1): 62-70.
- [46] LIU Q G, WANG S S, LIANG D. Sparse and Dense Hybrid Representation via Subspace Modeling for Dynamic MRI [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2017, 56: 24-37.
- [47] ZHANG X, XIE G, FENG X, et al. Accelerating PS Model-Based Dynamic Cardiac MRI using Compressed Sensing [J]. *Magnetic Resonance Imaging*, 2016, 34(2): 81-90.
- [48] TOLOUEE A, ALIREZAIE J, BABYN P. Motion Compensated Data Decomposition Algorithm to Accelerate Dynamic Cardiac MRI [J]. *Magnetic Resonance Materials in Physics, Biology and Medicine*, 2017, 30(1): 1-15.
- [49] TOLOUEE A, ALIREZAIE J, BABYN P. Nonrigid Motion Compensation in Compressed Sensing Reconstruction of Cardiac Cine MRI [J]. *Magnetic Resonance Imaging*, 2018, 46: 114-120.
- [50] SCHLEMPER J, CABALLERO J, HAJNAL J V, et al. A Deep Cascade of Convolutional Neural Networks for MR Image Reconstruction [C]// *Information Processing in Medical Imaging*. Honolulu, USA, 2017: 647-658.
- [51] WANG S, SU Z, YING L, et al. Accelerating Magnetic Resonance Imaging via Deep Learning [C]// *International Symposium on Biomedical Imaging*. Prague, Czech Republic: IEEE Press, 2016: 514-517.
- [52] DAR S, CUKUR T. A Transfer-Learning Approach for Accelerated MRI using Deep Neural Networks [J]. arXiv: 1710. 02615.
- [53] LEE D, YOO J, YE J C. Deep Residual Learning for Compressed Sensing MRI [C]// *International Symposium on Biomedical Imaging*. Melbourne, Australia: IEEE Press, 2017: 15-18.
- [54] SCHLEMPER J, CABALLERO J, HAJNAL J V, et al. A Deep Cascade of Convolutional Neural Networks for Dynamic MR Image Reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 37(2): 491-503.
- [55] CHEN Q, SCHLEMPER J, CABALLERO J, et al. Convolutional Recurrent Neural Networks for Dynamic MR Image Reconstruction [J]. arXiv: 1712. 01751.
- [56] SHITRIT O, RAVIV T R. Accelerated Magnetic Resonance Imaging by Adversarial Neural Network [M]// Cardoso M, et al., eds. *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support*. Cham: Springer, 2017: 30-38.
- [57] QUAN T M, NGUYENDUC T, JEONG W K. Compressed Sensing MRI Reconstruction with Cyclic Loss in Generative Adversarial Networks [J]. arXiv: 1709. 00753v1.
- [58] YANG G, YU S, DONG H, et al. DAGAN: Deep De-Aliasing Generative Adversarial Networks for Fast Compressed Sensing MRI Reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, pp(99): 1.
- [59] YU S M, DONG H, YANG G, et al. Deep De-Aliasing for Fast Compressive Sensing MRI [J]. arXiv: 1705. 07137.
- [60] MARDANI M, GONG E, JOSEPH Y, et al. Deep Generative Adversarial Networks for Compressed Sensing (GANCS) Automates MRI [J]. arXiv: 1706. 00051.
- [61] YANG Y, SUN Y, LI H, et al. Deep ADMM-net for Compressive Sensing MRI [C]// *Advances in Neural Information Processing Systems*. Barcelona, Spain: MIT Press, 2016: 10-18.
- [62] YANG Y, SUN Y, LI H, et al. A Deep Learning Approach for Compressive Sensing MRI [C]// *Advances in Neural Information Processing Systems*. Barcelona, Spain: MIT Press, 2016: 10-18.
- [63] CHANG M H, KIM H P, LEE S M, et al. Deep Learning for Undersampled MRI Reconstruction [J]. arXiv: 1709. 02576.
- [64] HAMMERNIK K, KLATZNER T, KOBLER E, et al. Learning a Variational Network for Reconstruction of Accelerated MRI Data [J]. arXiv: 1704. 00447.